

**Band
411**

Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts
Prof. Dr.-Ing. Ansgar Trächtler (Hrsg.)
Regelungstechnik und Mechatronik

Patrick Biemelt

Entwurf und Analyse modell- prädiktiver Regelungsansätze zur Steigerung des Immersions- empfindens in interaktiven Fahrsimulationen

Patrick Biemelt

***Entwurf und Analyse modellprädiktiver
Regelungsansätze zur Steigerung des
Immersionsempfindens in interaktiven
Fahrsimulationen***

***Design and Analysis of Model Predic-
tive Control Approaches to Improve the
Immersion in Interactive Driving Simu-
lations***

Bibliografische Information Der Deutschen Bibliothek

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.ddb.de> abrufbar

Band 411 der Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts

© Heinz Nixdorf Institut, Universität Paderborn – Paderborn – 2023

ISSN (Online): 2365-4422
ISBN: 978-3-947647-30-9

Das Werk einschließlich seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung außerhalb der engen Grenzen des Urheberrechtsgesetzes ist ohne Zustimmung der Herausgeber und des Verfassers unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigung, Übersetzungen, Mikroverfilmungen, sowie die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Als elektronische Version frei verfügbar über die Digitalen Sammlungen der Universitätsbibliothek Paderborn.

Satz und Gestaltung: Patrick Biemelt

Entwurf und Analyse modellprädiktiver Regelungsansätze zur Steigerung des Immersionsempfindens in interaktiven Fahrsimulationen

zur Erlangung des akademischen Grades
DOKTOR DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)
der Fakultät für Maschinenbau
der Universität Paderborn

genehmigte
DISSERTATION

von
M. Sc. Patrick Biemelt
aus Gütersloh

Tag des Kolloquiums: 10. Februar 2023
Referent: Prof. Dr.-Ing. habil. Ansgar Trächtler
Koreferent: Prof. Dr.-Ing. Hans-Christian Reuss

Vorwort

Die vorliegende Dissertationsschrift entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Regelungstechnik und Mechatronik des Heinz Nixdorf Instituts an der Universität Paderborn.

Mein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Dr.-Ing. habil. Ansgar Trächtler. Er hat mich sowohl in meiner frühen akademischen Ausbildung als auch während der späteren Laufbahn am Institut intensiv begleitet und dabei meine fachliche und persönliche Entwicklung maßgeblich gefördert. Für das entgegengebrachte Vertrauen und die Möglichkeit, dieses Forschungsthema im Rahmen einer Dissertation unter seiner Anleitung zu bearbeiten, möchte ich mich herzlichst bedanken. Ebenso haben die enge wissenschaftliche Betreuung, die zahlreichen Fachdiskussionen sowie seine wertvollen Anregungen und Denkanstöße die Inhalte dieser Arbeit enorm bereichert.

Bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Hans-Christian Reuss, Inhaber des Lehrstuhls Kraftfahrzeugmechatronik am Institut für Fahrzeugtechnik der Universität Stuttgart, möchte ich mich vielmals für die Übernahme des Koreferats und das entgegengebrachte Interesse an meiner Arbeit bedanken. Prof. Dr. rer. nat. habil. Friedhelm Meyer auf der Heide und Prof. Dr. rer. nat. habil. Thomas Tröster sei für ihr Mitwirken in der Promotionskommission gedankt.

Meinen ehemaligen Kolleginnen und Kollegen am Lehrstuhl danke ich für die gute Zusammenarbeit und das hervorragende Arbeitsklima. Ein besonderes Dankeschön richtet sich dabei an die Mitarbeiter der Arbeitsgruppe Fahrerassistenzsysteme unter der Leitung von Dr.-Ing. Sandra Gausemeier, allen voran meinen langjährigen Büropartnern Sven Mertin und Nico Rüdtenklau. Neben den fachlichen Diskussionen sind es im Speziellen unsere privaten Gespräche, die mir unvergessliche Erinnerungen und Anekdoten aus den vergangenen Jahren bereitet haben. Für die über die Institutsgrenzen hinaus gewachsene Freundschaft danke ich zudem Kevin Malena, Simon Olma, Christopher Lankeit, und Phillip Traphöner – es war mir eine Ehre, diesen Weg gemeinsam mit euch zu gehen.

Des Weiteren sei allen Studierenden gedankt, deren Abschlussarbeiten ich im Laufe der Jahre betreuen durfte und die mir immer willkommene Diskussionspartner und eine unentbehrliche Unterstützung bei der Bewältigung der vielseitigen zu untersuchenden Forschungsfragen waren. Dieses gilt insbesondere für Christopher Link und Sabrina Böhm, die mit ihrem Engagement und ihrer fachlichen Expertise wesentlich zum Erfolg dieser Arbeit beigetragen haben.

Eine tiefe Dankbarkeit empfinde ich gegenüber meiner Familie, allen voran meinen Eltern. Neben der Ermöglichung des Studiums habt ihr mich schon früh ermutigt, meine eigenen Grenzen täglich zu hinterfragen und zu überschreiten. Abschließend liegt es mir ganz besonders am Herzen, mich auch bei meiner wundervollen Ehefrau Lena für den ständigen Rückhalt und die grenzenlose Geduld während der Promotionszeit zu bedanken. Angesichts der oftmals mit nach Hause gebrachten Sorgen und Grübeleien warst du stets die Quelle neuen Mutes und der notwendigen Kraft auf dem Weg zum Abschluss der Promotion.

Vorveröffentlichungen des Autors

- [BBGT21] BIEMELT, P.; BÖHM, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Subjective Evaluation of Filter- and Optimization-Based Motion Cueing Algorithms for a Hybrid Kinematics Driving Simulator. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 2021, S. 1619–1626
- [BGT20] BIEMELT, P.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Design and Objective Evaluation of Filter- and Optimization-based Motion Cueing Strategies for a Hybrid Kinematics Driving Simulator with 5 Degrees of Freedom. *International Journal on Advances in Systems and Measurements* 13 (2020), Nr. 3 & 4, S. 203–219
- [BMR⁺20] BIEMELT, P.; MERTIN, S.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Design and Evaluation of a Novel Filter-Based Motion Cueing Strategy for a Hybrid Kinematics Driving Simulator with 5 Degrees of Freedom. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2020, S. 85–92
- [BLGT20] BIEMELT, P.; LINK, C.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: A Model-Based Online Reference Prediction Strategy for Model Predictive Motion Cueing Algorithms. *21st IFAC World Congress*. 2020, S. 6082–6088
- [BMR⁺19] BIEMELT, P.; MERTIN, S.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Objective Evaluation of a Novel Filter-Based Motion Cueing Algorithm in Comparison to Optimization-Based Control in Interactive Driving Simulation. *11th International Conference on Advances in System Simulation (SIMUL)*. 2019, S. 25–31
- [BHR⁺18] BIEMELT, P.; HENNING, S.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: A Model Predictive Motion Cueing Strategy for a 5-Degree-of-Freedom Driving Simulator with Hybrid Kinematics. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2018, S. 79–85
- [NBT20] NAREYKO, G.; BIEMELT, P.; TRÄCHTLER, A.: Real-Time Optimized Model Predictive Control of an Active Roll Stabilization System with Actuator Limitations. *21st IFAC World Congress*. 2020, S. 14375–14380
- [RBM⁺19] RÜDDENKLAU, N.; BIEMELT, P.; MERTIN, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Simulation-Based Lighting Function Development of High-Definition Headlamps. *13th International Symposium on Automotive Lighting (ISAL)*. Bd. 18. 2019, S. 677–686
- [RBH⁺19] RÜDDENKLAU, N.; BIEMELT, P.; HENNING, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Real-Time Lighting of High-Definition Headlamps for Night Driving Simulation. *International Journal On Advances in Systems and Measurements* 12 (2019), Nr. 3 & 4, S. 72–88
- [RBH⁺18] RÜDDENKLAU, N.; BIEMELT, P.; HENNING, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Shader-Based Realtime Simulation of High-Definition Automotive Headlamps. *10th International Conference on Advances in System Simulation (SIMUL)*. 2018

- [HBR⁺18] HENNING, S.; BIEMELT, P.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: A Simulation Framework for Testing a Conceptual Hierarchical Autonomous Traffic Management System including an Intelligent External Traffic Simulation. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2018, 91–98
- [HBA⁺17b] HENNING, S.; BIEMELT, P.; ABDELGAWAD, K.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Modellbasierte Untersuchung der Zuverlässigkeit algorithmisch bestimmter kritischer Stellen in Straßennetzwerken. 8. *VDI/VDE-Fachtagung AUTOREG*. 2017
- [AHB⁺17] ABDELGAWAD, K.; HENNING, S.; BIEMELT, P.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Networked Driving Simulation for Future Autonomous and Cooperative Vehicle Systems. 8. *VDI/VDE-Fachtagung AUTOREG*. 2017
- [HBA⁺17a] HENNING, S.; BIEMELT, P.; ABDELGAWAD, K.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Methodology for Determining Critical Locations in Road Networks based on Graph Theory. *20th IFAC World Congress*. 2017, S. 7487–7492
- [AHB⁺16] ABDELGAWAD, K.; HENNING, S.; BIEMELT, P.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Advanced Traffic Simulation Framework for Networked Driving Simulators. *8th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control (AAC)*. 2016, S. 101–108

Zusammenfassung

Die vorliegende Dissertationsschrift beschreibt die Synthese neuartiger Regelalgorithmen zur Verbesserung der Bewegungsrückmeldung in dynamischen Fahrsimulatoren. Das Zielsystem bildet dabei der ATMOS Fahrsimulator, welcher am Heinz Nixdorf Institut als rekonfigurierbare Test- und Entwicklungsplattform für innovative Fahrerassistenzsysteme betrieben wird. Dieser verfügt über ein prototypisches Bewegungssystem mit besonderen kinematischen Eigenschaften, weshalb sich der Einsatz etablierter Verfahren aus der interaktiven Fahr- und Flugsimulation im Sinne eines möglichst realitätsnahen Fahreindrucks als unzureichend erweist. Daher widmet sich die Arbeit dem Entwurf neuer Lösungsansätze, die gezielt hinsichtlich der technischen Randbedingungen sowie der Systemspezifikationen des Simulators konzipiert und optimiert sind. Konkret werden eine modifizierte filterbasierte Strategie und ein echtzeitfähiger Algorithmus nach dem etablierten Prinzip der modellprädiktiven Regelung vorgestellt. Ein durchgängiges Merkmal beider Verfahren ist der gegenüber konventionellen Regelungskonzepten gesteigerte Grad der Modellintegration in die Signalverarbeitung, was insbesondere den zweitgenannten Ansatz für die Anwendung an dem hier betrachteten Simulatortyp prädestiniert. Darüber hinaus lassen sich die entwickelten Algorithmen jedoch auch auf weitere Simulatorkonzepte übertragen, sodass ein genereller Mehrwert für die interaktive Fahrsimulation hervorgeht, der den aktuellen Stand von Wissenschaft und Technik signifikant erweitert. Die Erprobung am realen System belegt eine deutliche Überlegenheit der neuen Regelungsstrategien gegenüber herkömmlichen Methoden. Diese äußert sich sowohl in einem objektiven Vergleich der gemessenen Soll- und Istsignale, als auch im subjektiven Fahreindruck, der im Rahmen virtueller Fahrversuche mittels einer Probandenstudie evaluiert wird.

Abstract

This work deals with the synthesis of novel control algorithms to improve the motion feedback in dynamic driving simulators. In this context, the ATMOS simulator, which is operated at the Heinz Nixdorf Institute as a reconfigurable test and development platform for innovative driver assistance systems, serves as the target system. It features a prototypical motion system with special kinematic properties, making the use of established approaches from interactive driving and flight simulation unsuitable for providing a realistic motion impression. For that reason, this dissertation is dedicated to the design of new control schemes that are specifically configured and optimized with respect to the system specifications of the simulator and its technical limitations. In particular, a modified filter-based strategy and a real-time capable algorithm based on the well-established principle of model predictive control are presented. A common feature of both approaches compared to conventional methods from literature is the increased integration of additional model knowledge into the signal processing. Thus, especially the optimization-based algorithm proves to be predestined for an application on the type of simulator considered in this thesis. In addition, however, the developed concepts can also be applied to other simulator designs, resulting in a more general added value for interactive driving simulation that significantly extends the current state of the art in science and technology. Tests on the target system show that the new control strategies are clearly superior to conventional approaches. This is expressed both in an objective comparison of the measured reference and feedback signals and in the subjective driving impression, which is evaluated in virtual test drives within a simulator study.

Entwurf und Analyse modellprädiktiver Regelungsansätze zur Steigerung des Immersionsempfindens in interaktiven Fahrsimulationen

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Anwendungsfelder der interaktiven Fahrsimulation	1
1.2	Problemstellung	3
1.3	Zielsetzung und Aufbau der Arbeit	4
2	Theoretische Grundlagen	7
2.1	Interaktive Fahrsimulation	7
2.1.1	Simulatorkonzepte und -bauformen	7
2.1.2	Signal- und Informationsstruktur	10
2.2	Grundlagen des Motion Cueing	11
2.2.1	Motion Cues: Begriffsdefinition und -einordnung	11
2.2.2	Motion Cueing Algorithmen	12
2.2.3	Skalierung, Washout und Tilt Coordination	13
2.2.4	Fehlertypen und Simulatorkrankheit	15
2.2.5	Fahrdynamische Eingangssignale	17
2.3	Bewegungswahrnehmung	19
2.3.1	Mechanismen der Bewegungswahrnehmung	19
2.3.2	Menschliche Vestibularorgane	21
2.3.3	Wahrnehmungsschwellen	29
2.4	Kinematik des starren Körpers	31
2.4.1	Koordinatensysteme und -transformation	31
2.4.2	Lage-, Geschwindigkeits- und Beschleunigungsgrößen	34
2.5	Regelungstechnische Grundlagen	37
2.5.1	Zustandsraumbeschreibung dynamischer Systeme	37
2.5.2	Reglerentwurf durch Polvorgabe	40
2.5.3	Zustandsbeobachtung	42
2.5.4	Grundlagen der modellprädiktiven Regelung	44
3	Stand der Technik zur Regelung dynamischer Simulatoren	49
3.1	Klassischer Motion Cueing Algorithmus	49
3.2	Alternative Ansätze	60
3.2.1	Coordinated Adaptive Washout	60

3.2.2	Optimal Control	63
3.2.3	Simulatorspezifische Algorithmen	67
3.3	Modellprädiktive Regelungskonzepte	68
3.3.1	Wahrnehmungszentrierte modellprädiktive Regelung	69
3.3.2	Prädiktive Regelung physikalischer Bewegungsgrößen	74
3.3.3	Prädiktion der Referenztrajektorie	79
3.4	Handlungsbedarf und Lösungskonzept	83
4	Atlas Motion System Fahrsimulator	87
4.1	Systembeschreibung und -architektur	87
4.2	Hybridkinematisches Bewegungssystem	90
4.2.1	Bewegungsplattform	91
4.2.2	Shaker	92
4.2.3	Arbeitsraumanalyse	93
4.2.4	Kopplungseffekte	100
4.3	Modellbildung	102
4.3.1	Modellierung der Aktordynamik	103
4.3.2	Beschreibung der Simulatorkinematik	109
4.3.3	Resultierendes Gesamtmodell	124
4.4	Modellvalidierung	126
4.4.1	Validierung im Zeitbereich	126
4.4.2	Validierung im Frequenzbereich	130
5	Modifizierter Washout Algorithmus	135
5.1	Problemdefinition und Zielsetzung	135
5.2	Dynamischer Washout	137
5.3	Tilt Coordination Aufteilung	140
5.4	Resultierender Washout Algorithmus	142
5.5	Modellbasierte Kompensation der Aktordynamik	145
5.5.1	Kompensationsansatz und -struktur	146
5.5.2	Systemtheoretische Analyse	151
5.6	Gegenüberstellung mit dem klassischen Washout Algorithmus	153
6	Modellprädiktive Regelungsstrategie	159
6.1	Problemdefinition und Zielsetzung	159
6.2	Beobachtung des vollständigen Zustandsvektors	161
6.3	Approximation der nichtlinearen Simulatorkinematik	166
6.4	Prädiktion des zukünftigen Systemverhaltens	169
6.4.1	Prädiktion der Zustandsgrößen	170
6.4.2	Prädiktion der Ausgangsgrößen	173
6.5	Begrenzung der Drehrate mit dem Penalty-Verfahren	174
6.6	Formulierung und Lösung des Optimalsteuerungsproblems	176
6.6.1	Formulierung des Optimalsteuerungsproblems	176
6.6.2	Numerische Lösung des Optimalsteuerungsproblems	183
6.7	Resultierender Motion Cueing Algorithmus	185
7	Modellbasierte Prädiktion der Referenztrajektorie	191
7.1	Problemdefinition und Zielsetzung	191

7.2	Modellbasierte Prädiktion der Referenzgrößen zur Laufzeit	193
7.2.1	Reduziertes Fahrdynamikmodell	195
7.2.2	Prädiktion der longitudinalen Fahrereingaben	203
7.2.3	Prädiktion der lateralen Fahrereingaben	208
7.3	Resultierender modellprädiktiver Motion Cueing Algorithmus	219
8	Validierung am ATMOS Fahrsimulator	223
8.1	Objektive Bewertung der Regelgüte	223
8.1.1	Definition objektiver Bewertungskriterien	224
8.1.2	Auswahl zu untersuchender Fahrszenarien	226
8.1.3	Gegenüberstellung und Diskussion der Regelungskonzepte . . .	226
8.2	Subjektive Evaluation des Fahreindrucks	236
8.2.1	Studienlayout und Datenerhebung	237
8.2.2	Diskussion der Ergebnisse	242
8.3	Abschließende Bewertung der entwickelten Regelalgorithmen	247
9	Zusammenfassung und Ausblick	249
	Literaturverzeichnis	257
	Literaturverzeichnis der studentischen Arbeiten	277

Anhang

A1	Arbeitsraumkennwerte verschiedener Bewegungssysteme	281
A2	Frequenzspektren fahrdynamischer Bewegungsgrößen	283
A3	Detaillierte Beschreibung ausgewählter Testszenarien	289
A4	Partielle Ableitung der nichtlinearen Ausgangsgleichung	293
A5	Wiedergabe gemessener Fahrdynamiksignale im Simulator	299
A6	Lie-Ableitung einer skalarwertigen Funktion	305
A7	Interpretation von Varianzanalysen mit der Fisher-Statistik	307

Abkürzungsverzeichnis

ACADO	Automatic Control and Dynamic Optimization
ADAS	Advanced Driver Assistance Systems
ANOVA	Analysis of Variance
ASM	Automotive Simulation Models
ATMOS	Atlas Motion System
BIBO	Bounded Input Bounded Output
CAN	Controller Area Network
CCSA	Conservative Convex Separable Approximation
CWA	Classical Washout Algorithmus
DiL	Driver-in-the-Loop
DIN	Deutsches Institut für Normung
GNB	Gleichheitsnebenbedingung
GRAMPC	Gradient Based MPC
HiL	Hardware-in-the-Loop
HNI	Heinz Nixdorf Institut
IMU	Inertial Measurement Unit
ISO	International Organization for Standardization
LMPC	Linear Model Predictive Control
LQ	Linear-quadratisch
LZI	Linear zeitinvariant
MANOVA	Multivariate Analysis of Variance
MCA	Motion Cueing Algorithmus
MiL	Model-in-the-Loop
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MPC	Model Predictive Control
NLMPC	Nonlinear Model Predictive Control
RMSE	Root-Mean-Square Error
SAE	Society of Automotive Engineers
SHT	Smart Headlamp Technology
SISO	Single Input Single Output
SQP	Sequentielle Quadratische Programmierung

TC	Tilt Coordination
UDP	User Datagram Protocol
UNB	Ungleichheitsnebenbedingung

Symbolverzeichnis

Allgemeines

Mathematische Operatoren

$\square^{-1}$	Inverse
$\square^T$	Transposition
$\dot{\square}$	Erste zeitliche Ableitung
$\ddot{\square}$	Zweite zeitliche Ableitung
$\square^{(n)}$	n-te zeitliche Ableitung
$\mathbf{a} \times \mathbf{b}$	Kreuzprodukt der Vektoren $\mathbf{a}$ und $\mathbf{b}$
$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}$	Kronecker-Produkt der Matrizen $\mathbf{A}$ und $\mathbf{B}$

Bewegungswahrnehmung

$\hat{\square}$	Wahrgenommene Größe
$\square_{Lim}$	Wahrnehmungsschwelle
f_x, f_y, f_z	Spezifische Kräfte
$T_{1,2}$	Zeitkonstanten der mechanischen Ersatzmodelle
T_A	Zeitkonstante des Adaptionsterms
T_L	Zeitkonstante des Lead Terms

Kinematikgrößen

${}_I \square_{Fzg}$	Fahrzeugsignal im ortsfesten Bezugssystem I
${}_K \square_{Sim}$	Simulatorsignal im körperfesten Bezugssystem K
${}_I \mathbf{a}$	Translatorische Beschleunigungen im I -System, ${}_I \mathbf{a} = {}_I \dot{\mathbf{v}}$
${}^{IK} \mathbf{A}$	Transformationsmatrix von K zu I
$\mathbf{J}$	Jacobi-Matrix
$\mathbf{q}$	Vektor der generalisierten Koordinaten
${}_I r_x, {}_I r_y, {}_I r_z$	Kartesische Koordinaten bezüglich des Inertialsystems
${}_I \mathbf{v}$	Translatorische Geschwindigkeiten im I -System, ${}_I \mathbf{v} = {}_I \dot{\mathbf{r}}$
φ, θ, ψ	Kardanwinkel
${}_I \omega_x, {}_I \omega_y, {}_I \omega_z$	Winkelgeschwindigkeiten bezüglich des Inertialsystems

Systemtheoretische Größen

$\hat{\square}$	Beobachtete bzw. geschätzte Größe
$\square_{min}$	Untere Beschränkung
$\square_{max}$	Obere Beschränkung
$\mathbf{A}$	Dynamikmatrix
$\mathbf{B}$	Eingangsmatrix

C	Ausgangsmatrix
D	Durchgriffsmatrix
L	Beobachtermatrix
n	Systemordnung
n_c	Stellhorizont
n_p	Prädiktionshorizont
Q, S, R	Gewichtungsmatrizen
r	Referenz- bzw. Sollgröße
R	Rückführmatrix
T_S	Periodendauer
u	Systemeingang
x	Systemzustand
y	Systemausgang
λ	Eigenwert
λ_w	Wunscheigenwert

Statistische Kenngrößen

$\bar{x}$	Mittelwert
p	Signifikanzniveau
η^2	Effektstärkemaß
μ	Erwartungswert
σ	Standardabweichung
σ^2	Varianz

Klassische Motion Cueing Algorithmen

Classical Washout Algorithmus

$\square_{Hp}$	Hochpassgefiltertes Signal
$\square_{Tp}$	Tiefpassgefiltertes Signal
$\square_{Wo}$	Washout-gefiltertes Signal
D	Lehrsches Dämpfungsmaß
k	Skalierungsfaktor
K	Filterverstärkung
T	Filterzeitkonstante
${}_I\beta$	Orientierungsvektor bezüglich des Inertialsystems

Coordinated Adaptive Washout

J_x	Kostenfunktion für den longitudinalen Freiheitsgrad
k_x	Freie Algorithmusparameter im longitudinalen Freiheitsgrad
K_x	Schrittweite des Gradientenverfahrens
p	Parametervektor

w_x	Gewichtungsfaktoren im longitudinalen Freiheitsgrad
-------	---

Optimal Control

e	Regelfehler bzw. -abweichung
J	Kostenfunktion
P	Riccati-Matrix
Q, R, R_d	Gewichtungsmatrizen
W	Abbildungsmatrix

Modellprädiktive Regelungsansätze

b_i, c_i	Gelenkpunkte an Basis- bzw. Endeffektorplattform
k_{LA}	Adaptiver Skalierungsfaktor
p	Posenvektor
p_j	Hübe der Linearaktoren
$Q, R, Q_{p,j}$	Gewichtungsmatrizen
r	Referenzvektor
r_{Ref}	Vergleichstrajektorie
Δv	Geschwindigkeitsabweichung
Δy_{Lat}	Querabweichung
$\Delta \psi$	Gierwinkelabweichung

Atlas Motion System Fahrsimulator

Systembeschreibung und -architektur

$\square_{Bwp}$	Größe der Bewegungsplattform
$\square_{Mess}$	Messgröße
$\square_{Mod}$	Simulierte Modellgröße
$\square_{Sh}$	Größe des Shakers

Modellbildung

a	Koeffizient des Nennerpolynoms
b	Koeffizient des Zählerpolynoms
d_x	Geometrieparameter des Shakers
d_y	Geometrieparameter des Shakers
f_S	Startfrequenz
f_Z	Zielfrequenz
i	Getriebeübersetzung der Kurbeltriebe
i_x	Longitudinale Getriebeübersetzung
i_y	Laterale Getriebeübersetzung
l	Geometrieparameter der Kurbeltriebe
r_x	Radien der longitudinalen Riemenscheiben

r_y	Radien der lateralen Riemenscheiben
x_{Kr}	Longitudinale Auslenkung des Kreuzfahrwerks
y_{Kr}	Laterale Auslenkung des Kreuzfahrwerks
z_h	Hub der Kurbeltriebe
z_{Kar}	Geometrieparameter der Kardangelenke
α	Parametervektor
ψ	Motorwinkel

Modifizierter Washout Algorithmus

Dynamischer Washout

K_x	Variabler Verstärkungsfaktor im longitudinalen Freiheitsgrad
K_y	Variabler Verstärkungsfaktor im lateralen Freiheitsgrad
r_{TC}	Tilt Coordination Positionsvorgabe

Tilt Coordination Aufteilung

α_x	Longitudinaler Distributionskoeffizient
α_y	Lateraler Distributionskoeffizient

Kompensation der Aktordynamik

$\square_\infty$	Stationäres Signal
M_u, M_x	Vorsteuerungsmatrizen
Q_S	Steuerbarkeitsmatrix
w	Führungsgröße
ψ_{Mod}	Modifizierte Winkelvorgabe

Modellprädiktive Regelungsstrategie

Beobachtung des Zustandsvektors

q	Parametervektor
Q_B	Beobachtbarkeitsmatrix
v_B	Beobachtereigenvektor
$\bar{y}$	Messbare Ausgangsgröße
λ_B	Beobachtereigenwert

Approximation der Simulatorkinematik

$\square_{Lin}$	Linearisierte Größe
h	Stützvektor
t_k	Aktueller Zeitpunkt

Prädiktion des Systemverhaltens

A_d	Diskrete Dynamikmatrix
B_d	Diskrete Eingangsmatrix

C, H	Hypermatrizen der Ausgangsgrößenprädiktion
F, G, M, N	Hypermatrizen der Zustandsgrößenprädiktion

Drehratenbegrenzung

ε	Bereich zulässiger Regelabweichungen
ρ	Strafterm
σ	Gewichtungsparameter

Lösung des Optimalsteuerungsproblems

$\tilde{\square}$	Aggregierte Hypervektoren und -matrizen
J^*	Quadratische Teilkosten
w_u, w_x	Hypervektoren der Eingangs- bzw. Zustandsnebenbedingung
W_u, W_x	Hypermatrizen der Eingangs- bzw. Zustandsnebenbedingung
Δu_{Opt}	Optimale Stellrate

Prädiktion der Referenztrajektorie

Reduziertes Fahrdynamikmodell

A	Projizierte Stirnfläche
c_W	Widerstandsbeiwert
F_L	Luftwiderstandskraft
F_v, F_h	Reifenkräfte an Vorder- bzw. Hinterrad
J_x, J_y, J_z	Drehträgheitsmomente um die Fahrzeugachsen
l_v, l_h, l_s, l_z	Geometrieparameter des Fahrzeugaufbaus
m	Fahrzeugmasse
δ	Lenkwinkel
ρ	Luftdichte

Prädiktion longitudinaler Fahrereingaben

M	Antriebsmoment
p_B	Bremspedalstellung
p_G	Gaspedalstellung

Prädiktion lateraler Fahrereingaben

c_v, c_h	Seitenkraftparameter
f	Nichtlineare Vektorfunktion
g_u	Eingangsvektor
g_z	Störeingangsvektor
h	Ausgangsvektor
l_P	Vorausschauabstand
r	Rückführvektor
u_L	Stelleingang des Querdynamikmodells

α_v, α_h	Vorder- bzw. Hinterachsschräglaufwinkel
β_{Fzg}	Fahrzeugschwimmwinkel
ϵ	Querabweichung
ϑ	Differenzordnung
ψ_S	Fahrbahngierwinkel
ω_0	Eckfrequenz der Lenkdynamik

1 Einleitung

Angetrieben von der sozial-ökologisch motivierten Verkehrswende durch die Elektromobilität und Technologieimpulsen wie dem automatisierten Fahren stehen Automobilhersteller sowie -zulieferer vor neuen technologischen Herausforderungen. Insbesondere die voranschreitende Mechatronisierung im Fahrzeug ermöglicht dabei einen nahezu unbegrenzten Vernetzungsgrad der einzelnen Systemkomponenten und Fahrerassistenzfunktionen, welche die Mobilitätskonzepte der Zukunft nachhaltig prägen werden. Dies wirkt sich jedoch zwangsläufig auch auf die Komplexität solcher Systeme und den begleitenden Entwicklungsaufwand aus, wie sich sehr eindrucksvoll am Beispiel der integrierten Fahrzeugsoftware verdeutlichen lässt. Waren im Jahr 2010 noch rund zehn Millionen Zeilen Softwarecode auf den Steuergeräten eines herkömmlichen Automobils eingebettet, verfügten aktuelle Oberklassefahrzeuge im Jahr 2020 bereits über bis zu 100 Millionen Codezeilen, was anschaulich in etwa 1,8 Millionen gedruckten DIN-A4-Seiten entspricht [Bos20]. Um beliebige Verkehrssituationen sicher bewältigen zu können, werden automatisiert fahrende Fahrzeuge künftig sogar 300 bis 500 Millionen Zeilen Softwarecode benötigen [Ber18]. Gleichzeitig drängen neue Wettbewerber aus dem Bereich der Informationstechnologie, wie beispielsweise die Google LLC oder die Apple Inc., auf den Markt, sodass immer kürzere Innovationszyklen nötig sind, damit die Wettbewerbsfähigkeit etablierter Unternehmen langfristig erhalten bleibt. Daraus ergibt sich ein kritischer Interessenkonflikt aus steigenden Produktkomplexitäten bei zugleich verkürzter Markteinführungszeit, der nur mithilfe von ganzheitlichen Entwicklungsprozessen erfolgreich bewältigt werden kann.

1.1 Anwendungsfelder der interaktiven Fahrsimulation

Eine Schlüsseltechnologie bildet in dem Zusammenhang der Einsatz interaktiver Fahrsimulationen, um den Entstehungsprozess neuartiger Fahrzeugkonzepte und Assistenzsysteme bereits in der frühen Konzeptphase bis hin zur finalen Funktionsabsicherung durch ressourceneffiziente virtuelle Testverfahren zu unterstützen. Gegenüber der konventionellen Entwicklung mit physischen Prototypen erlauben modellbasierte Entwurfsprozesse eine erhebliche Steigerung der Zeit- bzw. Kosteneffizienz unter sicheren und vollständig reproduzierbaren Versuchsbedingungen. Darüber hinaus zeichnen sich simulative Testverfahren durch ein Höchstmaß an Flexibilität aus, da einzelne Umgebungs- und Versuchsparameter, wie z. B. Witterungs- oder Lichtverhältnisse, gezielt an die zuvor definierten Prüfanforderungen des zu erprobenden Systems angepasst werden können.

Vor diesem Hintergrund ist es wenig überraschend, dass nahezu alle führenden Automobilhersteller und Forschungsinstitute große Investitionen in die Errichtung moderner Fahrsimulationszentren tätigen, wie Bild 1-1 am Beispiel einer neu erbauten Einrichtung der BMW AG in München mit insgesamt 14 Simulatoren auf über 11.000 m² Laborflächen zeigt [BMW21]. Vergleichbare Anlagen betreiben u. a. auch die Daimler AG [Zee10], die Toyota Motor Corporation [MYAN09] oder die Ford Motor Company [BCS⁺17]. Die Simulatoren werden dabei in großem Umfang eingesetzt und leisten Hilfestellungen in einer Vielzahl von klassischen Forschungsbereichen der Automobilentwicklung. So lassen

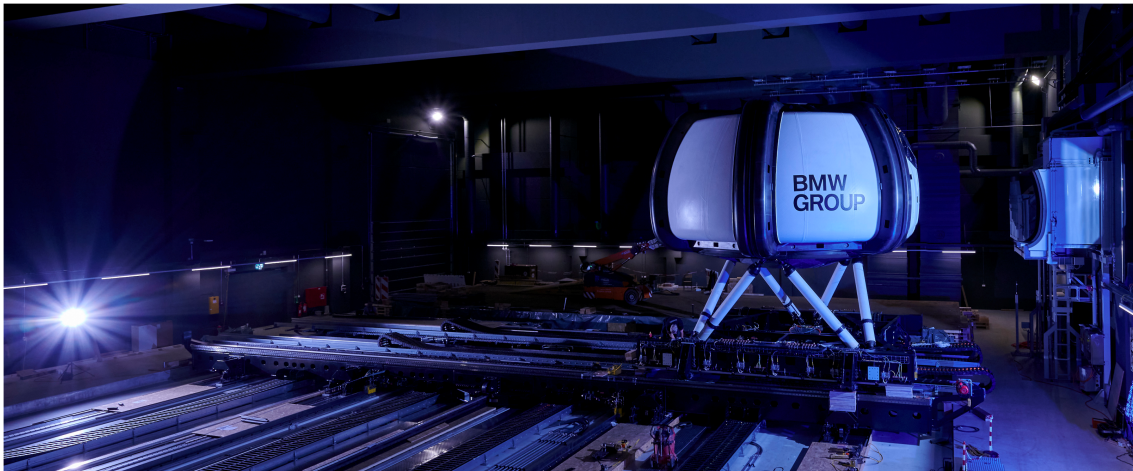


Bild 1-1: Neues Fahrsimulationszentrum der BMW AG in München [BMW21].

sich etwa die Grobabstimmungen von Servolenkungssystemen [RFW⁺16; SOMM16] und elektronischen Fahrwerkskomponenten [YCK⁺10] komfortabel mittels virtueller Fahrversuche im Simulator durchführen, ohne das zunächst kostenintensive Prototypen angefertigt werden müssen. Darüber hinaus eignen sich Simulatorstudien ebenfalls für die Optimierung von elektrifizierten Antriebsstrangkzepten [BRRS19] und leisten so einen wesentlichen Beitrag zur Bewältigung der eingangs erwähnten Verkehrswende.

Eine besondere Stärke der interaktiven Fahrsimulation liegt jedoch in der Untersuchung von Systemen im geschlossenen Regelkreis Fahrer-Fahrzeug-Umwelt. Darin stellt der Mensch die größte Herausforderung für den Entwickler dar, denn sein Verhalten ist durch unterschiedlichste Lern-, Anpassungs- sowie Abstraktionsfähigkeiten gekennzeichnet und folglich nur schwer deterministisch zu beschreiben [Fis09]. Häufig ermöglicht in frühen Entwurfsphasen deshalb erst der Einsatz eines Simulators den Zugang zur systematischen Erforschung der Mensch-Maschine-Interaktion und liefert somit wichtige Erkenntnisse zu physiologischen und psychologischen Aspekten der Fahrzeugentwicklung. Hierzu zählen beispielsweise die Bewertung und Abstimmung von Assistenzsystemen, die Überprüfung von Sicherheitskonzepten oder die in modernen Fahrzeugen immer wichtigere Gestaltung möglichst benutzerfreundlicher Informationssysteme [BHE21]. Dieses Alleinstellungsmerkmal der interaktiven Fahrsimulation ist insbesondere bei aktuellen Fragestellungen zur Entwicklung von teilautomatisierten Fahrfunktionen bis hin zum vollständig fahrerlosen Fahren unentbehrlich. Obwohl davon auszugehen ist, dass der Mensch perspektivisch zum passiven Insassen autonomer Fahrzeuge werden wird, ist mit einer langen Übergangsperiode zu rechnen, bis ein solcher Zustand erreicht ist. Während dieser Zeit muss die Fahrzeugführung kooperativ durch das Automobil und den Fahrer erfolgen, was geeignete Übergabestrategien zwischen beiden Akteuren voraussetzt. Die optimale Auslegung sicherer Transitionskonzepte für verschiedenste Fahrsituationen wird derzeit vor allem mithilfe interaktiver Fahrsimulatoren erforscht [CDFC20; YAZI21; WMB21].

Ebenso hat sich der Simulatoreinsatz als wertvolles Instrument in Studien zum Fahrerverhalten und seiner Leistungsfähigkeit etabliert, die aufgrund eines zu großen Gefahrenpotentials oder aus ethischen Gründen nicht in Form realer Fahrversuche im öffentlichen Straßenverkehr durchgeführt werden können. Typische Beispiele sind hier die Beeinträchtigung der Fahrtauglichkeit durch den Konsum von Alkohol [IIDM17] oder

Cannabis [TTD⁺19]. Auch die Erforschung möglicher Ablenkungen durch die Nutzung von Smartphones [WCR⁺19], die Leistungsabnahme älterer Fahrer [KFI⁺19] sowie die Auswirkung von Tageslicht auf das Müdigkeitsempfinden [AAFA17] findet üblicherweise unter sicheren Versuchsbedingungen in der virtuellen Umgebung statt. Weitere Anwendungsfelder der Fahrsimulation finden sich zudem im Rahmen von Ausbildungs- und Trainingszwecken. Neben dem klassischen Einsatz zur Ausbildung von Fahranfängern und Berufskraftfahrern in Fahrschulen eignen sich Simulatoren außerdem zum gezielten Training von riskanten Fahrsituationen, wie in [LHW15] und [OWJ⁺18] beschrieben ist. Speziell Einsatzkräfte der Polizei und Rettungskräfte können so das Fahren mit Warnlichtern und Sirenen gefahrlos im simulierten Straßenverkehr erlernen [PH20]. Auch gehören Fahrsimulatoren derweil im professionellen Motorsport zum festen Bestandteil des Trainingsprogramms, damit sich ein Fahrer auf die jeweiligen Streckenbedingungen einstellen und so den fahrdynamischen Grenzbereich optimal ausreizen kann [VDI21].

1.2 Problemstellung

Die zuvor aufgeführten Anwendungsbeispiele verdeutlichen die vielfältigen Einsatzpotentiale und den hohen Stellenwert interaktiver Fahrsimulationen für verschiedenste Fragestellungen im Kontext der Automobilentwicklung. Ungeachtet von der spezifischen Forschungs- oder Entwicklungsaufgabe muss allerdings die Übertragbarkeit der gewonnenen Erkenntnisse auf reale Fahrsituationen sichergestellt sein, damit ein Simulatorversuch zu belastbaren Ergebnissen führen kann. Ein entscheidender Einflussfaktor hierfür ist das Immersionsempfinden des Fahrers, also den durch die illusorischen Reize hervorgerufenen Effekt, eine virtuelle Umgebung als real anzunehmen [Neg07]. Wie bereits die frühen Arbeiten von Brown et al. [BJM60] oder Belsley [Bel63] aus dem Bereich der Flugsimulation belegen, trägt die vom Fahrer wahrgenommene Bewegungsrückmeldung maßgeblich zum erzeugten Immersionsgrad bei und erleichtert es dem Menschen, seine gewohnten Mechanismen zur Fahrzeugsteuerung einzusetzen. Für ein realitätsnahes Fahrerverhalten ist die originalgetreue Reproduktion der virtuellen Fahrzeugbewegungen durch das Bewegungssystem des Simulators deshalb von immenser Bedeutung [CDR⁺08].

Es ist jedoch leicht ersichtlich, dass insbesondere die exakte Wiedergabe der simulierten Längs- und Querschleunigungen auch mit sehr leistungsstarken Systemen wie in Bild 1-1 kaum möglich ist, da der zur Verfügung stehende Arbeitsraum für den Großteil alltäglicher Fahrsituationen nicht ausreicht. Aus diesem Grund werden spezielle Regelungsstrategien, sogenannte *Motion Cueing Algorithmen* eingesetzt, um die virtuellen Fahrzeugbewegungen in zulässige Steuersignale innerhalb der physikalischen Grenzen des Bewegungssystems zu transformieren. Aufgrund der langen Historie des Simulatoreinsatzes in der Luftfahrtindustrie existieren bereits diverse Regelungskonzepte für interaktive Flugsimulatoren, sowie entsprechende Erweiterungen der klassischen Ansätze, um den höheren Dynamikanforderungen des bodengebundenen Verkehrs in einem Fahrsimulator gerecht zu werden. Hierbei orientiert sich die Funktionsweise der Algorithmen notwendigerweise an den kinematischen Eigenschaften des zugrunde liegenden Bewegungssystems, wobei der Einsatz parallelkinematischer Manipulatoren nach dem Hexapod-Prinzip weitestgehend in der Fahr- und Flugsimulation etabliert ist. Daher setzen die in der Literatur dokumentierten Verfahren üblicherweise voraus, dass der Simulator innerhalb seiner Arbeitsraumgrenzen unabhängig in allen sechs Raumfreiheitsgraden angesteuert werden kann.

Wie sich im Hauptteil der Dissertationsschrift zeigen wird, ist diese grundlegende Systemanforderung im Fall des am Heinz Nixdorf Instituts betriebenen Fahrsimulators aber nicht erfüllt, weshalb eine Übertragbarkeit konventioneller Regelalgorithmen nur sehr eingeschränkt und mit starker Beeinträchtigung der Regelgüte erfolgen kann. Als besonders kritisch erweisen sich diesbezüglich die konstruktionsbedingten Kopplungen zwischen den translatorischen und rotatorischen Freiheitsgraden des hybridkinematischen Bewegungssystems, deren Vernachlässigung im Motion Cueing Algorithmus unweigerlich zu störenden Wechselwirkungen und einer erheblichen Beeinträchtigung des Fahreindrucks führt. Für den Regelungsentwurf ergeben sich somit spannende Herausforderungen, da völlig neue Lösungsansätze benötigt werden, um eine gewünschte Qualität der Bewegungsrückmeldung in beliebigen Fahrsituationen gewährleisten zu können.

1.3 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit

Aus der dargelegten Problemstellung wird ein weiterer Handlungs- bzw. Forschungsbedarf nach geeigneten Regelungsstrategien für den in dieser Arbeit betrachteten Simulatortyp deutlich. Dabei ist es das Ziel der zu entwickelnden Verfahren und Methoden, die technischen Randbedingungen des Bewegungssystems gezielt in der Berechnung zulässiger Stellsignale zu berücksichtigen und auf diese Weise ein Fahrerlebnis zu generieren, das mit klassischen Ansätzen bislang unerreicht blieb. Hierzu ist es erforderlich, dass konstruktionsbedingte Effekte, die das Bewegungsempfinden des Fahrers stören, mithilfe einer geschickten Ansteuerung des Simulators auf sinnvolle Schwellwerte begrenzt werden. Um dieses ambitionierte Vorhaben realisieren zu können, muss eine konsequente Integration von verfügbarem Prozesswissen aus einer vorangegangenen mathematischen Beschreibung des Systemverhaltens angestrebt werden. Im Hinblick auf die resultierende Komplexität ist die zugehörige Modellierungstiefe dabei so zu wählen, dass sie sich einerseits für die modellbasierte Reglersynthese eignet und zudem die zwingend notwendige Einhaltung der Echtzeitanforderung erhalten bleibt.

Im Einklang mit dieser Zielsetzung sollen in der vorliegenden Arbeit drei übergeordnete Themenfelder adressiert werden:

- Identifikation, Analyse und mathematische Modellierung des simulatorspezifischen Bewegungsverhaltens mit angemessenem Detaillierungsgrad
- Modellbasierter Entwurf echtzeitfähiger Regelungskonzepte unter Berücksichtigung aller relevanten dynamischen und kinematischen Systemeigenschaften
- Untersuchung und Bewertung des mit den neuen Algorithmen erzeugten Immersionsempfindens im Vergleich zu konventionellen Regelungsstrategien

Hierzu gliedern sich die einzelnen Inhalte wie folgt: An die Einleitung schließt in Kapitel 2 zunächst eine Einführung in die relevanten Zusammenhänge, Begrifflichkeiten und Einflussfaktoren der interaktiven Fahrsimulation an. Da diese im direkten Zusammenhang mit den Mechanismen der menschlichen Bewegungswahrnehmung stehen, widmet sich Abschnitt 2.3 der Beschreibung und Modellierung des physiologischen Wahrnehmungsapparats. Zusammen mit ausgewählten Beziehungen der Starrkörperkinematik sowie den Grundlagen der angewandten regelungstechnischen Methoden in den Abschnitten 2.4 und 2.5, bilden die genannten Inhalte schließlich die Basis zum Verständnis der Arbeit.

Nachfolgend wird in Kapitel 3 der aktuelle Stand von Wissenschaft und Technik zur Regelung dynamischer Fahrsimulatoren präsentiert. Hierbei liegt der Fokus zuerst auf einer Analyse der klassischen filterbasierten Algorithmen, deren charakteristisches Übertragungsverhalten den Ausgangspunkt für die später erarbeiteten Modifikationen darstellt. Ergänzend dazu behandelt Abschnitt 3.3 die in den letzten Jahren zunehmend eingesetzten modellprädiktiven Motion Cueing Algorithmen. Motiviert durch die Bewertung dieser Ansätze schließt das Kapitel mit einer detaillierteren Ausführung der in Abschnitt 1.2 beschriebenen Problemstellung, aus welcher sich übergeordnete Ziele und zentrale Forderungen an einen neuen Regelalgorithmus ableiten lassen.

Darauf aufbauend thematisiert der Hauptteil der Arbeit den modellbasierten Entwurf von zwei neuartigen Regelungskonzepten, die gezielt auf den betrachteten Fahrsimulator und seine technischen Spezifikationen abgestimmt sind. Die Grundlage dieser Algorithmen bildet ein tiefgreifendes Systemverständnis, das mittels einer umfangreichen Analyse des hybridkinematischen Bewegungssystems in Kapitel 4 vermittelt wird. Unter Berücksichtigung der dabei gewonnenen Erkenntnisse präsentiert Kapitel 5 anschließend den Entwurf einer modifizierten filterbasierten Motion Cueing Strategie, die aus einer geschickten Erweiterung der klassischen Algorithmusstruktur hervorgeht. Der Ansatz greift wesentliche kinematische Aspekte des Bewegungssystems auf und bewirkt so eine effizientere Nutzung des verfügbaren Arbeitsraums, was die originalgetreuere Wiedergabe der virtuellen Fahrzeugbeschleunigungen erlaubt. Alternativ hierzu wird in Kapitel 6 eine echtzeitfähige modellprädiktive Regelungsstrategie vorgestellt, die sich durch einen erhöhten Grad der Modellintegration von früher publizierten Methoden abgrenzt. Dies ermöglicht es, alle relevanten dynamischen und kinematischen Effekte in die Planung der Simulatortrajektorie einzubeziehen, um so eine optimale Ansteuerung des Systems gewährleisten zu können. Die dabei notwendige Kenntnis der zukünftigen Fahrzeugbewegungen wird mithilfe der in Kapitel 7 eingeführten modellbasierten Prädiktionsstrategie, bestehend aus nichtlinearen Fahrer- und Fahrdynamikmodellen, zur Laufzeit abgeschätzt. Auf diese Weise lassen sich die Vorzüge durch die prädiktive Charakteristik des Verfahrens weitreichender ausschöpfen, was sich wiederum positiv auf die Wiedergabequalität der virtuellen Fahrzeugbewegungen im Simulator auswirkt.

Zur Vervollständigung des Forschungsbeitrags bildet die Erprobung der entwickelten Regelalgorithmen am realen System den inhaltlichen Schwerpunkt in Kapitel 8. Dazu wird ein zweistufiger Evaluationsprozess eingesetzt, der sowohl die objektive Bewertung der Regelgüte anhand gemessener Soll-Istwert-Vergleiche, als auch eine subjektive Gegenüberstellung mit klassischen Motion Cueing Strategien anhand von Probandenstudien im Fahrsimulator umfasst.

Abschließend wird in Kapitel 9 ein Resümee der wesentlichen Ergebnisse gezogen und ein Ausblick auf potentielle Forschungsschwerpunkte weiterführender Studien gegeben.

2 Theoretische Grundlagen

Die nachfolgenden Abschnitte diskutieren die wesentlichen theoretischen Zusammenhänge der behandelten Thematik und bilden somit die Basis zum Verständnis dieser Arbeit. Dazu werden zunächst generelle Aspekte und Begrifflichkeiten der interaktiven Fahrsimulation erläutert, bevor anschließend die Grundlagen des Motion Cueing und der menschlichen Bewegungswahrnehmung im Fokus stehen. Es folgt eine Beschreibung der relevanten Beziehungen aus dem Bereich der Starrkörperkinematik, sowie eine Einführung in die verwendeten regelungstechnischen Methoden.

2.1 Interaktive Fahrsimulation

Fahrsimulationen gehören seit ihren frühen Anfängen in den 1950er bis 1970er Jahren, spätestens aber seit den 1980er Jahren, zu einem unverzichtbaren Bestandteil der Automobilentwicklung [Hut58; WW71; DKP86]. Im Gegensatz zur Fahrzeugsimulation, welche sich mit der Abbildung einzelner Fahrzeugkomponenten sowie deren Einfluss auf die Fahrdynamik befasst, ist die Fahrsimulation durch eine enge Interaktion des Fahrers mit dem virtuellen Fahrzeug und der Umwelt geprägt. Dieses ermöglicht den Zugang zu verschiedensten Untersuchungen unter physiologischen und psychologischen Gesichtspunkten, wie etwa der optimalen Gestaltung von Mensch-Maschine-Schnittstellen, der Überprüfung von Sicherheitskonzepten oder dem Zusammenspiel zwischen Fahrer und Assistenzsystemen [MCG⁺18]. Die im Kontext derartiger Anwendungen eingesetzten Simulatoren und deren Aufbau sollen im Folgenden näher betrachtet werden.

2.1.1 Simulatorkonzepte und -bauformen

In Abhängigkeit der jeweiligen Forschungs- und Entwicklungsaufgabe ergeben sich spezifische Anforderungsprofile an einen Fahrsimulator. Aus diesem Grund kommen oftmals unterschiedliche Simulatorkonzepte und -ausprägungen zum Einsatz, die auf den zu untersuchenden Anwendungsfall abgestimmt sind [Neg07]. Dabei kategorisiert man derartige Systeme allgemein in statische und dynamische Simulatoren.

Statische Fahrsimulatoren besitzen kein separates Bewegungssystem und sind daher nicht in der Lage, die simulierten Fahrzeugbewegungen nachzubilden. Die Erzeugung des Fahreindrucks erfolgt somit ausschließlich über optische Informationen des Visualisierungssystems, akustische Bewegungshinweise und ggf. haptisches Feedback. Wie Bild 2-1 verdeutlicht, existieren statische Simulatoren in verschiedenen Ausprägungen und Komplexitätsgraden. Die Minimalkonfiguration besteht dabei aus einem optischen Ausgabegerät, der Pedalerie sowie dem Lenkrad als wesentliche Benutzerschnittstellen. Diese sind im einfachsten Fall über eine Rahmenkonstruktion miteinander verbunden, welche keine Ähnlichkeit zu einer realen Fahrzeugumgebung aufweist (siehe Bild 2-1 links). Ein deutlich realitätsnäheres Fahrerlebnis wird durch Verwendung einer Teil- oder Vollfahrzeugnachbildung erzeugt, bei der die zuvor erwähnten Benutzerschnittstellen durch einzelne Elemente



Bild 2-1: Beispiele statischer Fahrsimulatoren mit unterschiedlichen Komplexitätsgraden [IPG20; LFE20].

bzw. einem vollständigen Nachbau einer Fahrzeugkabine ergänzt werden [WHLS15]. Solche realitätsgetreuen Nachbauten finden sich üblicherweise nur in besonders leistungsfähigen Fahrsimulatoren und werden dort als *Mockup* bezeichnet. In der Regel verfügen diese Systeme dann auch über ein komplexes Soundsystem, mit dem die typische Geräuschkulisse während einer realen Autofahrt, bestehend aus Motor-, Wind- und Reifengeräuschen des eigenen Fahrzeugs sowie weiterer Verkehrsteilnehmer, rekonstruiert werden kann. Zwar sind statische Simulatoren nicht in der Lage alle Mechanismen der menschlichen Bewegungswahrnehmung anzusprechen (siehe Abschnitt 2.3), ihre offensichtlichen Vorteile liegen jedoch in ihrer Mobilität, einem kleineren Platzbedarf, geringeren Investitionskosten sowie einem reduzierten Betriebs- und Wartungsaufwand. Typische Anwendungsfelder sind daher Verwendungen zur Fahrausbildung in Fahrschulen, Untersuchungen zum Design von Innenraum-, Anzeige- und Bedienkonzepten oder Studien zur Gestaltung von Mensch-Maschine-Schnittstellen, wie z. B. Navigationssysteme [Neg07; Slo08].

Im Gegensatz zu statischen Systemen sind dynamische Fahrsimulatoren mit einem zusätzlichen Bewegungssystem in der Lage, den Eindruck einer realen Fahrt durch die Nachbildung der simulierten Fahrzeugbewegung zu komplettieren. Je nach Systemausprägung und Bauform wird der Fahrer dabei in bis zu sechs Freiheitsgraden bewegt, sodass er die gemäß der aktuellen Fahrsituation berechneten Kräfte und Beschleunigungen des virtuellen Fahrzeugs spürt. Hierzu kommen unterschiedliche Simulatorkonzepte zum Einsatz, eine Auswahl verschiedener Systeme zeigt Bild 2-2. Sowohl in der Fahr- als auch in der Flugsimulation werden überwiegend Hexapodsysteme, die auch als *Stewart Plattformen* [Ste65] bekannt sind, für diese Aufgabe verwendet [Slo08]. Hexapoden zählen zur Gruppe der parallelkinematischen Roboter und zeichnen sich daher durch eine große Positioniergenauigkeit mit zugleich hoher Dynamik aus [Mer06]. Die maximal darstellbare Systemdynamik wird vorrangig durch die Leistungsfähigkeit der sechs hydraulischen oder elektromagnetischen Aktoren bestimmt, welche typischerweise symmetrisch auf einem fiktiven Kreis zwischen Untergrund und Endeffektorplattform angeordnet sind. Die Kugelgelenk-Lagerung der Aktoren erlaubt Bewegungen des Endeffektors in sechs Freiheitsgraden, wodurch alle Translationen und Rotationen des simulierten Fahrzeugs in der virtuellen Umgebung mit einem Hexapod-basierten Fahrsimulator reproduziert werden können. Ein im Kontext der Fahrsimulation wesentlicher Nachteil von Hexapoden ist jedoch der vergleichsweise kleine translatorische Arbeitsraum, der bei gleichzeitiger Ausführung zusätzlicher Rotationsbewegungen weiter eingeschränkt wird [Sam07]. Aus diesem Grund sind vor allem High End



Bild 2-2: Beispiele dynamischer Fahrsimulatoren: **a** SimCar [Fis09], **b** CyberMotion [NB13], **c** Toyota Fahrsimulator [MYAN09], **d** CableRobot [MLB⁺16], **e** Desdemona Simulator [FWRB07].

Simulatoren häufig mit einem zusätzlichen Schlittensystem ausgestattet, um den erzeugten Bewegungseindruck hinsichtlich Stärke und Dauer erhöhen zu können (siehe Bild 2-2 c).

Ebenso werden seit einigen Jahren vermehrt alternative Konzepte für Bewegungssysteme vorgestellt, welche den großen Platzbedarf und die enormen Investitionskosten eines Hexapoden mit zusätzlichem Linearschlitten reduzieren sollen. Beispielhaft sind hier die Simulatoren CyberMotion [NB13] und CableRobot [MLB⁺16] des Max-Planck-Instituts für biologische Kybernetik sowie der Desdemona Simulator [FWRB07] der „Niederländischen Organisation für Angewandte Naturwissenschaftliche Forschung“ in Bild 2-2 dargestellt. Bei letzterem handelt es sich um eine kardanisch aufgehängte Kabine, welche auf einer drehbar gelagerten Schiene verfahren werden kann. Zusätzlich ist eine vertikale translatorische Kabinenbewegung möglich. Bei Rotation der Schiene wirken in Abhängigkeit der Kabinenposition und -ausrichtung Zentripetalkräfte auf den Fahrer, welche eine

zeitlich unbegrenzte Nachbildung der simulierten Beschleunigungen ermöglichen, ohne, dass die Person tatsächlich translatorisch bewegt wird. Die Dauer des darstellbaren Bewegungseindrucks ist somit unabhängig vom Arbeitsraum dieses Zentrifugen-Simulators.

Für weiterführende Informationen zu den dargestellten Bewegungssystemen wird auf die angegebene Literatur verwiesen. Eine Zusammenfassung über die technischen Spezifikationen sowie die Leistungsspektren in der Praxis eingesetzter dynamischer Fahrsimulatoren ist im Anhang A1 aufgeführt. Zudem liefern Mohajer et al. [MANN15] eine umfassende Übersicht verschiedener Simulatorkonzepte im Automobilkontext.

2.1.2 Signal- und Informationsstruktur

Zwar unterscheiden sich die im vorherigen Abschnitt vorgestellten Simulatorkonzepte signifikant in der jeweiligen Gestalt und Ausprägung, die zugrunde liegende Signal- und Informationsstruktur der interaktiven Fahrsimulation ist jedoch bei allen Systemen nahezu identisch und entspricht dem in Bild 2-3 dargestellten Regelkreis Fahrer-Fahrzeug-Umwelt.

Den Kern dieser Struktur bildet der menschliche Fahrer im Mockup, der zur Erfüllung einer spezifischen Fahraufgabe Steuereingaben in Form von Lenkrad-, Gas- und Bremspedalbetätigungen vornimmt. Die Art der Fahraufgabe richtet sich dabei nach der zu untersuchenden Forschungsfrage und beinhaltet beispielsweise das Folgen einer vorgegebenen Fahrroute. Die Steuereingaben dienen dann als Eingangsgrößen eines mathematischen Fahrzeug- und Umgebungsmodells, das die Fahrdynamik eines virtuellen Fahrzeugs sowie dessen Interaktion mit der simulierten Umwelt in Echtzeit berechnet. Mithilfe der aus dieser Fahrdynamiksimulation ermittelten Fahrzustände wird die charakteristische Geräuschkulisse, die während einer realen Autofahrt auftritt, durch ein Soundsystem wiedergegeben. Hierzu zählen Geräusche des Eigenfahrzeugs und weiterer Verkehrsteilnehmer, welche in Abhängigkeit der Motordrehzahlen, der Fahrgeschwindigkeiten sowie weiterer Informationen aus den jeweiligen Zuständen der virtuellen Fahrzeuge generiert werden. Gleichzeitig

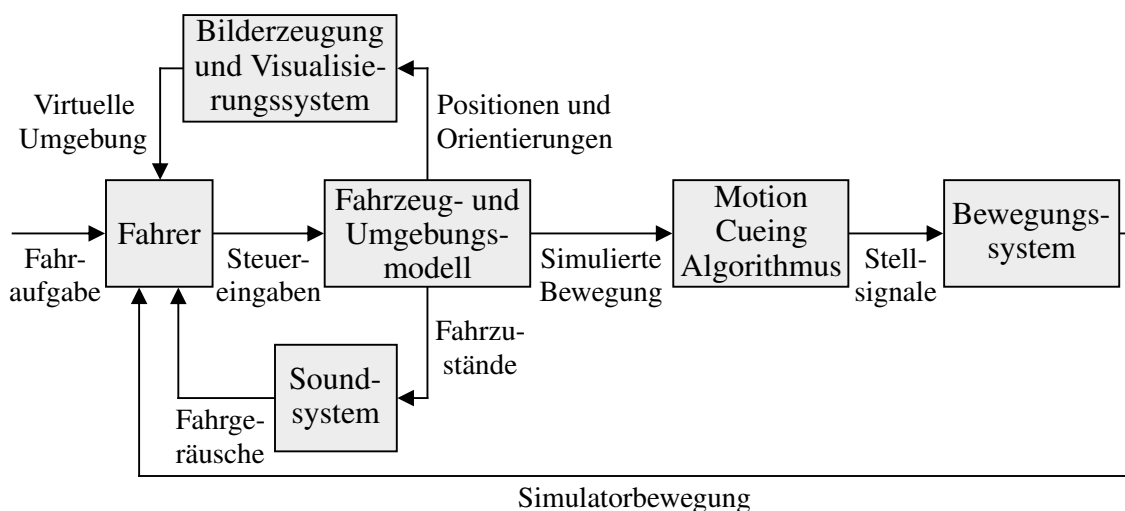


Bild 2-3: Signal- und Informationsverarbeitung der interaktiven Fahrsimulation in einem dynamischen Simulator.

lässt sich anhand der berechneten Fahrzeugpositionen und -orientierungen ein virtuelles Abbild der aktuellen Fahrsituation erzeugen und durch ein entsprechendes Visualisierungssystem ausgeben. Die hochfrequente Aktualisierung dieser erzeugten Szene sorgt dann dafür, dass für den Fahrer das Bild einer flüssigen Bewegung innerhalb der virtuellen Umgebung entsteht.

Handelt es sich darüber hinaus um einen dynamischen Fahrsimulator, werden die beschriebenen Signalstrukturen durch weitere Teilsysteme ergänzt, um ein möglichst reales Fahrgefühl im Simulator zu erzeugen. Hierzu werden, wie in Bild 2-3 gezeigt, die simulierten Bewegungen des Eigenfahrzeugs aus dem Fahrzeug- und Umgebungsmodell mit dem Bewegungssystem nachgebildet. Dabei ist eine exakte Reproduktion der simulierten Fahrzeugbewegungen aufgrund des beschränkten Arbeitsraums des Simulators im Allgemeinen jedoch nicht möglich. Aus diesem Grund berechnen spezielle Regelstrategien zulässige Stellsignale, mit denen die Bewegungen des virtuellen Fahrzeugs innerhalb der physikalischen Grenzen des verwendeten Bewegungssystems abgebildet werden. Man bezeichnet diese Regelungsstrategien im Kontext der Fahr- und Flugsimulation als *Motion Cueing Algorithmen*. Sie bilden die Schnittstelle zwischen dem Fahrdynamikmodell und dem Bewegungssystem des Simulators und besitzen demnach eine wesentliche Relevanz im Betrieb eines dynamischen Fahrsimulators. Daher soll die grundlegende Methodik und Terminologie des Motion Cueing im Folgenden genauer behandelt werden.

2.2 Grundlagen des Motion Cueing

Die nachfolgenden Abschnitte diskutieren die wesentlichen Begrifflichkeiten, Techniken und Einflussfaktoren des Motion Cueing. Hierdurch soll ein Zugang zur behandelten Thematik geschaffen werden, der die Grundlage zum Verständnis der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Regelungskonzepte bildet.

2.2.1 Motion Cues: Begriffsdefinition und -einordnung

Als *Motion Cues* werden in der Fahr- und Flugsimulation Bewegungshinweise in Form sensorischer Stimuli bezeichnet, mit denen der Mensch die aktuelle Position und Bewegung des eigenen Körpers und der Umwelt beurteilt. Wie in Bild 2-4 verdeutlicht, können diese Reize sowohl visueller, akustischer, haptischer als auch vestibulärer Natur sein und vermitteln dem Fahrer bzw. Piloten einen präzisen Bewegungseindruck [Fis09]. Eine detaillierte Beschreibung der dazu notwendigen Wahrnehmungssysteme erfolgt in Abschnitt 2.3. Die gezielte Erzeugung jener Reize zur Wiedergabe simulierter Bewegungen in einer virtuellen Umgebung ist allgemein durch den Begriff *Motion Cueing* gekennzeichnet. Dabei existieren in der Literatur unterschiedliche Definitionen, die zum Teil zwischen sensorischen Reizen und Motion Cues differenzieren, sofern der jeweilige Reiz nur eine geringe Relevanz für die Erfüllung der Steueraufgabe durch den Fahrer bzw. Piloten aufweist [Gra96]. Auch werden oftmals lediglich die vestibulären Stimuli als Motion Cues zusammengefasst [Sam07; Pit17].

Im Kontext der vorliegenden Arbeit werden sämtliche, auf eine Bewegung hinweisenden Reize als Motion Cues bezeichnet. Der Fokus liegt jedoch auf der Reproduktion der

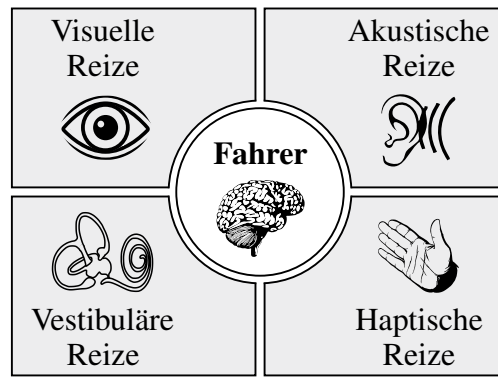


Bild 2-4: Übersicht relevanter Motion Cues in der Fahr- und Flugsimulation.

vestibulären Stimuli durch eine geeignete Ansteuerung des Bewegungssystems. Diese lassen sich hinsichtlich ihrer zeitlichen Abfolge in drei Phasen kategorisieren [Baa86]:

- *Initial* oder *Onset Cues* kennzeichnen einsetzende hochfrequente Bewegungshinweise, die aus den Steuereingaben des Fahrers und den simulierten Wechselwirkungen zwischen Fahrzeug und Umgebung resultieren. Sie treten unter anderem bei Schaltvorgängen oder der Überfahrt von Bodenunebenheiten auf.
- *Sustained Cues* sind anhaltende niederfrequente Stimuli, wie sie im Fall der Querbeseleunigung bei Kurvenfahrten vorliegen.
- *Transient Cues* repräsentieren verbindende Bewegungshinweise und beschreiben die Übergangsphase zwischen Initial und Sustained Cues im mittleren Frequenzbereich.

Darüber hinaus unterscheiden Grant und Reid [GR97a] in hoch- und niederfrequente Transient Cues, worauf in dieser Arbeit jedoch verzichtet werden soll. Die aufgeführte Phaseneinteilung ist sowohl für die Struktur der in Kapitel 3 beschriebenen Algorithmen, als auch deren Parametrierung von großer Bedeutung und wird daher an entsprechender Stelle wieder aufgegriffen.

2.2.2 Motion Cueing Algorithmen

Motion Cueing Algorithmen (MCA), die in der Literatur oftmals auch als Motion Drive Algorithmen bezeichnet werden [NR90; GC06], sind spezielle Regelstrategien, welche die in der Fahrdynamiksimulation berechneten vestibulären Motion Cues im Simulator reproduzieren und dem Fahrer somit notwendige Hinweise auf die aktuelle Bewegung des virtuellen Fahrzeugs liefern. Hierzu generieren MCA zulässige Stellsignale, mit denen das dynamische Bewegungssystem des Simulators in Abhängigkeit der jeweiligen Fahrsituation angesteuert wird.

Eine wesentliche Herausforderung ist dabei der begrenzte Arbeitsraum des Simulators. So berechnet sich der zurückgelegte Weg des virtuellen Fahrzeugs bei einer gleichmäßig beschleunigten Bewegung zu

$$\begin{aligned}
 d(t) &= d(t_0) + \int_{t_0}^t v(\tau) \, d\tau = d(t_0) + \int_{t_0}^t \left(v(t_0) + \int_{t_0}^{\tau} a(\tilde{\tau}) \, d\tilde{\tau} \right) d\tau \\
 &= d(t_0) + v(t_0) \cdot (t - t_0) + \frac{a(t)}{2} \cdot (t - t_0)^2,
 \end{aligned} \tag{2-1}$$

was im Fall einer fünfsekündigen Beschleunigung aus dem Stillstand mit einer konstanten Amplitude von $a(t) = 2\text{ m/s}^2$ auf eine Auslenkung von 25 m aus der Ruhelage $d(t_0)$ führt. Anhand dieser exemplarischen Betrachtung ist leicht ersichtlich, dass eine exakte Wiedergabe der simulierten Fahrzeugbewegungen auch mit den größten und leistungsstärksten Simulatoren (siehe Anhang A1) nicht möglich ist. Erschwerend kommt hinzu, dass zusätzlich zu dem berechneten Fahrweg auch der Bremsweg des Simulators berücksichtigt werden muss, um das System vor dem Erreichen der Arbeitsraumgrenzen zum Stillstand bringen zu können. Folglich stellt die fahrsituationsabhängige Planung der Bewegungstrajektorie eine komplexe regelungstechnische Aufgabenstellung mit einer großen Anzahl an Limitierungen und Randbedingungen dar, welche es beim Entwurf und der Auslegung eines MCA zu beachten gilt. Aus diesem Grund wird im nachfolgenden Kapitel 3 eine gesonderte Übersicht etablierter Ansätze und Verfahren zur Regelung eines dynamischen Fahrsimulators gegeben.

2.2.3 Skalierung, Washout und Tilt Coordination

Obwohl sich die in der Literatur beschriebenen Motion Cueing Algorithmen zum Teil signifikant in ihrer Struktur sowie dem zugrunde liegenden Regelungskonzept unterscheiden (siehe Kapitel 3), existieren elementare Techniken und Methoden, die in nahezu allen MCA eingesetzt werden. Hierzu zählen die Skalierung, der Washout-Effekt und die Tilt Coordination, deren grundlegenden Ideen im Folgenden näher erläutert werden sollen.

Skalierung

Mithilfe einer Abschätzung der virtuellen Fahrzeugbewegung nach Gleichung (2-1) kann leicht verdeutlicht werden, dass der verfügbare Arbeitsraum des Simulators bei einer originalgetreuen Wiedergabe der vestibulären Bewegungshinweise bereits für alltägliche Fahrsituationen, wie etwa einem moderaten Bremsmanöver, vollständig ausgereizt wird. Der Simulator verfährt in diesem Fall bis an die Arbeitsraumgrenze, wodurch alle weiteren Bewegungsfreiheitsgrade stark eingeschränkt und zusätzlich auftretende Stimuli (z. B. eine überlagerte Querbeschleunigung beim Durchfahren einer Kurve) nur unvollständig oder gar nicht reproduziert werden. Somit ist eine Skalierung der simulierten Fahrzeugbewegungen im Allgemeinen unumgänglich, weshalb der Einfluss unterschiedlich starker Skalierungen auf das resultierende Fahrgefühl ausführlich in der Literatur untersucht ist.

So wird in einer Vielzahl von Studien eine Halbierung der Eingangssignalamplitude vorgenommen, was einem Skalierungsfaktor von 0,5 entspricht [NR90; Gra96]. Dieser Wert wird auch von Boer et al. [BKY01] als Optimum in Bezug auf die Stimmigkeit zwischen vestibulären und visuellen Reizen benannt. Darüber hinaus konnten Kuge et al. [KKI02] am Beispiel eines Bremsmanövers zeigen, dass Skalierungsfaktoren zwischen 0,5 und 1,0 in gleichem Maße vom Fahrer akzeptiert werden, während Pretto et al. [PNTB09] eine Skalierung von 0,5–0,7 zur realitätsnahen Darstellung eines Slalommanövers empfehlen. Bei diesen Angaben muss jedoch berücksichtigt werden, dass der notwendige Skalierungsfaktor vornehmlich von dem Arbeitsraum des verwendeten Bewegungssystems sowie der Parametrierung des MCA abhängt. Daher werden in kleinen Simulatoren übli-

cherweise konservativere Skalierungen eingesetzt, welche mit Werten von 0,2 [Sam07] bzw. 0,1 [BMB17] deutlich unterhalb der zuvor aufgeführten Skalierungsfaktoren liegen.

Alternativ zu einem konstanten Skalierungsfaktor existieren zudem auch weiterführende Ansätze, wie eine nichtlineare Skalierung mittels stückweise linearer Funktionen [Sam07] oder eine frequenzabhängige Amplitudenveränderung durch ein vorgeschaltetes Hochpassfilter [TMY06]. Derartige Adaptionen sind jedoch wenig verbreitet und ihr Einfluss auf den subjektiven Fahreindruck im Simulator daher nicht ausgiebig erforscht.

Washout

Ein weiteres zentrales Element eines Motion Cueing Algorithmus bildet der sogenannte Washout-Effekt. Dieser bewirkt, dass der Auslenkung des Bewegungssystems eine Gegenbeschleunigung überlagert wird, um den Simulator nach seiner anfänglichen Bewegung zurück in eine Position zu verfahren, von welcher der größte Bewegungsraum zur Verfügung steht. Hierbei handelt es sich in der Regel auch um die Ausgangsposition des Simulators. Bei speziellen Bauformen, wie dem Desdemona Simulator (siehe Bild 2-2), erfolgt der Washout-Effekt hingegen auf eine definierte Kreisbahn [WBHM05]. Dieses „Auswaschen“ der Simulatorbewegung kann dabei in Analogie zu einem mechanischen Einmassenschwinger interpretiert werden, bei dem das Feder-Dämpfer-System eine Kraft entgegen der Auslenkung der Masse aufbringt und sie somit zurück in ihre Ruhelage führt [Sam07]. Das Prinzip des Washout wird zur Darstellung von Initial und Transient Cues angewendet und ermöglicht es, diese hochfrequenten Bewegungshinweise innerhalb des zulässigen Arbeitsbereichs des Simulators zu reproduzieren. Zur technischen Realisierung dieser Methode sei auf Kapitel 3 verwiesen.

Tilt Coordination

Während sich Initial und Transient Cues durch eine exakte Wiedergabe der simulierten Fahrzeugbewegungen mit dem Bewegungssystem erzeugen lassen, ist eine originalgetreue Simulatorbewegung zur Reproduktion niederfrequenter Sustained Cues aufgrund des dazu notwendigen Arbeitsraumbedarfs impraktikabel. Neben den Gierbewegungen betrifft dieses in der Fahrsimulation besonders die Längs- und Querschleunigungen des virtuellen Fahrzeugs. Um dennoch anhaltende translatorische Beschleunigungen mit dem Bewegungssystem darstellen zu können, wird die Tilt Coordination Technik eingesetzt, welcher der sogenannte *Aubert-Effekt* zugrunde liegt. Dieses bereits 1887 durch Aubert [Aub87] beschriebene Phänomen besagt, dass die Beurteilung der eigenen Orientierung im Raum maßgeblich durch ruhende Bezugsobjekte im Sichtfeld beeinflusst wird. Fehlen derartige Bezugsobjekte, oder werden sie wie im Fall des virtuellen Horizontes mit dem Visualisierungssystem des Simulators künstlich erzeugt, ist der menschliche Wahrnehmungsapparat nicht in der Lage seine tatsächliche Orientierung korrekt einzuschätzen.

Die Idee der Tilt Coordination nutzt diese Eigenschaft der Bewegungswahrnehmung, um niederfrequente translatorische Beschleunigungen durch eine Änderung der Körperorientierung mittels der Erdbeschleunigung g vorzutäuschen. Wie in Bild 2-5 dargestellt, wird das Bewegungssystem dazu entsprechend der aktuellen Fahrsituation geneigt, wodurch

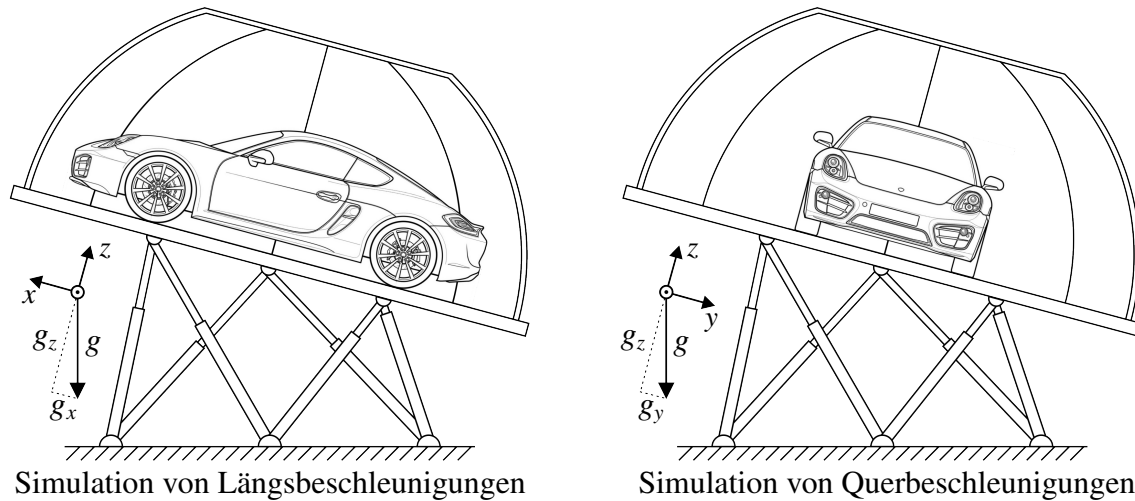


Bild 2-5: Prinzip der Tilt Coordination zur Simulation anhaltender Beschleunigungen.

auf den Fahrer im Simulator die jeweils anteilige Erdbeschleunigung g_x , g_y und g_z in Richtung seiner relativen Koordinatenachsen wirkt. Hierbei verursachen diese Anteile eine identische Reizauslösung in den menschlichen Gleichgewichtsorganen wie bei einer realen physikalischen Beschleunigung, wodurch die Gravitation als scheinbare Beschleunigung interpretiert wird. Eine nähere Erklärung dieser Charakteristik wird in Abschnitt 2.3.2 mit der Funktionsweise des Vestibularapparats gegeben. Der durch den Fahrer empfundene translatorische Bewegungseindruck in seinem relativen Bezugssystem ergibt sich demnach aus der Überlagerung von real wirkender Beschleunigung und dem Erdbeschleunigungsvektor zu

$$\mathbf{f} = \mathbf{a} - \mathbf{g} = \begin{bmatrix} a_x - g_x \\ a_y - g_y \\ a_z - g_z \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^3. \quad (2-2)$$

Dabei wird der Differenzvektor $\mathbf{f}$ üblicherweise als *spezifische Kraft* [Fis09; DOKB18] bezeichnet, es ist allerdings ebenso der Begriff *spezifische Beschleunigung* [BMB14] in der Literatur zu finden.

Somit erlaubt die Tilt Coordination Technik eine zeitlich unbegrenzte Abbildung longitudinaler und lateraler Beschleunigungen innerhalb des begrenzten Arbeitsraums. Nach Mittelstädt [Mit83], der den Aubert-Effekt mit modernen Messmethoden untersucht hat, tritt dieses Phänomen jedoch nur für Winkel bis zu 20-30° auf, wodurch sich Beschleunigungen mit einer Amplitude von maximal $0,5 \cdot g$ darstellen lassen. Darüber hinaus wird die geneigte Körperlage zunehmend vom Fahrer detektiert. Der Nachteil dieser Art der Bewegungssimulation ist die entstehende Rotation, die das Bewegungssystem in die gewünschte Winkellage überführt. Ist die hier auftretende Winkelgeschwindigkeit zu hoch, wird sie durch den Fahrer sensiert und als störend empfunden, da die zusätzliche Rotation nicht der erwarteten Bewegung des virtuellen Fahrzeugs entspricht.

2.2.4 Fehlertypen und Simulatorkrankheit

Je nach aktueller Fahrsituation, dem gewählten Motion Cueing Algorithmus und den vom Bewegungssystem vorgegebenen Randbedingungen können einzelne Bewegungshinweise

im Simulator nur unvollständig oder auch gar nicht wiedergegeben werden. In diesem Fall treten dann verzögerte bzw. gänzlich falsche Stimuli auf, die im Kontext der Flug- und Fahrsimulation gewöhnlicherweise wie folgt kategorisiert werden [GR97a]:

- *Falsche Cues* kennzeichnen vestibuläre Bewegungshinweise mit falscher Wirkrichtung oder zu Zeitpunkten, an denen sie vom Fahrer nicht erwartet werden. Solche Darstellungsfehler bewirken eine starke Beeinträchtigung des Fahrgefühls.
- *Skalierungsfehler* beschreiben einen spürbaren Unterschied in der Amplitude der simulierten und reproduzierten Stimuli, was im Extremfall zu *fehlenden Cues* führt. Diese beeinflussen die Immersion im Allgemeinen weniger als falsche Cues.
- *Phasenfehler* sind zeitlich versetzte Motion Cues. Sie wirken sich besonders negativ auf den Fahreindruck aus, wenn es sich um Bewegungshinweise handelt, die zur Steuerung des Fahrzeugs zwingend benötigt werden.

Derartige Diskrepanzen zwischen den simulierten Fahrzeugbewegungen und den im Simulator wiedergegebenen Motion Cues sind besonders im Hinblick auf die in Probandenversuchen erzielten Ergebnisse kritisch, da sie ein nicht repräsentatives Fahrerverhalten erzeugen und somit die Validität der Versuchsergebnisse verfälschen [Zöl15].

Sind die beschriebenen Darstellungsfehler jedoch zu groß, kann dieses eine Verschlechterung des körperlichen Befindens der Versuchsteilnehmer zur Folge haben und schlimmstenfalls zur Bewegungs- oder auch Simulatorkrankheit, der sogenannten *Kinetose*, führen [SS06a]. Ähnlich zum bekannten Phänomen der Seekrankheit, ist die Simulatorkrankheit mit einer widersprüchlichen Integration der unterschiedlichen sensorischen Informationen zu erklären, worauf im Abschnitt 2.3.1 genauer eingegangen werden soll. Primäre Auslöser sind dabei Informationskonflikte zwischen visuellen und vestibulären Motion Cues, weshalb typische Symptome der Kinetose in statischen Simulatoren allgemein häufiger auftreten als in dynamischen Systemen [KHP⁺15]. Derartige Symptome äußern sich durch eine Überanstrengung der Augen, Schläfrigkeit, Schweißausbrüche, Kopfschmerzen sowie Schwindel und Übelkeit bis hin zu Erbrechen [DKC04; Men16]. Ein Abbruch des Simulatorversuchs ist dann unumgänglich.

Nach den Erkenntnissen verschiedener Studien lässt sich die Anfälligkeit für die aufgeführten Symptome bei den meisten Probanden jedoch durch ein gezieltes Training signifikant reduzieren [HKB03]. So legen die Untersuchungen von Kennedy und Stanney [KS96] nahe, dass die körperlichen Beschwerden bei betroffenen Personen bereits nach einer geringen Anzahl an Wiederholungen im Simulator deutlich verringert werden. Allerdings wurden gleichzeitig Störungen der Bewegungskoordination nach Beendigung des Flugversuchs¹ beobachtet, deren zeitliche begrenzte Dauer mit den Wiederholungen der Simulatorbenutzung anstieg. Hieraus lässt sich die Existenz von Adaptionseffekten folgern, mit denen sich das Wahrnehmungssystem zunehmend an die virtuelle Umgebung anpasst. Diese lassen sich im Anschluss an den Fahr- bzw. Flugversuch nicht direkt aufheben und verursachen die dokumentierten Koordinationsstörungen in der realen Umgebung. Sehr ähnliche Effekte treten bei längeren Autobahnfahrten auf, bei welchen sich die menschliche Wahrnehmung an die erhöhte Fahrgeschwindigkeit adaptiert und anschließend häufig eine Geschwindigkeitsunterschätzung nach dem Verlassen der Autobahn auftritt.

¹Der angeführten Studie liegt eine interaktive Flugsimulation zugrunde. Die Erkenntnisse dieser Untersuchung lassen sich jedoch ebenso auf den Anwendungsfall einer Fahrsimulation übertragen.

2.2.5 Fahrdynamische Eingangssignale

Es ist leicht ersichtlich, dass auch unter Verwendung eines idealen Motion Cueing Algorithmus kein immersiver Fahreindruck entstehen kann, wenn die simulierten Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten des virtuellen Fahrzeugs (siehe hierzu auch Abschnitt 2.3.2) inkonsistent zur aktuellen Fahrsituation sind. Aus diesem Grund besitzen die vom Fahrdynamikmodell berechneten Eingangssignale des MCA eine elementare Bedeutung für den Betrieb eines Fahrsimulators und sollen nachfolgend genauer betrachtet werden.

Die Signalcharakteristik der fahrdynamischen Bewegungsgrößen stellt sowohl für die Konzipierung des Bewegungssystems als auch für die Entwicklung und Parametrierung des Regelalgorithmus einen wesentlichen Faktor dar. Dabei sind die Amplituden und Frequenzspektren der nachzubildenden Signale entscheidend. In diesem Zusammenhang benennen Reymond und Kemeny [RK00] die in Tabelle 2-1 aufgeführten Amplituden als Maximalwerte einer normalen Autofahrt abseits des fahrdynamischen Grenzbereichs.

Tabelle 2-1: Maximale Beschleunigungsamplituden bei normaler Fahrt [RK00].

	Bewegungs-freiheitsgrad	Beschleunigungs-amplitude	Anregungsquelle
Translation	Longitudinal	$-0,6 \cdot g \dots +0,4 \cdot g$	Verzögern, Beschleunigen
	Lateral	$\pm 0,7 \cdot g$	Kurvenfahrten
	Vertikal	$-0,8 \cdot g \dots +1,1 \cdot g$	Straßenanregungen
Rotation	Wanken	$\pm 320^\circ / s^2$	Kurvenfahrten, Straßenanregungen
	Nicken	$\pm 360^\circ / s^2$	Verzögern, Beschleunigen, Straßenanregungen
	Gieren	$\pm 45^\circ / s^2$	Lenkeingriffe

In guter Übereinstimmung mit diesen Werten gibt Negele [Neg07] die in Bild 2-6 dargestellten gemessenen Längs- und Querschleunigungsprofile für unterschiedliche Fahrstile an. Eine vergleichbare Beschleunigungsverteilung wurde zudem auch von Bielaczek [Bie99] ermittelt. Dabei lässt sich aus den maximalen physikalischen Längsbeschleunigungen sowie den Publikationszeitpunkten vermuten, dass die aufgeführten Amplituden bei Untersuchungen unter Verwendung von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren erfasst wurden. Inwiefern diese Ergebnisse auch im Kontext der aufkommenden Elektromobilität valide sind, ist derzeit noch nicht bekannt. Es ist jedoch zu erwarten, dass das gesteigerte Drehmoment der Elektroantriebe auch bei normaler Fahrweise zu einer Erhöhung der durchschnittlichen Längsbeschleunigungsamplituden führt [Füß17]. Unter Berücksichtigung der in Abschnitt 2.2.3 diskutierten Skalierung ergibt sich somit eine Abschätzung des benötigten Arbeitsraums, der dem Bewegungssystem zur Reproduktion der Fahrdynamikgrößen mindestens zur Verfügung stehen sollte.

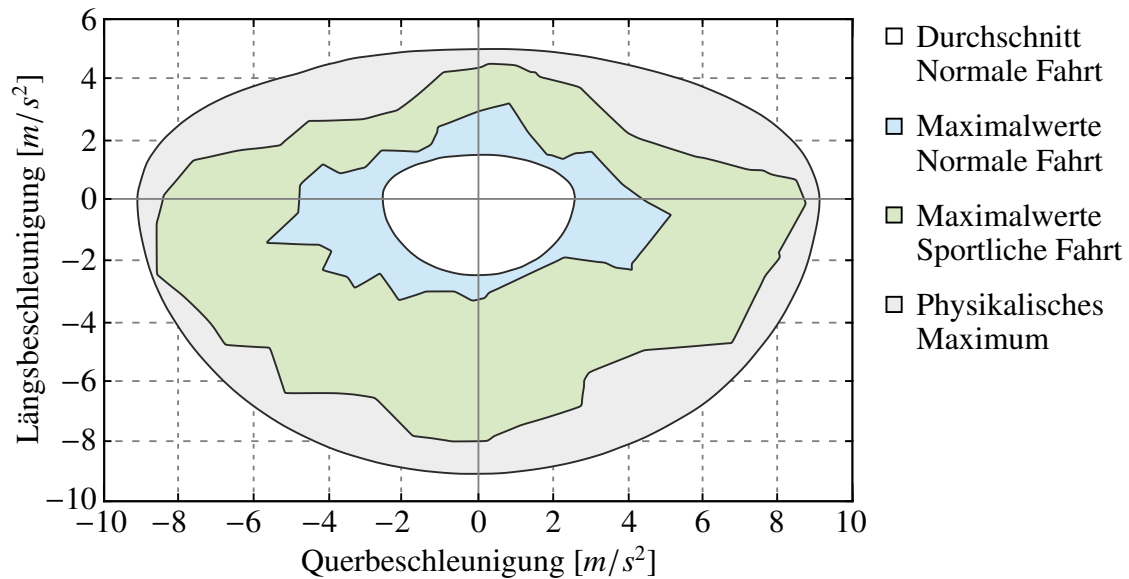


Bild 2-6: Längs- und Querschleunigungsamplituden verschiedener Fahrstile [Neg07].

Im Gegensatz zu den aufgeführten Untersuchungen der Beschleunigungsamplituden beschäftigen sich nur vereinzelte Studien mit den zugehörigen Frequenzspektren fahrdynamischer Eingangssignale im normalen Fahrbereich. Diese Informationen sind jedoch besonders für die Dimensionierung des Bewegungssystems unerlässlich, da die Dynamik der verbauten Aktoren die im Simulator darstellbaren Frequenzen maßgeblich bestimmt. So unterscheidet Negele [Neg07] den relevanten Frequenzbereich lediglich in fahrerinduzierte Schwingungen, mit Längs- und Querschleunigungen sowie Wank-, Nick- und Gierwinkelgeschwindigkeiten von maximal 1,5 Hz, und fahrbahninduzierte Vertikalbeschleunigungen von bis zu 30 Hz. Abweichend davon geben Jackson et al. [JCWS99] die in Tabelle 2-2 dokumentierten Frequenzen der jeweiligen Fahrdynamikgrößen an. Es ist allerdings nicht genau bekannt, welche Versuchsbedingungen und Fahrmanöver dieser

Tabelle 2-2: Dominierende Frequenzbereiche fahrdynamischer Größen [JCWS99].

	Bewegungsfreiheitsgrad	Dominierender Frequenzbereich	Anregungsquelle
Translation	Longitudinal	0 ... 0,1 Hz	Verzögern, Beschleunigen
	Lateral	0 ... 1 Hz	Kurvenfahrten
	Vertikal	0 ... 0,5 Hz & 1 ... 2 Hz	Straßenanregungen
Rotation	Wanken	> 3 Hz	Kurvenfahrten, Straßenanregungen
	Nicken	> 3 Hz	Verzögern, Beschleunigen, Straßenanregungen
	Gieren	0 ... 4 Hz	Lenkeingriffe

Datenerhebung zugrunde liegen. Darüber hinaus erforschen Reymond und Kemeny [RK00] die Frequenzverteilung der translatorischen und rotatorischen Beschleunigungen in Form ihrer spektralen Leistungsdichten auf einem Teilstück der Renault Teststrecke. Das Ergebnis dieser Untersuchung zeigt, dass Längs- und Querschleunigungen oberhalb einer Frequenz von 1 Hz nur stark gedämpft auftreten, während durch die Fahrbahn angeregte Vertikalbeschleunigungen deutlich höherfrequent vorkommen. Entgegen der Aussage von Negele beeinflussen diese Fahrbahnanregungen ebenso die rotatorischen Wank- und Nickwinkelbeschleunigungen, welche hierdurch einen dominierenden Hochfrequenzanteil aufweisen. Gierbewegungen werden hingegen vornehmlich durch Lenkbewegungen des Fahrers induziert und treten, anders als in Tabelle 2-2 aufgeführt, daher nur im niederfrequenten Bereich von bis zu 1 Hz auf. Inwiefern sich diese Erkenntnisse auch auf den realen Straßenverkehr, mit anderen Verkehrsteilnehmern, Lichtsignalanlagen und weiteren Umgebungseinflüssen übertragen lassen, wird jedoch nicht genauer diskutiert.

Da sich die jeweiligen Resultate der angeführten Studien zum Teil signifikant unterscheiden und darüber hinaus die Randbedingungen der Versuche nicht genau bekannt sind, wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit eine eigene Studie zur Untersuchung des Frequenzspektrums fahrdynamischer Bewegungsgrößen im normalen Fahrbereich durchgeführt. Hierzu wurden die relevanten Größen mit dem am Lehrstuhl für Regelungstechnik und Mechatronik vorhandenen Versuchsfahrzeug bei einer Stadt-, Überland- und Autobahnfahrt aufgezeichnet und hinsichtlich ihrer Frequenzverteilung analysiert. Eine detaillierte Beschreibung der Versuchsbedingungen sowie die erzielten Erkenntnisse dieser Studie sind im Anhang A2 aufgeführt.

2.3 Bewegungswahrnehmung

Damit dem Fahrer im Simulator ein möglichst immersiver Fahreindruck erzeugt werden kann, ist eine Kenntnis über die wesentlichen Mechanismen der menschlichen Bewegungswahrnehmung, der sogenannten *Kinästhesie*, unerlässlich. Die Detektion und Einschätzung von Veränderungen der Umwelt, wie z. B. die Geschwindigkeitsänderung in einem Fahrzeug, erfolgt über eine komplexe Informationsverarbeitung im menschlichen Gehirn. Hierzu benötigte Informationen werden in Form von Reizen (siehe Abschnitt 2.2.1) mittels verschiedener Sinnesorgane aufgenommen, welche zu diesem Zweck über entsprechende Rezeptoren verfügen [SS06a]. Ein korrekter Bewegungseindruck entsteht jedoch oftmals erst durch die Kombination dieser Wahrnehmungsinformationen, was in der Neurophysiologie als *multisensorische Integration* bezeichnet wird [MS86]. Aus diesem Grund werden nachfolgend die verschiedenen Wahrnehmungsmechanismen sowie deren Funktion erläutert.

2.3.1 Mechanismen der Bewegungswahrnehmung

Die Beurteilung der aktuellen Position und Bewegung im Raum erfolgt durch das Sensieren, die Interpretation und die Kombination verschiedenster Wahrnehmungsinformationen im Gehirn. Dazu stehen dem Menschen unterschiedliche Wahrnehmungssysteme bzw. Sinneskanäle zur Verfügung, welche in Bild 2-7 zusammengefasst sind. Da das vestibuläre System im Kontext dieser Arbeit von besonderer Bedeutung ist, werden der anatomische

Aufbau der Gleichgewichtsorgane sowie deren Modellierung im Abschnitt 2.3.2 gesondert betrachtet. Für weiterführende Informationen zu den übrigen Sinnesorganen wird auf die angegebene Literatur verwiesen.

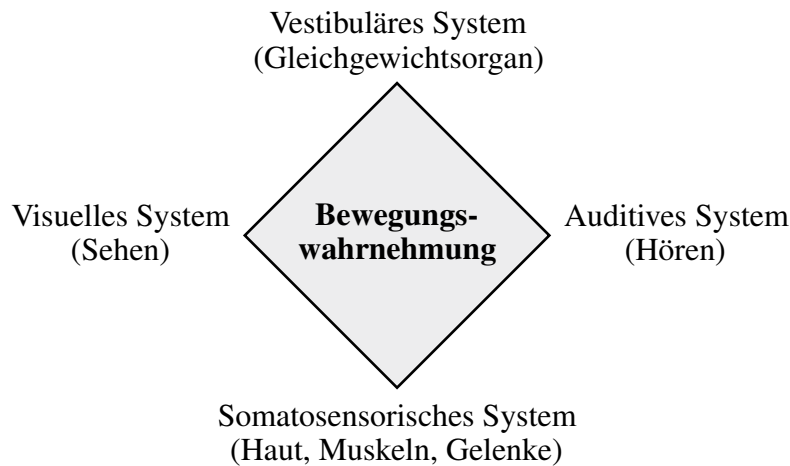


Bild 2-7: Menschliche Wahrnehmungssysteme nach [SS06a].

Visuelles System

Zusammen mit der vestibulären Wahrnehmung stellt das visuelle System den wichtigsten Wahrnehmungsmechanismus zur korrekten Einschätzung des eigenen Bewegungszustands dar [Sam07]. So erfolgt neben der Ermittlung der Position auch die Geschwindigkeitsbestimmung überwiegend durch den visuellen Eindruck. Dabei führt die Eigenbewegung des Beobachters durch die Umgebung zu einem *optischen Fluss*, welcher mithilfe von Bewegungsdetektoren im Auge hinsichtlich Richtung und Betrag ausgewertet wird [GRH02]. Die qualitative Einschätzung des Geschwindigkeitsbetrags wird in diesem Zusammenhang durch geeignete Orientierungselemente im peripheren Blickfeld beeinflusst [You78]. Deshalb ist die Geschwindigkeitsschätzung auf einer Straße mit vielen Randobjekten, wie z. B. einer Allee mit zahlreichem Baumwuchs, deutlich präziser als auf einer Straße, die durch freie Flächen führt. Für die interaktive Fahrsimulation, in welcher die Unterschätzung der eigenen Geschwindigkeit ein bekanntes und vielfach diskutiertes Problem darstellt [CPMK11; FEO12; CB15; SFE⁺16], kann daher gefolgert werden, dass die Komplexität der virtuellen Umgebung einen direkten Einfluss auf die Interpretation der visuellen Bewegungshinweise und das resultierende Fahrerverhalten besitzt. Zudem konnten Pretto und Chatziastros [PC06] nachweisen, dass sich eine künstliche Erhöhung des optischen Flusses positiv auf das Geschwindigkeitsempfinden innerhalb eines Fahrsimulators auswirkt.

Auditives System

Im Gegensatz zu visuellen Bewegungshinweisen ermöglichen rein akustische Stimuli, wie etwa Wind-, Motoren- oder Abrollgeräusche der Reifen, nur eine grobe Einschätzung

der menschlichen Eigenbewegung. Dennoch stellen sie eine wichtige Unterstützung im Kontext der multisensorischen Integration dar. So konnte im Rahmen einer Simulatorstudie von Denjean et al. [DRK⁺12] gezeigt werden, dass das Geschwindigkeitsempfinden durch die Erzeugung akustischer Bewegungshinweise positiv beeinflusst wird und die Probanden zu einer geringeren Unterschätzung der eigenen Fahrzeuggeschwindigkeit neigen. Zudem wurde nachgewiesen, dass dieser Zusammenhang zwischen akustischen Reizen und empfundener Fahrzeuggeschwindigkeit sowohl von der Geschwindigkeit selbst [MJ11], als auch von der Lautstärke der charakteristischen Fahrgeräusche abhängt [HP08].

Somatosensorisches System

Das somatosensorische System liefert dem Gehirn Bewegungsinformationen durch die Reizung der *propriozeptiven Rezeptoren*, welche die Haut-, Muskel-, Sehnen- und Gelenksensoren umfassen [Tie73]. Entsteht ein Druck auf die Haut, wie beispielsweise durch den Autositz in Folge einer starken Fahrzeugbeschleunigung, so wird dieser durch die somatosensorische Wahrnehmung mittels vorhandener Mechanosensoren erfasst und interpretiert. In der Sinnesphysiologie ist dieser Mechanismus oftmals unter dem Begriff *Tiefensensibilität* zu finden und liefert dem Wahrnehmungsapparat wesentliche Informationen über die Stellung und Bewegung (Kinästhetik) der Gliedmaßen [SS06a], wodurch auf die wirkenden Kräfte und Beschleunigungen geschlossen wird. Während die visuelle Wahrnehmung von Beschleunigungen nur durch die resultierende Geschwindigkeitsänderung und deshalb mit großer zeitlicher Verzögerung erfolgt [War95], wird das somatosensorische System zusammen mit der vestibulären Wahrnehmung zur Detektion von schnellen, hochfrequenten Beschleunigungen verwendet [DD83].

Die multisensorische Integration der beschriebenen Wahrnehmungsmechanismen kann jedoch auch zu Konflikten führen, da widersprüchliche, mehrdeutige oder unvollständige Informationen vorliegen. Ein alltägliches Beispiel hierfür findet sich häufig auf Bahnreisen, wenn man sich in einem unbewegten Zug im Bahnhof befindet. Fehlen weitere Wahrnehmungsinformationen aus anderen Sinneskanälen, so wird das Anfahren eines benachbarten Zugs aufgrund der verfügbaren visuellen Stimuli unter Umständen als eigene Bewegung fehlinterpretiert. Im Allgemeinen ist das menschliche Gehirn jedoch darauf trainiert, mehrdeutige und fehlende Informationen im Integrationsprozess auszugleichen bzw. aus anderen Wahrnehmungssystemen zu ergänzen. Für die Fahrsimulation kann hieraus gefolgert werden, dass nicht alle Motion Cues perfekt im Simulator reproduziert werden müssen, solange sie einen konsistenten Gesamteindruck liefern [Fis09]. Sollten sich die einzelnen Bewegungsinformationen jedoch zu sehr unterscheiden, wirkt sich dieses negativ auf die resultierende Immersion des Fahrers aus und führt im Extremfall zu der in Abschnitt 2.2.4 beschriebenen Simulatorkrankheit.

2.3.2 Menschliche Vestibularorgane

Die menschlichen Gleichgewichtsorgane, welche auch als Vestibularorgane oder Vestibularapparat bezeichnet werden, stellen ein unerlässliches Instrument zur Detektion von translatorischen und rotatorischen Beschleunigungen dar und liefern dem Gehirn somit wichtige Informationen über den aktuellen Bewegungszustand. Sie befinden sich am Ende

der Gehörgänge im rechten und linken Innenohr und sind symmetrisch zur Kopfmittlebene ausgerichtet. Bild 2-8 zeigt den anatomischen Aufbau der Vestibularorgane, bestehend aus den Bogengängen und den als Makulaorgane zusammengefassten Kammern Utriculus und Sacculus. Dabei dienen die drei orthogonal zueinander angeordneten Bogengänge zur Sensierung von Drehbewegungen in jeder Raumrichtung, während translatorische Beschleunigungen mithilfe der Makulaorgane erfasst werden [PAF⁺ 12].

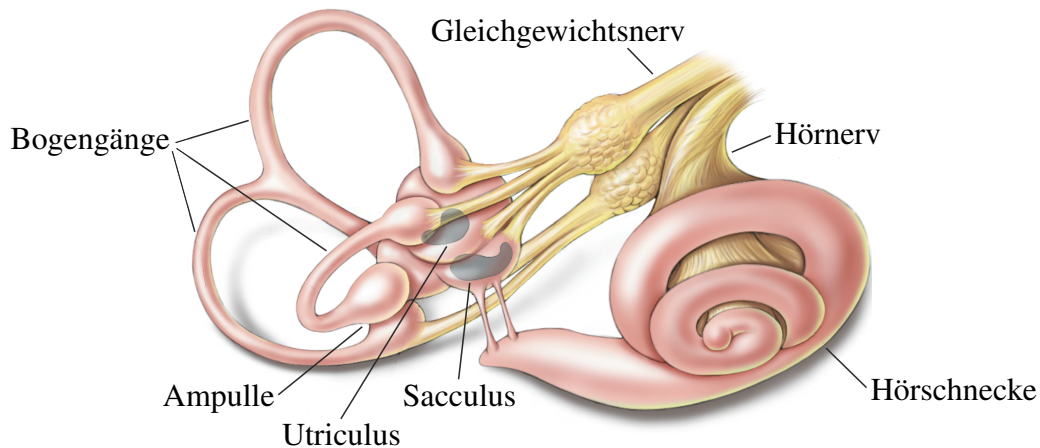


Bild 2-8: Anatomie der menschlichen Gleichgewichtsorgane [SS06b].

Die Fähigkeit der Bogengangsorgane, Drehbewegungen wahrzunehmen, ist auf ihren besonderen Aufbau gemäß Bild 2-9 zurückzuführen. Die mit einer als Endolymphe bezeichneten, viskosen Flüssigkeit gefüllten Bogengangskanäle sind durch eine bauchige Aufweitung, die sogenannte Ampulle, unterbrochen. In dieser Ampulle befindet sich ein Gallertkegel, die Cupula. Kommt es nun zu einer Drehung des Körpers, werden die knöchernen Bogengangsorgane mitbewegt, während die Endolymphe der Drehbewegung aufgrund ihrer Massenträgheit nur verzögert folgen kann. Es entsteht eine Flüssigkeitsströmung, die eine Auslenkung der Cupula entgegen der Drehrichtung bewirkt. Hieraus resultiert eine Deflektion der in der Cupula befindlichen Sinneshärchen (Stereozilien), welche die darunterliegenden Haarzellen reizt. Die so erhaltenen Bewegungsinformationen werden in Form von Impulsen über den Vestibulärnerv zum Gehirn transportiert und dort verarbeitet [SS06a].

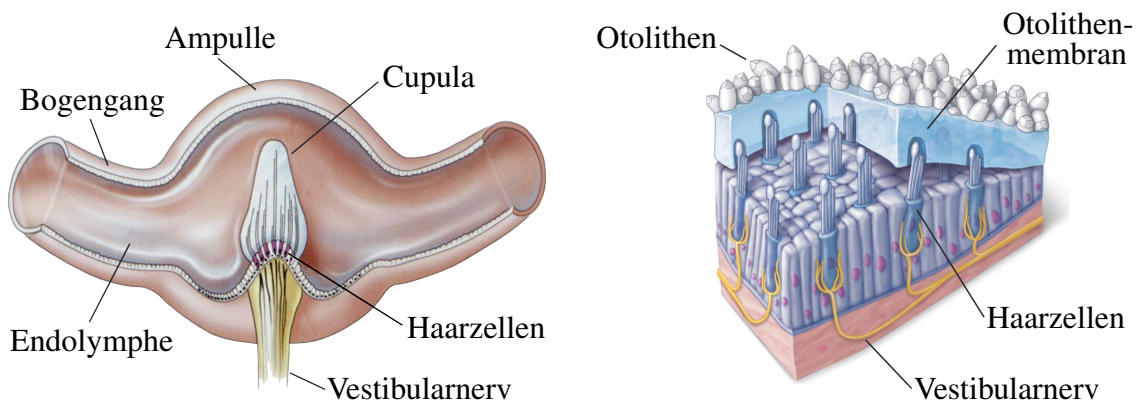


Bild 2-9: Aufbau der Bogengänge (links) [BCP18] und Makulaorgane (rechts) [MH15].

Die Wahrnehmung translatorischer Bewegungen erfolgt mithilfe der zwei Makulaorgane in jedem Innenohr. Diese sind, ähnlich wie die Bogengangsorgane, senkrecht zueinander ausgerichtet, sodass im Sacculus vertikale und im Utriculus horizontale Beschleunigungen detektiert werden können [BL07]. Dabei wird die Beschleunigungswahrnehmung in den drei translatorischen Freiheitsgraden erst durch den charakteristischen Aufbau der Makulaorgane ermöglicht (siehe Bild 2-9). Entscheidend hierfür sind die als Otolithen bezeichneten Kalziumkarbonatkristalle, welche ein höheres spezifisches Gewicht aufweisen als die sie umgebende Gallertmembran. Werden im Fall einer wirkenden Beschleunigung die Gravitationskraft und die Trägheitskraft der Otolithen überlagert, stellt sich eine Scherung der Otolithenmembran in Richtung der resultierenden Kraft ein. Analog zur Cupula der Bogengänge, befinden sich auch in der Otolithenmembran eine Vielzahl von Stereozilien, die zusammen mit der Membran ausgelenkt werden und eine Reizung der darunterliegenden Haarzellen verursachen. Somit ergibt sich für jede Bewegung des Kopfes im Raum eine charakteristische Konstellation der Deflektion beider Makulaorgane im rechten und linken Innenohr, die dem menschlichen Wahrnehmungsapparat eine präzise Einschätzung der aktuell wirkenden Beschleunigungen ermöglichen [SS06a].

Zugleich lässt sich mit der hier beschriebenen Funktionsweise der Makulaorgane die in Abschnitt 2.2.3 behandelte Tilt Coordination Technik erklären: Eine Änderung der Kopforientierung um die Längs- und Querachse bewirkt, dass die Sinneshärchen in Sacculus und Utriculus durch den Einfluss der Gravitationskraft betragsmäßig ähnlich ausgelenkt werden, wie es bei einer translatorischen Bewegung des Körpers der Fall wäre. Das vestibuläre System interpretiert die Neigung dann fälschlicherweise als scheinbare Beschleunigung, weshalb es ohne die Berücksichtigung weiterer Wahrnehmungsinformationen, wie beispielsweise visuelle Stimuli, für den Menschen nicht möglich ist, eindeutig zwischen Neigung und Bewegung zu differenzieren.

Da ein tieferes Verständnis des vestibulären Systems für die Entwicklung und Auslegung von Motion Cueing Algorithmen unerlässlich ist, werden nachfolgend die mathematische Beschreibung und das daraus resultierende systemtheoretische Verhalten der Vestibularorgane gesondert betrachtet.

Modellierung der Bogengänge

Die erste dokumentierte Modellierung der Bogengänge (engl. Semicircular Canals, Scc) erfolgte durch Steinhausen [Ste33]. Mithilfe einer linearen Differentialgleichung zweiter Ordnung war dieser in der Lage, das von ihm beobachtete dynamische Verhalten der Cupulaauslenkung in Folge einer sprunghaften Winkelgeschwindigkeitsanregung zu beschreiben.

Basierend auf den Beobachtungen von Steinhausen, präsentierten Van Egmond et al. [VGJ49] eine physikalisch motivierte Modellierung der Cupula als überkritisch gedämpftes Torsionspendel. Diesem liegt die Annahme zugrunde, dass die wahrgenommene Winkelgeschwindigkeit in jedem Rotationsfreiheitsgrad proportional zur Deflektion der Cupula ist. Es resultiert die Übertragungsfunktion

$$G_{Scc,1}(s) = \frac{\hat{\omega}(s)}{\omega(s)} = K_{Scc} \cdot \frac{s}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} \quad (2-3)$$

zur Beschreibung des Übertragungsverhaltens zwischen physikalischer Winkelgeschwindigkeit ω und wahrgenommener Winkelgeschwindigkeit $\hat{\omega}$. Die zugehörigen Zeitkonstanten T_1 und T_2 , sowie die stationäre Verstärkung K_{Scc} wurden im Rahmen der Forschungen von Van Egmond et al. zunächst nur für den Gierfreiheitsgrad experimentell bestimmt. Es folgten weitere Arbeiten zur Ermittlung der Modellparameter für die Wank- und Nickbewegung [JBK64; Mei66; GSG71].

Young und Oman [YO70] sowie auch Malcolm und Melville Jones [MM70] konnten zeigen, dass das beschriebene Modell die Adaptionseffekte der Wahrnehmung bei anhaltenden Winkelgeschwindigkeiten vernachlässigt. Daher schlagen sie eine Erweiterung der Übertragungsfunktion (2-3) um einen Adaptionsterm mit der Zeitkonstante T_A vor:

$$G_{Scc,2}(s) = G_{Scc,1}(s) \cdot \frac{T_A s}{T_A s + 1} \quad (2-4)$$

Mithilfe von Experimenten an Totenkopffaffen, deren Vestibularapparat dem des Menschen sehr ähnlich ist, gelang es Fernandez und Goldberg [FG71] nachzuweisen, dass die Reizung der Haarzellen neben der Cupulaauslenkung ebenso von Auslenkungsgeschwindigkeit beeinflusst wird. Um diese Charakteristik auch im Modell der Bogengangsorgane zu integrieren, wird die Übertragungsfunktion (2-4) um einen *Lead Term* mit der Zeitkonstante T_L ergänzt:

$$G_{Scc,3}(s) = G_{Scc,2}(s) \cdot (T_L s + 1)$$

Es resultiert ein mechanisches Ersatzmodell der Cupula als Torsionspendel unter Berücksichtigung von beobachteten Adaptions- und Leadmechanismen, dessen dynamisches Verhalten durch die Übertragungsfunktion

$$G_{Scc,3}(s) = K_{Scc} \cdot \frac{T_A s^2 (T_L s + 1)}{(T_A s + 1)(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} \quad (2-5)$$

mit der Winkelgeschwindigkeit ω als Systemeingang und der wahrgenommenen Winkelgeschwindigkeit $\hat{\omega}$ als Ausgangsgröße definiert ist.

Zur Entwicklung und Optimierung von Motion Cueing Algorithmen empfehlen Hosman und Van der Vaart [HV78] jedoch, diese Übertragungsfunktion zu vereinfachen, da die Adaptionseffekte im relevanten Frequenzbereich der Kopfbewegung (0,1-10 rad/s) vernachlässigbar klein sind. Auch die bisher betrachtete stationäre Verstärkung K_{Scc} wird aufgrund von Erkenntnissen aus subjektiven Probandenstudien vereinfachend zu eins angenommen, wodurch sich die Übertragungsfunktion (2-5) zu

$$G_{Scc,4}(s) = \frac{s(T_L s + 1)}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} \quad (2-6)$$

reduziert. Allerdings weist Fischer [Fis09] darauf hin, dass sich die Untersuchungen von Hosman und Van der Vaart auf interaktive Flugsimulationen beziehen und es daher fraglich ist, ob die resultierenden Folgerungen aufgrund der unterschiedlichen Signalcharakteristika ebenso für den bodengebundenen Verkehr gültig sind.

Aus diesem Grund wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit die Übertragungsfunktion $G_{Scc,3}(s)$ gemäß Gleichung (2-5) zur Beschreibung der Bogengangsorgane verwendet.

Hierbei handelt es sich um einen etablierten Ansatz, welcher in einer Vielzahl aktueller Forschungsarbeiten [TC05; AMN⁺15; BMB17] im Kontext des Motion Cueing Anwendung findet. Nachfolgend sind in Tabelle 2-3 die vorgestellten Modellierungsansätze sowie eine Auswahl der in der Literatur aufgeführten Parameterwerte übersichtlich zusammengefasst.

Tabelle 2-3: Übersicht der Bogengangsmodelle und zugehörigen Parameterwerte.

Literaturquelle	Modellierungsansatz	K_{Scc} [–]	T_1 [s]	T_2 [s]	T_A [s]	T_L [s]
Steinhausen [Ste33]	$G_{Scc,1}(s)$	5	5	0,004	–	–
Van Egmond et al. [VGJ49]	$G_{Scc,1}(s)$	10	10	0,1	–	–
Young und Oman [YO70]	$G_{Scc,2}(s)$	16	16	0,04	30	–
Reid und Nahon [RN85]	$G_{Scc,2}(s)$	$K_\varphi = 6,21$ $K_\theta = 5,41$ $K_\psi = 10,3$	$T_\varphi = 6,1$ $T_\theta = 5,3$ $T_\psi = 10,2$	0,1	30	–
Fernandez und Goldberg [FG71]	$G_{Scc,3}(s)$	3,44	5,7	0,005	80	0,05
Telban und Cardullo [TC05]	$G_{Scc,3}(s)$	5,73	5,73	0,005	80	0,06
Hosman und Van der Vaart [HV78]	$G_{Scc,4}(s)$	1	5,92	0,005	–	0,11

Unter Verwendung der aufgeführten Parameterwerte nach Telban und Cardullo [TC05], lässt sich der Frequenzgang $G_{Scc,3}(j\omega)$ des Bogengangsmodells aus Gleichung (2-5) gemäß Bild 2-10 ermitteln, aus dem wesentliche Eigenschaften dieses Wahrnehmungsorgans abgeleitet werden können. So ist ersichtlich, dass die Bogengänge im Frequenzbereich von 0,05 bis 3 Hz als gute Winkelgeschwindigkeitsdetektoren dienen, da sie Drehbewegungen ohne Amplitudenänderung und mit geringer Phasenverschiebung nahe 0° sensieren. Dieses Frequenzspektrum weisen auch alltägliche Fahrmanöver aus dem Straßenverkehr auf (siehe Abschnitt 2.2.5), weshalb die rotatorischen Fahrzeugbewegungen gut mit dem menschlichen Vestibularapparat wahrgenommen werden können. Für kleine Frequenzen unterhalb von 0,05 Hz wird hingegen der Einfluss der beschriebenen Adaptionseffekte deutlich: Niederfrequente Rotationen werden stark gedämpft wahrgenommen und im Grenzfall einer konstanten Winkelgeschwindigkeit nahezu vollständig unterdrückt. Diese Charakteristik der Bogengangsorgane wird in der interaktiven Fahrsimulation genutzt, um die zuvor beschriebene Tilt Coordination Technik anwenden zu können, ohne dass der Fahrer die unnatürlichen Drehbewegungen detektiert. Für große Frequenzen überwiegt der Einfluss des Lead Terms, mit den von Fernandez und Goldberg [FG71] beschriebenen Effekten der Amplitudenverstärkung und des Phasenabfalls.

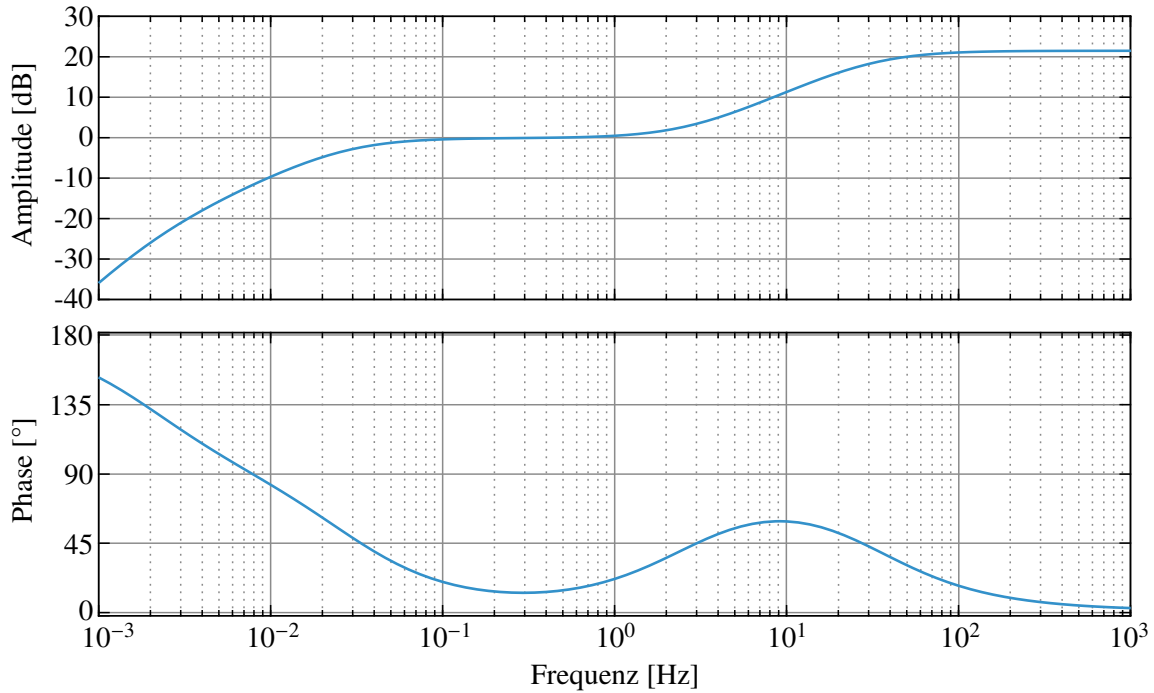


Bild 2-10: Frequenzgang des Bogengangmodells $G_{Scc,3}(j\omega)$.

Modellierung der Makulaorgane

Analog zur mathematischen Beschreibung der Bogengangsorgane kann auch das Übertragungsverhalten von Utriculus und Sacculus durch ein mechanisches Ersatzmodell in Form eines überkritisch gedämpften Feder-Dämpfer-Systems formuliert werden. So berichtet Zacharias [Zac78], dass erste Forschungen in diesem Bereich auf Meiry [Mei66] zurückzuführen sind. Dieser untersuchte mithilfe eines translativ beschleunigten Schlittens die subjektive Bewegungswahrnehmung bei sinusförmiger Anregung, woraus er die rationale Übertragungsfunktion

$$G_{Oto,1}(s) = \frac{\hat{a}(s)}{a(s)} = \frac{K_{Oto}}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} \quad (2-7)$$

zur Beschreibung des dynamischen Verhaltens der Otolithen (engl. Otoliths, Oto) ableiten konnte. Dabei wird ein proportionaler Zusammenhang zwischen der wahrgenommenen Beschleunigung $\hat{a}$ und der Stereozilienauslenkung durch eine wirkende physikalische Beschleunigung a vorausgesetzt. Mit entsprechender Wahl des stationären Verstärkungsfaktors K_{Oto} sowie der Zeitkonstanten T_1 und T_2 (siehe Tabelle 2-4) resultiert eine Tiefpasscharakteristik, die das Verhalten der Makulaorgane bei translatorischen Bewegungen gut beschreibt.

Jedoch konnten Young und Meiry [YM68] in ihren späteren Studien zeigen, dass das Modell nach Gleichung (2-7) die wahrgenommene Beschleunigung bei einer konstanten Kopfneigung, welche ebenfalls zu einer Deflektion der Sinneshärchen führt, nicht hinreichend genau abbildet. Aus diesem Grund ergänzen sie das von Meiry [Mei66] vorgestellte Modell um einen Lead Term, welchen sie auf Effekte der neuronalen Signalverarbeitung zurückführen:

$$G_{Oto,2}(s) = G_{Oto,1}(s) \cdot (T_L s + 1) \quad (2-8)$$

Unter Berücksichtigung der zu erwartenden Frequenzspektren der Simulatorbewegungen nehmen Ringland und Stapleford [RS72] eine Vereinfachung der Übertragungsfunktion (2-8) vor, da sie die Einflüsse der Zeitkonstanten T_1 und T_L als vernachlässigbar klein bewerten. Hieraus ergibt sich die Übertragungsfunktion

$$G_{Oto,3}(s) = \frac{K_{Oto}}{T_2 s + 1},$$

die einem Verzögerungsglied erster Ordnung entspricht. Es sei jedoch angemerkt, dass sich die zugrunde liegenden Annahmen, wie schon im Fall des vereinfachten Bogengangmodells nach Gleichung (2-6), auf den Anwendungsfall der Flugsimulation beziehen und eine generalisierte Gültigkeit für die Fahrsimulation auch hier fraglich ist.

Ein komplexerer Ansatz zur Modellierung der Makulaorgane wurde von Fernandez und Goldberg [FG76] vorgestellt. Diese beziehen sich, analog zu der von ihnen vorgestellten Modellierung der Bogengänge, auf Messungen der Neuronenimpulse von Totenkopffaffen, aus denen sie die Übertragungsfunktion

$$G_{Oto,4}(s) = G_A(s) \cdot \frac{G_V(s)}{G_M(s)} = \frac{k_A T_A s + 1}{T_A s + 1} \cdot \frac{k_V (T_V s)^{k_V} + 1}{T_M s + 1} \quad (2-9)$$

ableiten. Dabei stellt der Multiplikator $G_A(s)$ einen Adaptionoperator dar, der die beobachteten Anpassungsmechanismen bei niederfrequenten Anregungen abbildet. Die nicht-lineare Geschwindigkeitsempfindlichkeit der Makulaorgane wird hingegen durch einen Lead Term $G_V(s)$ mit dem fraktionalen Exponenten $0 \leq k_V \leq 1$ berücksichtigt, während der Divisor $G_M(s)$ die mechanischen Eigenschaften des Organs mit seinem charakteristischen Tiefpassverhalten beschreibt. Zwar findet dieser Modellierungsansatz unter anderem in den neurologischen Untersuchungen zum *Vestibulookulären Reflex*² von Crane und Demer [CD99] Anwendung, jedoch ist die Übertragungsfunktion (2-9) aufgrund des fraktionalen Exponenten k_V nur schwer handhabbar und daher zur Implementierung in einen Motion Cueing Algorithmus ungeeignet [Hos96].

Vor diesem Hintergrund wird in der vorliegenden Arbeit die Modellierung der Makulaorgane nach Gleichung (2-8) verwendet, um die menschliche Wahrnehmung translatorischer Beschleunigungen mit der Übertragungsfunktion $G_{Oto,2}$ zu beschreiben. Bei dieser handelt es sich um einen etablierten Modellierungsansatz, der unter anderem in den Arbeiten von Telban und Cardullo [TC05], Garrett und Best [GB13] sowie Volkaner et al. [VSO16] zur Entwicklung und Optimierung von Regelalgorithmen für dynamische Fahr- und Flugsimulatoren herangezogen wird. Die beschriebenen Modellierungsansätze der Makulaorgane, sowie ein Auszug der in der Literatur aufgeführten Parameterwerte, sind im Folgenden in Tabelle 2-4 zusammengestellt.

Bild 2-11 zeigt die Frequenzantwort der Übertragungsfunktion $G_{Oto,2}(j\omega)$ bei Verwendung der von Telban und Cardullo [TC05] ermittelten Parameterwerte. Aus dieser geht hervor, dass die modellierten Makulaorgane eine frequenzspezifische Filtercharakteristik aufweisen. Dabei findet sich der Durchlassbereich, analog zum Modell der Bogengangsorgane, bei Frequenzen von 0,05 bis 3 Hz, in welchen die wahrgenommenen Beschleunigungen $\hat{a}$ am

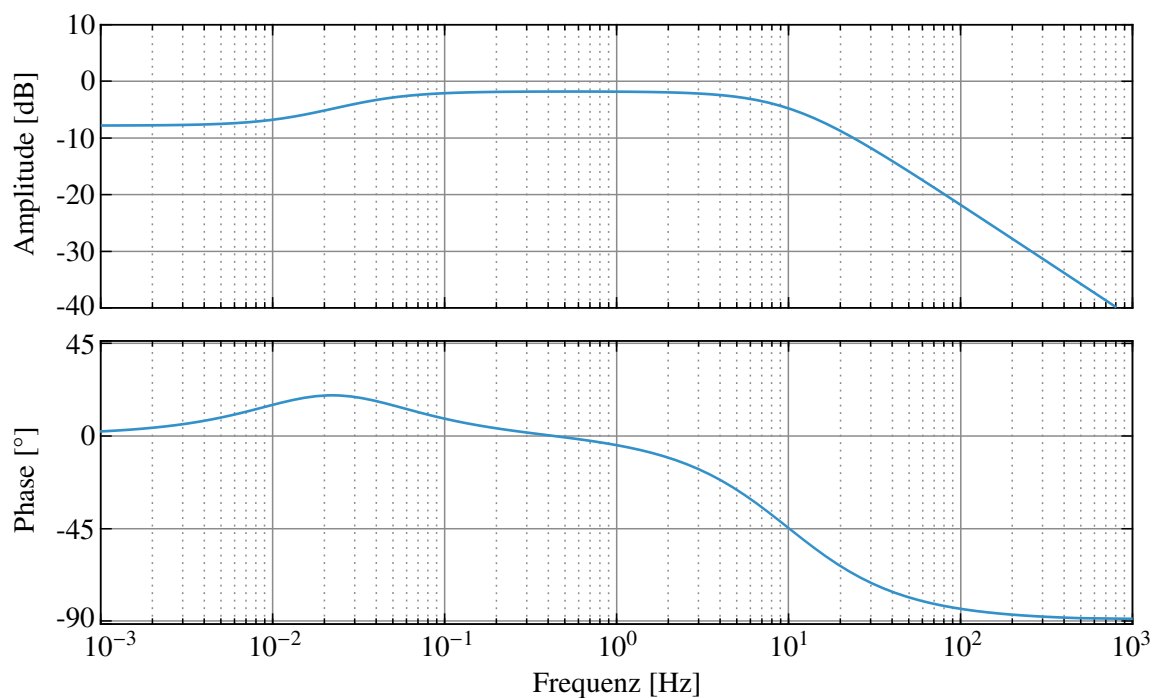
²Bei schnellen Kopfbewegungen stabilisiert der Vestibulookuläre Reflex die Bilder auf der Netzhaut. Dazu werden die Augen mit gleicher Geschwindigkeit entgegengesetzt zur Drehrichtung des Kopfes bewegt, sodass Objekte weiterhin mit den Augen fixiert werden können [CD99].

Tabelle 2-4: Übersicht der Makulamodelle und zugehörigen Parameterwerte.

Literaturquelle	Modellierungs- ansatz	K_{oto} [–]	T_1 [s]	T_2 [s]	T_L [s]
Meiry [Mei66]	$G_{oto,1}(s)$	Unbe- stimmt	10	0,66	–
Young und Meiry [YM68]	$G_{oto,2}(s)$	0,4	5,33	0,66	13,2
Mayne [May74]	$G_{oto,2}(s)$	0,4	5,26	0,66	13,16
Telban und Cardullo [TC05]	$G_{oto,2}(s)$	0,4	5	0,016	10
Ringland und Stapleford [RS72]	$G_{oto,3}(s)$	1	–	0,67	–

Literaturquelle	Modellierungs- ansatz	k_A [–]	k_V [–]	T_A [s]	T_V [s]	T_M [s]
Fernandez und Goldberg [FG76]	$G_{oto,4}(s)$	1,12	0,188	69	0,016	40

Systemausgang nur eine geringfügige Amplitudenabschwächung und Phasenverschiebung enthalten. Somit stellen Utriculus und Sacculus sehr gute Beschleunigungssensoren im Frequenzspektrum üblicher Fahrmanöver (siehe Abschnitt 2.2.5) dar, mit denen translatorische

Bild 2-11: Frequenzgang des Makulamodells $G_{oto,2}(j\omega)$.

Fahrzeugbewegungen präzise detektiert werden können. Niederfrequente Beschleunigungsanregungen unterhalb von 0,05 Hz werden hingegen nur mit einer um ca. -8 dB gedämpften Amplitude deutlich abgeschwächt wahrgenommenen. Dabei weist der Systemausgang, wie bereits von Peters [Pet64] beobachtet, nur eine unwesentliche zeitliche Verzögerung gegenüber dem Beschleunigungseingang auf. Im Bereich großer Frequenzen zeigt sich ein charakteristisches Tiefpassverhalten, das auf die Massenträgheit der Otolithen zurückzuführen ist. Folglich werden Beschleunigungen oberhalb von 20 Hz, z. B. hochfrequente Motorschwingungen, nur ungenau durch die Makulaorgane sensiert, sodass weitere Wahrnehmungssysteme, wie etwa das somatosensorische System, zur korrekten Interpretation des aktuellen Bewegungszustands herangezogen werden müssen.

Die hier behandelten Modellierungsansätze zur mathematischen Beschreibung der menschlichen Vestibularorgane verdeutlichen den großen Aufwand, der in die Erforschung der Bogengänge und Makulaorgane betrieben wurde. Dennoch sollte angemerkt werden, dass diese Modelle, welche sich zum Teil signifikant in der Struktur und den verwendeten Parameterwerten unterscheiden, lediglich einen Teilbereich der menschlichen Bewegungswahrnehmung berücksichtigen. Zwar existieren diverse weiterführende Arbeiten zur Untersuchung und Beschreibung der visuell-vestibulären Interaktion als elementarer Bestandteil der multisensorischen Integration [BYC88; Van98; FDA10; CNK⁺19], jedoch ist der exakte Einfluss der jeweiligen Wahrnehmungssysteme auf das resultierende Bewegungsempfinden noch weitestgehend unbekannt. Dieses ist mit der Komplexität und Vielschichtigkeit der Bewegungswahrnehmung sowie der Subjektivität beobachteter neurophysiologischer Effekte zu begründen, weshalb sich die Erkenntnisse aus durchgeführten Versuchen oftmals nur schwer einer einzigen Ursache zuordnen lassen [Fis09]. Daher liefern die verfügbaren Modelle oftmals eine gute Näherung hinsichtlich der untersuchten Effekte, eine allgemeine Gültigkeit zur Beschreibung der ganzheitlichen Bewegungswahrnehmung ist jedoch als fraglich zu bewerten.

2.3.3 Wahrnehmungsschwellen

Neben Analysen der dynamischen Eigenschaften der Vestibularorgane, bilden auch Untersuchungen von Schwellwerten für minimal wahrnehmbare Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten einen in der Literatur vielfach diskutierten Forschungsschwerpunkt. So konnten Groen und Jongkees [GJ48] sowie später auch Clark und Stewart [CS70] mittels subjektiver Probandenstudien zeigen, dass Wahrnehmungsschwellen bei einer sprungartigen Winkelbeschleunigungsanregung in allen drei Rotationsfreiheitsgraden existieren, deren Ursache in einem Signalrauschen auf neuronaler Ebene des Nervensystems vermutet wird [HV78]. Dass es sich dabei um frequenzabhängige Schwellwerte handelt, bei denen das als *Mulder Produkt* bezeichnete Produkt aus Winkelbeschleunigungsamplitude und Verzögerungszeit nahezu einen konstanten Wert liefert, haben sowohl die Untersuchungen von Van Egmond et al. [VGJ49], als auch Meiry [Mei66] sowie Hosman und Van der Vaart [HV78] nachgewiesen. Hieraus wird übereinstimmend gefolgert, dass eine Winkelgeschwindigkeitsschwelle existiert, unterhalb derer Drehbewegungen für den Menschen nicht detektierbar sind. Diese Eigenschaft des vestibulären Systems ist im Kontext des Motion Cueing besonders für die Anwendung der Tilt Coordination von Bedeutung. Analog dazu finden sich Forschungen von Peters [Pet64], Hosman und Van der Vaart [HV78] sowie Benson et al. [BSS86] zum Nachweis von Schwellwerten für translatorische Beschleu-

nigungen. Tabelle 2-5 fasst die Ergebnisse dieser Studien zusammen. Hier sei jedoch angemerkt, dass die jeweils aufgeführten Schwellwerte der Bewegungswahrnehmung größtenteils unter Laborbedingungen, also bei Dunkelheit und mit geschlossenen Augen, bestimmt wurden. Darüber hinaus beschäftigen sich diverse weiterführende Arbeiten mit dem Einfluss zusätzlicher Bewegungshinweise, wie zum Beispiel visueller Reize, auf die menschlichen Wahrnehmungsschwellen [RN85; RK00; GB04; PNN⁺14]. Aus diesen geht hervor, dass die Sensitivität der Bewegungswahrnehmung durch weitere, ablenkende Bewegungshinweise deutlich vermindert wird und in Folge dessen größere Schwellwerte resultieren (siehe Tabelle 2-5).

Tabelle 2-5: Auszug in der Literatur aufgeführter Wahrnehmungsschwellen.

		Bei Dunkelheit			Mit Visualisierung		
	Bewegungs-freiheitsgrad	Peters [Pet64]	Hosman und V. D. Vaart [HV78]	Benson et al. [BSS86]	Reid und Nahon [RN85]	Greig [Gre88]	Reymond und Kemeny [RK00]
Translation	Longitudinal [m/s^2]	0,02...0,2	0,04...0,085	0,063	0,17	0,049	0,05
	Lateral [m/s^2]			0,057	0,17		
	Vertikal [m/s^2]			0,154	0,28		
Rotation	Wanken [$^\circ/s$]	3,2	–	2,04	3,0	0,5	–
	Nicken [$^\circ/s$]	2,6	–	2,07	3,6		–
	Gieren [$^\circ/s$]	1,1	–	1,60	2,6		–

Ebenso wurde nachgewiesen, dass das simultane Ausführen zusätzlicher Aufgaben, beispielsweise der Fahraufgabe selbst, einen signifikanten Einfluss auf die subjektiven Wahrnehmungsschwellen besitzt. So konnte Gundry [Gun77] in einem Simulatorversuch zeigen, dass der ermittelte Schwellwert der Wankwinkelgeschwindigkeitsdetektion bei gleichzeitiger Lösung einer einfachen Rechenaufgabe um über 40% gegenüber dem Schwellwert ohne zusätzliche Nebenaufgabe gesteigert ist. Ein vergleichbarer Anstieg wurde auch von Hosman und Van der Vaart [HV78] beobachtet, wenn die Probanden mit einer akustischen Erkennungs- oder einer Steuerungsaufgabe abgelenkt wurden. Einen oftmals unterschätzten Einflussfaktor stellt die Erwartungshaltung der Probanden dar. Studien von Wertheim et al. [WMB01] zeigen, dass die Bewegungsempfindung und somit auch die Wahrnehmungsschwellen wesentlich durch das Vorwissen der Personen geprägt ist: Hat ein Proband Kenntnis über die Funktion eines Bewegungssystems und weiß, dass er während des Betriebs geneigt wird, führt dies unterbewusst zu einer unterschiedlichen Bewertung der sensorischen Bewegungshinweise.

Neben den unterschiedlichen Versuchsaufbauten und den verwendeten Messmethoden ist die große Varietät der gemäß Tabelle 2-5 aufgeführten Schwellwerte somit auch auf eine

Vielzahl externer Umgebungseinflüsse in den jeweiligen Experimenten zurückzuführen. Daher können nach aktuellem Stand der Forschung keine generischen Schwellwerte für beliebige Bewegungsszenarien angegeben werden. Gleichwohl liefern die von Reid und Nahon [RN85] dokumentierten Wahrnehmungsschwellen eine, in der Vielzahl von Veröffentlichungen zur Thematik des Motion Cueing akzeptierte, Näherung [GB04].

2.4 Kinematik des starren Körpers

Die im Hauptteil der vorliegenden Arbeit entstandenen Ansätze zur Regelung dynamischer Fahrsimulatoren setzen eine grundlegende Kenntnis über die Beschreibung des Bewegungsverhaltens starrer Körper voraus. Aus diesem Grund sollen nachfolgend die wesentlichen kinematischen Zusammenhänge erläutert sowie eine einheitliche Notation eingeführt werden, die den erarbeiteten Motion Cueing Algorithmen zugrunde liegen.

2.4.1 Koordinatensysteme und -transformation

Bei der Beschreibung des dynamischen Verhaltens technischer Systeme ist stets das verwendete Bezugssystem zu berücksichtigen. Hierzu existieren in der Fahrzeugtechnik üblicherweise zwei Konventionen nach unterschiedlichen Normen: Die DIN ISO 8855 sowie die SAE Norm J670. Die wesentlichen Unterschiede dieser Normen lassen sich direkt aus Bild 2-12 ableiten. Beide Konventionen definieren ein körperfestes, orthonormiertes Koordinatensystem K mit den zugehörigen Basisvektoren ${}_K\mathbf{e}$, von denen ${}_K\mathbf{e}_x$ parallel zur Fahrzeuglängsachse in positive Fahrtrichtung gerichtet ist. Bei der Wahl des Bezugssystems nach DIN ISO 8855, welche eine modifizierte Variante der internationalen Norm ISO 8855 darstellt, weist der Vektor ${}_K\mathbf{e}_z$ jedoch vertikal nach oben, während er in der SAE Norm vertikal in Richtung der Straße zeigt [SAE08; DIN13]. Da es sich in beiden Fällen um Rechtssysteme handelt, ist folglich auch der Basisvektor ${}_K\mathbf{e}_y$ jeweils entgegengerichtet (siehe Bild 2-12). Die Beschreibung der Fahrzeugbewegung relativ zum

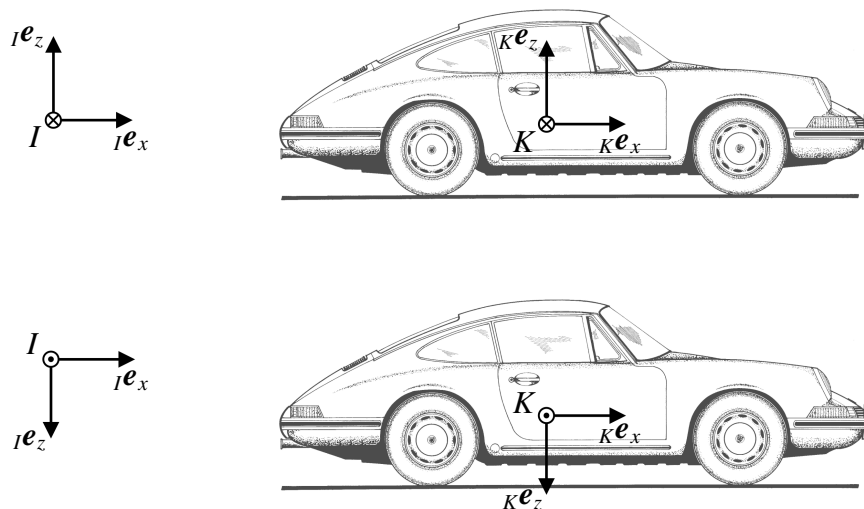


Bild 2-12: Koordinatensysteme nach DIN ISO 8855 (oben) und SAE Norm J670 (unten).

ortsfesten Inertialsystem I erfolgt dabei anhand eines festen Referenzpunktes, welcher in der Fahrzeugtechnik üblicherweise dem Fahrzeugschwerpunkt entspricht [SHB13]. Im speziellen Anwendungsfall der interaktiven Fahrsimulation empfiehlt es sich jedoch, diesen Referenzpunkt sowohl in der Fahrdynamiksimulation als auch innerhalb des Simulators an der Position des Fahrerkopfes zu definieren [Pit17]. Dieses bietet den Vorteil, dass die Beschreibung der simulierten Fahrzeugbewegungen unabhängig von den geometrischen Verhältnissen des implementierten Fahrzeugmodells erfolgt. So können verschiedenste Fahrzeugtypen, wie beispielsweise Sport- und Lastkraftwagen, im Simulator abgebildet werden, ohne dass unerwünschte Effekte durch die spezifischen Abmessungen des virtuellen Fahrzeugs oder des Mockups auftreten. Zudem ist die Betrachtung der am Fahrerkopf auftretenden Fahrdynamikgrößen aufgrund der in Abschnitt 2.3.2 beschriebenen vestibulären Wahrnehmungsmechanismen naheliegend.

Aus historischen Gründen ist die Verwendung der SAE Norm J670 in der interaktiven Fahr- und Flugsimulation gebräuchlich. Dennoch wird in der vorliegenden Arbeit die Konvention nach der DIN ISO 8855 gewählt, um die Bewegungsgrößen des simulierten Referenzfahrzeugs und des Simulator-Bewegungssystems zu beschreiben. Dies hat zur Folge, dass die Vorzeichen einzelner Gleichungen, speziell die der anschließend beschriebenen Koordinatentransformation, von denen in der gängigen Fachliteratur abweichen.

Die Orientierung des Bezugssystems K zum Inertialsystem I wird durch eine Koordinatentransformation beschrieben, die die Basisvektoren ${}_K\mathbf{e}$ auf die Basisvektoren ${}_I\mathbf{e}$ abbildet. Dabei kann die Ausrichtung von K gegenüber I durch eine Abfolge von separaten Rotationen um die mitgedrehten x -, y - oder z -Achsen und mit den zugehörigen Winkeln φ , θ und ψ ausgedrückt werden, was auf die nachstehenden Elementardrehmatrizen führt:

$$\mathbf{A}_x(\varphi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Wird das Produkt der Elementardrehmatrizen gemäß DIN ISO 8855 in der Drehreihenfolge z - y - x bezüglich der mitgedrehten Achsen gebildet, liegen die sogenannten Kardanwinkel vor, die in der englischsprachigen Literatur auch als Tait-Bryan-Winkel bezeichnet werden [Woe16]. Analog dazu findet sich häufig die Konvention der Eulerwinkel mit der Drehreihenfolge z - x - z bezüglich der mitgedrehten Achsen [SE14], welche in dieser Arbeit jedoch nicht weiter betrachtet werden soll. Für die allgemeine Basistransformation zweier Bezugssysteme im euklidischen Raum gilt dann³:

$$\begin{aligned} {}_I\mathbf{e} &= \mathbf{A}_z(\psi) \cdot \mathbf{A}_y(\theta) \cdot \mathbf{A}_x(\varphi) \cdot {}_K\mathbf{e} \\ &= {}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}_K\mathbf{e} \end{aligned}$$

mit

$${}^{IK}\mathbf{A} = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\varphi s\theta c\psi - c\varphi s\psi & c\varphi s\theta c\psi + s\varphi s\psi \\ c\theta s\psi & s\varphi s\theta s\psi + c\varphi c\psi & c\varphi s\theta s\psi - s\varphi c\psi \\ -s\theta & s\varphi c\theta & c\varphi c\theta \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

³Aus Gründen der Darstellung werden in der Transformationsmatrix ${}^{IK}\mathbf{A}$ die Abkürzungen $\sin x = s x$, $\cos x = c x$ verwendet.

Mittels dieser Transformationsvorschrift lassen sich beliebige Vektoren vom körperfesten Bezugssystem K ins Inertialsystem I überführen. Die entgegengesetzte Transformation vom Inertialsystem in das körperfeste Koordinatensystem erfolgt durch die Inversion der Transformationsmatrix ${}^{IK}\mathbf{A}$. Dabei ist eine besondere Eigenschaft der Koordinatentransformation, dass es sich bei den Drehmatrizen um orthogonale Matrizen handelt, sodass

$${}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}^{IK}\mathbf{A}^T = {}^{IK}\mathbf{A}^T \cdot {}^{IK}\mathbf{A} = \mathbf{I}$$

gilt. Hieraus kann direkt gefolgert werden, dass die Transponierte der Drehmatrix aus Gleichung (2-10) auch ihrer Inversen entspricht:

$${}^{KI}\mathbf{A} = {}^{IK}\mathbf{A}^{-1} = {}^{IK}\mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & c\theta s\psi & -s\theta \\ s\varphi s\theta c\psi - c\varphi s\psi & s\varphi s\theta s\psi + c\varphi c\psi & s\varphi c\theta \\ c\varphi s\theta c\psi + s\varphi s\psi & c\varphi s\theta s\psi - s\varphi c\psi & c\varphi c\theta \end{bmatrix} \quad (2-11)$$

Es sei jedoch angemerkt, dass die Transformationsmatrizen gemäß den Gleichungen (2-10) und (2-11) aufgrund der Nichtkommutativität der durchgeführten Matrixmultiplikationen nur für die Definition der Koordinatensysteme nach DIN ISO 8855 mit der entsprechenden Konvention der Drehreihenfolge gültig sind.

Ergänzend dazu ergeben sich die Winkelgeschwindigkeiten eines starren Körpers aus den zeitlichen Ableitungen der Kardanwinkel, indem die Elementarwinkelgeschwindigkeiten $\dot{\varphi}$, $\dot{\theta}$ und $\dot{\psi}$ um die jeweiligen Achsen transformiert und vektoriell addiert werden [SHB13]:

$${}_I \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} + \mathbf{A}_z(\psi) \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + \mathbf{A}_z(\psi) \cdot \mathbf{A}_y(\theta) \cdot \begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \mathbf{H}(\theta, \psi) \cdot \begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (2-12)$$

mit

$$\mathbf{H}(\theta, \psi) = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \cos \theta \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ -\sin \theta & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-13)$$

Es resultiert der Vektor ${}_I\boldsymbol{\omega}$, dessen Elemente die Winkelgeschwindigkeiten des körperfesten Systems relativ zum ortsfesten System im Koordinatensystem I beschreiben. Sind hingegen die Winkelgeschwindigkeiten im körperfesten Koordinatensystem von Interesse, kann ${}_I\boldsymbol{\omega}$ mittels der Transformationsmatrix nach Gleichung (2-11) in das Bezugssystem K überführt werden. Daraus folgt für den Winkelgeschwindigkeitsvektor ${}_K\boldsymbol{\omega}$:

$${}_K\boldsymbol{\omega} = {}^{KI}\mathbf{A} \cdot {}_I\boldsymbol{\omega} = {}^{KI}\mathbf{A} \cdot \mathbf{H} \cdot \begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin \theta \\ 0 & \cos \varphi & \sin \varphi \cos \theta \\ 0 & -\sin \varphi & \cos \varphi \cos \theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

Durch Inversion dieser Gleichung lassen sich dann ebenso die zeitlichen Ableitungen der Kardanwinkel mit der Transformationsmatrix ${}^{IK}\mathbf{T}$ aus dem körperfesten Winkelgeschwindigkeitsvektor ${}_K\boldsymbol{\omega}$ bestimmen:

$$\begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = {}^{IK}\mathbf{T} \cdot {}_K\boldsymbol{\omega} = ({}^{KI}\mathbf{A} \cdot \mathbf{H})^{-1} \cdot {}_K\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \varphi \tan \theta & \cos \varphi \tan \theta \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi / \cos \theta & \cos \varphi / \cos \theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}_K \quad (2-15)$$

2.4.2 Lage-, Geschwindigkeits- und Beschleunigungsgrößen

Die räumliche Bewegung technischer Systeme, beispielsweise dynamischer Fahrsimulatoren, wird üblicherweise als Bewegung eines starren Körpers, welcher ein idealisiertes Modell der Kontinuumsmechanik darstellt, beschrieben. Das dynamische Verhalten ist dabei durch die Lage-, Geschwindigkeits- und Beschleunigungsgrößen definiert, deren Zusammenhänge nachfolgend erläutert werden. Hierzu zeigt Bild 2-13 einen exemplarischen Starrkörper mit den Bezugspunkten B und P sowie den zugehörigen Bezugssystemen.

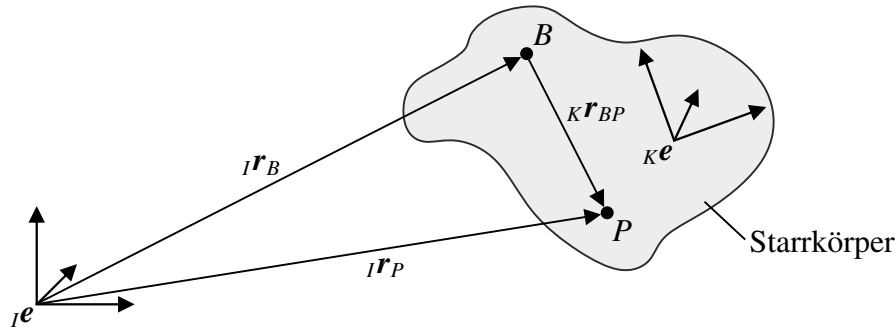


Bild 2-13: Starrer Körper im Raum mit den Bezugspunkten B und P .

Da starre Körper per Definition verzerrungsfrei sind, können die Abstände zwischen allen Punkten in dem betrachteten Körper als konstant angenommen werden. Somit gilt für den Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_P(t)$ vom Ursprung des ortsfesten Koordinatensystems I zum Bezugspunkt P unter Berücksichtigung der Vektoraddition:

$${}_I\mathbf{r}_P = {}_I\mathbf{r}_B + {}_I\mathbf{r}_{BP} = {}_I\mathbf{r}_B + {}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}_K\mathbf{r}_{BP} \quad (2-16)$$

Hier bezeichnet ${}_K\mathbf{r}_{BP}$ den konstanten Vektor von Bezugspunkt B zu P , ausgedrückt im Koordinatensystem K (siehe Bild 2-13). Dieser muss jedoch vor der Addition zum Ortsvektor des Punktes B mithilfe der Transformationsmatrix ${}^{IK}\mathbf{A}(t)$ in das Inertialsystem I überführt werden, da eine Vektoraddition nur für Vektoren im selben Bezugssystem gültig ist. Analog zu Gleichung (2-16) sind auf diese Weise, unter Berücksichtigung der aktuellen Körperorientierung, die Ortsvektoren beliebiger Punkte des starren Körpers eindeutig bestimmt [Woe16].

Bei der Betrachtung dynamischer Systeme empfiehlt es sich oftmals, die zeitveränderlichen Ortsvektoren ${}_I\mathbf{r}(t)$ in Abhängigkeit eines Satzes von unabhängigen, sogenannten generalisierten oder verallgemeinerten, Koordinaten $q_i(t)$ zu beschreiben⁴. Diese entsprechen am anschaulichen Beispiel eines Knickarmroboters den Winkeln der verbauten Drehgelenke und bestimmen zusammen mit den geometrischen Verhältnissen die Position des Endeffektors. Dabei besteht im Allgemeinen ein nichtlinearer Zusammenhang $\mathbf{f}$ zwischen dem Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}(t)$ und dem Vektor der verallgemeinerten Koordinaten $\mathbf{q}(t)$ [Sch86]:

$${}_I\mathbf{r} = \mathbf{f}(\mathbf{q}) = {}_I\mathbf{r}(\mathbf{q}) \quad (2-17)$$

⁴Die Mindestanzahl der verallgemeinerten Koordinaten, die zur Beschreibung Systems erforderlich sind, wird durch die Anzahl seiner Freiheitsgrade bestimmt. Für einen freien starren Körper im Raum ergeben sich somit genau sechs verallgemeinerte Koordinaten $q_1(t), \dots, q_6(t)$.

Die zeitliche Ableitung von Gleichung (2-16) führt auf die translatorischen Geschwindigkeitsgrößen des Bezugspunkts P , wodurch sich der korrespondierende Geschwindigkeitsvektor ${}_I\mathbf{v}_P(t)$ zu

$${}_I\mathbf{v}_P = \frac{d}{dt} {}_I\mathbf{r}_P = \frac{d}{dt} ({}_I\mathbf{r}_B + {}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}_K\mathbf{r}_{BP}) \quad (2-18)$$

berechnet. Dabei gilt nach der Differentiationsregel für das Produkt zweier zeitabhängiger Funktionen und unter Berücksichtigung eines konstanten Vektors ${}_K\mathbf{r}_{BP}$:

$$\frac{d}{dt} ({}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}_K\mathbf{r}_{BP}) = \underbrace{{}^{IK}\dot{\mathbf{A}} \cdot {}_K\mathbf{r}_{BP}}_{{}^{KI}\dot{\mathbf{A}} \cdot {}_I\mathbf{r}_{BP}} + \underbrace{{}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}_K\dot{\mathbf{r}}_{BP}}_0 = {}^{IK}\dot{\mathbf{A}} \cdot {}^{IK}\mathbf{A}^T \cdot {}_I\mathbf{r}_{BP} \quad (2-19)$$

Dieser Ausdruck lässt sich mittels der bekannten Poisson-Gleichung weiter zu

$${}^{IK}\dot{\mathbf{A}} \cdot {}^{IK}\mathbf{A}^T \cdot {}_I\mathbf{r}_{BP} = {}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\mathbf{r}_{BP} \quad (2-20)$$

vereinfachen [DH11], sodass die gesuchte zeitliche Ableitung durch das Kreuzprodukt des Winkelgeschwindigkeitsvektors ${}_I\boldsymbol{\omega}(t)$ nach Gleichung (2-12) und dem Vektor ${}_I\mathbf{r}_{BP}(t)$ gebildet wird. Durch das Einsetzen der Gleichungen (2-19) und (2-20) in Gleichung (2-18) erhält man schließlich den Geschwindigkeitsvektor eines Punktes P im starren Körper als

$${}_I\mathbf{v}_P = {}_I\dot{\mathbf{r}}_B + {}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\mathbf{r}_{BP} . \quad (2-21)$$

Darin berücksichtigt der erste Summand die translatorische Geschwindigkeit des Bezugspunktes B im Raum, während der zweite Summand die zusätzlichen Geschwindigkeitsanteile durch die rotatorischen Freiheitsgrade des Starrkörpers beschreibt.

Die Geschwindigkeit des Körperpunktes P lässt sich jedoch auch in Abhängigkeit der verallgemeinerten Koordinaten ausdrücken. Entsprechend Gleichung (2-17) wird dazu zunächst der Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_P(t)$ als Funktion der verallgemeinerten Koordinaten gebildet:

$${}_I\mathbf{r}_P = {}_I\mathbf{r}_P(\mathbf{q})$$

Unter Anwendung der Kettenregel führt die zeitliche Ableitung dieser Gleichung auf das Differential

$${}_I\mathbf{v}_P = \frac{d}{dt} {}_I\mathbf{r}_P(\mathbf{q}) = \frac{\partial {}_I\mathbf{r}_P(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}} \cdot \frac{d\mathbf{q}}{dt} = \mathbf{J}(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}} , \quad (2-22)$$

wobei $\mathbf{J}$ die Jacobi-Matrix der Translation darstellt. Diese besitzt im Fall n verallgemeinerter Koordinaten die Gestalt

$$\mathbf{J}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial {}_I r_{P,x}(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \cdots & \frac{\partial {}_I r_{P,x}(\mathbf{q})}{\partial q_n} \\ \frac{\partial {}_I r_{P,y}(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \cdots & \frac{\partial {}_I r_{P,y}(\mathbf{q})}{\partial q_n} \\ \frac{\partial {}_I r_{P,z}(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \cdots & \frac{\partial {}_I r_{P,z}(\mathbf{q})}{\partial q_n} \end{bmatrix} . \quad (2-23)$$

Somit lässt sich die Absolutgeschwindigkeit des Körperpunktes P nach Gleichung (2-22) in Abhängigkeit der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ sowie deren zeitlichen Ableitungen $\dot{q}_i(t)$ beschreiben.

Wie im vorherigen Abschnitt 2.3 erläutert, weisen die Beschleunigungsgrößen eines technischen Systems im Kontext der interaktiven Fahrsimulation eine besondere Bedeutung auf, weil sie wesentliche Reize für das menschliche Wahrnehmungssystem liefern. In kartesischen Koordinaten kann die Beschleunigung eines Punktes im starren Körper durch weitere Differentiation des Geschwindigkeitsvektors erhalten werden. Unter Berücksichtigung von Gleichung (2-21) gilt demnach für die translatorische Beschleunigung des Körperpunktes P :

$${}_I\mathbf{a}_P = \frac{d}{dt} {}_I\mathbf{v}_P = \frac{d}{dt} ({}_I\dot{\mathbf{r}}_B + {}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\mathbf{r}_{BP})$$

Da die Produktregel ebenso für das Kreuzprodukt zweier Vektoren gültig ist, ergibt sich der zweite Summand dieser Gleichung zu

$$\frac{d}{dt} ({}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\mathbf{r}_{BP}) = {}_I\dot{\boldsymbol{\omega}} \times {}_I\mathbf{r}_{BP} + {}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\dot{\mathbf{r}}_{BP} ,$$

wobei die zeitliche Ableitung ${}_I\dot{\mathbf{r}}_{BP}(t)$ entsprechend den Gleichungen (2-19) und (2-20) wie folgt gebildet wird:

$${}_I\dot{\mathbf{r}}_{BP} = \frac{d}{dt} ({}^{IK}\mathbf{A} \cdot {}_K\mathbf{r}_{BP}) = {}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\mathbf{r}_{BP}$$

Für die Beschleunigungsgrößen des Bezugspunktes P resultiert somit der Ausdruck

$${}_I\mathbf{a}_P = {}_I\ddot{\mathbf{r}}_B + {}_I\dot{\boldsymbol{\omega}} \times {}_I\mathbf{r}_{BP} + {}_I\boldsymbol{\omega} \times ({}_I\boldsymbol{\omega} \times {}_I\mathbf{r}_{BP}) \quad (2-24)$$

mit der translatorischen Beschleunigung ${}_I\ddot{\mathbf{r}}_B(t)$ des Punktes B und dem Vektor der Winkelbeschleunigungen ${}_I\dot{\boldsymbol{\omega}}(t)$. Dieser berechnet sich äquivalent zu Gleichung (2-12) aus den Elementardrehbeschleunigungen $\ddot{\varphi}(t)$, $\ddot{\theta}(t)$ und $\ddot{\psi}(t)$.

Neben der Beschreibung in kartesischen Koordinaten kann der Beschleunigungsvektor ${}_I\mathbf{a}_P(t)$ jedoch auch als Funktion der verallgemeinerten Koordinaten formuliert werden. Hierzu differenziert man den Geschwindigkeitsvektor ${}_I\mathbf{v}_P(t)$ aus Gleichung (2-22) unter Berücksichtigung der Produkt- und Kettenregel erneut nach der Zeit, was auf den Ausdruck

$${}_I\mathbf{a}_P = \frac{d}{dt} {}_I\mathbf{v}_P(\mathbf{q}) = \frac{d}{dt} (\mathbf{J}(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}}) = \mathbf{J}(\mathbf{q}) \cdot \ddot{\mathbf{q}} + \frac{\partial^2 {}_I\mathbf{r}_P(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}^2} \cdot \dot{\mathbf{q}}^2 \quad (2-25)$$

führt. Dieser beinhaltet im zweiten Summanden die Matrix der zweiten partiellen Ableitungen des Ortsvektors ${}_I\mathbf{r}_P(t)$ nach den verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$. Für n verallgemeinerte Koordinaten ergibt sich diese zu:

$$\frac{\partial^2 {}_I\mathbf{r}_P(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}^2} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 {}_I r_{P,x}(\mathbf{q})}{\partial q_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 {}_I r_{P,x}(\mathbf{q})}{\partial q_n^2} \\ \frac{\partial^2 {}_I r_{P,y}(\mathbf{q})}{\partial q_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 {}_I r_{P,y}(\mathbf{q})}{\partial q_n^2} \\ \frac{\partial^2 {}_I r_{P,z}(\mathbf{q})}{\partial q_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 {}_I r_{P,z}(\mathbf{q})}{\partial q_n^2} \end{bmatrix} \quad (2-26)$$

Folglich wird die Absolutbeschleunigung des Bezugspunktes P nach Gleichung (2-25) als Funktion der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$, sowie deren zeitliche Ableitungen $\dot{q}_i(t)$ und $\ddot{q}_i(t)$ beschrieben. Dabei liegt ein nichtlinearer Zusammenhang vor, da der Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_P(t)$ nichtlinear von den verallgemeinerten Koordinaten abhängt und zudem der Geschwindigkeitsvektor $\dot{\mathbf{q}}(t)$ quadratisch eingeht [SE14].

Damit sind die wesentlichen kinematischen Beziehungen zur Beschreibung des Bewegungsverhaltens eines starren Körpers im Raum abgehandelt. Diese werden im Kontext der vorliegenden Arbeit zur Modellierung des betrachteten Fahrsimulators in Kapitel 4.3 herangezogen. Für weiterführende Informationen zu den beschriebenen Zusammenhängen sei auf die angeführte Literatur verwiesen.

2.5 Regelungstechnische Grundlagen

Die fahrsituationsabhängige Ansteuerung eines dynamischen Fahrsimulators kann letztendlich als klassische regelungstechnische Aufgabe verstanden werden, bei der die Komplexität maßgeblich durch die technischen Randbedingungen des verwendeten Bewegungssystems sowie der subjektiven Charakteristik des menschlichen Bewegungsempfindens bestimmt wird. Vor diesem Hintergrund behandeln die nachfolgenden Abschnitte die für diese Arbeit relevanten regelungstechnischen Grundlagen und Methoden. Hierzu wird zunächst auf die Beschreibung dynamischer Systeme im Zustandsraum eingegangen, aus welcher nachfolgend Verfahren zum Regelungs- und Beobachterentwurf abgeleitet werden können. Anschließend liegt der Fokus auf dem Konzept der modellprädiktiven Regelung.

2.5.1 Zustandsraumbeschreibung dynamischer Systeme

Neben den bekannten Frequenzbereichsmethoden hat sich seit den frühen 1960er Jahren die Beschreibung dynamischer Systeme im Zustandsraum in der Regelungstechnik etabliert. Dabei bietet diese Beschreibungsform, welche auf die Arbeiten von Rudolf Kálmán [KB59; Kal60] zurückzuführen ist, den wesentlichen Vorteil, dass die Behandlung von Steuerungs- und Regelungsaufgaben direkt und anschaulich im Zeitbereich erfolgt. Zudem lassen sich Verfahren zum Regler- und Beobachterentwurf im Zustandsraum sehr einfach auf Mehrgrößensysteme, mit mehreren Ein- und Ausgängen, übertragen.

Gemäß der grundlegenden Idee dieser Darstellungsform werden sogenannte Zustandsvariablen $x(t)$ eingeführt, welche die internen Zustände des betrachteten Systems beschreiben und einen funktionalen Zusammenhang zwischen den Ein- und Ausgangsgrößen $u(t)$ bzw. $y(t)$ herstellen. Die zeitliche Änderung der Zustandsvariablen resultiert unmittelbar aus der vorangegangenen Modellbildung und wird durch das Differentialgleichungssystem

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= f_1(x_1, \dots, x_n; u_1, \dots, u_p; t), \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, \dots, x_n; u_1, \dots, u_p; t), \\ &\vdots \\ \dot{x}_n &= f_n(x_1, \dots, x_n; u_1, \dots, u_p; t)\end{aligned}$$

beschrieben [Föl13]. Dieses Gleichungssystem n -ter Ordnung lässt sich auch kompakt als Vektordifferentialgleichung, die üblicherweise als Zustandsdifferentialgleichung bezeichnet wird, formulieren:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \quad \text{mit} \quad \mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n, \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ \vdots \\ u_p \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^p \quad (2-27)$$

Mithilfe der eingeführten Zustandsvariablen wird dann der Zusammenhang zwischen den Eingangsgrößen und den messbaren Größen am Systemausgang durch das Gleichungssystem

$$\begin{aligned} y_1 &= g_1(x_1, \dots, x_n; u_1, \dots, u_p; t), \\ y_2 &= g_2(x_1, \dots, x_n; u_1, \dots, u_p; t), \\ &\vdots \\ y_q &= g_q(x_1, \dots, x_n; u_1, \dots, u_p; t) \end{aligned} \quad (2-28)$$

bestimmt. Auch hier lässt sich Gleichung (2-28) wieder in vektorieller Form darstellen, was auf die sogenannte Ausgangsgleichung führt:

$$\mathbf{y} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \quad \text{mit} \quad \mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_1 \\ \vdots \\ g_q \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^q, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_q \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^q \quad (2-29)$$

Zusammenfassend führen die Gleichungen (2-27) und (2-29) schließlich auf die allgemeine Beschreibungsform eines dynamischen Systems im n -dimensionalen Zustandsraum:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t), \\ \mathbf{y} &= \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \end{aligned} \quad (2-30)$$

Eine elementare Eigenschaft der Zustandsvariablen ist dabei durch den *Existenz- und Eindeutigkeitssatz für Differentialgleichungen* gegeben⁵. Dieser besagt, dass der zeitliche Verlauf der Zustandsvariablen $x(t)$ für alle Zeiten $t > t_0$ eindeutig bestimmt ist, sofern der Anfangszustand $x(t_0)$ zu einem beliebigen Zeitpunkt t_0 und die Eingangsgrößen $u(t)$ für $t > t_0$ bekannt sind [Heu09]. Besonders im Hinblick auf die in Abschnitt 2.5.4 beschriebene Idee der modellprädiktiven Regelung ist dieses Merkmal der Zustandsgrößen von großer Bedeutung.

Können die Ableitung des Zustandsvektors $\dot{\mathbf{x}}(t)$ und der Ausgangsvektor $\mathbf{y}(t)$ als Linearkombination der Zustands- und Eingangsgrößen dargestellt werden, liegt ein Sonderfall der allgemeinen Systembeschreibung nach Gleichung (2-30) vor. Dann resultiert ein lineares System mit der Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}, \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}, \end{aligned} \quad (2-31)$$

⁵Es sei angemerkt, dass sich die Gültigkeit dieses Satzes auf stetige Eingangsfunktion beschränkt. Diese Forderung lässt sich jedoch auch auf stückweise stetige Funktionen erweitern [Föl13].

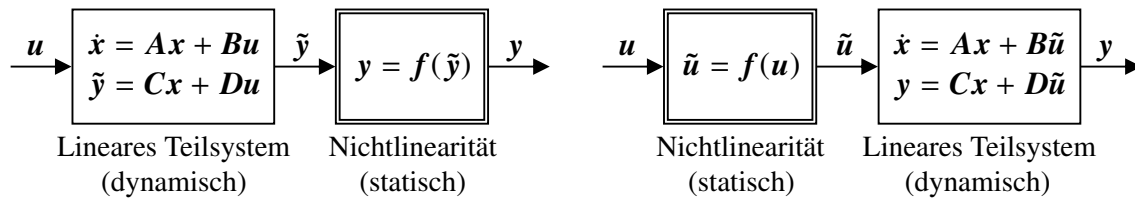


Bild 2-14: Grundstruktur von Wiener- (links) und Hammerstein-Modellen (rechts).

in welcher die (n, n) -Matrix A als Dynamikmatrix und die (n, p) -Matrix B als Eingangsmatrix bezeichnet werden. Die (q, n) -Matrix C und die (q, p) -Matrix D stellen hingegen die Ausgangs- und Durchgriffsmatrix des Systems dar.

Oftmals lassen sich dynamische Systeme aber auch durch eine geschickte Kombination der linearen und nichtlinearen Darstellungsform beschreiben. Dieses bietet, z. B. gegenüber einer Linearisierung um einen definierten Arbeitspunkt, den Vorteil, dass die wesentlichen Nichtlinearitäten des Systems über den gesamten Zustandsraum berücksichtigt werden können und zugleich etablierte Verfahren der Systemtheorie auf das jeweilige Teilsystem anwendbar sind. Somit lassen sich sehr einfach Aussagen zum dynamischen Verhalten, wie etwa der Stabilität, treffen. In dem Kontext stellen die sogenannten Wiener- und Hammerstein-Modelle zwei für den Hauptteil dieser Arbeit wichtige Modellklassen dar. Wie Bild 2-14 verdeutlicht, sind derartige Modelle durch die Reihenschaltung eines linearen dynamischen Teilsystems und einer statischen Nichtlinearität charakterisiert, man differenziert jedoch nach der Anordnung beider Teilsysteme. Während sich das nichtlineare Teilsystem in der Hammerstein-Struktur vor dem linearen Teilsystem befindet, ist es in der Struktur eines Wiener-Modells dem linearen dynamischen System nachgeschaltet [Ham30; Wie58].

Abschließend soll die Lösung der Zustandsgleichungen, mit Beschränkung auf den linearen Fall und die Annahme zeitinvarianter Systemmatrizen, betrachtet werden. Die Lösung der Zustandsdifferentialgleichung aus Gleichung (2-31) ergibt sich dann zu

$$\mathbf{x}(t) = \int_{t_0}^t e^{A(t-\tau)} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau + e^{A(t-t_0)} \cdot \mathbf{x}(t_0), \quad (2-32)$$

wobei an dieser Stelle auf die zugehörige Herleitung verzichtet werden soll. Eine detaillierte Beschreibung findet sich jedoch in [Föl13]. Durch Einsetzen dieser Lösung in die lineare Ausgangsgleichung

$$\mathbf{y} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}$$

erhält man unter Berücksichtigung konstanter Systemmatrizen schließlich den Ausgangsvektor $\mathbf{y}(t)$:

$$\mathbf{y}(t) = \int_{t_0}^t \mathbf{C} \cdot e^{A(t-\tau)} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau + \mathbf{C} \cdot e^{A(t-t_0)} \cdot \mathbf{x}(t_0) + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}(t)$$

Aus den aufgeführten Lösungen lässt sich sehr anschaulich das Stabilitätskriterium linearer Systeme im Zustandsraum ableiten. So weist das autonome System mit der homogenen Zustandsdifferentialgleichung

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}$$

und der zugehörigen Lösung

$$\mathbf{x}(t) = e^{A(t-t_0)} \cdot \mathbf{x}(t_0)$$

genau dann ein asymptotisch stabiles Verhalten auf, wenn alle Eigenwerte der Dynamikmatrix A links der imaginären Achse liegen und der Systemzustand für $t \rightarrow +\infty$ aus dem Anfangszustand $\mathbf{x}(t_0)$ gegen Null strebt. Die Gültigkeit dieser Folgerung lässt sich mit etwas Rechenaufwand ebenso auf die allgemeine Lösung gemäß Gleichung (2-32) erweitern. Hier kann gezeigt werden, dass BIBO-Stabilität⁶ vorliegt, sofern sämtliche Eigenwerte von A einen negativen Realteil aufweisen [Lun16].

Somit bestimmt die Dynamikmatrix, bzw. deren Eigenwerte, das dynamische Verhalten eines linearen Systems im Zustandsraum. Es ist daher naheliegend, diese Eigenwerte durch eine entsprechende Regelungsstruktur gezielt zu beeinflussen, um ein gewünschtes Systemverhalten sicherzustellen. Dieser Grundgedanke motiviert den im folgenden Abschnitt erläuterten Reglerentwurf durch Polvorgabe.

2.5.2 Reglerentwurf durch Polvorgabe

Ein etabliertes Verfahren zur Regelung dynamischer Systeme im Zustandsraum stellt die Reglersynthese durch Polvorgabe dar, deren generelle Idee an dieser Stelle erläutert werden soll. Im Hinblick auf die weitere Relevanz für diese Arbeit liegt der Fokus dabei auf linearen Regelstrecken mit der Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}, \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}.\end{aligned}\tag{2-33}$$

Für ein solches System wurde bereits in Abschnitt 2.5.1 gezeigt, dass ein elementarer Zusammenhang zwischen den Eigenwerten $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ der Dynamikmatrix A und dem dynamischen Systemverhalten existiert. Ein intuitives Vorgehen ist folglich, die Regelstrecke derart zu manipulieren, dass sie eine definierte Eigenwertkonfiguration und infolgedessen eine zuvor spezifizierte Wunschdynamik aufweist.

Hierzu wird die in Bild 2-15 dargestellte Zustandsrückführung mit der (p, n) -Rückführungsmatrix $\mathbf{R}$ eingesetzt, welcher das lineare Rückführungsgesetz

$$\mathbf{u} = -\mathbf{R} \cdot \mathbf{x}\tag{2-34}$$

zugrunde liegt, um die Regelstrecke vom Anfangszustand $\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0$ für $t \rightarrow +\infty$ in den Nullzustand zu überführen. Durch Einsetzen von Gleichung (2-34) in Gleichung (2-33) ergibt sich dann die Differentialgleichung des zustandsrückgeführten Systems zu

$$\dot{\mathbf{x}} = (\mathbf{A} - \mathbf{B} \cdot \mathbf{R}) \cdot \mathbf{x} = \mathbf{A}_R \cdot \mathbf{x},\tag{2-35}$$

mit der Dynamikmatrix $\mathbf{A}_R$ der geregelten Strecke. Die Eigenwerte $\lambda_{R1}, \dots, \lambda_{Rn}$ dieser Matrix berechnen sich definitionsgemäß als Nullstellen des charakteristischen Polynoms

$$\det(s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{A}_R) = \det(s \cdot \mathbf{I} - (\mathbf{A} - \mathbf{B} \cdot \mathbf{R})).$$

⁶Ein lineares zeitinvariantes System heißt BIBO-stabil (engl. Bounded Input - Bounded Output), wenn die Ausgangsgröße bei beschränktem Eingangssignal nicht über alle Grenzen anwächst, also ebenfalls beschränkt ist [GRS03].

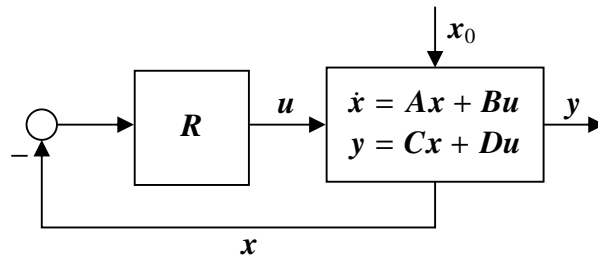


Bild 2-15: Lineare Regelstrecke mit Zustandsrückführung.

In ausmultiplizierter Form resultiert hieraus ein Polynom n -ten Grades in s , dessen Koeffizienten $a_0, \dots, a_{n-1}$ von den Elementen der Reglermatrix $\mathbf{R}$ abhängen:

$$\det(s \cdot \mathbf{I} - (\mathbf{A} - \mathbf{B} \cdot \mathbf{R})) = s^n + a_{n-1}(\mathbf{R}) \cdot s^{n-1} + \dots + a_1(\mathbf{R}) \cdot s + a_0(\mathbf{R}) \quad (2-36)$$

Nach dem Grundgedanken dieses Entwurfsverfahrens sind die $n \cdot p$ Elemente von $\mathbf{R}$ nun so zu wählen, dass die Nullstellen des charakteristischen Polynoms aus Gleichung (2-36) den gewünschten Systemeigenwerten $\lambda_{w1}, \dots, \lambda_{wn}$ entsprechen. Das aus diesen n Wunscheigenwerten hervorgehende Polynom lässt sich dann wiederum sehr einfach als Produkt seiner Linearfaktoren, also den Eigenwerten selbst, ermitteln:

$$\prod_{i=1}^n (s - \lambda_{wi}) = s^n + p_{n-1} \cdot s^{n-1} + \dots + p_1 \cdot s + p_0 \quad (2-37)$$

Die Forderung, dass das von $\mathbf{R}$ abhängige Polynom aus Gleichung (2-36) identisch dem vorgegebenen Polynom aus Gleichung (2-37) ist, führt durch einen Vergleich der jeweiligen Koeffizienten auf

$$\begin{aligned} a_{n-1}(\mathbf{R}) &= p_{n-1}, \\ &\vdots \\ a_1(\mathbf{R}) &= p_1, \\ a_0(\mathbf{R}) &= p_0. \end{aligned} \quad (2-38)$$

Dieses ergibt ein System von n Gleichungen zur Bestimmung der gesuchten $n \cdot p$ Elemente der Reglermatrix. Somit ist offensichtlich, dass eine eindeutige Lösung für dieses Gleichungssystem gefunden werden kann, wenn es sich bei der Regelstrecke um ein Eingrößensystem, mit genau einer Stellgröße $p = 1$, handelt. Ein effizientes Lösungsverfahren für diesen Eingrößenfall ist dabei durch die Ackermann Formel [Ack72] beschrieben.

Liegen jedoch mindestens zwei Eingangsgrößen $u(t)$ vor, weist Gleichung (2-38) mehr Unbekannte als Gleichungen auf und es resultiert ein unterbestimmtes Gleichungssystem mit unendlich vielen Lösungen. Ferner sind die Gleichungen nun auch nichtlinear, da in ihnen Produkte der Reglermatrixelemente auftreten [Föl13]. Ein Entwurfsverfahren für derartige Mehrgrößensysteme, das alle Lösungen des Polvorgabeproblems berücksichtigt, wird mit der Methode der vollständigen modalen Synthese nach Roppenecker [Rop81] im Hauptteil dieser Arbeit präsentiert.

Das Prinzip der Reglersynthese durch Polvorgabe stellt sowohl für Eingrößen-, als auch für Mehrgrößensysteme ein sehr eingängiges Verfahren zum Regelungsentwurf im Zustandsraum dar. Jedoch muss in beiden Fällen vorausgesetzt werden, dass die Regelstrecke

steuerbar ist und zudem der vollständige Zustandsvektor $\mathbf{x}(t)$ rekonstruiert werden kann. Vor allem letzteres ist aber oftmals problematisch, da nicht alle Systemzustände messtechnisch erfassbar sind, oder die Messung nur mit unverhältnismäßig großem Aufwand realisierbar wäre. Aus diesem Grund soll nachfolgend die Idee eines Zustandsbeobachters vorgestellt werden, der die Zustandsgrößen aus den verfügbaren Messgrößen des Systems näherungsweise schätzt.

2.5.3 Zustandsbeobachtung

Der Entwurf von Zustandsschätzern bzw. -beobachtern bildet ein intensiv erforschtes Themengebiet der Regelungstechnik, weshalb diverse Verfahren und Methoden zu dieser Thematik existieren. Eine gute Übersicht der Verfahren für lineare Systeme gibt [Föl13], Ansätze für nichtlineare Systeme sind in [Ada18] beschrieben.

Den meisten Beobachteransätzen gemeinsam ist dabei die zentrale Idee, ein dynamisches Modell der Regelstrecke zu verwenden, um den Zustandsvektor $\mathbf{x}(t)$ unter Kenntnis der Eingangsgrößen $u(t)$ zu rekonstruieren. Da jedoch der Anfangszustand $\mathbf{x}_0$ der Strecke üblicherweise unbekannt ist und zudem anzunehmen ist, dass jedes noch so komplexe Modell lediglich ein Abbild des realen Systems darstellt und folglich Abweichungen gegenüber diesem aufweist, wird eine interne Korrekturfunktion zur Beseitigung der Abweichungen zwischen Regelstrecke und Modell benötigt.

Die zugehörige Signalstruktur dieses Grundgedankens ist in Bild 2-16 aufgezeigt. Darin beschreibt der Vektor $\mathbf{e}_y(t)$ die Differenz zwischen den messbaren Ausgangsgrößen $y(t)$ der Regelstrecke und den Modellausgängen $\hat{y}(t)$, welche sich bei Aufschaltung identischer Eingangsvariablen $u(t)$ einstellen. Ziel des Beobachterentwurfs ist es nun, die Korrekturfunktion $\mathbf{k}(\mathbf{e}_y)$ derart zu bestimmen, dass der sogenannte Schätzfehler

$$\mathbf{e}_x(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t) \quad (2-39)$$

und somit auch die Ausgangsgrößendifferenz $\mathbf{e}_y(t)$ durch die Rückführung der Korrekturgröße $\mathbf{r}(t)$ in das Streckenmodell für $t \rightarrow +\infty$ gegen Null strebt. Ist die Regelstrecke

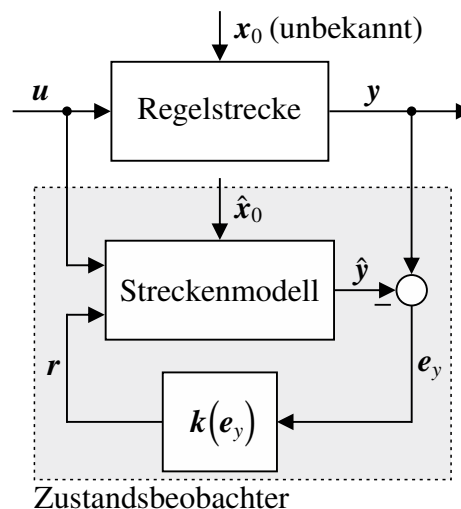


Bild 2-16: Allgemeine Signalstruktur des Zustandsbeobachters.

vollständig beobachtbar, entsprechen die Zustandsgrößen $\hat{x}(t)$ des korrigierten Streckenmodells dann in guter Näherung den zu rekonstruierenden Streckenzuständen $x(t)$. Eine durchgängige Theorie des Beobachterentwurfs für lineare Systeme geht auf die Arbeiten von Luenberger [Lue64; Lue66] zurück. Dabei wird angenommen, dass die messbaren Ausgangsgrößen eine Teilmenge der Zustandsvariablen des betrachteten Systems bilden, wodurch sich dessen Beschreibung im Zustandsraum zu

$$\begin{aligned}\dot{x} &= A \cdot x + B \cdot u, \\ y &= C \cdot x\end{aligned}$$

ergibt. Als Korrekturfunktion wird eine Multiplikation mit der (n, q) -Beobachtermatrix L angesetzt, woraus die Korrekturgröße

$$r = L \cdot e_y = L \cdot (y - \hat{y}) \quad (2-40)$$

resultiert. Durch Rückführung von $r(t)$ in das Streckenmodell gilt dann für die Gleichungen des Beobachters:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= A \cdot \hat{x} + B \cdot u + r = A \cdot \hat{x} + B \cdot u + L \cdot (y - \hat{y}), \\ \hat{y} &= C \cdot \hat{x},\end{aligned}$$

oder in kompakter Schreibweise

$$\dot{\hat{x}} = (A - L \cdot C) \cdot \hat{x} + B \cdot u + L \cdot y.$$

Mit diesem Ausdruck lässt sich nun die zeitliche Änderung des Schätzfehlers nach Gleichung (2-39) beschreiben:

$$\dot{e}_x = \dot{x} - \dot{\hat{x}} = A \cdot x + B \cdot u - (A \cdot \hat{x} - L \cdot C \cdot \hat{x} + B \cdot u + L \cdot y)$$

Mit der linearen Ausgangsgleichung $y = C \cdot x$ ergibt sich hieraus

$$\dot{e}_x = A \cdot (x - \hat{x}) - L \cdot C \cdot (x - \hat{x}) = (A - L \cdot C) \cdot e_x. \quad (2-41)$$

Somit führt der beschriebene Beobachteransatz nach Luenberger wieder auf eine homogene Differentialgleichung für den Schätzfehler, deren Lösung $e_x(t)$ bereits aus Abschnitt 2.5.1 bekannt ist. In Analogie dazu kann auch hier gefolgert werden, dass der beobachtete Zustandsvektor $\hat{x}(t)$ aus einem beliebigen Anfangszustand $\hat{x}(t_0)$ gegen die Zustandsgrößen der Regelstrecke strebt, sofern die Eigenwerte $\lambda_{B1}, \dots, \lambda_{Bn}$ der zugehörigen Dynamikmatrix

$$A_B = A - L \cdot C$$

einen negativen Realteil aufweisen. Das Ziel des Beobachterentwurfs ist es dann, diese Anforderung durch eine geeignete Wahl der Beobachtermatrix L sicherzustellen.

Dabei ist die Ähnlichkeit des Beobachterentwurfs zur Synthese von Zustandsreglern für lineare Systeme unverkennbar, durch welche identische Ansätze zur Bestimmung der Elemente von L anwendbar sind. So kann das im vorherigen Abschnitt 2.5.2 beschriebene Verfahren der Polvorgabe auch zum Entwurf von Zustandsbeobachtern eingesetzt werden, jedoch ist hier ebenso zwischen Eingrößensystemen, mit nur einer Messgröße, und Systemen mit mehreren messbaren Ausgangsgrößen $y(t)$ zu unterscheiden. Letztere werden in Abschnitt 6.2 dieser Arbeit ausführlich behandelt.

2.5.4 Grundlagen der modellprädiktiven Regelung

Nachfolgend soll die grundlegende Funktionsweise modellprädiktiver Regelungen (engl. Model Predictive Control, MPC) erläutert werden, auf welcher einer der in dieser Arbeit entstandenen Motion Cueing Algorithmen basiert. Hierzu wird zunächst auf das allgemeine Regelungskonzept und die zugrunde liegende Struktur der MPC eingegangen, bevor wichtige Eigenschaften der Gütefunktion diskutiert werden. Die Berücksichtigung von Systembeschränkungen, die eines der Hauptmerkmale prädiktiver Regelungen darstellt, wird anschließend thematisiert.

Regelungskonzept

Die Idee der modellprädiktiven Regelung wird im Bereich der Prozess- und Verfahrenstechnik bereits seit den 1970er Jahren eingesetzt und bildet insbesondere in der Chemieindustrie sowie in Raffinerien einen etablierten Regelungsansatz [QB03]. Aufgrund der gesteigerten Rechenleistung moderner Prozessoren werden MPC-basierte Strategien gegenwärtig jedoch auch zur Regelung von hochdynamischen Systemen eingesetzt. Dabei handelt es sich im Allgemeinen um ein nichtlineares Regelungsverfahren, das sich gleichermaßen auf lineare und nichtlineare Regelstrecken anwenden lässt.

Die generelle Funktionsweise der MPC ist durch die Integration eines internen Streckenmodells, das als Prozessmodell bezeichnet wird, in den Regelalgorithmus charakterisiert. Anhand dieses Modells und den vorliegenden Beschränkungen unterscheidet man dann in die lineare (LMPC) sowie die nichtlineare (NLMPC) modellprädiktive Regelung. Hierbei sei angemerkt, dass es sich bei der LMPC, mit Verwendung linearer Prozessmodelle und Beschränkungen, dennoch um ein nichtlineares Regelungsverfahren handelt. Einen Sonderfall stellt in diesem Kontext die unbeschränkte LMPC dar, bei der mit geeigneter Wahl der Gütefunktion ein lineares Regelgesetz formuliert werden kann [Ada18]. Während mathematische Modelle der Regelstrecke gewöhnlich dazu genutzt werden, ein tieferes Systemverständnis zu erhalten und dieses für den nachgelagerten Reglerentwurf zu verwenden, nutzt die MPC das zusätzliche Modellwissen zur Vorhersage des künftigen Systemverhaltens. Auf Grundlage dieser Prädiktion werden anschließend mittels einer numerischen Optimierung zur Laufzeit entsprechende Stellgrößen ermittelt, sodass die Regelstrecke ein gewünschtes dynamisches Verhalten in Form einer Solltrajektorie aufweist.

Unabhängig vom verwendeten Prozessmodell gilt dabei das in Bild 2-17 illustrierte Grundprinzip der MPC. Wie dargestellt, handelt es sich bei modellprädiktiven Regelungen üblicherweise um zeitdiskret formulierte Algorithmen mit äquidistanter Abtastung der Periodendauer T_s . Eine zeitkontinuierliche Realisierung wäre ebenso unter erhöhtem Aufwand, jedoch ohne relevante Vorteile möglich [Mac02]. Zum gegenwärtigen Zeitpunkt k sind sowohl die aktuellen und vergangenen Ausgangsgrößen $y(k)$, $y(k-1)$, ... des Systems, als auch die zugehörigen Stellgrößen, die zu diesen Ausgangsgrößen geführt haben, bekannt. Mithilfe des Prozessmodells wird dann der zeitliche Verlauf des Streckenausgangs in Abhängigkeit der noch nicht bestimmten aktuellen und künftigen Stellgrößen $u(k)$, $u(k+1)$, ... bis zum Zeitschritt $k+n_p$ prädiziert, wodurch ein funktionaler Zusammenhang zwischen den Stell- und Regelgrößen in der Zukunft entsteht. Der Wert n_p kennzeichnet den sogenannten *Prädiktionshorizont* der MPC und stellt einen wichtigen Entwurfsfreiheitsgrad dieses Regelungskonzepts dar. Auf Basis des vorhergesagten

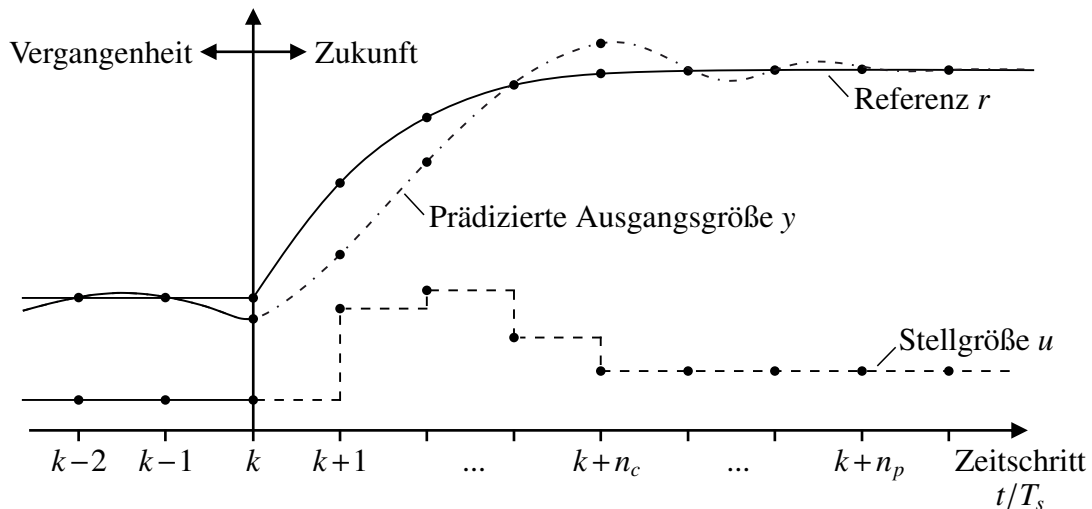


Bild 2-17: Grundprinzip der modellprädiktiven Regelung.

Systemverhaltens erfolgt eine numerische Optimierung der Stellgrößen, sodass sich ein gewünschter Verlauf der Regelgrößen unter Berücksichtigung von Randbedingungen, wie etwa Systembeschränkungen, innerhalb des Prädiktionshorizonts einstellt. Um die Freiheitsgrade des resultierenden Optimierungsproblems zu reduzieren und somit den Rechenaufwand zu verringern, wird ein *Stellhorizont* n_c mit $n_c \leq n_p$ eingeführt, bis zu dem optimale Stellgrößen berechnet werden. Für den Fall $n_c < n_p$ ergeben sich dann $n_p - n_c$ weitere Stellgrößen, die bis zum Zeitschritt $k + n_p$ konstant gehalten werden (siehe Bild 2-17). Die zukünftige Sollwerttrajektorie der Regelgrößen stellt dabei die Referenz r der Optimierungsaufgabe dar. Diese ist oftmals vorgegeben oder ergibt sich aus den Anforderungen an den betrachteten Prozess, wie beispielsweise ein definierter Temperaturverlauf einer verfahrenstechnischen Anlage. Motion Cueing Algorithmen bilden in diesem Kontext einen Sonderfall, da die künftigen Simulatorbewegungen von den Eingaben des Fahrers im Simulator abhängen und somit nicht vollständig bekannt sind. Häufig wird dann ein konstanter Sollwertverlauf angenommen, wodurch jedoch das Potential des prädiktiven Regelungskonzepts nur suboptimal genutzt wird. Auf diese Problematik wird in Abschnitt 3.3.3 näher eingegangen. Die ermittelten Stellgrößen könnten nun im Sinne einer Steuerung auf den Prozess aufgeschaltet werden, da sie innerhalb des Vorhersagezeitraums die optimale Lösung gemäß der definierten Gütefunktion bilden. Allerdings führen Störungen und Modellunsicherheiten zu einem Fehler in der Prädiktion des Systemverhaltens, welche dann nicht berücksichtigt würden. Deswegen schaltet man gemäß der Grundidee der MPC nur das erste Element $u(k)$ der Stellfolge auf die Regelstrecke auf und verwirft alle weiteren Elemente $u(k+1), \dots, u(k+n_c)$. Anschließend wird der zuvor beschriebene Vorgang aus Prädiktion und Optimierung um einen Zeitschritt in die Zukunft verschoben und auf Basis aktueller Prozessinformationen wiederholt. Man bezeichnet diese Strategie als zurückweichenden oder gleitenden Horizont (engl. Receding Horizon) [RO09].

Struktur des modellprädiktiven Regelkreises

Bild 2-18 zeigt die zugehörige Signalstruktur des modellprädiktiven Regelungskonzepts. Dieses weist die Struktur einer Optimalsteuerung auf, welche jedoch um die Rückführung

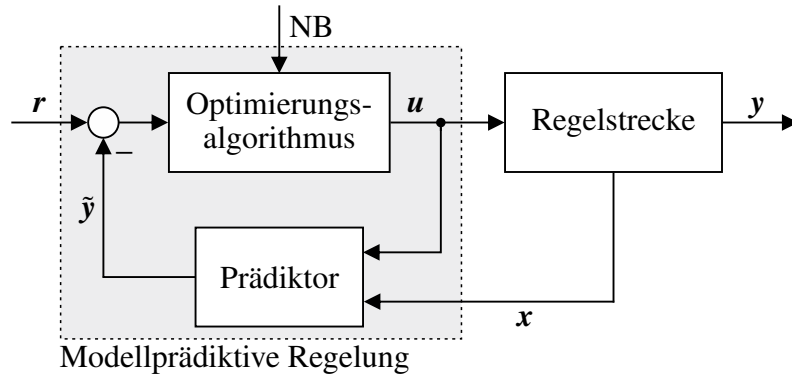


Bild 2-18: Struktur des MPC-basierten Regelkreises.

des aktuellen Zustandsvektors $x(k)$ in jedem Zeitschritt erweitert ist. Sind nicht alle Systemzustände durch Messung bekannt, muss die dargestellte Struktur noch um den im vorherigen Abschnitt eingeführten Zustandsbeobachter erweitert werden. Zusammen mit den Stellgrößen erhält der Prädiktor so die benötigten Prozessinformationen zur Vorhersage der künftigen Systemzustände aus dem Prozessmodell. Dem liegt die Eigenschaft der Zustandsvariablen zugrunde, dass ihr zeitlicher Verlauf $x(k+1), \dots, x(k+n_p)$ eindeutig bestimmt werden kann, wenn der Anfangszustand $x(k)$ und die Eingangsgrößen innerhalb des Prädiktionshorizonts bekannt sind (siehe Abschnitt 2.5.1). Aus den physikalischen Zusammenhängen des Prozessmodells ergibt sich dann eine Abschätzung der künftigen Ausgangs- bzw. Regelgrößen, die im Vektor

$$\tilde{y}(k+1) = \begin{bmatrix} y(k+1) \\ \vdots \\ y(k+n_p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n_p \cdot q}$$

zusammengefasst werden⁷. Aus diesen ermittelt der Optimierungsalgorithmus anschließend unter Berücksichtigung von Nebenbedingungen (NB) eine optimale Stellgrößenfolge

$$\tilde{u}(k) = \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ \vdots \\ u(k+n_c) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(n_c+1) \cdot p}$$

zur Minimierung der Regelabweichungen zwischen $\tilde{y}(k+1)$ und der Sollwerttrajektorie $r(k+1)$, von der bekanntermaßen nur das erste Element $u(k)$ als Eingangsgröße der Regelstrecke aufgeschaltet wird.

Anhand der beschriebenen Funktionsweise werden die besonderen Eigenschaften modellprädiktiver Regelungen ersichtlich. Während konventionelle Regelstrategien ausschließlich auf vergangene sowie aktuelle Soll- und Istwerte reagieren, besitzt die MPC ein prädiktives Verhalten, das auf geschätzten, zukünftigen Regelabweichungen basiert. Somit können Sollwertänderungen frühzeitig durch die Regelung berücksichtigt werden. Diese Charakteristik macht die modellprädiktive Regelung, zusammen mit der Online-Optimierung,

⁷Hier wird ein MIMO-System (engl. Multiple Input Multiple Output), mit mehreren Ein- und Ausgangsgrößen, angenommen. Bei den Elementen der Stell- und Ausgangsfolge handelt es sich dann wiederum um Vektoren.

zu einem leistungsstarken Verfahren, mit dem selbst komplexe Regelungsaufgaben realisierbar sind. Dabei besteht die generelle Herausforderung jedoch in der Einhaltung der Echtzeitanforderung, da eine numerische Optimierung zur Laufzeit oftmals sehr rechenintensiv ist.

Einfluss der Gütefunktion

Die Gütefunktion ist im Kontext MPC-basierter Regelungen von großer Bedeutung, da sie das Verhalten des geschlossenen Regelkreises aus Bild 2-18 maßgeblich bestimmt. So können mit einem geeignet gewählten Gütemaß verschiedene Regelziele, wie beispielsweise die Forderung nach einem guten Folgeverhalten oder einer geringen Stellenergie, verfolgt werden. Hierzu werden in der Literatur üblicherweise quadratische Gütefunktionen der Form

$$J = \sum_{j=1}^{n_p} \|\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=0}^{n_c} \|\Delta \mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{R}}^2 + \sum_{j=0}^{n_c} \|\mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{S}}^2, \quad (2-42)$$

mit

$$\begin{aligned} \|\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}^2 &= (\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j))^T \cdot \mathbf{Q} \cdot (\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)), \\ \|\Delta \mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{R}}^2 &= \Delta \mathbf{u}(k+j)^T \cdot \mathbf{R} \cdot \Delta \mathbf{u}(k+j), \\ \|\mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{S}}^2 &= \mathbf{u}(k+j)^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{u}(k+j) \end{aligned}$$

verwendet. Diese bewerten die Kosten der Regeldifferenz mithilfe der positiv semidefiniten (q, q) -Gewichtungsmatrix $\mathbf{Q}$, während zugleich die Eingangsgrößen bzw. deren Änderungen mit den positiv definiten (p, p) -Gewichtungsmatrizen $\mathbf{S}$ und $\mathbf{R}$ eingehen. Hier sei angemerkt, dass die Berücksichtigung der Stellgrößen $\mathbf{u}(k+j)$ im Allgemeinen eine bleibende Regelabweichung im stationären Zustand bewirkt, weshalb die Stellenergie in der Gütefunktion häufig nur in Form der Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}(k+j)$ miteinbezogen wird [Wel99; Rau03].

Die gleichzeitige Minimierung von Regeldifferenz und Stellenergie stellt allerdings gegensätzliche Regelziele dar. Abhängig von den gewählten Gewichtungen führt die Lösung des Optimierungsproblems folglich auf einen optimalen Kompromiss dieser Ziele. Handelt es sich bei der Lösung zudem noch um das globale Minimum des betrachteten Problems, liegt das sogenannte *Pareto-Optimum* vor [Hil12]. Für den Sonderfall der unbeschränkten LMPC lässt sich die optimale Lösung unter Verwendung der Kostenfunktion (2-42) dann sogar analytisch bestimmen, woraus ein lineares Regelgesetz resultiert [Ada18]. Jedoch ergibt sich der wahre Vorteil einer modellprädiktiven Regelung gegenüber anderen Regelstrategien oftmals erst, wenn Prozessbeschränkungen als Nebenbedingungen der Optimierung berücksichtigt werden müssen.

Berücksichtigung von Beschränkungen

Ein wesentliches Merkmal modellprädiktiver Regelungen ist deren Fähigkeit, verschiedenste Restriktionen der Regelstrecke explizit im Regelgesetz berücksichtigen zu können. Verglichen mit alternativen optimalen Zustandsregelungen, wie dem Riccati-Regler,

ist die MPC das einzige praxistaugliche Regelungskonzept mit dieser speziellen Eigenschaft [Rau03; DP04]. So lassen sich neben Beschränkungen der Stellgrößen und Stellgrößenänderungen

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{\min} &\leq \mathbf{u}(k+j) \leq \mathbf{u}_{\max} & \forall j = 0, \dots, n_c, \\ \Delta \mathbf{u}_{\min} &\leq \Delta \mathbf{u}(k+j) \leq \Delta \mathbf{u}_{\max} & \forall j = 0, \dots, n_c \end{aligned}$$

auch Zustands- und Ausgangsgrößenbeschränkungen

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{\min} &\leq \mathbf{x}(k+j) \leq \mathbf{x}_{\max} & \forall j = 1, \dots, n_p, \\ \mathbf{y}_{\min} &\leq \mathbf{y}(k+j) \leq \mathbf{y}_{\max} & \forall j = 1, \dots, n_p, \end{aligned}$$

sowie beliebige andere Systemrestriktionen, die in Abhängigkeit der Optimierungsvariablen formuliert werden können, als Gleichheitsnebenbedingungen (GNB) oder Ungleichheitsnebenbedingungen (UNB) in das Optimierungsproblem integrieren. Dieses beschränkte Problem ist jedoch in keinem Fall mehr analytisch lösbar und der Einsatz numerischer Optimierungsverfahren unausweichlich. Das Regelgesetz kann dann nicht mehr eindeutig angegeben werden, was einen Nachteil der MPC gegenüber alternativen Regelstrategien darstellt.

Wird ein lineares Prozessmodell mit ausschließlich linearen Restriktionen und einer positiv definiten, quadratischen Gütefunktion gemäß Gleichung (2-42) verwendet, kann gezeigt werden, dass ein konvexes Optimierungsproblem vorliegt. Dieses besitzt nur ein globales Minimum, welches mit sicher konvergenten Standardverfahren der *quadratischen Programmierung* bestimmt werden kann [CB07; Bes17]. Im Allgemeinen ist ein Stabilitätsnachweis, besonders für nichtlineare modellprädiktive Regelungsansätze, jedoch schwierig. Weiterführende Betrachtungen zur Stabilität prädiktiver Regelungen finden sich in [GK10; BGW14; GP17], sollen aber an dieser Stelle nicht thematisiert werden.

3 Stand der Technik zur Regelung dynamischer Simulatoren

Im vorangegangenen Kapitel 2 wurden die grundlegenden Methoden, Techniken und Herausforderungen, die bei der Regelung eines Fahrsimulators mit dynamischem Bewegungssystem üblicherweise auftreten, umfassend diskutiert. Hierauf aufbauend liegt der Fokus in den nachfolgenden Abschnitten auf einer Analyse der in der Literatur aufgeführten Motion Cueing Algorithmen. Diese werden gemäß des zugrunde liegenden Regelungskonzepts in die klassischen, filterbasierten Ansätze, sowie die in den letzten Jahren vermehrt eingesetzten modellprädiktiven Algorithmen nach dem Grundgedanken der MPC differenziert. Abschließend erfolgt eine Bewertung der vorgestellten Motion Cueing Strategien. Dabei sollen offene Fragen thematisiert werden, aus denen der Handlungsbedarf und die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit hervorgehen.

3.1 Klassischer Motion Cueing Algorithmus

Den Berichten verschiedener Quellen zufolge ist der erste dokumentierte Motion Cueing Algorithmus zur Ansteuerung eines interaktiven Flugsimulators mit Hexapod-basiertem Bewegungssystem auf die Forschungen von Schmidt und Conrad [SC69; SC70; CSD73] zurückzuführen. Der aus diesen Arbeiten hervorgehende Ansatz ist heute als *Classical Washout Algorithmus* (CWA) bekannt und bildet noch immer die Basis für die Funktionsweise diverser Regelungsstrategien zum Betrieb von dynamischen Fahr- und Flugsimulatoren. Hierzu zählt auch der in Kapitel 5 beschriebene modifizierte Washout Algorithmus, weshalb die grundlegende Struktur sowie die relevanten Einflussfaktoren des CWA im Folgenden näher diskutiert werden sollen. Für eine weiterführende Analyse des klassischen Algorithmus sei auf die Studien von Reid und Nahon [RN85; NR90] verwiesen.

Algorithmusstruktur und -konzept

Bild 3-1 zeigt die charakteristische Signalstruktur des Classical Washout Algorithmus. Wie dargestellt, besteht der Ansatz im Wesentlichen aus einer Sequenz von linearen Hoch- und Tiefpassfiltern, deren Ziel eine geschickte Frequenzteilung der simulierten Bewegungsgrößen am Systemeingang ist. Bei diesen handelt es sich um die aus der Fahrdynamiksimulation berechneten spezifischen Beschleunigungen⁸ ${}_K \mathbf{a}_{Fzg}(t)$ gemäß Gleichung (2-2), sowie die Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \boldsymbol{\omega}_{Fzg}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs in dessen körperfestem Bezugssystem K . Gegenüber den rein translatorischen Beschleunigungsgrößen liefert die Verwendung der spezifischen Längs- und Querbeschleunigungen dabei den Vorteil, dass die Fahrzeugorientierung durch den MCA berücksichtigt wird und somit z. B. eine simulierte Bergauffahrt mit konstanter Geschwindigkeit eine entsprechende Neigung des Bewegungssystems bewirkt.

⁸Diese ergeben sich identisch zu den spezifischen Kräften $\mathbf{f}$ aus der Überlagerung der translatorischen Beschleunigungen und den anteiligen Komponenten des Erdbeschleunigungsvektors, sodass ${}_K \mathbf{a}_{Fzg} = {}_K \mathbf{f}_{Fzg}$ gilt.

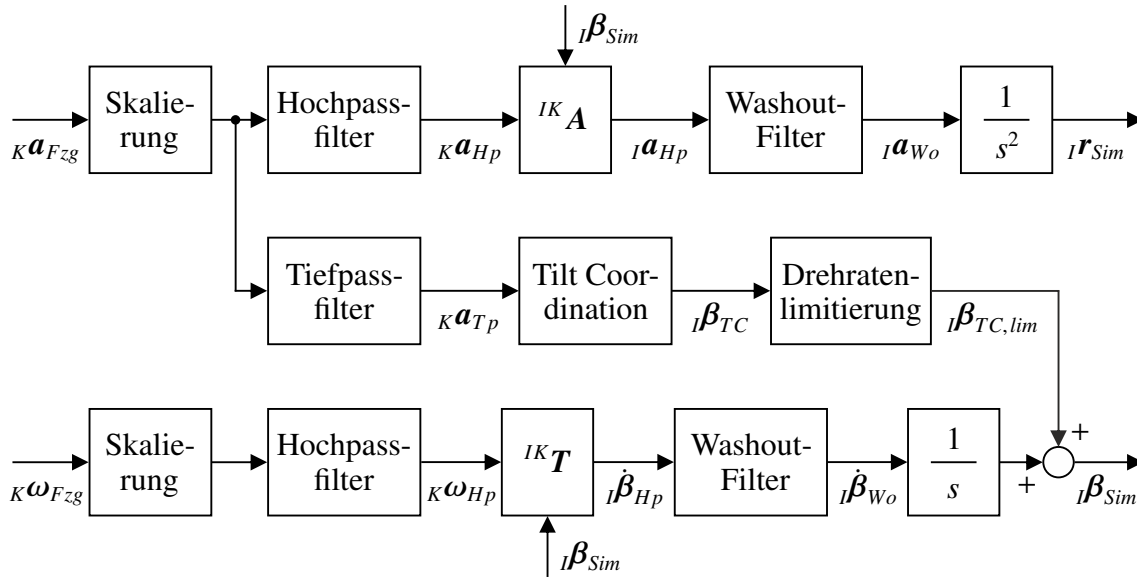


Bild 3-1: Struktur des Classical Washout Algorithmus [RN85].

Wie in Abschnitt 2.2.3 diskutiert, werden zunächst die Amplituden der Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten mittels geeigneter Faktoren in jedem Bewegungsfreiheitsgrad skaliert und auf einen vom Simulator darstellbaren Wertebereich begrenzt. Anschließend erfolgt eine Frequenzteilung der skalierten Eingangsgrößen, um die hochfrequenten Signalanteile ${}_K \mathbf{a}_{Hp}(t)$ und ${}_K \boldsymbol{\omega}_{Hp}(t)$ mit den abgebildeten Hochpassfiltern zu extrahieren. Je nach Filterparametrierung enthalten die resultierenden Signale Initial und Transient Cues (siehe Abschnitt 2.2.1), welche sich innerhalb der Arbeitsraumgrenzen durch eine äquivalente Simulatorbewegung reproduzieren lassen. Zu diesem Zweck werden die gefilterten Signale nachfolgend mit den Transformationsmatrizen ${}^{IK} \mathbf{A}$ und ${}^{IK} \mathbf{T}$ gemäß den Gleichungen (2-10) und (2-15) und unter Berücksichtigung der aktuellen Simulatororientierung

$${}_I \boldsymbol{\beta}_{Sim} = {}_I \begin{bmatrix} \varphi & \theta & \psi \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3$$

in das ortsfeste Bezugssystem I transformiert. Dabei haben die für $\theta = \pm 90^\circ$ auftretenden Singularitäten in der Fahr- und Flugsimulation keine praktische Relevanz, da derartige Neigungen von kaum einem Bewegungssystem umgesetzt werden können. Des Weiteren unterscheiden sich die ursprünglichen und transformierten Größen aufgrund der üblicherweise betrachteten kleinen Winkellagen nur geringfügig, weshalb die Effekte der beschriebenen Koordinatentransformation oftmals als vernachlässigbar klein bewertet werden [NAEM06; CDR⁺08; BGP⁺11].

Die transformierten Bewegungsgrößen ${}_I \mathbf{a}_{Hp}(t)$ und ${}_I \dot{\boldsymbol{\beta}}_{Hp}(t)$ werden dann einer weiteren Signalverarbeitung durch die sogenannten *Washout-Filter* unterzogen. Gemäß ihrer Namensgebung erzeugen diese weiteren Hochpassfilter den zuvor beschriebenen Washout-Effekt, durch den der Simulator nach Ausführung der hochfrequenten Bewegungen zurück in seine Ausgangsposition driftet. Folglich weichen die gefilterten Signale ${}_I \mathbf{a}_{Wo}(t)$ und ${}_I \dot{\boldsymbol{\beta}}_{Wo}(t)$ von den Eingangssignalen der Washout-Filter ab, wodurch sich zwangsläufig Unterschiede zwischen den simulierten Fahrzeugbewegungen und den im Simulator messbaren Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsgrößen ergeben. Die Integration

der Washout-Filterausgänge führt schließlich auf die Positions- und Orientierungsvorgaben ${}_I\mathbf{r}_{Sim}(t)$ und ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Wo}(t)$ des Bewegungssystems, mit denen Initial und Transient Motion Cues im Simulator reproduziert werden.

Da eine identische Signalverarbeitung der niederfrequenten Sustained Cues innerhalb der Arbeitsraumgrenzen des Bewegungssystems nicht möglich ist, müssen diese mit der in Abschnitt 2.2.3 erläuterten Tilt Coordination Technik durch die Erdbeschleunigung nachgebildet werden. Wie in Bild 3-1 gezeigt, werden hierzu die niederfrequenten Beschleunigungsanteile ${}_K\mathbf{a}_{Tp}(t)$ mithilfe von Tiefpassfiltern aus den skalierten Beschleunigungen des virtuellen Fahrzeugs separiert. Aus diesen lässt sich dann eine äquivalente Simulatororientierung ${}_I\boldsymbol{\beta}_{TC}(t)$ bestimmen, sodass die langanhaltenden Längs- und Querbesehleunigungen hinsichtlich ihrer Richtung und Amplitude mit den jeweiligen Anteilen des Erdbeschleunigungsvektors ${}_I\mathbf{g}$ übereinstimmen. Auf die exakte Berechnung von ${}_I\boldsymbol{\beta}_{TC}$ mit den zugrunde liegenden Formelauadrücken soll an späterer Stelle des vorliegenden Abschnitts genauer eingegangen werden. Üblicherweise erfolgt anschließend eine Limitierung der Änderungsrate dieser zusätzlichen Neigungswinkel, damit die für den Fahrer unnatürlichen Rotationen unterhalb der Wahrnehmungsschwelle für Drehgeschwindigkeiten (siehe Tabelle 2-5) vollzogen werden. Die resultierenden Orientierungsvorgaben ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(t)$ des Bewegungssystems ergeben sich dann als Summe der drehratenbegrenzten Winkel aus der Tilt Coordination ${}_I\boldsymbol{\beta}_{TC,lim}(t)$ und dem Integratorausgang ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Wo}(t)$.

Im Gegensatz zu den niederfrequenten Fahrzeugbeschleunigungen ist eine Reproduktion der langanhaltenden Winkelgeschwindigkeiten mit der aufgeführten Algorithmusstruktur nicht vorgesehen. Diese Tatsache wirkt sich jedoch nicht nachteilig auf das resultierende Bewegungsempfinden des Fahrers aus, da die rotatorischen Bewegungsgrößen des virtuellen Fahrzeugs, mit Ausnahme der Gierrate, von Natur aus eine hochfrequente Signalcharakteristik aufweisen (vgl. Abschnitt 2.2.5) und niederfrequente Drehbewegungen aufgrund der in Abschnitt 2.3.2 beschriebenen Adaptionseffekte der Bogengangsorgane ohnehin nur stark gedämpft vom Vestibularapparat detektiert werden.

Mithilfe der ermittelten Positions- und Orientierungsvorgaben ${}_I\mathbf{r}_{Sim}(t)$ und ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(t)$ erfolgt die Ansteuerung des Bewegungssystems gemäß der in Bild 3-2 gezeigten Signalstruktur. Wie dargestellt, werden die Ausgangssignale des CWA hierzu zunächst durch die inverse Kinematik des jeweiligen Bewegungssystems in entsprechende Stellsignale, wie etwa die Beinlängen eines Hexapoden oder die Gelenkwinkel eines Knickarmroboters, umgerechnet. Unter der Annahme, dass die unterlagerte Aktorregelung des Bewegungssystems diese Vorgaben ideal und ohne zeitliche Verzögerungen umsetzen kann, ergibt sich eine Simulatorbewegung, welche die vestibulären Bewegungshinweise entsprechend der aktuellen Fahrsituation liefert. Etwaige Störungen des Bewegungssystems werden dabei aufgrund einer fehlenden Rückführung der Systemzustände jedoch nicht berücksichtigt, weshalb diese Motion Cueing Strategie eine typische Steuerungsstruktur aufweist.

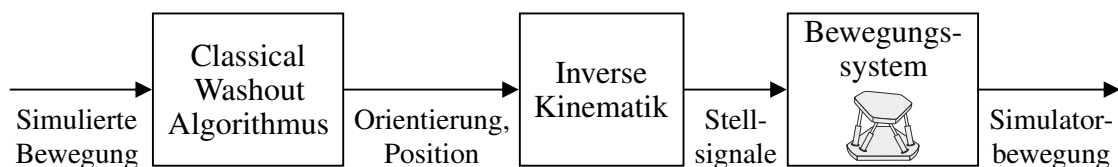


Bild 3-2: Signalverarbeitung zur Ansteuerung des Bewegungssystems.

Filtereffekte

Die Ausgangsgrößen des Classical Washout Algorithmus werden maßgeblich durch das Übertragungsverhalten der applizierten Hoch- und Tiefpassfilter beeinflusst. Je nach gewählter Filterordnung und Parametrierung ergeben sich daher charakteristische Filtereffekte, die im Folgenden näher betrachtet werden sollen, damit ein tieferes Verständnis für diesen MCA entsteht.

Um die in Abschnitt 2.2.4 beschriebenen Phasenfehler zu minimieren, sollten im Allgemeinen möglichst geringe Filterordnungen gewählt werden. Reid und Nahon [RN85] konnten in diesem Kontext allerdings zeigen, dass die Reihenschaltung aus Hochpass- und Washout-Filter im Pfad der translatorischen Beschleunigungen mindestens einem Hochpass dritter Ordnung entsprechen muss, um den benötigten Washout-Effekt zur Ausgangsposition sicherzustellen. Unter Vernachlässigung der Koordinatentransformation vom körperfesten in das ortsfeste Bezugssystem ($ka_{Hp,x} \approx ia_{Hp,x}$) resultiert dann die am Beispiel der Längsbeschleunigung dargestellte Signalstruktur nach Bild 3-3. Durch Anwendung des Endwertsatzes der Laplace-Transformation lässt sich dieser Zusammenhang zwischen Konvergenz und Filterordnung auch formal nachweisen. So ergibt sich für das abgebildete Übertragungsverhalten bei sprunghaft aufgeschalteter Eingangsbeschleunigung $ka_{Fzg,x}(t)$ der Grenzwert⁹

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} ir_{Sim,x}(t) &= \lim_{s \rightarrow 0} s \cdot iR_{Sim,x}(s) \\ &= \lim_{s \rightarrow 0} s \cdot k_x \cdot \frac{K_{Hp}s}{T_{Hp}s + 1} \cdot \frac{K_{Wo}s^2}{T_{Wo}^2s^2 + 2DT_{Wo}s + 1} \cdot \frac{1}{s^2} \cdot \frac{ka_{Fzg,x}}{s} \\ &= 0. \end{aligned}$$

Hieraus ist direkt ersichtlich, dass die Positionsvorgabe $ir_{Sim,x}(t)$ nach zweifacher Integration der gefilterten Beschleunigung $ia_{Wo,x}(t)$ nur dann mit zunehmender Zeit $t \rightarrow \infty$ gegen die Nullposition konvergiert, wenn die aus Hochpass- und Washout-Filter resultierende Übertragungsfunktion eine Ordnung größer zwei aufweist. Mit einer analogen Grenzwertbetrachtung lässt sich auch für den Winkelgeschwindigkeitspfad (siehe Bild 3-1) eine Abschätzung der Filterordnung treffen. Hier kann gezeigt werden, dass aufgrund der einfachen Integration der Winkelgeschwindigkeiten zu den Winkellagen bereits Washout-Filter erster Ordnung ausreichen, um einen Drift der Simulatororientierung in die Ausgangslage zu realisieren.

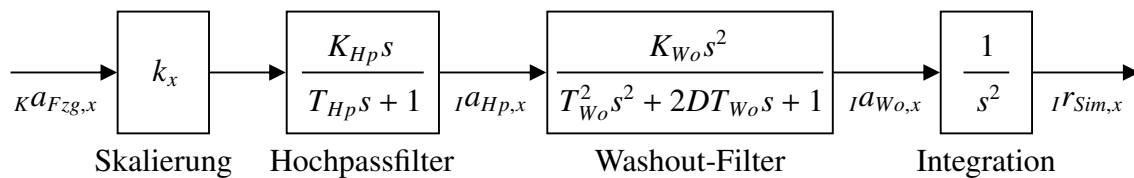


Bild 3-3: Signalverarbeitung hochfrequenter Längsbeschleunigungen.

Mit den angeführten Filterordnungen ergibt sich das in Bild 3-4 dargestellte charakteristische Systemverhalten des Classical Washout Algorithmus. Die Eingangsgröße bildet dabei

⁹An dieser Stelle wird ein stabiles Übertragungsverhalten der Filter vorausgesetzt, sodass die Existenz eines endlichen Grenzwerts sichergestellt ist.

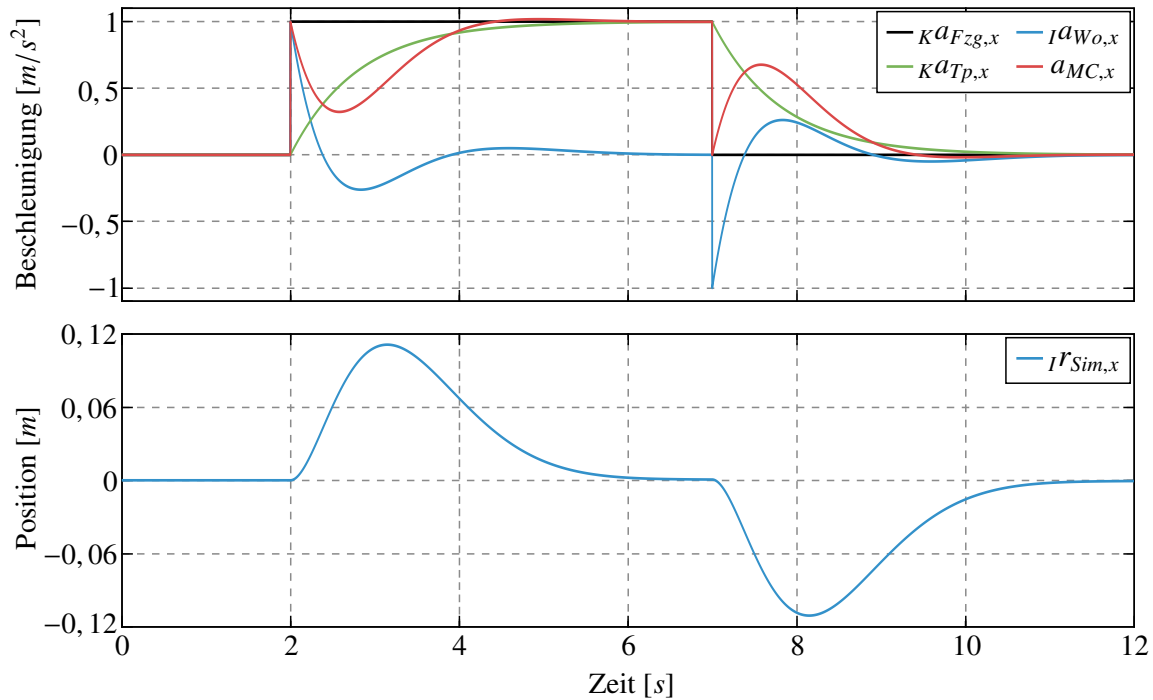


Bild 3-4: Charakteristisches Übertragungsverhalten des Classical Washout Algorithmus.

eine fünfsekündige Längsbeschleunigung des virtuellen Fahrzeugs, die als idealisierte Rechteckfunktion angenommen wird um die relevanten Filtereffekte hervorzuheben. Der Anstieg der Beschleunigungsreferenz $K a_{Fzg,x}(t)$ zum Zeitpunkt $t = 2 \text{ s}$ bewirkt zunächst eine Auslenkung $I r_{Sim,x}(t)$ des Bewegungssystems, bei der die auftretende Beschleunigung $I a_{Wo,x}(t)$ der simulierten Fahrzeugbeschleunigung entspricht. Der Washout-Filter verändert das Eingangssignal im weiteren zeitlichen Verlauf derart, dass das Vorzeichen der gefilterten Beschleunigung umgekehrt wird und der Simulator zurück in die Ausgangsposition verfährt. Gleichzeitig werden die niederfrequenten Signalanteile $K a_{Tp,x}(t)$ der Eingangsgröße $K a_{Fzg,x}(t)$ mit der Tilt Coordination Technik nachgebildet. Dabei ergibt sich die Rotationsgeschwindigkeit des Bewegungssystems um dessen Querachse aus der Dynamik des applizierten Tiefpassfilters mit der Zeitkonstanten T_{TP} .

Der Fahrer im Simulator erfährt dann die vom Motion Cueing Algorithmus erzeugte spezifische Beschleunigung $a_{MC,x}(t)$, welche aus der Überlagerung der real wirkenden Beschleunigung und dem Erdbeschleunigungsanteil durch die Tilt Coordination resultiert. Damit sich der in Bild 3-4 gezeigte Verlauf einstellt, muss hierbei jedoch vorausgesetzt werden, dass das Bewegungssystem die Vorgaben des CWA exakt umsetzen kann. Wie dargestellt, liegt eine für diesen Algorithmus charakteristische Regelabweichung im Zeitraum $t = 2 \dots 4 \text{ s}$ vor. Nach Betz [Bet15] lässt sich dieser Fehler auf eine Frequenzlücke zurückführen, in der die physikalische Beschleunigung des Bewegungssystems aufgrund seines beschränkten Arbeitsraums nicht aufrecht erhalten werden kann. Zugleich sind die Bewegungsanteile in dieser Lücke noch zu hochfrequent, um sie durch eine Neigung des Simulators darzustellen, wodurch es zu den abgebildeten Darstellungsfehlern kommt. Diese treten dabei selbst bei einer komplementären Parametrierung der Hoch- und Tiefpassfilter mit $T_{Hp} = T_{Tp}$ auf.

Ein ebenso typisches Verhalten des CWA kann zum Zeitpunkt $t = 7 \text{ s}$ beobachtet werden. Das sprunghafte Abklingen der Eingangsbeschleunigung $K a_{Fzg,x}(t)$ führt hier zu einem

„Rückschlag“ des hochpassgefilterten Signals ${}_I a_{Wo,x}(t)$, was allgemein als *Backlash-Effekt* bezeichnet wird [RK00]. Dieser bewirkt ein Verfahren des Bewegungssystems entgegen der vom Fahrer erwarteten Richtung und erzeugt somit einen falschen Motion Cue, der das Bewegungsempfinden erheblich beeinträchtigen kann. Darüber hinaus wird, abhängig von der Parametrierung des Tiefpassfilters, die spezifische Beschleunigung $a_{MC,x}(t)$ durch die geneigte Orientierung des Simulators auch nach dem Abklingen der simulierten Fahrzeugbeschleunigung für eine kurze Dauer aufrechterhalten. Hierbei handelt es sich ebenfalls um einen falschen Bewegungshinweis, welcher aus der charakteristischen Systemdynamik der linearen Filter hervorgeht und vom Fahrer detektiert wird.

Tilt Coordination und Drehratenlimitierung

Die Tilt Coordination bildet ein zentrales Instrument des Classical Washout Algorithmus, um translatorische Längs- und Querbewegungen des virtuellen Fahrzeugs ohne zeitliche Begrenzung im Simulator zu reproduzieren. Deshalb sollen nachfolgend die zugrunde liegenden Zusammenhänge und relevanten Einflussfaktoren dieser Technik im Detail erläutert werden.

Gemäß dem Grundgedanken der Tilt Coordination werden die niederfrequenten Signalanteile ${}_K a_{Tp}(t)$ der skalierten Eingangsbeschleunigungen ${}_K a_{Fzg}(t)$ durch die wahrnehmbaren Anteile des Erdbeschleunigungsvektors ${}_I g$ nachgebildet. Zur Bestimmung der hierzu benötigten Simulatororientierung ${}_I \psi_{TC}(t)$ wird die Transformationsmatrix ${}^{KI} A$ nach Gleichung (2-11) herangezogen, sodass sich die niederfrequenten spezifischen Beschleunigungen im körperfesten Bezugssystem K des Simulators zu

$${}_K \begin{bmatrix} a_{Tp,x} \\ a_{Tp,y} \\ a_{Tp,z} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} c\theta c\psi & c\theta s\psi & -s\theta \\ s\varphi s\theta c\psi - c\varphi s\psi & s\varphi s\theta s\psi + c\varphi c\psi & s\varphi c\theta \\ c\varphi s\theta c\psi + s\varphi s\psi & c\varphi s\theta s\psi - s\varphi c\psi & c\varphi c\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -s\theta \\ s\varphi c\theta \\ c\varphi c\theta \end{bmatrix} \cdot g \quad (3-1)$$

ergeben. Aus diesem Ausdruck geht hervor, dass eine Variation des Gierwinkels ${}_I \psi_{TC}(t)$ keinerlei Einfluss auf die Tilt Coordination hat und daher vereinfachend zu Null angenommen werden kann [Fis09]. Die gesuchten Wank- und Nickwinkel berechnen sich dann durch Umformung der Gleichung (3-1) als

$${}_I \varphi_{TC} = \arctan \left(\frac{{}_K a_{Tp,y}}{{}_K a_{Tp,z}} \right),$$

$${}_I \theta_{TC} = -\arctan \left(\frac{{}_K a_{Tp,x}}{{}_K a_{Tp,z}} \cdot \cos {}_I \varphi_{TC} \right). \quad (3-2)$$

Einen in der Literatur vielfach diskutierten Aspekt der Tilt Coordination stellt dabei die Drehratenbegrenzung und deren Einfluss auf das resultierende Fahrgefühl im Simulator dar. Während sich in der interaktiven Flugsimulation eine Begrenzung der Änderungsraten ${}_I \dot{\psi}_{TC}(t)$ und ${}_I \dot{\theta}_{TC}(t)$ auf den Wert der menschlichen Wahrnehmungsschwellen für Drehgeschwindigkeiten etabliert hat, kann ein identisches Vorgehen in der Fahrsimulation aufgrund der in Abschnitt 2.2.5 diskutierten hohen Dynamiken einer Autofahrt leicht zu enormen Verzögerungen der erzeugten vestibulären Motion Cues führen. Bild 3-5

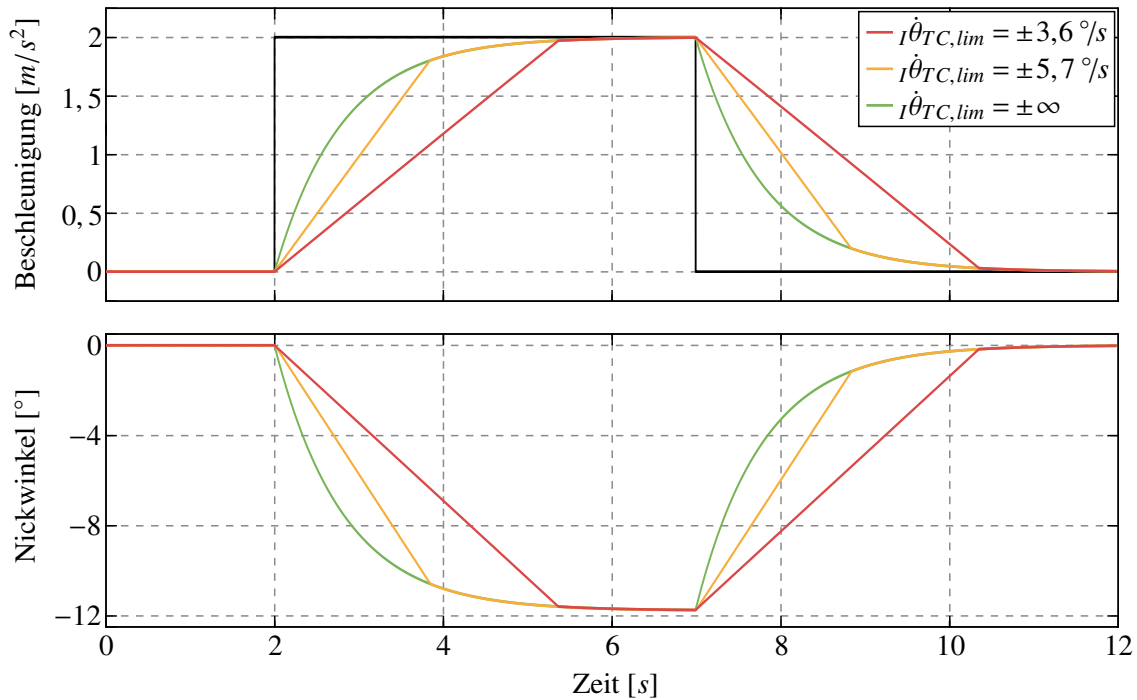


Bild 3-5: Einfluss der Drehratenlimitierung auf die Beschleunigungsreproduktion.

verdeutlicht diese Problematik am Beispiel des zuvor betrachteten rechteckförmigen Längsbeschleunigungseingangs ${}_K a_{Fzg,x}(t)$. Im Fall einer unbegrenzten Änderungsrate stellt sich der nach Gleichung (3-2) ermittelte Nickwinkel ${}_I \theta_{TC}(t)$ mit der Dynamik des vorgeschalteten Tiefpassfilters ein, wodurch die im Simulator wahrnehmbare Gravitationsbeschleunigung bereits nach kurzer Zeit der simulierten Fahrzeugbeschleunigung entspricht. Eine Limitierung der Drehrate ${}_I \dot{\theta}_{TC}(t)$ auf den Schwellwert der menschlichen Bewegungswahrnehmung von $\pm 3,6^\circ/s$ (siehe Tabelle 2-5) bewirkt hingegen, dass die benötigte Neigung des Bewegungssystems erst ca. drei Sekunden nach dem sprunghaften Anstieg der Eingangsbeschleunigung erreicht wird. Darüber hinaus kann dieser Neigungswinkel bei einer kürzeren Beschleunigungsdauer oder einer höheren -amplitude eventuell auch gar nicht eingestellt werden. Die eigentliche Rotation ist dann zwar nicht für den Fahrer wahrnehmbar, jedoch resultiert ein signifikanter Phasenfehler, der das Bewegungsempfinden maßgeblich stört. Folglich ergibt sich hieraus ein für die Fahrsimulation typischer Zielkonflikt zwischen der Detektion unerwarteter Rotationen durch die Tilt Coordination und einer zeitlich verzögerten Beschleunigungsdarstellung.

Um diesem Rechnung zu tragen, verwenden aktuellere Arbeiten oftmals eine höhere Drehratenbegrenzung zu Gunsten eines direkteren Beschleunigungsempfindens, da sich dieses im Rahmen unabhängiger Studien als vorteilhaft für den resultierenden Fahreindruck erwiesen hat [FSP10; PNN⁺14]. In der Literatur applizierte Limitierungen besitzen dabei typischerweise Größenordnungen von $\pm 5^\circ/s$ [FK16], $\pm 5,7^\circ/s$ [BMB17], sowie $\pm 6,2^\circ/s$ [NMB⁺12]. Wie Bild 3-5 zeigt, kann der Phasenfehler mit einer höher gewählten Begrenzung deutlich verringert werden. Dennoch folgt das Bewegungssystem der Nickwinkelvorgabe ${}_I \theta_{TC}(t)$ aus der Tilt Coordination nur verzögert, was zu einer Ausweitung der zuvor beschriebenen Frequenzlücke in der erzeugten spezifischen Beschleunigung $a_{MC,x}(t)$ führt.

Neben der Änderungsrate der Neigungswinkel beeinflusst auch der Drehpunkt, um den diese Winkel eingestellt werden, die Reproduktion der simulierten Längs- und Querbeschleunigungen. Nach den Gesetzmäßigkeiten der Eulerschen Differentiationsregel (siehe Gleichung (2-24)) verursacht jede Rotation eines starren Körpers zugleich translatorische Beschleunigungsanteile an einem körperfesten Bezugspunkt, wie etwa der Fahrerkopfposition. Im Fall einer schnellen Simulatordrehung entstehen hierdurch leicht falsche Cues, die sensorische Informationskonflikte hervorrufen. Die Wirkrichtung der resultierenden Beschleunigung richtet sich dabei entsprechend Bild 3-6 nach der Lage des Drehpunktes, sodass Rotationszentren unterhalb oder oberhalb des Fahrerkopfes verschiedene Bewegungshinweise bei gleicher Drehrichtung ${}_I\theta_{TC}(t)$ auslösen. Der Drehpunkt ist jedoch häufig bauartbedingt durch die Kinematik des Bewegungssystems vorgegeben, weshalb die aufgeführten Effekte in der Entwicklung und Auslegung des MCA beachtet werden müssen.

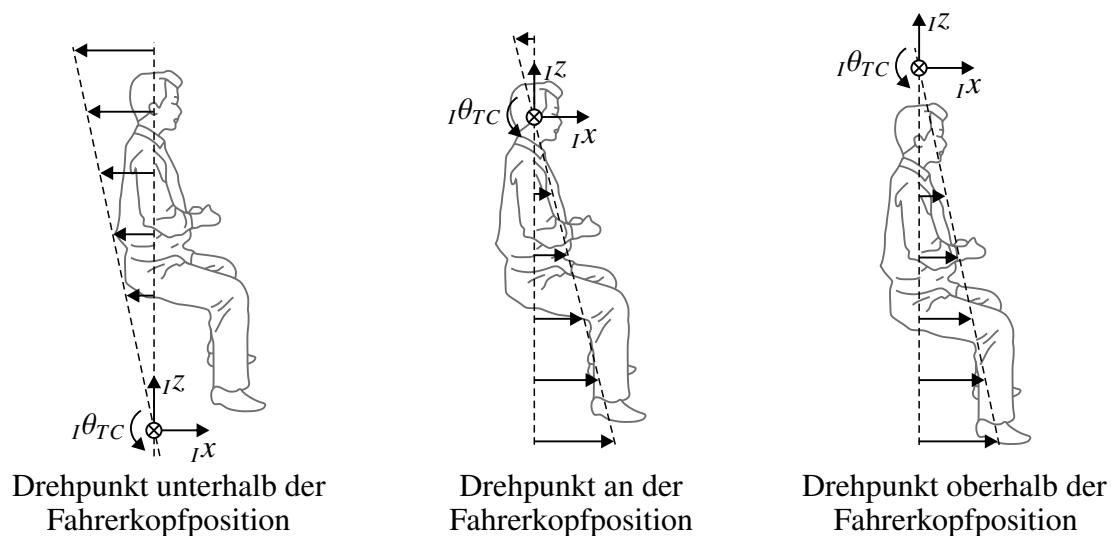


Bild 3-6: Drehpunktabhängige Wirkrichtung der resultierenden Beschleunigung [Fis09].

Parametrierung

Die Reproduktionsgüte der vestibulären Stimuli im Simulator wird neben der generellen Algorithmusstruktur des CWA maßgeblich durch die Parametrierung der applizierten Hoch- und Tiefpassfilter bestimmt. So konnten bereits Reid und Nahon [RN86] sowie später auch Grant et al. [GBAG09] in Vergleichen unterschiedlicher filterbasierter Motion Cueing Algorithmen (siehe Abschnitt 3.2) nachweisen, dass eine größere Abhängigkeit des Bewegungsempfindens von der Parameterwahl, als vom jeweiligen Algorithmus selbst besteht. Diese Erkenntnisse belegen die enorme Relevanz einer geeigneten Auslegung und Parametrierung des MCA in der Fahr- und Flugsimulation.

Zur Bestimmung der gesuchten Filterparameter und Skalierungsfaktoren wird üblicherweise ein mehrstufiges, iteratives Auslegungsverfahren angewendet [Fis09]. Es beinhaltet zunächst eine methodische Optimierung, mit der das Tuning in Form offline durchgeführter *Model-in-the-Loop* (MiL) Simulationen erfolgt. Dabei werden die Parameter des MCA hinsichtlich definierter Kriterien, wie etwa möglichst geringen Phasenfehlern bei der Beschleunigungsnachbildung, mithilfe geeigneter Gütefunktionen durch numerische

Optimierungsverfahren bestimmt. Hier lassen sich neben dynamischen Modellen des Bewegungssystems und Latenzen in der Signalübertragung auch die in Abschnitt 2.3.2 vorgestellten Modelle der Vestibularorgane integrieren, um Wahrnehmungseffekte zwischen den erwarteten und erzeugten Bewegungshinweisen im Optimierungsprozess zu berücksichtigen. Zwar können mit dieser Methode auch große Parametersätze zeiteffizient ermittelt werden, jedoch richtet sich das Ergebnis stark nach der Genauigkeit der zugrunde liegenden Modelle sowie den modellierten Effekten.

Daher ist ein nachgeschaltetes *Driver-in-the-Loop* (DiL) Tuning im Simulator oftmals unerlässlich. Bei diesem werden die ermittelten Parametersätze durch einen erfahrenen Probanden subjektiv bewertet und Effekte, welche das Bewegungsempfinden stören, identifiziert. Das so erhaltene Feedback ermöglicht es einem Motion Cueing Experten dann einzelne Parameter des MCA gezielt zu adaptieren. Unterstützung liefern dabei Systematiken zur Parametrierung von Washout Algorithmen, wie z. B. das von Grant und Reid entwickelte Vorgehen PROTEST [GR97b] nach Bild 3-7. Anschließend wird der beschriebene Prozess aus Evaluation und Parameteradaption iterativ wiederholt, bis ein geeigneter Parametersatz für das betrachtete Manöver vorliegt. Jedoch weisen sowohl die Studien von Dagdelen et al. [DBP⁺06] als auch Fischer [Fis09], der eine ausführliche Diskussion und Bewertung dieser Thematik liefert, darauf hin, dass verschiedene Probanden unterschiedliche Parametrierungen bevorzugen und deshalb stets subjektive Ergebnisse zu erwarten sind. Alternativ kann die Auslegung des CWA auch direkt mit dem DiL Tuning, ohne eine vorherige methodische Optimierung der Algorithmusparameter, erfolgen. Die Parametrierung ist dann aber häufig sehr zeitintensiv, wodurch eine differenzierte Beurteilung des Fahrgefühls durch den Probanden aufgrund von Adaptionseffekten des menschlichen Wahrnehmungssystems (siehe Abschnitt 2.2.4) zunehmend erschwert wird.

Bei dem aufgeführten Vorgehen handelt es sich folglich um eine manöver- oder streckenabhängige Tuningprozedur, in welcher der MCA ausschließlich auf die betrachtete Fahrsituation abgestimmt wird. Diese richtet sich üblicherweise nach der im Simulator zu untersuchenden Forschungsfrage bzw. Entwicklungsaufgabe, sodass im Vorfeld jeder Fahrversuchsreihe ein geeigneter Parametersatz ermittelt werden muss. Zwar ist hiermit

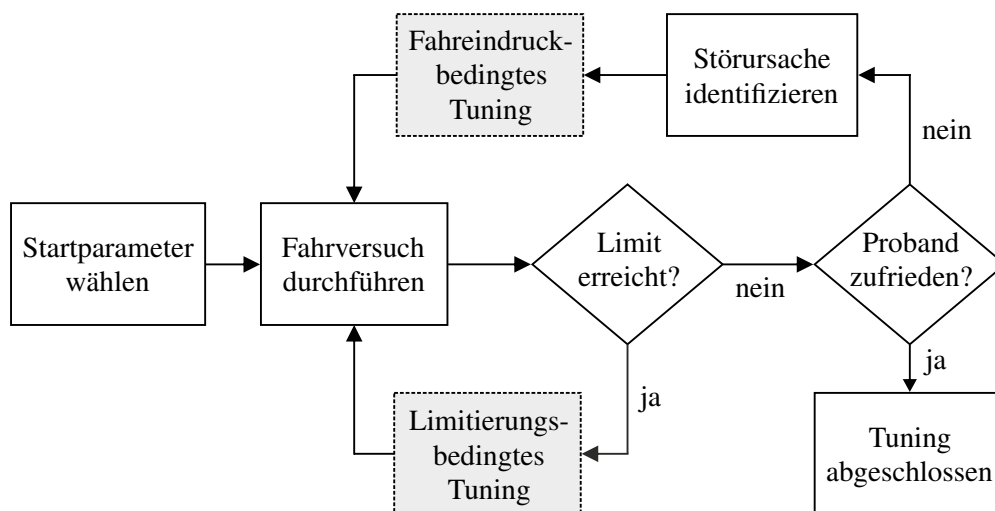


Bild 3-7: Parametrierung nach dem PROTEST Verfahren: Eine detaillierte Beschreibung der farbig hervorgehobenen Tuningsystematiken ist in [GR97b] dokumentiert.

zugleich ein enormer Zeitaufwand verbunden, jedoch kann mit dieser Methode ein bestmöglicher Fahrindruck der Probanden sichergestellt werden. Lassen sich hingegen die während des Simulatorversuchs auftretenden virtuellen Fahrzeugbewegungen nicht präzise genug abschätzen, wie es etwa im urbanen Straßenverkehr aufgrund von Interaktionen mit anderen Verkehrsteilnehmern und Lichtsignalanlagen oftmals der Regelfall ist, muss der Motion Cueing Algorithmus auf ein Worst-Case-Szenario hin ausgelegt werden. Es resultiert dann eine konservative Parametrierung, mit der die Arbeitsraumgrenzen des Simulators stets eingehalten werden. Als direkte Konsequenz dessen liegt in allen anderen, normalen Fahrsituationen lediglich eine sehr geringe Bewegungsrückmeldung vor, da das Potential des Bewegungssystems kaum genutzt wird [NAEM06; Jam10].

Weiterführende Modifikationen

Wie eingangs beschrieben, entstammt der Classical Washout Algorithmus umfangreichen Forschungsarbeiten im Kontext der interaktiven Flugsimulation. Die nachzubildenden Bewegungshinweise in einem Fahrsimulator unterscheiden sich jedoch hinsichtlich ihrer Frequenz- und Amplitudencharakteristik deutlich von denen der Flugsimulation (siehe Abschnitt 2.2.5). Daher finden sich in der Literatur diverse Erweiterungen der klassischen Motion Cueing Strategie, um auch den hohen Anforderungen der Fahrsimulation gerecht zu werden. Diese reichen von Optimierungen einzelner Komponenten, bis hin zu einer Änderung der generellen Funktionsweise durch Modifikation der Algorithmusstruktur.

So präsentieren Reymond und Kemeny [RK00] ein nichtlineares Hochpassfilter, mit welchem der zuvor beschriebene Backlash-Effekt nahezu vollständig unterdrückt werden kann. Der Vergleich von klassischem, linearem und nichtlinearem Filterausgang ist in Bild 3-8 aufgezeigt. Neben dieser objektiven Verbesserung berichten die Autoren im Rahmen der Publikation zudem von einer verbesserten Steuerbarkeit des virtuellen Fahrzeugs sowie einer positiveren Rückmeldung der Testfahrer in den virtuellen Fahrversuchen.

Eine alternative Realisierung der nichtlinearen Hochpassfilter mit vergleichbarer Filterwirkung wird ebenfalls in der Arbeit von Sammet [Sam07] vorgestellt. Darüber hinaus beschreibt dieser eine Erweiterung der klassischen Algorithmusstruktur durch einen zu-

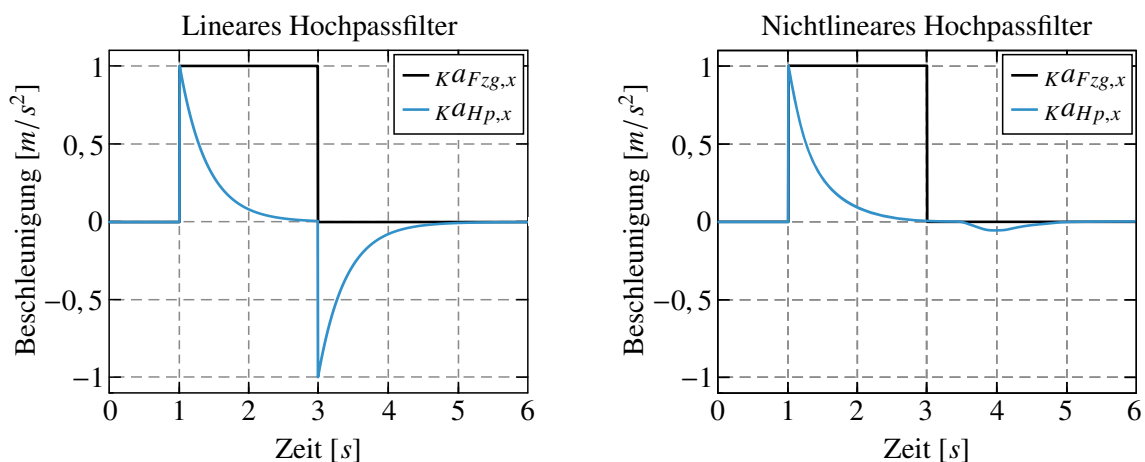


Bild 3-8: Filterung mit linearem und nichtlinearem Hochpassfilter [RK00].

sätzlichen Signalpfad zwischen Washout-Filterung und Tilt Coordination, was auf den als *Kompensationsalgorithmus* bezeichneten MCA aus Bild 3-9 führt. Dabei ist es das generelle Ziel dieses Ansatzes, die von den Washout-Filtern verursachte Signalverfälschung der hochfrequenten Beschleunigungen ${}_I\mathbf{a}_{Hp}(t)$ durch eine ergänzende Neigung des Bewegungssystems mit der Tilt Coordination Technik zu kompensieren. Hierzu werden zunächst die Differenzen der Beschleunigungssignale vor und nach den Washout-Filtern gebildet, um die Signalverzerrung durch den Washout-Effekt zu ermitteln. Diese Fehlersignale müssen anschließend erneut nach ihren Frequenzanteilen separiert werden, da die enthaltenen Hochfrequenzanteile andernfalls enorme Rotationsgeschwindigkeiten ${}_I\dot{\boldsymbol{\beta}}_{TC}$ erzeugen, was sich je nach Drehpunktlage negativ auf das Bewegungsempfinden im Simulator auswirken kann (siehe Bild 3-6). Unter Verwendung komplementärer Hoch- und Tiefpassfilter ($T_{Hp} = T_{Tp}$) soll mit diesem Algorithmus dann eine 1:1-Darstellung der skalierten Längs- und Querbeschleunigungen erreicht werden, sofern das Bewegungssystem die Positions- und Orientierungsvorgaben exakt umsetzen kann.

Basierend auf den zuvor identifizierten Filter- und Rotationseffekten stellt Fischer [Fis09] im Rahmen seiner Dissertationsschrift zwei weitere Modifikationen des CWA vor, welche er als *Fast Tilt Coordination Algorithmus* und *Coordinated Head Rotation Algorithmus* benennt. Ähnlich dem Kompensationsalgorithmus von Sammet verfolgen beide MCA die grundlegende Idee, auftretende Beschleunigungsmanipulationen der Washout-Filter mithilfe einer zusätzlichen Rotation des Simulators zu korrigieren.

Der Fast Tilt Coordination Algorithmus bildet dazu die Differenzen aus den skalierten Fahrzeugbeschleunigungen ${}_K\mathbf{a}_{Fzg}(t)$ und den in das körperfeste Bezugssystem transformierten Filterausgängen ${}_K\mathbf{a}_{Wo}(t)$, welche dann mit der Tilt Coordination Technik ausgeglichen werden. Dabei wird vollständig auf eine Begrenzung der korrespondierenden Drehraten verzichtet, was die Namensgebung dieser Motion Cueing Strategie erklärt. Um sicherzustellen, dass die auftretenden Winkelgeschwindigkeiten keine unerwünschten Beschleunigungsreize generieren (vgl. Bild 3-6), wird der Drehpunkt des betrachteten

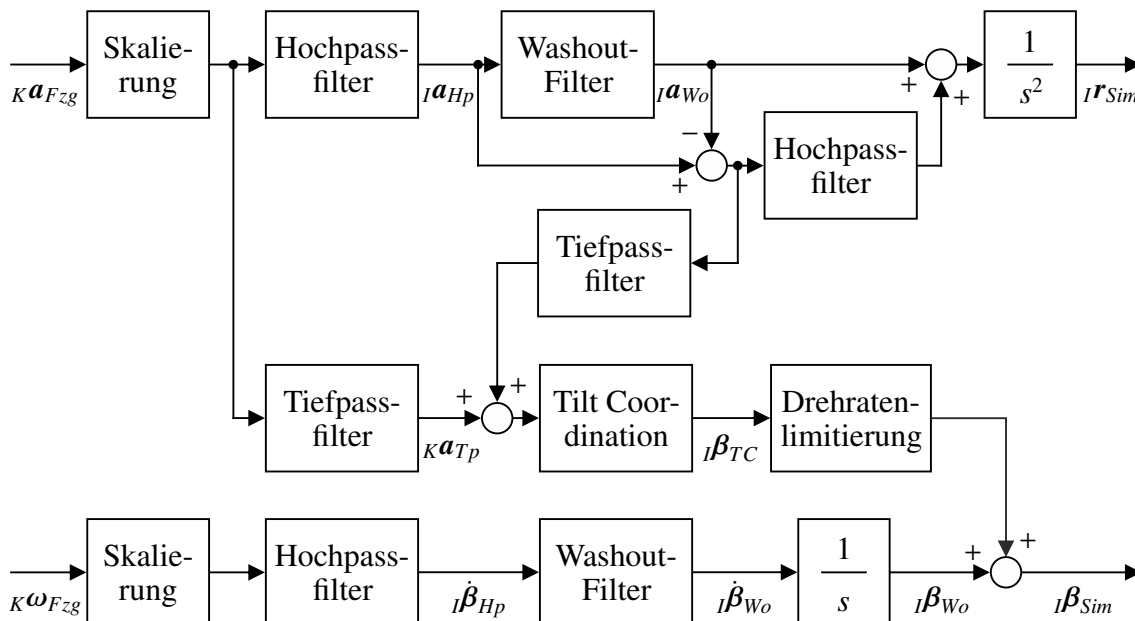


Bild 3-9: Struktur des Kompensationsalgorithmus [Sam07].

Hexapod-Bewegungssysteme in diesem Ansatz durch eine geschickte Umformulierung der inversen Kinematikgleichungen in die Position des Fahrerkopfes gelegt, sodass eine nahezu vollständige Darstellung der skalierten Eingangssignale erreicht werden kann.

Beim Coordinated Head Rotation Ansatz wird hingegen der Mittelpunkt der Endeffektorplattform als Drehpunkt gewählt, sodass schnelle Rotationen des Bewegungssystems wahrnehmbare Längs- und Querschleunigungskomponenten an der Fahrerposition erzeugen. Nach Gleichung (2-24) lassen sich diese unter Berücksichtigung der vorliegenden geometrischen Zusammenhänge aus den Drehgeschwindigkeiten ${}_I\dot{\beta}_{Sim}(t)$ und Drehbeschleunigungen ${}_I\ddot{\beta}_{Sim}(t)$ ermitteln. Mit dem Ziel jene rotationsbedingten Beschleunigungsanteile zur Darstellung der virtuellen Fahrzeugbewegungen einzusetzen, werden sie zunächst von den skalierten Eingangsbeschleunigungen ${}_K\mathbf{a}_{Fzg}(t)$ subtrahiert. Lediglich die verbleibende Differenz wird dann mittels Hochpass- und Washout-Filterung durch eine tatsächliche translatorische Bewegung des Simulators reproduziert. Analog zum Kompensationsalgorithmus wird dabei die Signalverfälschung durch den Washout-Effekt bestimmt und der resultierende Fehler zwischen ${}_I\mathbf{a}_{Hp}(t)$ und ${}_I\mathbf{a}_{Wo}(t)$ durch eine ergänzende Simulatorneigung korrigiert. Hierzu verzichtet auch dieser MCA gänzlich auf eine Limitierung der Drehrate.

Entgegen der in Bild 3-9 dargestellten Struktur berücksichtigen der Coordinated Head Rotation und der Fast Tilt Coordination Algorithmus darüber hinaus die Koordinatentransformationen zwischen den körperfesten und ortsfesten Bezugssystemen des Simulators, sodass auch bei größeren Winkellagen des Bewegungssystems keine Darstellungsfehler zu erwarten sind. Für eine weiterführende Beschreibung und Analyse dieser filterbasierten Regelungskonzepte wird auf die angegebene Literatur verwiesen.

3.2 Alternative Ansätze

Neben dem im vorherigen Abschnitt ausführlich diskutierten Classical Washout Algorithmus finden sich in der Literatur zwei weitere Ansätze aus der frühen Entwicklung dynamischer Fahr- und Flugsimulatoren, die gemeinsam mit dem CWA als klassische Motion Cueing Algorithmen zusammengefasst werden [GB10; SALV14]. Hierbei handelt es sich um den *Coordinated Adaptive Washout* sowie den *Optimal Control Algorithmus*, deren jeweilige Funktionsweise nachfolgend thematisiert werden soll. Dabei wird sich auf die deskriptive Ebene beschränkt, da beide Algorithmen für die im Hauptteil dieser Arbeit vorgestellten Regelungskonzepte lediglich eine untergeordnete Relevanz aufweisen.

3.2.1 Coordinated Adaptive Washout

Eine wesentliche Charakteristik des CWA bildet dessen feste Filterstruktur und Parametrierung, wodurch eine optimale Bewegungsrückmeldung ausschließlich für vereinzelte Fahrsituationen sichergestellt werden kann. Um diese Einschränkung aufzuheben stellen Parrish et al. [PDBM75; PM76] einen adaptiven Motion Cueing Algorithmus vor, mit dem die Stellsignale während des Betriebs an den aktuellen Zustand des Bewegungssystems und die Referenzvorgaben aus der Fahrdynamiksimulation angepasst werden sollen. Hierdurch lässt sich speziell der Washout-Effekt derart gestalten, dass moderate Manöver nur

geringe Signalverzerrungen generieren, während extreme Fahrsituationen zu einem starken Washout führen.

Der Coordinated Adaptive Washout Algorithmus weist dabei die in Bild 3-10 dargestellte Signalstruktur auf, deren Grundzüge dem Classical Washout Algorithmus ähneln. Es erfolgt zunächst eine Skalierung und Transformation der simulierten Fahrzeugbeschleunigungen ${}_K\mathbf{a}_{Fzg}(t)$ und -winkelgeschwindigkeiten ${}_K\boldsymbol{\omega}_{Fzg}(t)$ in das ortsfeste Bezugssystem des Simulators. Die transformierten Signale bilden dann die Eingangsgrößen adaptiver Filter, deren Übertragungsverhalten laufend durch Variation des Parametervektors

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} p_{x_1} & p_{x_2} & p_{x_3} & p_{y_1} & p_{y_2} & p_{y_3} & p_z & p_\psi \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^8$$

verändert wird. Hierbei ist die Funktion der Tilt Coordination Technik implizit im nichtlinearen Filter des Winkelgeschwindigkeitspfades integriert und trägt so zur Bestimmung der Simulatororientierung bei [Fis09]. Die Integration der gefilterten Beschleunigungen ${}_I\ddot{\mathbf{r}}_{Sim}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_I\dot{\boldsymbol{\beta}}_{Sim}(t)$ führt schließlich auf die Positions- und Orientierungsvorgaben zur Ansteuerung des Bewegungssystems. Im Folgenden soll nun das Adaptionungsverfahren der nichtlinearen Filter sowie deren Struktur näher behandelt werden. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird dabei ausschließlich auf den longitudinalen Freiheitsgrad und den korrespondierenden Nickwinkel des Bewegungssystems eingegangen, die Adaption der Filterparameter in den übrigen Bewegungsfreiheitsgraden geschieht analog hierzu. Eine umfassende Übersicht aller Gleichungen und Zusammenhänge liefern Reid und Nahon [RN85].

Das Übertragungsverhalten der in Bild 3-10 dargestellten adaptiven Filter wird jeweils durch eine zeitvariante Differentialgleichung der Form

$${}_I\ddot{r}_{Sim,x} = p_{x_1} \cdot {}_I\mathbf{a}_{Fzg,x} - k_{x_2} \cdot {}_I\dot{r}_{Sim,x} - k_{x_1} \cdot {}_I r_{Sim,x} \quad (3-3)$$

für die Längsbeschleunigung des Bewegungssystems, und

$${}_I\dot{\theta}_{Sim} = p_{x_2} \cdot {}_I\mathbf{a}_{Fzg,x} + p_{x_3} \cdot {}_I\dot{\theta}_{Fzg} \quad (3-4)$$

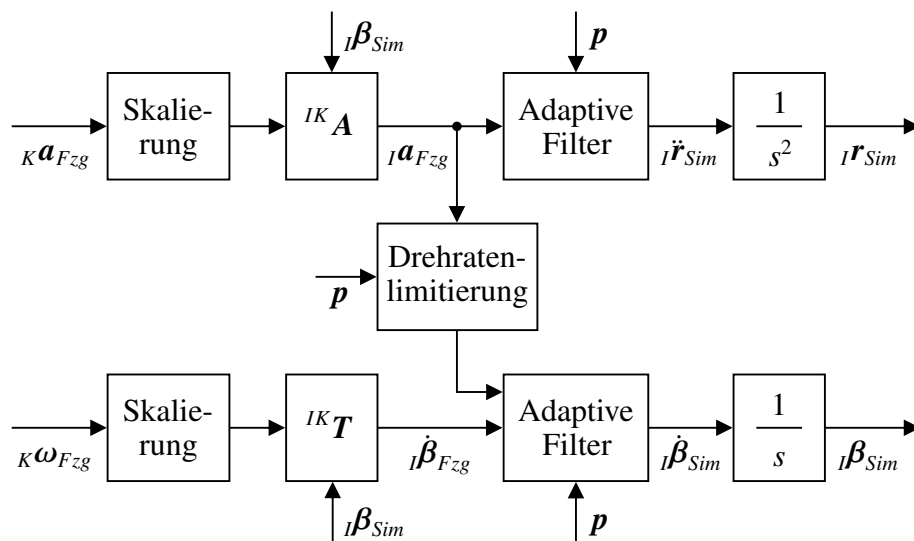


Bild 3-10: Signalstruktur des Coordinated Adaptive Washout Algorithmus nach [RN85].

für dessen Nickbewegung festgelegt. Hier beschreiben k_{x_1} und k_{x_2} konstante Koeffizienten zur Parametrierung des Algorithmus, während die Parameter $p_{x_1}(t)$, $p_{x_2}(t)$ sowie $p_{x_3}(t)$ laufend zur Anpassung des Filterverhaltens variiert werden. Das Ziel der Adaption ist dabei die Minimierung der quadratischen Kostenfunktion

$$J_x = \frac{1}{2} \cdot ({}_I a_{Fzg,x} - {}_I a_{Sim,x})^2 + \frac{w_{x_1}}{2} \cdot ({}_I \dot{\theta}_{Fzg} - {}_I \dot{\theta}_{Sim})^2 + \frac{w_{x_2}}{2} \cdot {}_I r_{Sim,x}^2 + \frac{w_{x_3}}{2} \cdot {}_I \dot{r}_{Sim,x}^2, \quad (3-5)$$

in welche neben den Regeldifferenzen zwischen erwarteten und wahrnehmbaren Motion Cues im ersten und zweiten Summanden auch die Restriktionen des Bewegungssystems in Form der Simulatorposition ${}_I r_{Sim,x}(t)$ und -geschwindigkeit ${}_I \dot{r}_{Sim,x}(t)$ eingehen. Ferner handelt es sich bei den zeitinvarianten Koeffizienten w_{x_1} , w_{x_2} und w_{x_3} um freie Parameter, mit denen ein gewünschtes dynamisches Verhalten des MCA eingestellt werden kann [PDBM75].

Die in der Kostenfunktion (3-5) enthaltene spezifische Beschleunigung ${}_I a_{Sim,x}(t)$ berechnet sich analog zu Gleichung (2-2) aus der Überlagerung von translatorischer Beschleunigung und Gravitationsbeschleunigung als:

$${}_I a_{Sim,x} = {}_I \ddot{r}_{Sim,x} - g \cdot \sin({}_I \theta_{Sim}) \quad (3-6)$$

Unter Berücksichtigung der Filterdifferentialgleichung (3-3) lassen sich die Gleichungen (3-4) und (3-6) dann in die Kostenfunktion (3-5) einsetzen, wodurch ein Zusammenhang zwischen den veränderlichen Filterparametern und dem resultierenden Übertragungsverhalten des Algorithmus entsteht. Aus diesem ergeben sich die Adaptionsraten der gesuchten Parameter mit dem *Gradientenverfahren* zu

$$\dot{p}_{x_1} = -K_{x_1} \cdot \frac{\partial J_x}{\partial p_{x_1}}, \quad \dot{p}_{x_2} = -K_{x_2} \cdot \frac{\partial J_x}{\partial p_{x_2}}, \quad \dot{p}_{x_3} = -K_{x_3} \cdot \frac{\partial J_x}{\partial p_{x_3}}, \quad (3-7)$$

wobei die Koeffizienten K_{x_i} feste Schrittweiten in negativer Richtung der größten Kostenfunktionsänderungen, ausgedrückt durch die jeweiligen Funktionsgradienten, darstellen. Die Bestimmung der Gradienten soll an dieser Stelle nicht im Detail erläutert werden, die

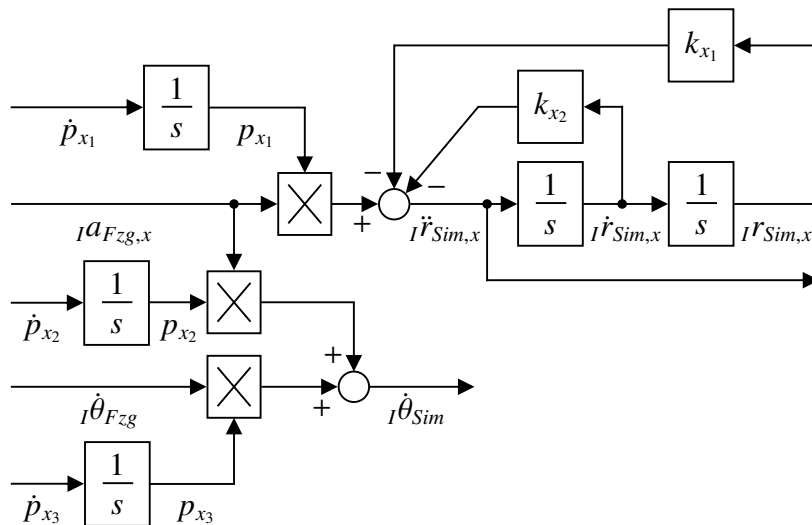


Bild 3-11: Struktur der adaptiven Filter am Beispiel der betrachteten Freiheitsgrade.

vollständigen Ausdrücke sind jedoch von Parrish und Martin [PM76] dokumentiert. Die Integration der Derivative aus Gleichung (3-7) nach der Zeit führt schließlich auf die ersten drei Elemente des Parametervektors $\mathbf{p}(t)$, aus denen die Systemgleichungen (3-3) und (3-4) der adaptiven Filter mit dem gewünschten Übertragungsverhalten hervorgehen. Zum besseren Verständnis der Adaptionsschematik sind die zugrunde liegenden Filterstrukturen im Blockschaltbild 3-11 aufgezeigt.

Zwar wird in der Literatur über Weiterentwicklungen des beschriebenen Ansatzes mittels modifizierter Kostenfunktionen J berichtet [GN05], dennoch hat sich der Einsatz dieser Motion Cueing Strategie in der interaktiven Fahrsimulation wenig etabliert [Jam10]. Gründe hierfür sind die komplexen und oftmals intransparenten Eigenschaften der adaptiven Filter, die bei ungünstiger Parameterwahl sogar ein instabiles Übertragungsverhalten des MCA erzeugen können [Kir89].

3.2.2 Optimal Control

Während die bisher behandelten Motion Cueing Algorithmen eine vordefinierte Filterstruktur besitzen, für die dann geeignete Parameter gefunden werden müssen, behandelt der erstmals von Sivan et al. [SIH82] publizierte Optimal Control Ansatz das Motion Cueing gemäß der Idee einer optimalen Regelung. Zur Herleitung eines Regelgesetzes wird dabei das in Bild 3-12 gezeigte Entwurfsproblem herangezogen. Wie dargestellt verfolgt der Optimal Control MCA das Ziel, die im Fehlervektor $\mathbf{e}(t)$ zusammengefassten Regelabweichungen zwischen erwarteten und nachgebildeten Bewegungshinweisen zu minimieren. Hierzu werden die in Abschnitt 2.3.2 beschriebenen Modelle der Vestibularorgane integriert, um deren Übertragungsverhalten in der Reproduktion der virtuellen Fahrzeugbewegungen

$$\mathbf{u}_{Fzg} = \begin{bmatrix} a_{Fzg,x} & a_{Fzg,y} & a_{Fzg,z} & \varphi_{Fzg} & \theta_{Fzg} & \psi_{Fzg} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6$$

zu berücksichtigen. Die Ausgangsgrößen dieser Vestibularmodelle bilden folglich die korrespondierenden spezifischen Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten, welche im virtuellen Fahrzeug $\mathbf{y}_{Fzg}(t)$ bzw. im Fahrsimulator $\mathbf{y}_{Sim}(t)$ wahrgenommen werden. Entsprechend der Grundidee des Optimal Control Algorithmus ist nun eine kausale Abbildung von $\mathbf{u}_{Fzg}(t)$ nach $\mathbf{u}_{Sim}(t)$ zu bestimmen, die den Regelfehler $\mathbf{e}(t)$ anhand einer festgelegten Norm innerhalb der physikalischen Grenzen des Bewegungssystems reduziert [SIH82].

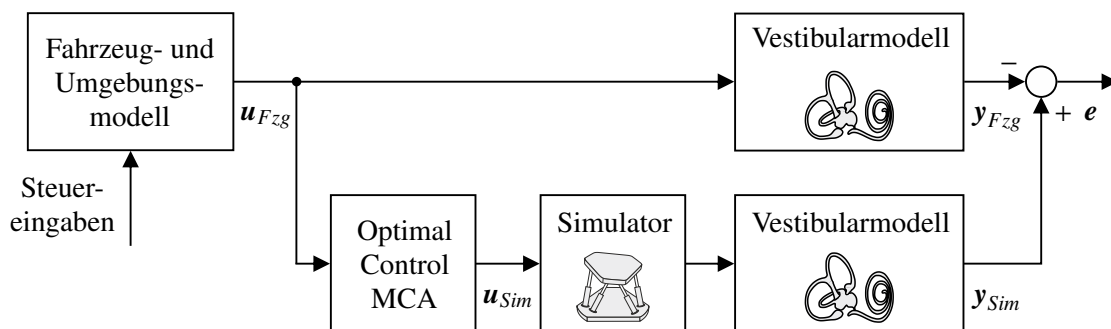


Bild 3-12: Entwurfsproblem des Optimal Control Algorithmus nach [SIH82].

Zu diesem Zweck werden die rationalen Übertragungsfunktionen der Bogengänge und Makulaorgane zunächst in die Zustandsraumdarstellung überführt. Hierbei lassen sich die trigonometrischen Zusammenhänge zwischen Simulatorneigung und anteiliger Gravitationsbeschleunigung mit der Kleinwinkelnäherung $\sin x \approx x$ und $\cos x \approx 1$ vereinfachen, sodass die linearen Zustandsgleichungen

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_{Fzg} &= \mathbf{A}_{Fzg} \cdot \mathbf{x}_{Fzg} + \mathbf{B}_{Fzg} \cdot \mathbf{u}_{Fzg}, \\ \mathbf{y}_{Fzg} &= \mathbf{C}_{Fzg} \cdot \mathbf{x}_{Fzg} + \mathbf{D}_{Fzg} \cdot \mathbf{u}_{Fzg}\end{aligned}\quad (3-8)$$

mit

$$\mathbf{x}_{Fzg} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Oto}^T & \mathbf{x}_{Scc}^T & \mathbf{r}_{Fzg}^T & \mathbf{v}_{Fzg}^T \end{bmatrix}^T \quad \text{und} \quad \mathbf{y}_{Fzg} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{Oto}^T & \mathbf{y}_{Scc}^T \end{bmatrix}^T$$

resultieren. Der Zustandsvektor $\mathbf{x}_{Fzg}(t)$ beinhaltet die Zustandsgrößen der Makula- und Bogengangsmodelle, sowie die Positionen $\mathbf{r}_{Fzg}(t)$ und translatorischen Geschwindigkeiten $\mathbf{v}_{Fzg}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs. Den Systemausgang $\mathbf{y}_{Fzg}(t)$ bilden die Ausgangsgrößen der Vestibularmodelle in Form der wahrgenommenen Beschleunigungen $\hat{\mathbf{a}}_{Fzg}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten $\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg}(t)$. Somit ist die Ordnung des in Gleichung (3-8) aufgeführten Systems von den gewählten Modellierungsansätzen der Vestibularorgane abhängig, weshalb an dieser Stelle nicht im Detail auf die Gestalt der zugehörigen Systemmatrizen eingegangen werden soll. Eine ausführliche Dokumentation findet sich jedoch in der Arbeit von Reid und Nahon [RN85].

Analog dazu erfolgt die Beschreibung der im Simulator reproduzierten Motion Cues durch das lineare System

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_{Sim} &= \mathbf{A}_{Sim} \cdot \mathbf{x}_{Sim} + \mathbf{B}_{Sim} \cdot \mathbf{u}_{Sim}, \\ \mathbf{y}_{Sim} &= \mathbf{C}_{Sim} \cdot \mathbf{x}_{Sim} + \mathbf{D}_{Sim} \cdot \mathbf{u}_{Sim}\end{aligned}\quad (3-9)$$

mit

$$\mathbf{x}_{Sim} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Oto}^T & \mathbf{x}_{Scc}^T & \mathbf{r}_{Sim}^T & \mathbf{v}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T \quad \text{und} \quad \mathbf{y}_{Sim} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{Oto}^T & \mathbf{y}_{Scc}^T & \mathbf{r}_{Sim}^T & \mathbf{v}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T.$$

Dabei wird die Ausgangsgleichung gegenüber den Zustandsgleichungen (3-8) derart erweitert, dass die Simulatorpositionen $\mathbf{r}_{Sim}(t)$ und -geschwindigkeiten $\mathbf{v}_{Sim}(t)$ zusätzliche Ausgangsgrößen darstellen, mit denen sich die Arbeitsraumgrenzen bei der Bestimmung des Regelgesetzes berücksichtigen lassen. Des Weiteren setzt der Ansatz eine ausreichend hohe Bandbreite des geregelten Bewegungssystems voraus, sodass dessen Dynamik vernachlässigt werden kann. Folglich lässt sich das Übertragungsverhalten des Simulators in Bild 3-12 durch ein Proportionalglied mit einer Verstärkung von Eins beschreiben und $\mathbf{u}_{Sim}(t)$ bildet gleichzeitig die Ein- und Ausgangsgröße des Teilsystems.

Zur Herleitung eines Regelgesetzes, welches den Fehlervektor $\mathbf{e}(t)$ minimiert, wird nun das quadratische Gütefunktional

$$J = \int_0^\infty \mathbf{e}^T \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{e} + \mathbf{u}_{Sim}^T \cdot \mathbf{R} \cdot \mathbf{u}_{Sim} + \mathbf{y}_d^T \cdot \mathbf{R}_d \cdot \mathbf{y}_d \, dt \quad (3-10)$$

mit den symmetrischen und positiv semidefiniten Gewichtungsmatrizen $\mathbf{Q}$ und $\mathbf{R}_d$ bzw. der positiv definiten Matrix $\mathbf{R}$ herangezogen. Darin bestraft der letzte Summand die Simulatorbewegungen nahe seiner Arbeitsraumgrenzen mit

$$\mathbf{y}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{Sim}^T & \mathbf{v}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T.$$

Um den resultierenden Regler für eine möglichst große Anzahl generischer Fahrscenarien auslegen zu können, werden die simulierten Fahrzeugbewegungen $\mathbf{u}_{Fzg}(t)$ in der Reglersynthese durch ein gefiltertes weißes Rauschen $\mathbf{n}(t)$ der Form

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_n &= \mathbf{A}_n \cdot \mathbf{x}_n + \mathbf{B}_n \cdot \mathbf{n}, \\ \mathbf{u}_{Fzg} &= \mathbf{x}_n\end{aligned}\tag{3-11}$$

substituiert. Die Systemmatrizen $\mathbf{A}_n$ und $\mathbf{B}_n$ ermöglichen dabei die Parametrierung der Filterwirkung, aus der eine gewünschte Signalcharakteristik von $\mathbf{u}_{Fzg}(t)$ hervorgeht. Durch Zusammenführen der Zustandsgleichungen (3-8), (3-9) und (3-11) lässt sich das Gütefunktional aus Gleichung (3-10) dann ebenso als

$$J = \int_0^\infty \mathbf{y}^T \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{y} + \mathbf{u}_{Sim}^T \cdot \mathbf{R} \cdot \mathbf{u}_{Sim} \, dt\tag{3-12}$$

formulieren. Hierbei wird das dynamische Verhalten des Gesamtsystems durch die Zustandsgleichung

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_{Fzg} \\ \dot{\mathbf{x}}_{Sim} \\ \dot{\mathbf{x}}_n \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{Fzg} & \mathbf{0} & \mathbf{B}_{Fzg} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{Sim} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{A}_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Fzg} \\ \mathbf{x}_{Sim} \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{B}_{Sim} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}} \cdot \mathbf{u}_{Sim} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{B}_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}} \cdot \mathbf{n} \\ \begin{bmatrix} \mathbf{e} \\ \mathbf{y}_d \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} -\mathbf{C}_{Fzg} & \mathbf{C}_{Sim} & -\mathbf{D}_{Fzg} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_d & \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Fzg} \\ \mathbf{x}_{Sim} \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{D}_{Sim} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{D}} \cdot \mathbf{u}_{Sim}\end{aligned}$$

beschrieben, während für die Gewichtungsmatrix

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_d \end{bmatrix}$$

gilt. Folglich liegt in Gleichung (3-12) wieder ein quadratisches Gütemaß mit linearer Regelstrecke vor, welches durch einen linear-quadratischen (LQ) Regler mit der Zustandsrückführung

$$\begin{aligned}\mathbf{u}_{Sim} &= -\left(\mathbf{R} + \mathbf{D}^T \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{D}\right)^{-1} \cdot \left(\mathbf{B}^T \cdot \mathbf{P} + \left(\mathbf{C}^T \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{D}\right)^T\right) \cdot \mathbf{x} \\ &= -\mathbf{F} \cdot \mathbf{x}\end{aligned}\tag{3-13}$$

minimiert wird [SIH82]. Dabei stellt $\mathbf{P}$ die Lösung der *algebraischen Riccati-Gleichung* dar [Föll13]. Um hieraus die gesuchte Abbildung von $\mathbf{u}_{Fzg}(t)$ auf $\mathbf{u}_{Sim}(t)$ zu ermitteln, empfiehlt es sich Gleichung (3-13) komponentenweise auszuschreiben:

$$\mathbf{u}_{Sim} = -\begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 & \mathbf{F}_2 & \mathbf{F}_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Fzg} \\ \mathbf{x}_{Sim} \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} = -\mathbf{F}_1 \cdot \mathbf{x}_{Fzg} - \mathbf{F}_2 \cdot \mathbf{x}_{Sim} - \mathbf{F}_3 \cdot \mathbf{x}_n\tag{3-14}$$

Im Fall verschwindender Anfangszustände ($\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{0}$) gilt dann nach Anwendung der Laplace-Transformation auf die Gleichungen (3-8) und (3-9)

$$\begin{aligned}\mathbf{X}_{Fzg}(s) &= \left(s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{A}_{Fzg}\right)^{-1} \cdot \mathbf{B}_{Fzg} \cdot \mathbf{U}_{Fzg}(s) \\ \mathbf{X}_{Sim}(s) &= (s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{A}_{Sim})^{-1} \cdot \mathbf{B}_{Sim} \cdot \mathbf{U}_{Sim}(s),\end{aligned}$$

wodurch ein Zusammenhang zwischen den Eingangs- und Zustandsgrößen der jeweiligen Teilsysteme geschaffen wird. Das Einsetzen dieser Ausdrücke in Gleichung (3-14) liefert schließlich

$$\begin{aligned} U_{Sim}(s) = & -F_1 \cdot (s \cdot I - A_{Fzg})^{-1} \cdot B_{Fzg} \cdot U_{Fzg}(s) \\ & - F_2 \cdot (s \cdot I - A_{Sim})^{-1} \cdot B_{Sim} \cdot U_{Sim}(s) - F_3 \cdot X_n(s), \end{aligned}$$

beziehungsweise unter Berücksichtigung von Gleichung (3-11) mit $X_n(s) = U_{Fzg}(s)$

$$U_{Sim}(s) = -\left(I + F_2(sI - A_{Sim})^{-1} B_{Sim}\right)^{-1} \cdot \left(F_1(sI - A_{Fzg})^{-1} B_{Fzg} + F_3\right) \cdot U_{Fzg}(s).$$

Ausgehend von dem Grundgedanken einer optimalen LQ-Zustandsregelung lassen sich somit die Steuersignale $u_{Sim}(t)$ in Abhängigkeit der simulierten Fahrzeugbewegungen $u_{Fzg}(t)$ bestimmen. Die zugrunde liegende Berechnungsvorschrift wird in der Literatur üblicherweise in der kompakteren Notation

$$U_{Sim}(s) = W(s) \cdot U_{Fzg}(s)$$

mit der zugehörigen Abbildungsmatrix

$$W(s) = \begin{bmatrix} W_{11}(s) & W_{12}(s) \\ W_{21}(s) & W_{22}(s) \end{bmatrix}$$

aufgeführt. Reid und Nahon [RN85] konnten in ihren Studien nachweisen, dass es sich bei den resultierenden Elementen W_{ij} größtenteils um Übertragungsfunktionen höherer Ordnung mit den Eigenschaften linearer Hoch- und Tiefpassfilter handelt, und geben die in Bild 3-13 dargestellte Signalstruktur des Optimal Control Algorithmus an.

Wie für LQ Regler üblich, erfolgt die Parametrierung dieses MCA durch eine Offline-Anpassung der Gewichtungsmatrizen im Gütefunktional (3-10). Dadurch wird das Tuning des Algorithmus für Anwender ohne detailliertes Expertenwissen stark vereinfacht, da das Übertragungsverhalten intuitiv als Kompromiss zwischen Reproduktionsgüte und Einhaltung der Arbeitsraumgrenzen abgestimmt werden kann [GB10].

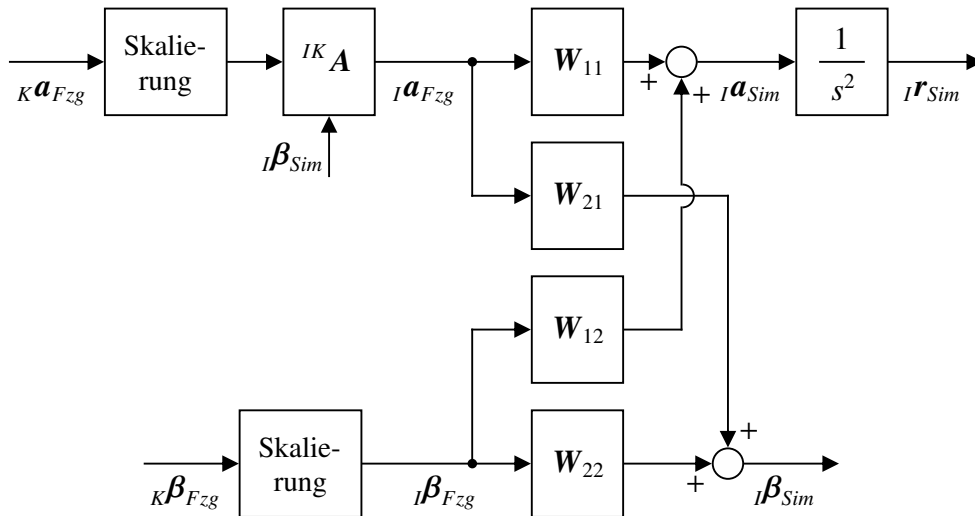


Bild 3-13: Signalstruktur des Optimal Control Algorithmus [RN85].

Untersuchungen von Guo et al. [GCT⁺03] legen allerdings nahe, dass der Optimal Control Ansatz in subjektiven Probandenstudien keine signifikanten Verbesserungen des Bewegungsempfindens gegenüber dem in Abschnitt 3.2.1 beschriebenen Coordinated Adaptive Washout MCA liefert. Darüber hinaus präsentieren Telban und Cardullo [TCH02; TC05] in ihren Arbeiten diverse Weiterentwicklungen dieser Motion Cueing Strategie, indem sie komplexere Wahrnehmungsmodelle integrieren und das Gütefunktional um zusätzliche Exponentialterme ergänzen, mit welchen die Dynamik des Bewegungssystems gesteigert werden kann. Dennoch hat sich der Einsatz dieses Regelungskonzepts in der interaktiven Fahr- und Flugsimulation gegenüber alternativen Verfahren, wie etwa dem Classical Washout Algorithmus oder den nachfolgend beschriebenen modellprädiktiven Ansätzen, nicht vollständig etablieren können [Jam10].

3.2.3 Simulatorspezifische Algorithmen

Eine Gemeinsamkeit der bisher beschriebenen MCA bildet der Umstand, dass sie zur Verwendung an einem konventionellen Hexapod-basierten Bewegungssystem entwickelt und optimiert wurden. Diese werden zwar überwiegend in der Fahr- und Flugsimulation eingesetzt, jedoch wurden in Abschnitt 2.1.1 bereits alternative Simulatorkonzepte vorgestellt, welche sich in ihrer spezifischen Bauform und Funktionsweise zum Teil signifikant von Hexapoden abgrenzen und daher eine Anpassung der klassischen Motion Cueing Algorithmen erfordern.

Um den translatorischen Arbeitsraum eines Hexapoden zu erweitern, verwenden besonders leistungsstarke Simulatoren oftmals ein zusätzliches Schlittensystem mit zwei weiteren Bewegungsfreiheitsgraden in longitudinaler und lateraler Richtung, das unterhalb des Hexapoden montiert ist (siehe z. B. Bild 2-2 c). Folglich liegt ein Bewegungssystem mit redundanten Freiheitsgraden vor, bei dem eine geeignete Koordination der jeweiligen Teilsysteme durch den MCA sichergestellt werden muss. Grant und Clark [GC06] präsentieren hierzu die in Bild 3-14 dargestellte Modifikation des Classical Washout Algorithmus,

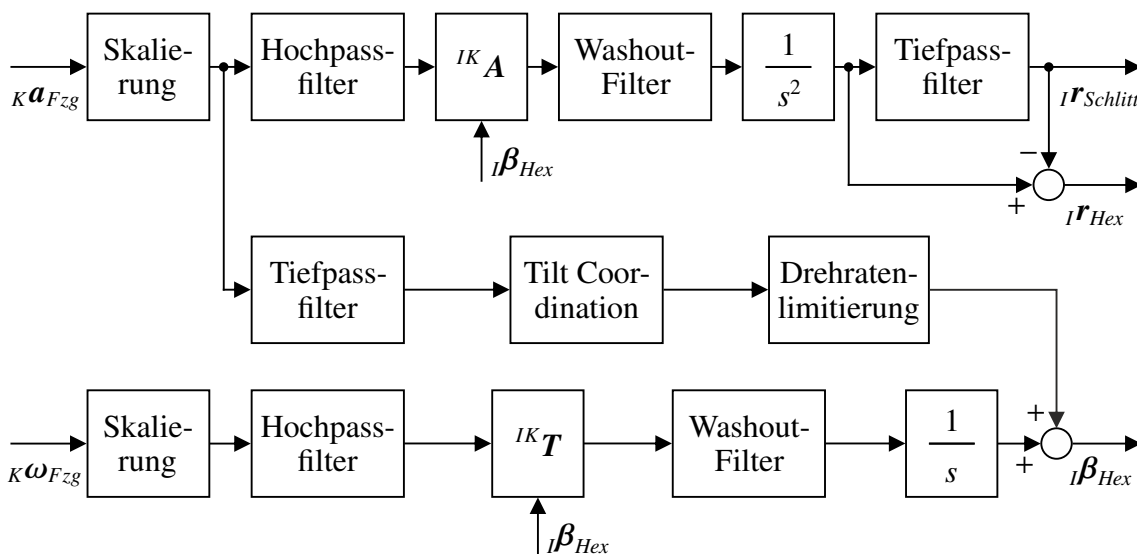


Bild 3-14: MCA für Bewegungssysteme mit redundanten Freiheitsgraden [GC06].

in der die Positionsvorgaben zwischen Hexapod und Schlittensystem mithilfe eines zusätzlichen Tiefpassfilters nach den darstellbaren Frequenzspektren aufgeteilt werden. So lassen sich die hochfrequenten Initial Cues durch den Hexapoden mit seiner höheren Bandbreite reproduzieren, während zur Darstellung von Transient Cues der große Arbeitsraum des Schlittensystems genutzt wird. Sustained Cues werden hingegen identisch zum CWA mittels der Tilt Coordination Technik simuliert. Die zusätzliche Frequenzteilung der Stellsignale zwischen Hexapod und Schlittensystem bewirkt jedoch eine erschwerte Parametrierung des Algorithmus, da die verschiedenen Systeme im Sinne einer bestmöglichen Immersion des Fahrers aufeinander abgestimmt werden müssen. Darüber hinaus sind ähnliche Realisierungen filterbasierter MCA für redundante Bewegungssysteme, bestehend aus Hexapoden und Linearschlitten, in [JHA07; FSP10; SRA⁺16; EBS⁺18] aufgeführt.

Auch die Entwicklung völlig neuartiger Simulatorkonzepte, wie etwa dem Zentrifugen-Simulator Desdemona (siehe Bild 2-2 e), erfordert eine Anpassung der klassischen Motion Cueing Strategien, um die Leistungsfähigkeit und den verfügbaren Arbeitsraum dieses Systems vollständig ausnutzen zu können. Hierzu präsentieren Wentink et al. [WBHM05] einen angepassten MCA, den sie als *Spherical Washout Algorithmus* benennen. Im Gegensatz zum CWA erfolgt der Washout bei diesem Ansatz auf einen definierten Radius und in tangentialer Richtung zur Kreisbahn der Zentrifuge. Ausgehend von dieser Grundposition lassen sich Initial Cues dann durch eine translatorische Bewegung der Kabine entlang des Zentrifugenarms realisieren. Aufgrund der besonderen Funktionsweise kann die Darstellung anhaltender Bewegungshinweise entweder durch eine Kabinenneigung mittels der Tilt Coordination oder durch eine Rotation der Zentrifuge unter Ausnutzung der Zentripetalbeschleunigung vorgenommen werden. Ebenso wurden Kombinationen beider Strategien im Sinne eines bestmöglichen Bewegungsempfindens untersucht [VWMP07]. Hierbei konnte gezeigt werden, dass ein für Kurvenfahrten ausgelegter Spherical Washout Algorithmus, bei welchem der Fokus auf einer originalgetreuen Darstellung von Gierbewegungen liegt, einen realistischeren Fahreindruck vermittelt als der CWA [WVM⁺08].

Neben den aufgeführten Algorithmen kann auch der im Hauptteil dieser Arbeit beschriebene modifizierte Washout Algorithmus als simulatorspezifische Motion Cueing Strategie verstanden werden. Wesentliche Elemente bilden hier ein dynamischer Washout, welcher einen Drift zu jeder beliebigen Position innerhalb des begrenzten Arbeitsraums ermöglicht, sowie eine statische Tilt Coordination Aufteilung [BMR⁺19]. Beide Konzepte sind dabei speziell auf die kinematischen Eigenschaften des in Kapitel 4 beschriebenen Fahr-simulators abgestimmt und ermöglichen somit eine effiziente Nutzung des vorhandenen Bewegungssystems.

3.3 Modellprädiktive Regelungskonzepte

Seit einer ersten Veröffentlichung durch Dagdelen et al. [DRK⁺09], stehen in den vergangenen Jahren vermehrt optimierungsbasierte MCA nach dem Grundgedanken der modellprädiktiven Regelung im Fokus aktueller Forschungen. Diese lassen sich gemäß ihrer Funktionsweise in wahrnehmungszentrierte MCA mit integriertem Vestibularmodell und Ansätze, die physikalische Zielgrößen nachbilden, differenzieren. Da die wesentlichen Prinzipien beider Konzepte zu einem besseren Verständnis der in Kapitel 6 beschriebe-

nen modellprädiktiven Regelungsstrategie beitragen, sollen sie nachfolgend im Detail vorgestellt und diskutiert werden.

3.3.1 Wahrnehmungszentrierte modellprädiktive Regelung

Aus den Berichten unterschiedlicher Quellen geht hervor, dass sich die Idee eines wahrnehmungszentrierten modellprädiktiven MCA auf die Arbeit von Augusto und Loureiro [AL09] zurückführen lässt. Später wurde dieser Ansatz dann im Rahmen der Forschungen von Beghi et al. [BBB⁺11; BBM⁺12; BBM12; BBM13] intensiv analysiert, optimiert und echtzeitfähig in einem Fahrsimulator mit sechs Bewegungsfreiheitsgraden implementiert, woraus der im Folgenden beschriebene Algorithmus resultiert.

Bild 3-15 zeigt die zugrunde liegende Signalstruktur der MPC-basierten Motion Cueing Strategie. Analog zu den klassischen filterbasierten Ansätzen (siehe Abschnitte 3.1 und 3.2) erfolgt dabei zunächst eine Skalierung der simulierten Beschleunigungen ${}_K\mathbf{a}_{Fzg}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K\boldsymbol{\omega}_{Fzg}(t)$ aus dem Fahrzeug- und Umgebungsmodell, um sie auf einen vom Bewegungssystem darstellbaren Wertebereich zu reduzieren. Die skalierten Größen dienen dann als Eingangssignale integrierter Vestibularmodelle, deren Ausgangsgrößen die vom Fahrer wahrgenommenen vestibulären Stimuli innerhalb des Simulators bilden. Zusammengefasst führen diese schließlich auf den Vektor der Referenzgrößen $\mathbf{r}(t)$ mit

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} {}_K\hat{\mathbf{a}}_{Fzg,x} & {}_K\hat{\mathbf{a}}_{Fzg,y} & {}_K\hat{\mathbf{a}}_{Fzg,z} & {}_K\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg,x} & {}_K\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg,y} & {}_K\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg,z} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6. \quad (3-15)$$

Das Ziel der wahrnehmungszentrierten modellprädiktiven Regelung ist es nun, die im Referenzvektor enthaltenen wahrgenommenen Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten an der Fahrerkopfposition im Simulator zu reproduzieren. Hierzu ermittelt der Algorithmus unter Berücksichtigung der Arbeitsraumgrenzen geeignete Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsvorgaben

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} {}_K\ddot{\mathbf{r}}_{Sim,x} & {}_K\ddot{\mathbf{r}}_{Sim,y} & {}_K\ddot{\mathbf{r}}_{Sim,z} & {}_K\dot{\boldsymbol{\varphi}}_{Sim} & {}_K\dot{\boldsymbol{\theta}}_{Sim} & {}_K\dot{\boldsymbol{\psi}}_{Sim} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6, \quad (3-16)$$

welche am geregelten Bewegungssystem aufgeschaltet werden, sodass sich ein gewünschtes dynamisches Verhalten einstellt. Charakteristisch für die Funktionsweise des Ansatzes ist dabei die Applikation eines erweiterten Vestibularmodells als Prozessmodell, welches nachfolgend genauer betrachtet werden soll.

Zur Beschreibung der wahrgenommenen Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten werden die in Abschnitt 2.3.2 eingeführten Übertragungsfunktionen der Vestibularorgane

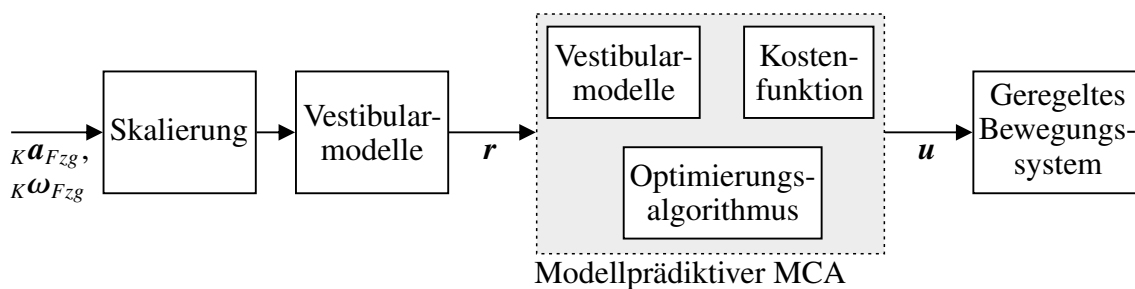


Bild 3-15: Struktur des wahrnehmungszentrierten modellprädiktiven MCA [BBM13].

herangezogen. So erfolgt die Modellierung der Bogengangsorgane mittels einer vereinfachten Form der Übertragungsfunktion $G_{Scc,3}(s)$ nach Gleichung (2-5) als

$$G_{Scc}(s) = \frac{\hat{\omega}(s)}{\omega(s)} = K_{Scc} \cdot \frac{T_A s^2}{(T_A s + 1)(T_1 s + 1)}, \quad (3-17)$$

mit den von Telban und Cardullo [TC05] dokumentierten Parameterwerten aus Tabelle 2-3. Zur Modellierung des Übertragungsverhalten der Makulaorgane wird die komplexe Übertragungsfunktion $G_{oto,2}(s)$ gemäß Gleichung (2-8) verwendet:

$$G_{oto}(s) = \frac{\hat{a}(s)}{a(s)} = K_{oto} \cdot \frac{T_L s + 1}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} \quad (3-18)$$

Die zugehörigen Parameterwerte orientieren sich dabei ebenfalls an den Angaben der Literaturquelle [TC05], welche in Tabelle 2-4 zusammengefasst sind. Die Überführung dieser Modelle in die Zustandsraumdarstellung liefert dann im Fall der Übertragungsfunktion (3-17) ein lineares System zweiter Ordnung pro betrachtetem rotatorischen Freiheitsgrad, sodass sich bei Berücksichtigung von Wank-, Nick- und Gierbewegungen ein System sechster Ordnung mit der Zustandsraumbeschreibung

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_{Scc} &= \mathbf{A}_{Scc} \cdot \mathbf{x}_{Scc} + \mathbf{B}_{Scc} \cdot \mathbf{u}_{Scc}, \\ \mathbf{y}_{Scc} &= \mathbf{C}_{Scc} \cdot \mathbf{x}_{Scc} + \mathbf{D}_{Scc} \cdot \mathbf{u}_{Scc} \end{aligned} \quad (3-19)$$

und dem Zustandsvektor

$$\mathbf{x}_{Scc} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Scc,\varphi}^T & \mathbf{x}_{Scc,\theta}^T & \mathbf{x}_{Scc,\psi}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6$$

ergibt. Die Eingangsgrößen dieses Systems bilden die Winkelgeschwindigkeiten¹⁰ des Simulators in dessen rotatorischen Freiheitsgraden, während die vom Fahrer wahrgenommenen Winkelgeschwindigkeiten im Ausgangsvektor $\mathbf{y}_{Scc}(t)$ zusammengefasst sind:

$$\mathbf{u}_{Scc} = \begin{bmatrix} K\omega_{Sim,x} & K\omega_{Sim,y} & K\omega_{Sim,z} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3, \quad \mathbf{y}_{Scc} = \begin{bmatrix} K\hat{\omega}_{Sim,x} & K\hat{\omega}_{Sim,y} & K\hat{\omega}_{Sim,z} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3$$

Folglich resultieren die korrespondierenden Systemmatrizen als Blockdiagonalmatrizen der Form

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{Scc} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{Scc,\varphi} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{Scc,\theta} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{A}_{Scc,\psi} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{6 \times 6}, \quad \mathbf{B}_{Scc} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{Scc,\varphi} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{b}_{Scc,\theta} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{b}_{Scc,\psi} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{6 \times 3}, \\ \mathbf{C}_{Scc} &= \begin{bmatrix} \mathbf{c}_{Scc,\varphi} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{c}_{Scc,\theta} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{c}_{Scc,\psi} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 6}, \quad \mathbf{D}_{Scc} = \begin{bmatrix} d_{Scc,\varphi} & 0 & 0 \\ 0 & d_{Scc,\theta} & 0 \\ 0 & 0 & d_{Scc,\psi} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}. \end{aligned} \quad (3-20)$$

Analog zu dem bisherigen Vorgehen lassen sich auch die wahrgenommenen Beschleunigungen ${}_K\hat{\mathbf{a}}_{Sim}(t)$ ausgehend von der Übertragungsfunktion (3-18) in der Zustandsraumdarstellung beschreiben. Dieses führt ebenfalls auf ein lineares System sechster Ordnung,

¹⁰Die zuvor aufgeführten Arbeiten unterscheiden nicht zwischen dem Winkelgeschwindigkeitsvektor und den zeitlich abgeleiteten Kardanwinkeln, weshalb im Folgenden ${}_K\omega_{Sim} \approx {}_K\dot{\beta}_{Sim}$ gilt.

dessen Zustandsdifferential- und Ausgangsgleichung schließlich wie folgt abgeleitet werden können:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_{Oto} &= \mathbf{A}_{Oto} \cdot \mathbf{x}_{Oto} + \mathbf{B}_{Oto} \cdot \mathbf{u}_{Oto}, \\ \mathbf{y}_{Oto} &= \mathbf{C}_{Oto} \cdot \mathbf{x}_{Oto} + \mathbf{D}_{Oto} \cdot \mathbf{u}_{Oto}\end{aligned}\quad (3-21)$$

Dabei beinhaltet der Zustandsvektor, identisch zum Modell der Bogengänge nach Gleichung (3-19), je zwei Zustandsgrößen pro betrachtetem Bewegungsfreiheitsgrad, sodass für ein Bewegungssystem mit drei translatorischen Freiheitsgraden der Vektor

$$\mathbf{x}_{Oto} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Oto,x}^T & \mathbf{x}_{Oto,y}^T & \mathbf{x}_{Oto,z}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6 \quad (3-22)$$

hervorgeht. Die Ein- und Ausgangsvariablen entsprechen den Beschleunigungen des Simulators, welche es mit dem MCA zu bestimmen gilt, sowie den daraus wahrnehmbaren vestibulären Stimuli:

$$\mathbf{u}_{Oto} = \begin{bmatrix} {}_K\ddot{r}_{Sim,x} & {}_K\ddot{r}_{Sim,y} & {}_K\ddot{r}_{Sim,z} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3, \quad \mathbf{y}_{Oto} = \begin{bmatrix} {}_K\hat{a}_{Sim,x} & {}_K\hat{a}_{Sim,y} & {}_K\hat{a}_{Sim,z} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3 \quad (3-23)$$

Die Systemmatrizen $\mathbf{A}_{Oto}$, $\mathbf{B}_{Oto}$, $\mathbf{C}_{Oto}$ und $\mathbf{D}_{Oto}$ weisen somit ebenfalls Blockdiagonalformen auf, welche sich jedoch strukturell nicht von den Matrizen aus Gleichung (3-20) unterscheiden.

Auch bei Verwendung einer MPC-basierten Motion Cueing Strategie ist eine Nachbildung der niederfrequenten longitudinalen und lateralen Beschleunigungen mit der Tilt Coordination Technik aufgrund des begrenzten Arbeitsraums des Bewegungssystems unabdingbar. Aus diesem Grund präsentieren Beghi et al. [BBM12] eine Erweiterung der Zustandsraumbeschreibung (3-21), mit welcher der Zusammenhang zwischen Simulatorneigung und wahrgenommener Beschleunigung in der modellprädiktiven Regelung berücksichtigt wird. Dazu werden zunächst die trigonometrischen Terme in der Berechnungsvorschrift der spezifischen Beschleunigungen (siehe Gleichung (3-1)) mithilfe der Kleinwinkelnäherung $\sin x \approx x$ und $\cos x \approx 1$ approximiert, wodurch ein linearer Zusammenhang

$${}_K\mathbf{a}_{Sim} = {}_K\ddot{\mathbf{r}}_{Sim} - {}_K\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \ddot{r}_{Sim,x} - g \cdot \sin\theta_{Sim} \\ \ddot{r}_{Sim,y} + g \cdot \sin\varphi_{Sim} \cdot \cos\theta_{Sim} \\ \ddot{r}_{Sim,z} + g \cdot \cos\varphi_{Sim} \cdot \cos\theta_{Sim} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \ddot{r}_{Sim,x} - g \cdot \theta_{Sim} \\ \ddot{r}_{Sim,y} + g \cdot \varphi_{Sim} \\ \ddot{r}_{Sim,z} + g \end{bmatrix} \quad (3-24)$$

hergestellt wird. Um nun, wie nach Gleichung (3-16) gefordert, die Winkelgeschwindigkeitsgrößen als Stellgrößen der Regelung verwenden zu können, wird ein erweiterter Zustandsvektor

$$\tilde{\mathbf{x}}_{Oto} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Oto}^T & \boldsymbol{\beta}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^9$$

eingeführt, welcher neben den Zustandsgrößen $\mathbf{x}_{Oto}(t)$ aus Gleichung (3-22) auch die Orientierungen

$$\boldsymbol{\beta}_{Sim} = \begin{bmatrix} {}_K\varphi_{Sim} & {}_K\theta_{Sim} & {}_K\psi_{Sim} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3$$

des Bewegungssystems beinhaltet. Hieraus resultiert die Zustandsraumbeschreibung der Makulaorgane als

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_{Oto} \\ \dot{\boldsymbol{\beta}}_{Sim} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{Oto} & \bar{\mathbf{B}} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Oto} \\ \boldsymbol{\beta}_{Sim} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \ddot{\mathbf{r}}_{Sim} \\ \dot{\boldsymbol{\beta}}_{Sim} \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{Oto} \\ \boldsymbol{\beta}_{Sim} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Oto} \\ \boldsymbol{\beta}_{Sim} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \ddot{\mathbf{r}}_{Sim} \\ \dot{\boldsymbol{\beta}}_{Sim} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (3-25)$$

mit den zugehörigen Hypermatrizen

$$\begin{aligned}\bar{A}_{Oto} &= \begin{bmatrix} A_{Oto} & \bar{B} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{9 \times 9}, & \bar{B}_{Oto} &= \begin{bmatrix} B_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & I \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{9 \times 6}, \\ \bar{C}_{Oto} &= \begin{bmatrix} C_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & I \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{6 \times 9}, & \bar{D}_{Oto} &= \begin{bmatrix} D_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{6 \times 6}.\end{aligned}$$

Die in der Dynamikmatrix enthaltene Matrix $\bar{B}$ lässt sich dabei aus der linearisierten Gleichung (3-24) zu

$$\bar{B} = B_{Oto} \cdot \begin{bmatrix} 0 & -g & 0 \\ g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{6 \times 3}$$

ableiten. Mit dem Ziel, neben den Beschleunigungen ${}_K\ddot{r}_{Sim}(t)$ auch die translatorischen Geschwindigkeiten ${}_K\dot{r}_{Sim}(t)$ und Positionen ${}_K r_{Sim}(t)$ des Bewegungssystems sowie deren Arbeitsraumgrenzen im modellprädiktiven MCA berücksichtigen zu können, werden dem Prozessmodell abschließend zusätzliche Integratoren hinzugefügt:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_{Int} &= A_{Int} \cdot \mathbf{x}_{Int} + B_{Int} \cdot \mathbf{u}_{Int}, \\ \mathbf{y}_{Int} &= \mathbf{x}_{Int}\end{aligned}\tag{3-26}$$

Der Zustandsvektor dieses Integratorsystems, welcher gleichzeitig dessen Ausgang bildet, beinhaltet dann die Simulatorpositionen und -geschwindigkeiten

$$\mathbf{x}_{Int} = \begin{bmatrix} {}_K r_{Sim,x} & {}_K \dot{r}_{Sim,x} & {}_K r_{Sim,y} & {}_K \dot{r}_{Sim,y} & {}_K r_{Sim,z} & {}_K \dot{r}_{Sim,z} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6,$$

während die Eingangsgrößen identisch zum Vektor $\mathbf{u}_{Oto}(t)$ nach Gleichung (3-23) gewählt werden. Das Zusammenführen der Teilsysteme aus den Gleichungen (3-19), (3-25) und (3-26) liefert schließlich das resultierende Prozessmodell der wahrnehmungszentrierten modellprädiktiven Regelungsstrategie:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= A \cdot \mathbf{x} + B \cdot \mathbf{u}, \\ \mathbf{y} &= C \cdot \mathbf{x} + D \cdot \mathbf{u}\end{aligned}\tag{3-27}$$

mit

$$\begin{aligned}A &= \begin{bmatrix} A_{Scc} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{A}_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & A_{Int} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{21 \times 21}, & B &= \begin{bmatrix} \mathbf{0} & B_{Scc} \\ \bar{B}_{Oto} & \mathbf{0} \\ B_{Int} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{21 \times 6} \\ C &= \begin{bmatrix} C_{Scc} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{C}_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & I \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{18 \times 21}, & D &= \begin{bmatrix} \mathbf{0} & D_{Scc} \\ \bar{D}_{Oto} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & I \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{18 \times 6}\end{aligned}\tag{3-28}$$

Somit ergeben sich die zugehörigen Zustands-, Eingangs- und Ausgangsvektoren zu

$$\begin{aligned}\mathbf{x} &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Scc}^T & \bar{\mathbf{x}}_{Oto}^T & \mathbf{x}_{Int}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{21}, \\ \mathbf{u} &= \begin{bmatrix} {}_K\ddot{\mathbf{r}}_{Sim}^T & {}_K\dot{\mathbf{p}}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6, \\ \mathbf{y} &= \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{Scc}^T & \bar{\mathbf{y}}_{Oto}^T & \mathbf{x}_{Int}^T & {}_K\dot{\mathbf{p}}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{18}\end{aligned}\tag{3-29}$$

und es liegt ein lineares Prozessmodell 21. Ordnung vor. Da dieses zudem zeitinvariant ist, kann die Vorhersage der künftigen Zustands- und Ausgangsgrößen innerhalb des Prädiktionshorizonts bereits offline in der Initialisierungsphase des modellprädiktiven MCA durch eine geeignete Multiplikation der Systemmatrizen aus Gleichung (3-28) erfolgen [Mac02]. Somit lässt sich der Rechenaufwand reduzieren, was die Einhaltung der Echtzeitanforderung begünstigt.

Ein charakteristischer Vorteil des modellprädiktiven Regelungskonzepts gegenüber den zuvor beschriebenen filterbasierten MCA ergibt sich aus der Eigenschaft, die physikalischen Restriktionen des Simulators explizit in der Planung von dessen Bewegungstrajektorie berücksichtigen zu können [DRK⁺09]. So lassen sich die vom Bewegungssystem maximal realisierbaren Beschleunigungen, Geschwindigkeiten, Positionen und Orientierungen mittels Beschränkungen der Ausgangs- und Stellgrößen aus Gleichung (3-29) durch lineare Ungleichheitsnebenbedingungen in die numerische Optimierung integrieren. Zusammen mit der Verwendung einer quadratischen Gütefunktion der Form

$$J = \sum_{j=1}^{n_p} \|\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=0}^{n_c} \|\Delta \mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{R}}^2 + \sum_{j=0}^{n_c} \|\mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{S}}^2 \quad (3-30)$$

führt dieses auf ein konvexes Optimierungsproblem, welches mit Verfahren der quadratischen Programmierung zeiteffizient und sicher konvergent gelöst werden kann (siehe Abschnitt 2.5.4). Die applizierte Gütefunktion bewertet dabei neben den Stellgrößen und deren Änderungsraten auch die Regelabweichungen zwischen den prädizierten Ausgangsgrößen $\mathbf{y}(k+j)$ des Prozessmodells (3-27) und dem Referenzvektor

$$\mathbf{r} = \left[{}_K\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg}^T \quad {}_K\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{Fzg}^T \quad {}_K\boldsymbol{\beta}_{Ref}^T \quad {}_K\mathbf{r}_{Ref}^T \quad {}_K\dot{\mathbf{r}}_{Ref}^T \quad {}_K\dot{\boldsymbol{\beta}}_{Ref}^T \right]^T \in \mathbb{R}^{18}.$$

Darin enthalten sind Positions-, Orientierungs- und Geschwindigkeitsvorgaben des Simulators. Um den zuvor beschriebenen Washout-Effekt zu realisieren, werden diesen innerhalb des Prädiktionshorizonts konstante Werte gleich Null zugewiesen, damit der Simulator nach jeder Bewegungsausführung stets zurück in die Ausgangsposition verfährt. Hierbei wird die Stärke des Washouts durch die Wahl der Gewichtungsfaktoren im Gütemaß (3-30) festgelegt, sodass er das resultierende Bewegungsempfinden nicht negativ beeinflusst. Allerdings finden sich in $\mathbf{r}(k+j)$ ebenso die von den künftigen Steuereingaben des Fahrers abhängigen und daher im aktuellen Zeitschritt k unbekannten Fahrzeugbewegungen in Form der wahrgenommenen Beschleunigungen ${}_K\hat{\mathbf{a}}_{Fzg}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg}(t)$ aus Gleichung (3-15). Eine übliche Vorgehensweise in der interaktiven Fahrsimulation ist es daher, die aktuell simulierten Fahrzeugbewegungen im Prädiktionshorizont als konstant zu betrachten, wodurch das Potential des MPC-basierten Regelungskonzepts jedoch nicht in vollem Umfang ausgeschöpft werden kann. Für eine tiefergehende Diskussion dieser Problematik sei auf Abschnitt 3.3.3 verwiesen.

Durch die strikte Implementierung nach dem Prinzip der linearen MPC lässt sich der beschriebene prädiktive Motion Cueing Algorithmus mit einer Regelfrequenz von 100 Hz echtzeitfähig ausführen [BBM13], was einer diskreten Abtastrate von 10 ms entspricht. In weiterführenden Arbeiten konnte die Frequenz mithilfe effizienterer Optimierungsalgorithmen schließlich auf 200 Hz gesteigert werden [BMB17]. Hierzu sei angemerkt, dass diese Angaben maßgeblich von der zugrunde liegenden Systemarchitektur mit seiner verfügbaren

Rechenleistung beeinflusst werden und daher nur bedingt mit anderen prädiktiven Motion Cueing Strategien vergleichbar sind.

Analog zu dem präsentierten Ansatz sind in der Literatur weitere wahrnehmungszentrierte modellprädiktive MCA dokumentiert [GB13; FK16; ESVR19]. Allen Algorithmen gemeinsam ist dabei der Grundgedanke, ein erweitertes Vestibularmodell ähnlich Gleichung (3-27) als Prozessmodell der MPC zu applizieren, damit simulierte Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten in nicht wahrnehmbaren Frequenzbereichen erst gar nicht durch den Regelalgorithmus reproduziert werden. Darüber hinaus bewirken die charakteristischen Filtereigenschaften der Vestibularmodelle, dass Regelabweichungen außerhalb des detektierbaren Frequenzspektrums nur abgeschwächt in das Gütemaß eingehen und somit geringere Kosten verursachen. Hierdurch kann das hervorgehende Optimalsteuerungsproblem leichter mithilfe der numerischen Optimierung gelöst werden, was sich positiv auf die benötigte Rechenzeit auswirkt.

Jedoch muss das Grundprinzip dieser wahrnehmungszentrierten Ansätze zugleich auch kritisch bewertet werden. Wie bereits in Abschnitt 2.3.2 ausführlich diskutiert wurde, existieren bisher keine allgemeingültigen Modelle des menschlichen Wahrnehmungsapparates. Dabei stellen besonders lineare Vestibularmodelle nur eine sehr vereinfachte Form zur Beschreibung der Bewegungswahrnehmung dar, deren Validität für beliebig komplexe Fahrsituationen fragwürdig erscheint. Das in den modellprädiktiven MCA integrierte Prozessmodell, welches das Regelverhalten der MPC maßgeblich bestimmt, sollte daher nicht allein auf den rationalen Übertragungsfunktionen (3-17) und (3-18) beruhen. Zudem führen die in dem beschriebenen Vorgehen getroffenen Linearisierungen und Vereinfachungen (siehe etwa Gleichung (3-24)) bei großen Winkellagen des Bewegungssystems zu erkennbaren Darstellungsfehlern, die sich dann negativ auf die Immersion des Fahrers auswirken können. Identisch zu den filterbasierten Motion Cueing Strategien aus den Abschnitten 3.1 und 3.2 liegt auch dem hier vorgestellten Regelungskonzept die Annahme zugrunde, dass die von der numerischen Optimierung ermittelte Bewegungstrajektorie ideal und ohne zeitliche Verzögerung vom geregelten Bewegungssystem umgesetzt werden kann, da weder kinematische noch dynamische Eigenschaften des Simulators in die MPC eingehen. Etwaige Störungen, wie sie etwa durch kinematisch gekoppelte Freiheitsgrade generiert werden, oder die spezifische Systemdynamik des Bewegungssystems lassen sich somit nicht in der Trajektorienplanung berücksichtigen, was einen wesentlichen Nachteil dieser wahrnehmungszentrierten MCA kennzeichnet.

Aus diesem Grund finden sich in der Literatur alternative Implementierungen modellprädiktiver Motion Cueing Algorithmen, welche die zuvor thematisierten Schwächen der vorgestellten Regelungsstrategie beheben. Diese Ansätze sollen im Folgenden detailliert diskutiert werden.

3.3.2 Prädiktive Regelung physikalischer Bewegungsgrößen

Während die frühe Entwicklung modellprädiktiver Motion Cueing Algorithmen die im vorherigen Abschnitt beschriebenen wahrnehmungszentrierten Ansätze hervorbrachte, fokussieren aktuellere Forschungen die Reproduktion physikalischer Bewegungsgrößen, also der simulierten Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten. Das hat den Vorteil, dass der Fahrer im Simulator die vestibulären Motion Cues des virtuellen Fahrzeug direkt

detektiert, ohne dass diese zunächst durch ein integriertes Vestibularmodell gefiltert und dabei unter Umständen verfälscht werden. Nach diesem Grundgedanken sind in der Literatur verschiedene Realisierungen prädiktiver Motion Cueing Algorithmen dokumentiert, welchen auch die in Kapitel 6 beschriebene und erstmals in [BHR⁺18] veröffentlichte Regelstrategie zugeordnet werden kann.

So beschreiben die Arbeiten von Ellensohn et al. [EOS⁺18; ESVR19] einen Algorithmus zur Ansteuerung eines redundanten Bewegungssystems mit neun Freiheitsgraden, bestehend aus Hexapod und Linearschlitten. Die Systemdynamik wird hierbei als ideal angenommen. Zudem erfolgt eine starke Vereinfachung der kinematischen Zusammenhänge durch Kleinwinkelnäherungen, Vernachlässigung von Zentripetal- und Corioliskräften sowie innerhalb des Prädiktionshorizonts invariant betrachteten Transformationsmatrizen ${}^{IK}\mathbf{A}$ und ${}^{IK}\mathbf{T}$ gemäß den Gleichungen (2-10) und (2-15). Somit lässt sich ein lineares Prozessmodell ableiten, welches zusammen mit linearisierten Aktorbeschränkungen wieder auf eine echtzeitfähige prädiktive Regelung nach dem Prinzip der LMPC führt. Darüber hinaus präsentieren Katliar et al. [KFF⁺17; KDT⁺18] NLMPC-basierte Motion Cueing Algorithmen für die am Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik betriebene Simulatoren CableRobot und Cybermotion (siehe Bild 2-2). Dabei unterscheiden sich die aufgeführten Algorithmen aufgrund der spezifischen Bauformen der Bewegungssysteme, deren Funktionsweise und der jeweils zugrunde liegenden Signalverarbeitungsstruktur maßgeblich in den applizierten Prozessmodellen sowie der Formulierung und Lösung der resultierenden Optimierungsprobleme. Deshalb werden die Ansätze an dieser Stelle nicht im Detail diskutiert, für weiterführende Informationen sei jedoch auf die angegebenen Literaturquellen verwiesen. Ferner stellen Lamprecht et al. [LHG18] ein echtzeitfähiges prädiktives Regelungskonzept zur Ansteuerung des dynamischen Fahr-simulators der Daimler AG [Zee10] vor, welches nachfolgend genauer beschrieben und analysiert werden soll.

Hierzu zeigt Bild 3-16 eine schematische Darstellung des betrachteten Hexapod-basierten Bewegungssystems, das zur Vergrößerung des Arbeitsraums auf ein Schlittensystem mit einem zusätzlichen translatorischen Freiheitsgrad montiert ist. Zusammengefasst verfügt

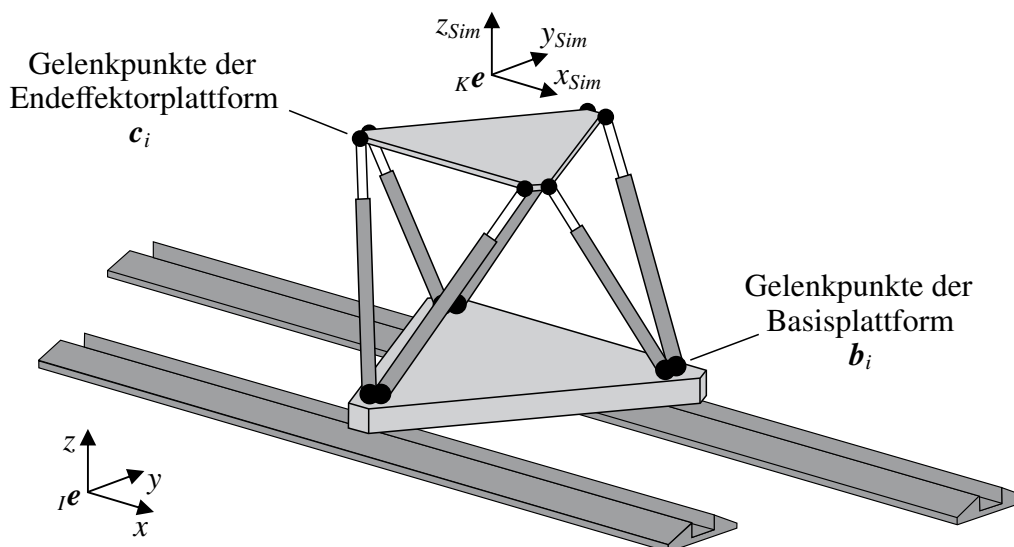


Bild 3-16: Schematische Darstellung des betrachteten Bewegungssystems nach [LHG18].

der Simulator demnach über sieben Bewegungsfreiheitsgrade, die unabhängig voneinander aktuiert werden können [LHG18]. Zur Beschreibung der Simulatorbewegung wird dann ein körperfestes Bezugssystem K an Stelle der Fahrerkopfposition definiert, das relativ zum Inertialsystem I orientiert ist. Somit ergibt sich die Pose $p(t)$ des Simulators aus den Positionen und Orientierungen des Hexapoden sowie der Auslenkung des Linearschlittens zu

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} {}^I r_{Hex,x} & {}^I r_{Hex,y} & {}^I r_{Hex,z} & {}^I \varphi_{Hex} & {}^I \theta_{Hex} & {}^I \psi_{Hex} & {}^I r_{Lin} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^7. \quad (3-31)$$

Darüber hinaus wird in dem beschriebenen Vorgehen vorausgesetzt, dass die von der MPC ermittelte Bewegungstrajektorie stets verzögerungsfrei durch unterlagerte Aktorregelungen vom System realisiert werden kann, wodurch sich die Systemdynamik zu der eines doppelten Integrators mit der linearen Zustandsdifferentialgleichung

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{p}} \\ \ddot{\mathbf{p}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{p} \\ \dot{\mathbf{p}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \cdot \ddot{\mathbf{p}}$$

vereinfacht. Folglich beinhalten der Zustands- und Eingangsvektor die Größen des Posenvektors $\mathbf{p}(t)$ nach Gleichung (3-31) sowie deren erste und zweite zeitliche Ableitungen:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}^T & \dot{\mathbf{p}}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{14}, \quad \mathbf{u} = \ddot{\mathbf{p}} \in \mathbb{R}^7$$

Die an der Kopfposition des Fahrers wirkenden Motion Cues lassen sich nun als nichtlineare Funktionen der Zustands- und Eingangsgrößen definieren. Dabei werden die spezifischen Beschleunigungen ${}_K \mathbf{a}_{Sim}(t)$ durch die Berechnungsvorschrift

$${}_K \mathbf{a}_{Sim} = {}_K \ddot{\mathbf{r}}_{Sim} - {}_K \mathbf{g} = {}^{KI} \mathbf{A} \cdot \left(\begin{bmatrix} \ddot{r}_{Hex,x} + \ddot{r}_{Lin} \\ \ddot{r}_{Hex,y} \\ \ddot{r}_{Hex,z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} \right) \quad (3-32)$$

ausgedrückt, während sich die Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \boldsymbol{\omega}_{Sim}(t)$ nach Gleichung (2-14) aus den zeitlichen Ableitungen der Kardanwinkel als

$${}_K \boldsymbol{\omega}_{Sim} = {}^{KI} \mathbf{T} \cdot \begin{bmatrix} \dot{\varphi}_{Hex} \\ \dot{\theta}_{Hex} \\ \dot{\psi}_{Hex} \end{bmatrix}$$

berechnen. Die relative Orientierung der Endeffektorplattform zum Inertialsystem wird hierbei mittels der Transformationsmatrizen ${}^{KI} \mathbf{A}$ und ${}^{KI} \mathbf{T}$ berücksichtigt. Entgegen den zuvor beschriebenen prädiktiven MCA erfolgt jedoch keine Vereinfachung der vorliegenden trigonometrischen Zusammenhänge, sodass etwaige Darstellungsfehler auch bei großen Neigungen des Bewegungssystems auszuschließen sind. Das Zusammenführen der spezifischen Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten im körperfesten Bezugssystem führt schließlich auf den Ausgangsvektor des applizierten Prozessmodells mit

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} {}_K \mathbf{a}_{Sim}^T & {}_K \boldsymbol{\omega}_{Sim}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6.$$

Um die simulierten Motion Cues des virtuellen Fahrzeugs bestmöglich im Fahrsimulator reproduzieren zu können, wird die quadratische Kostenfunktion

$$J = \sum_{j=1}^{n_p} \|\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=0}^{n_p} \|\mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{R}}^2 + \sum_{j=1}^{n_p} \|\Delta \mathbf{p}_j(k+j)\|_{\mathbf{Q}_{p,j}}^2 \quad (3-33)$$

minimiert. Darin bewertet der erste Summand die Regelabweichung zwischen den Ausgangsgrößen $y(t)$ im Prädiktionshorizont n_p und dem Referenzvektor

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} {}_K \mathbf{a}_{Fzg}^T & {}_K \boldsymbol{\omega}_{Fzg}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6.$$

Wie schon an vorheriger Stelle thematisiert, resultieren die künftigen Referenzbeschleunigungen ${}_K \mathbf{a}_{Fzg}(t)$ und -winkelgeschwindigkeiten ${}_K \boldsymbol{\omega}_{Fzg}(t)$ aus den jeweiligen Steuereingaben des Fahrers, welche im aktuellen Zeitschritt k nicht bekannt sind. Aus diesem Grund setzen Lamprecht et al. [LHG18] in dem beschriebenen Vorgehen zuvor aufgenommene Referenztrajektorien voraus, wie sie beispielsweise bei passiven Fahrszenarien ohne einen menschlichen Fahrer als Teil des geschlossenen Regelkreises verwendet werden. Zusätzlich zu diesen Regelabweichungen bestraft der zweite Summand im Gütemaß (3-33) die zukünftigen Eingangsgrößen im Stellhorizont n_c , welcher hier identisch dem Prädiktionshorizont n_p gewählt ist. Somit lässt sich sicherstellen, dass übermäßig große Beschleunigungen von Hexapod und Linearschlitten, welche das Bewegungssystem unter Umständen beschädigen könnten, bei der Lösung des Optimalsteuerproblems vermieden werden. Der letzte Summand bewertet schließlich die Differenz der Hübe $p_J(t)$ aller sieben Aktoren und deren Ausgangspositionen $p_{J,0}$:

$$\Delta \mathbf{p}_J = \mathbf{p}_J - \mathbf{p}_{J,0}$$

Hierdurch lässt sich ein Washout-Effekt realisieren, dessen Intensität mithilfe der positiv semidefiniten Gewichtungsmatrix $\mathbf{Q}_{p_J}$ so parametrisiert werden kann, dass der Fahrer im Simulator die durch den Washout erzeugten falschen Motion Cues nicht detektiert. Dabei leiten sich die Hübe $p_J(t)$ der sechs Linearaktoren des Hexapoden anschaulich aus geometrischen Betrachtungen der Gelenkpunkte $c_i(t)$ und $b_i(t)$ an Endeffektor- und Basisplattform her (siehe Bild 3-16).

Mit dem Ziel, die Arbeitsraumgrenzen der Aktoren explizit in der numerischen Optimierung der Stellgrößen $\mathbf{u}(t)$ zu berücksichtigen, geben Lamprecht et al. [LHG18] zudem die inversen kinematischen Beziehungen zur Beschreibung der Hubgeschwindigkeiten $\dot{p}_J(t)$ und -beschleunigungen $\ddot{p}_J(t)$ an. Da diese mathematischen Zusammenhänge im Kontext der vorliegenden Arbeit jedoch keine Relevanz aufweisen, soll ihre Herleitung im Folgenden nicht detaillierter betrachtet werden. Zusammen mit dem Linearaktor des Schlittensystems ergeben sich somit 21 nichtlineare Funktionen f der Zustands- und Eingangsgrößen:

$$\begin{aligned} p_{J,i} &= f_i(\mathbf{x}) & \forall i = 1, \dots, 7 \\ \dot{p}_{J,i} &= f_i(\mathbf{x}) & \forall i = 1, \dots, 7 \\ \ddot{p}_{J,i} &= f_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}) & \forall i = 1, \dots, 7 \end{aligned}$$

Für jede dieser Größen wird nun sowohl die obere als auch die untere Arbeitsraumgrenze als Beschränkung des Optimierungsproblems hinzugefügt. Hieraus resultiert ein System von 42 UNB, das sich kompakt in der Vektorgleichung

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_p(\mathbf{x}) \\ \mathbf{h}_{\dot{p}}(\mathbf{x}) \\ \mathbf{h}_{\ddot{p}}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

mit

$$\mathbf{h}_p(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} p_{J,1}(\mathbf{x}) - p_{J_{\max}} \\ \vdots \\ p_{J,7}(\mathbf{x}) - p_{J_{\max}} \\ p_{J_{\min}} - p_{J,1}(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ p_{J_{\min}} - p_{J,7}(\mathbf{x}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_{\dot{p}}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \dot{p}_{J,1}(\mathbf{x}) - \dot{p}_{J_{\max}} \\ \vdots \\ \dot{p}_{J,7}(\mathbf{x}) - \dot{p}_{J_{\max}} \\ \dot{p}_{J_{\min}} - \dot{p}_{J,1}(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \dot{p}_{J_{\min}} - \dot{p}_{J,7}(\mathbf{x}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_{\ddot{p}}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} \ddot{p}_{J,1}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \ddot{p}_{J_{\max}} \\ \vdots \\ \ddot{p}_{J,7}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \ddot{p}_{J_{\max}} \\ \ddot{p}_{J_{\min}} - \ddot{p}_{J,1}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \vdots \\ \ddot{p}_{J_{\min}} - \ddot{p}_{J,7}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{bmatrix}$$

darstellen lässt. In Kombination mit dem beschriebenen Prozessmodell und der Gütefunktion (3-33) wird das Optimalsteuerungsproblem dieser modellprädiktiven Motion Cueing Strategie dann wie folgt formuliert:

$$\begin{aligned} &\text{Minimiere } J(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}) \\ &\mathbf{u}(k), \dots, \mathbf{u}(k+n_p) \\ &\text{u.B.v. } \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}, \\ &\mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max}, \\ &\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \leq \mathbf{0} \end{aligned} \tag{3-34}$$

Aufgrund der nichtlinearen Ausgangsgrößen und Nebenbedingungen handelt es sich hierbei um ein nichtlineares Optimierungsproblem, welches zur Laufzeit mit einem gradientenbasierten *Augmented-Lagrange-Verfahren* [EVM⁺19] gelöst wird. Dabei kann eine Einhaltung der Echtzeitbedingung bei Regelfrequenzen von 250 Hz und einem Prädiktionshorizont von 6 s garantiert werden [LHG18], was die außergewöhnliche Effizienz des vorgestellten Algorithmus verdeutlicht. Es sei jedoch wieder angemerkt, dass diese Angaben stark an die verwendete Hardware mit ihrer verfügbaren Rechenleistung gebunden sind, weshalb ein direkter Vergleich mit anderen MPC-basierten Motion Cueing Strategien [KFF⁺17; BHR⁺18; EOS⁺18] nur bedingt möglich ist. Dennoch besitzt das grundlegende Konzept des von Lamprecht et al. publizierten Algorithmus großes Potential zur Regelung Hexapod-basierter Fahr- und Flugsimulatoren. Auf Basis der voneinander unabhängigen Bewegungsfreiheitsgrade eines Hexapoden wird ein vergleichsweise einfaches Prozessmodell mit idealisierter Dynamik und ohne Berücksichtigung der spezifischen Simulatorkinematik implementiert. Somit lässt sich eine schnelle Prädiktion des künftigen Systemverhaltens realisieren, während die aufwendiger auszuwertenden inversen Kinematikgleichungen lediglich als Nebenbedingungen in das Optimierungsproblem (3-34) eingehen. Zusammen mit einem effizienten Optimierungsalgorithmus führt diese Struktur des Prozessmodells dann auf die zuvor erwähnten hohen Regelfrequenzen.

Allerdings setzt die beschriebene Modellstruktur voraus, dass der Drehpunkt der Endeffektorplattform durch eine Erweiterung der inversen Kinematikgleichungen in die Kopfposition des Fahrers gelegt wird, woraus zugleich eine enorme Reduktion des verfügbaren Arbeitsraums resultiert [Fis09]. Andernfalls generieren die von der Tilt Coordination erzeugten Neigungen des Bewegungssystems entsprechend Bild 3-6 zusätzliche Fahrerbeschleunigungen, welche nicht in die Berechnung der spezifischen Beschleunigungen $\kappa a_{Sim}(t)$ nach Gleichung (3-32) eingehen. Derartige Kopplungen zwischen rotatorischen und translatorischen Freiheitsgraden werden somit auch nicht in der numerischen Optimierung der Simulatortrajektorie berücksichtigt und es entstehen unter Umständen falsche Bewegungshinweise sowie Wahrnehmungskonflikte. Zudem ist in [LHG18] keine

Limitierung der korrespondierenden Drehraten vorgesehen, weshalb nicht in jeder Fahrsituation ausgeschlossen werden kann, dass der Fahrer die von der Tilt Coordination Technik verursachte Simulatorneigung detektiert. Dieses stellt besonders bei Bewegungssystemen mit geringem Arbeitsraum, bei denen ein Großteil der vestibulären Motion Cues mithilfe der anteiligen Gravitationsbeschleunigung nachgebildet werden muss, einen wesentlichen Nachteil der präsentierten Regelstrategie dar.

Zusätzlich zu den in diesem und im vorherigem Abschnitt dokumentierten Ansätzen sind in der Literatur auch modellprädiktive MCA beschrieben, die die Idee von wahrnehmungszentrierter MPC und der Regelung physikalischer Bewegungsgrößen vereinen [BMB16; LSHG19a]. Diese Algorithmen weisen jedoch im Kontext der vorliegenden Arbeit keine besondere Relevanz auf, weshalb sie im Weiteren nicht genauer behandelt werden sollen.

3.3.3 Prädiktion der Referenztrajektorie

Neben den vielfach diskutierten Vorteilen modellprädiktiver Motion Cueing Verfahren gegenüber den klassischen filterbasierten Methoden (siehe hierzu u. a. [BMB17; CVP⁺19]) ergeben sich aus diesem Regelungskonzept ebenso neue Herausforderungen. Diese betreffen sowohl den gesteigerten Rechenaufwand als auch die Verfügbarkeit einer geeigneten Referenztrajektorie, an welche das vorhergesagte Systemverhalten des Simulators angepasst werden soll. Während sich die Referenzgrößen bei konventionellen Regelaufgaben, wie beispielsweise der Stabilisierung eines Betriebspunktes, oftmals eindeutig und über die gesamte Dauer des Prädiktionshorizonts ableiten lassen, gehen die im Simulator nachzubildenden Bewegungen des virtuellen Fahrzeugs aus den künftigen Steuereingaben hervor. Im Allgemeinen sind diese jedoch von dem individuellen Fahrerverhalten sowie dem jeweiligen Fahrszenario abhängig und daher im aktuellen Zeitschritt k des prädiktiven MCA unbekannt. Um dieser Problematik Rechnung zu tragen, widmen sich diverse Forschungen einer Abschätzung der Referenztrajektorie zur Laufzeit. Nachfolgend sollen die in diesem Zusammenhang publizierten Verfahren vorgestellt werden.

Die frühen Arbeiten von Beghi et al. [BBM⁺12] beschreiben das sehr einfache und intuitive Vorgehen, die im aktuellen Zeitschritt berechneten Beschleunigungen ${}_K a_{Fzg}(k)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \omega_{Fzg}(k)$ aus dem Fahrzeug- und Umgebungsmodell konstant beizubehalten. Somit wird die unbekannte Referenztrajektorie formal als

$$\mathbf{r}(k+j) \approx \mathbf{r}(k) = \begin{bmatrix} {}_K \mathbf{a}_{Fzg}(k)^T & {}_K \boldsymbol{\omega}_{Fzg}(k)^T \end{bmatrix}^T \quad \forall j = 1, \dots, n_p \quad (3-35)$$

angenähert. Unter Berücksichtigung der in Abschnitt 2.2.5 diskutierten Frequenzspektren fahrdynamischer Bewegungsgrößen ist jedoch direkt ersichtlich, dass dieses Verfahren insbesondere bei größeren Prädiktionshorizonten zu signifikanten Abweichungen gegenüber den tatsächlichen Referenzgrößen führt. Wie die Studien von Grotoli et al. [GCP⁺19] verdeutlichen, wirkt sich der hierdurch entstehende Prädiktionsfehler dann besonders negativ auf die Regelgüte und Arbeitsraumnutzung bei der Wiedergabe längsdynamischer Fahrmanöver aus.

Deshalb präsentieren Beghi et al. in weiterführenden Arbeiten [MBBM15; BCBM17] ein Verfahren zur Anpassung der zeitinvarianten Referenzgrößen. Die Grundlage hierfür bilden Vergleichstrajektorien der Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten,

welche in Versuchsfahrten mit professionellen Simulatorfahrern auf einem Rundkurs aufgezeichnet wurden. Dabei wird angenommen, dass sich die simulierten Fahrzeugbewegungen bei wiederholtem Abfahren des Kurses nur geringfügig unterscheiden, sodass eine zuverlässige Abschätzung der Referenztrajektorie erwartet werden kann. Auf Basis dieser Daten ergeben sich die unbekannten Referenzgrößen der MPC im eigentlichen Simulatorbetrieb dann als:

$$\mathbf{r}(k+j) = \begin{cases} \mathbf{r}(k) & \text{für } 1 \leq j \leq n_{LA} \\ k_{LA} \cdot \mathbf{r}_{Ref}(k+j) & \text{für } n_{LA} < j \leq n_p \end{cases}$$

Der Vektor $\mathbf{r}(k)$ beinhaltet hierbei die simulierten Fahrzeugbewegungen des aktuellen Zeitschritts (siehe Gleichung (3-35)), während die aufgezeichneten Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten der Vergleichstrajektorie im Vektor $\mathbf{r}_{Ref}(k+j)$ zusammengefasst sind. Dieser wird abhängig von der simulierten Fahrzeugposition auf dem Rundkurs aktualisiert, damit die aufgezeichneten Fahrsituationen und die derzeitigen Fahrzeugbewegungen korrespondieren. Bei dem Parameter $k_{LA} \in \mathbb{R}$ handelt es sich hingegen um einen adaptiven Skalierungsfaktor aus dem Intervall $0 \leq k_{LA} \leq 1$. Bild 3-17 veranschaulicht die Funktionsweise der vorgestellten Prädiktionsstrategie am Beispiel eines fiktiven Fahrszenarios. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird sich dabei auf den longitudinalen Freiheitsgrad beschränkt. Um sicherzustellen, dass die vom Bewegungssystem erzeugten Motion Cues mit der aktuellen Fahrsituation übereinstimmen, wird die simulierte Längsbeschleunigung $ka_{Fzg,x}(k)$ zunächst über den Zeithorizont n_{LA} konstant beibehalten. Für alle weiteren diskreten Zeitschritte im Prädiktionshorizont n_p lassen sich dann die aufgezeichneten Beschleunigungen $ka_{Ref,x}(k+j)$ der Vergleichstrajektorie heranziehen. Weichen diese bereits im aktuellen Zeitschritt k zu stark von den simulierten Längsbeschleunigungen $ka_{Fzg,x}(k)$ ab, erfolgt eine Anpassung mit dem Skalierungsfaktor k_{LA} . In Bild 3-17 ist dieses Vorgehen für die Grenzfälle $k_{LA} = 0$ und $k_{LA} = 1$ dargestellt. Auf die dynamische Anpassung des Skalierungsfaktors unter Berücksichtigung verschiedener Fahrertypen soll an dieser Stelle nicht im Detail eingegangen werden, für weiterführende Informationen sei jedoch auf die zuvor angeführten Publikationen verwiesen. Darüber hinaus ist ein alternatives Verfahren zur Integration der zuvor aufgezeichneten Vergleichstrajektorie in der Arbeit von Ellensohn et al. [ESA⁺20] beschrieben.

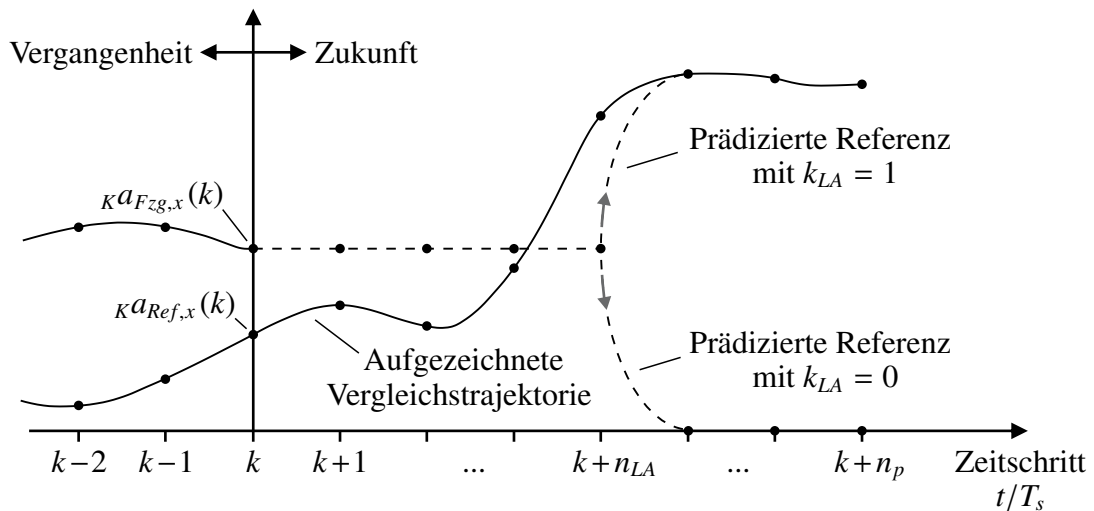


Bild 3-17: Schema der Referenzgrößenprädiktion nach [MBBM15; BCBM17].

Die Vorhersage der zukünftigen Fahrzeugbewegungen mithilfe von Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens verfolgen dagegen die Forschungen von Mohammadi et al. [MAM⁺16]. Hierzu wird ein künstliches neuronales Netz mit 36 Schichten eingesetzt, das mit Trainingsdaten der zurückliegenden Motion Cues aus dem bisherigen Fahrversuch angelernet wird. Somit lassen sich die für den modellprädiktiven MCA benötigten Referenzgrößen abhängig vom individuellen Fahrerverhalten abschätzen, ohne dass eine generische Vergleichstrajektorie aus vorherigen Versuchsfahrten auf einer fest definierten Route ermittelt werden muss. Zwar wird in der angeführten Veröffentlichung gezeigt, dass sich in einzelnen Fahrsituationen eine genauere Abschätzung als mit einer konstanten Referenztrajektorie nach Gleichung (3-35) ergibt, eine allgemein zufriedenstellende Prädiktionsgüte wird jedoch nicht erzielt. Darüber hinaus wird das vorgestellte Verfahren rein simulativ und ausschließlich für den longitudinalen Bewegungsfreiheitsgrad bewertet. Deshalb ist es fraglich, ob ein Lernen der Trainingsdaten zur Laufzeit auch bei den typischen Abtastzeiten von nur wenigen Millisekunden unter Einhaltung der Echtzeitanforderung realisiert werden kann.

Ein echtzeitfähiger und auch am realen Simulator erprobter Ansatz zur Referenzgrößenprädiktion wird hingegen in der Arbeit von Drop et al. [DOKB18] beschrieben. Dabei ist es die grundlegende Idee, verfügbares Wissen über das bevorstehende Fahrszenario, wie etwa durch den bekannten Streckenverlauf auf einem Rundkurs, heranzuziehen und die künftigen Steuereingaben des Fahrers sowie die resultierende Fahrzeugbewegung modellbasiert zu antizipieren. Hierzu wird ein ebenes Fahrzeugmodell¹¹ eingesetzt, mit dem sich die gesuchten Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten bei bekannten Fahrereingaben effizient berechnen lassen. Eine Abschätzung dieser Eingaben innerhalb des Prädiktionshorizonts erfolgt dann mithilfe linearer Regelgesetze, deren Ziele die Einhaltung einer definierten Sollspur und -geschwindigkeit sind. Die Funktion der beschriebenen Prädiktionsstrategie konnte in Simulatorversuchen mit vier erfahrenen Simulatorfahrern nachgewiesen werden, in denen das resultierende Bewegungsempfinden bei Verwendung von Referenzgrößenprädiktion und prädiktivem MCA untersucht wurde. Es sei allerdings kritisch angemerkt, dass die Gas- und Bremspedalbetätigungen in diesen Versuchen automatisiert durch den Geschwindigkeitsregler vorgenommen wurden, sodass die Fahrer lediglich für die Spurhaltung des virtuellen Fahrzeugs zuständig waren. Hierdurch lassen sich zwar die künftigen Längsbeschleunigungen ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ hinsichtlich ihrer Intensität und ihres zeitlichen Verlaufs nahezu perfekt vorhersagen, das natürliche Fahrerverhalten der jeweiligen Probanden wird jedoch vollständig ausgeblendet. Des Weiteren vernachlässigt das implementierte Fahrzeugmodell wesentliche Komponenten zur Beschreibung der Fahrdynamik, wie beispielsweise ein validiertes Reifenmodell oder den vertikalen Bewegungsfreiheitsgrad des Fahrzeugs. Es ist leicht ersichtlich, dass derartige Vereinfachungen in bestimmten Fahrsituationen ein unplausibles Fahrzeugverhalten erzeugen, das die Immersion des Fahrers maßgeblich stören kann.

Ergänzend zu den bisher aufgeführten Ansätzen stellen Lamprecht et al. [LSHG19b] einen Prädiktionsalgorithmus nach dem Prinzip der optimalen Steuerung vor. Analog zum Vorgehen von Drop et al. [DOKB18] werden die zukünftigen Referenzgrößen dabei mittels verfügbarer Informationen aus einem vereinfachten Fahrdynamikmodell und der bevorstehenden Fahrsituation angenähert. Zur Ermittlung der unbekannten Fahrerein-

¹¹Dieses vereinfachte Ersatzmodell dient hier gleichermaßen als Fahrzeugmodell in der eigentlichen Fahrsimulation und als Prädiktionsmodell zur Abschätzung der Referenztrajektorie.

gaben wird jedoch anstelle eines analytischen Regelgesetzes ein weiteres beschränktes Optimierungsproblem formuliert und zur Laufzeit gelöst:

$$\begin{aligned}
 \underset{\mathbf{u}(\cdot)}{\text{Minimiere}} \quad & J(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}) = \int_0^{T_{n_p}} l(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau)) \, d\tau \\
 \text{u.B.v.} \quad & \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)), \\
 & \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u}(t) \leq \mathbf{u}_{\max}, \\
 & \mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{y}(t) \leq \mathbf{y}_{\max}
 \end{aligned} \tag{3-36}$$

Hierbei gehen die im Prädiktionshorizont n_p zu erwartenden Abweichungen $\Delta v(\tau)$ der Fahrzeuggeschwindigkeit von einer gewünschten Geschwindigkeit sowie die Quer- und Gierwinkelabweichungen $\Delta y_{Lat}(\tau)$ bzw. $\Delta \psi(\tau)$ gegenüber der zuvor definierten Sollspur in die integrale Kostenfunktion

$$l(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau)) = q_1 \cdot \Delta v(\tau)^2 + q_2 \cdot \Delta y_{Lat}(\tau)^2 + q_3 \cdot \Delta \psi(\tau)^2 + \mathbf{u}^T(\tau) \cdot \mathbf{R} \cdot \mathbf{u}(\tau)$$

ein. Zugleich werden neben den prädizierten Längs- und Querschleunigungen auch die Gierraten des vereinfachten Fahrzeugmodells in Form von Ausgangs- und Stellgrößenbeschränkungen im Optimierungsproblem begrenzt. Die optimalen Fahrereingaben lassen sich dann im Sinne einer Steuerung auf das vereinfachte Fahrzeugmodell schalten, was auf die Referenzgrößen der MPC innerhalb des Prädiktionshorizonts führt. Folglich muss zunächst ein zusätzliches Optimierungsproblem vor jedem Aufruf des modellprädiktiven MCA zur Laufzeit gelöst werden, um anschließend die eigentliche Trajektorienoptimierung des Simulators durchführen zu können. Hieraus resultiert ein enormer Berechnungsaufwand, welcher nur mithilfe effizienter Fahrdynamikmodelle echtzeitfähig bewältigt werden kann. In diesem Zusammenhang untersuchen Lamprecht et al. [LSHG19b] die Verwendung eines ebenen kinematischen Einspurmodells mit drei Freiheitsgraden sowie eine nochmals vereinfachte Beschreibung des Fahrzeugverhaltens mit Integratordynamik. Hub-, Nick- und Wankfreiheitsgrade werden darüber hinaus von keinem der beiden Ersatzmodelle berücksichtigt, weshalb die zugehörigen Bewegungsgrößen des aktuellen Zeitschritts k analog zur Berechnungsvorschrift (3-35) konstant beibehalten werden. Die publizierten Ergebnisse legen nahe, dass sich die erzielbare Reproduktionsgüte der vestibulären Motion Cues im Fall der jeweils gewählten Modellierungsansätze nur geringfügig unterscheidet. Ein Grund hierfür liegt zweifellos in der geringen Modellierungstiefe beider Ersatzmodelle, deren Validität in beliebigen Fahrszenarien grundsätzlich kritisch hinterfragt werden muss. Allerdings würden sich komplexere Fahrdynamikmodelle direkt auf das beschränkte Optimierungsproblem (3-36) auswirken, sodass eine echtzeitfähige und sicher konvergente Lösung dann möglicherweise nicht mehr in jeder Fahrsituation gewährleistet ist. Zudem sei darauf verwiesen, dass die beschriebene Prädiktionsstrategie ebenso wie der nachgelagerte MPC-basierte Regelalgorithmus (siehe Abschnitt 3.3.2) zum Zeitpunkt der Anfertigung dieser Arbeit nicht am realen Simulator der Daimler AG implementiert wurden. Eine abschließende Evaluation auf Basis von Messdaten steht daher noch aus [LSHG21].

Parallel zu den aufgeführten Verfahren entstand der im Hauptteil dieser Arbeit beschriebene und erstmals in [BLGT20] veröffentlichte modellbasierte Prädiktionsalgorithmus zur Abschätzung der unbekannten Referenztrajektorie. Dieser verfolgt, identisch zu den Forschungen von Drop et al. [DOKB18] und Lamprecht et al. [LSHG19b], die grundlegende Idee, zukünftige Fahrzeugbewegungen mithilfe eines reduzierten Fahrdynamik-

und Fahrermodells aus verfügbaren Kontextinformationen der aktuellen Fahrsituation abzuleiten. Im Gegensatz zu den zuvor zitierten Arbeiten wird jedoch ein komplexeres räumliches Ersatzmodell mit sechs Bewegungsfreiheitsgraden und ein Fahrermodell aus dem Bereich der nichtlinearen Regelungstheorie eingesetzt, um eine zufriedenstellende Prädiktionsgüte der virtuellen Fahrzeugbewegungen bis in den fahrdynamischen Grenzbereich zu ermöglichen. Für eine ausführliche Dokumentation und Analyse des Verfahrens sei auf Kapitel 7 verwiesen.

3.4 Handlungsbedarf und Lösungskonzept

In den vorangegangenen Abschnitten dieses Kapitels wurde eine detaillierte Übersicht der im Stand von Wissenschaft und Technik aufgeführten Motion Cueing Algorithmen präsentiert. Obwohl sich die einzelnen Verfahren zum Teil signifikant in ihrer allgemeinen Funktionalität unterscheiden, stellen die angewandten Techniken und Methoden jedoch oftmals identische Anforderungen an das verwendete Bewegungssystem, das in der Regel als konventioneller Hexapod ausgeführt ist. Sind diese Anforderungen aufgrund der spezifischen Bauform des Simulators nicht erfüllt, wie es beispielsweise bei dem in dieser Arbeit betrachteten Bewegungssystem der Fall ist, lassen sich die beschriebenen Algorithmen nur eingeschränkt bzw. gar nicht einsetzen. Somit besteht ein weiterer Handlungs- und Forschungsbedarf nach Regelalgorithmen für alternative Simulatorkonzepte, um auch bei derartigen Systemen eine gewünschte Qualität der Bewegungsnachbildung sicherstellen zu können. Im Folgenden sollen hierfür erforderliche Maßnahmen diskutiert werden, aus denen schließlich die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit hervorgeht.

Wesentliche Merkmale der in der Literatur beschriebenen filterbasierten Motion Cueing Strategien, insbesondere aber des Classical Washout Algorithmus, sind deren einfache Implementierung, gute Nachvollziehbarkeit und geringer Berechnungsaufwand. Diese Eigenschaften sind im Allgemeinen auf die zugrunde liegende Signalstruktur nach Bild 3-1 zurückzuführen, welche die jeweiligen Freiheitsgrade des Bewegungssystems vollkommen getrennt voneinander behandelt. Hierdurch wird jedem Bewegungsfreiheitsgrad ein definierter Parametersatz mit einer klaren physikalischen Bedeutung eindeutig zugeordnet. Gleichzeitig setzt diese Grundidee des CWA aber auch voraus, dass der Simulator innerhalb seiner Arbeitsraumgrenzen in jedem Bewegungsfreiheitsgrad unabhängig angesteuert werden kann. Wird diese Anforderung aufgrund der kinematischen Eigenschaften des Bewegungssystems nicht erfüllt, generiert der Algorithmus falsche Motion Cues, die das Fahrgefühl und die damit verbundene Immersion des Fahrers maßgeblich beeinträchtigen. Neben der spezifischen Kinematik werden darüber hinaus auch etwaige dynamische Eigenschaften des Bewegungssystems vernachlässigt. Da es sich bei dynamischen Fahrsimulatoren jedoch um großtechnische Systeme mit hoher Massenträgheit handelt, treten trotz unterlagert geregelter Aktoren stets unerwünschte Latenzen auf, die zu den in Abschnitt 2.2.4 thematisierten Phasenfehlern führen können.

Einen Vorteil bieten hier modellprädiktive Regelungskonzepte, welche die jeweilige Systemdynamik und -kinematik des Simulators direkt in die numerische Optimierung der Bewegungstrajektorie integrieren können. Auf diese Weise wird garantiert, dass der Simulator die virtuellen Fahrzeugbewegungen bestmöglich nachbildet, während die technischen Systembeschränkungen zu jedem Zeitpunkt eingehalten werden. Eine funktionelle Ein-

ordnung und Analyse der publizierten prädiktiven Motion Cueing Algorithmen wurde in den Abschnitten 3.3.1 und 3.3.2 vorgenommen. Zusammenfassend unterliegen die beschriebenen Verfahren oftmals stark vereinfachenden Annahmen, um das resultierende Optimierungsproblem unter Einhaltung der Echtzeitanforderung lösen zu können. Die Gültigkeit der Annahmen ist jedoch nicht immer auf beliebige Arten von Bewegungssystemen übertragbar. So führt die häufig angewandte Linearisierung trigonometrischer Zusammenhänge (siehe z. B. [BMB17] und [FTK⁺17]) bei großen Neigungswinkeln des Mockups zu deutlichen Abweichungen von den Sollvorgaben aus der Fahrdynamiksimulation. Daher eignet sich dieses Vorgehen nur bedingt für Simulatoren mit einem großen rotatorischen Arbeitsraum. Ebenso werden die direkten kinematischen Beziehungen des Bewegungssystems in der Regel nur näherungsweise [EOS⁺18; BMB16], für sehr einfache Systeme [KZGS20] oder gar nicht [LHG18] im Prozessmodell der MPC berücksichtigt, wodurch sich der Berechnungsaufwand bei der Prädiktion zukünftiger Simulatorbewegungen erheblich reduziert. Letzteres ist allerdings nur für Simulatoren mit unabhängigen Bewegungsfreiheitsgraden, wie etwa einem Hexapoden oder Kabelroboter, praktikabel. Andernfalls werden vorhandene Wechselwirkungen zwischen gekoppelten Freiheitsgraden nicht in das zugrunde liegende Optimierungsproblem eingebunden, was zu falschen Motion Cues in Form störender Kopplungseffekte führt. Im Übrigen setzen alle dokumentierten Arbeiten ein ideales Übertragungsverhalten der unterlagerten Aktorregelkreise voraus. Auch diesbezüglich existiert weiteres Verbesserungspotential, um die Regelgüte des prädiktiven MCA durch Integration von zusätzlichem Modellwissen über die tatsächliche Systemdynamik der geregelten Aktoren maßgeblich zu verbessern.

Unabhängig vom betrachteten Bewegungssystem und dem zu lösenden Optimierungsproblem besteht bei allen MPC-basierten Motion Cueing Algorithmen die Notwendigkeit nach einer geeigneten Referenztrajektorie. Erst mit der präzisen Kenntnis über die zukünftigen Fahrzeugbewegungen werden wesentliche Vorteile dieses Regelungskonzepts, wie beispielsweise eine Vorpositionierung des Bewegungssystems zur effizienten Nutzung des Arbeitsraums, auch im realen Simulatorbetrieb wirksam. In Abschnitt 3.3.3 wurden deshalb verschiedene Verfahren zur Abschätzung der Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten im Prädiktionshorizont aufgeführt und diskutiert. Hier erweisen sich modellbasierte Ansätze, bestehend aus Fahrzeug- und Fahrermodell, als besonders vielversprechend. Oftmals werden dabei jedoch stark vereinfachende Modellannahmen getroffen [DOKB18; LSHG19b], sodass eine generelle Gültigkeit für beliebige Fahrsituationen nicht sichergestellt ist. Aus diesem Grund besteht ein weiterer Forschungsbedarf nach einer geeigneten Prädiktionsstrategie, die über den dokumentierten Stand der Technik hinausgeht.

Basierend auf diesen Erkenntnissen ist es das Ziel der vorliegenden Arbeit, einen Beitrag zur modellbasierten Regelung dynamischer Fahrsimulatoren mit alternativem Bewegungssystem zu leisten, bei denen eine Erweiterung der existierenden Motion Cueing Algorithmen aus den zuvor aufgeführten Gründen unabdingbar ist. Hierzu werden zwei neue Motion Cueing Strategien vorgestellt: Ein modifizierter Washout Algorithmus und ein modellprädiktives Regelungskonzept. Der Washout Algorithmus orientiert sich an der Grundstruktur des CWA, integriert jedoch verfügbare Informationen des Bewegungssystems aus einem vorangegangenen Modellbildungsprozess in die Signalverarbeitung. Dieses ermöglicht eine bessere Ausnutzung des verfügbaren Arbeitsraums und eine exaktere Nachbildung der simulierten Längs- und Querschleunigungen. Zugleich steigt aber

auch das Risiko falsche Bewegungshinweise zu generieren, da nicht alle kinematischen Wechselwirkungen durch die vergleichsweise einfache Algorithmusstruktur berücksichtigt werden können. Um dieses zu vermeiden, bindet der MPC-basierte Algorithmus die direkten Kinematikgleichungen des Bewegungssystems mit in das zugehörige Prozessmodell ein, sodass alle Abhängigkeiten zwischen einzelnen Freiheitsgraden explizit in der Trajektorienoptimierung des Simulators beachtet werden. Ein solches Vorgehen ist jedoch rechenintensiv und eine Einhaltung der Echtzeitanforderung folglich nur schwer realisierbar. Daher wird eine effiziente Approximationsmethode vorgestellt, mit der sich die nichtlineare Simulatorkinematik in ausreichender Genauigkeit innerhalb des endlichen Prädiktionshorizonts annähern lässt.

Im Rahmen der Arbeit werden die entwickelten Verfahren dem Classical Washout Algorithmus gegenübergestellt und dabei in Bezug auf die folgenden Kriterien untersucht:

- Erzielbare Regelgüte am realen System
- Ausnutzung des beschränkten Arbeitsraums
- Subjektives Bewegungsempfinden im Fahrversuch
- Einhaltung der Echtzeitanforderung und Laufzeitanalyse

Unter dem zweiten Aspekt des identifizierten Handlungsbedarfs wird ein modellbasierter Prädiktionsalgorithmus vorgestellt, der die unbekannte Referenztrajektorie fahrsituationsabhängig zur Laufzeit abschätzt. Charakteristische Elemente dieses Algorithmus bilden ein reduziertes Fahrzeugmodell und ein Fahrermodell aus dem Bereich der nichtlinearen Regelungstheorie, wodurch eine stabile Fahrzeugführung bis in den fahrdynamischen Grenzbereich gewährleistet ist. Darüber hinaus beinhaltet das zugrunde liegende Fahrzeugmodell für die Beschreibung der Fahrdynamik wesentliche Teilsysteme, wie etwa ein detailliertes Reifen- und Antriebsstrangmodell. Hieraus resultiert eine im Vergleich zu existierenden Arbeiten höhere Modellkomplexität, aus der sich ein plausibles Fahrzeugverhalten in generischen Fahrsituationen ableiten lässt. Ob das Potential optimierungsbasierter MCA dadurch effektiver ausgereizt und eine genauere Wiedergabe der vestibulären Motion Cues erreicht werden kann, stellt eine der zentralen Fragestellungen im Kontext dieser Arbeit dar.

Die Erprobung der jeweiligen Techniken und Methoden erfolgt an einem hybridkinematischen Bewegungssystem mit gekoppelten Bewegungsfreiheitsgraden, was ein besonders anspruchsvolles Anwendungsbeispiel darstellt. Zugleich lassen sich die Verfahren jedoch auch auf weitere Simulatorkonzepte übertragen. Somit geht ein genereller Mehrwert für die interaktive Fahrsimulation hervor, der den Stand der Technik bedeutend ergänzt.

4 Atlas Motion System Fahrsimulator

Die im Rahmen dieser Arbeit entstandenen Regelstrategien sind maßgeblich durch das zugrunde liegende Bewegungssystem motiviert. Gegenstand des vorliegenden Kapitels bilden daher eine detaillierte Systembeschreibung und -analyse, die zum Verständnis der entwickelten Verfahren unabdingbar sind. Hierbei liegt der Fokus auf den kinematischen Eigenschaften des dynamischen Bewegungssystems sowie dessen Modellierung als Grundlage der modellbasierten Reglersynthese in den nachstehenden Kapiteln.

4.1 Systembeschreibung und -architektur

Am Heinz Nixdorf Institut werden verschiedene interaktive Fahrsimulatoren als Werkzeuge zur Entwicklung und Optimierung von fortschrittlichen Fahrerassistenzsystemen (engl. Advanced Driver Assistance Systems, ADAS) sowie Fahrzeugscheinwerfern mit hochvariablen Lichtfunktionen betrieben [JLKW19]. Die Simulatoren besitzen dabei unterschiedliche Komplexitätsgrade, sodass je nach zu untersuchendem Forschungsgegenstand und den daraus resultierenden Anforderungen ein System mit geeigneten Spezifikationen zur Verfügung steht.

Das leistungsfähigste dieser Systeme ist der in Bild 4-1 illustrierte Atlas Motion System (ATMOS) Fahrsimulator, welcher zugleich das Anwendungsbeispiel der vorliegenden Arbeit darstellt. Wie abgebildet, ist dieser Simulator mit einem vollständigen Nachbau



Bild 4-1: Atlas Motion System (ATMOS) Fahrsimulator im Heinz Nixdorf Institut.

der Fahrzeugkabine eines Smart Fortwo ausgestattet. Das Mockup verfügt über alle wesentlichen Benutzerschnittstellen, wie der Pedalerie, dem Kombi-Instrument oder dem Lenkrad. Zusätzlich ist in Letzterem ein Aktor zur Kraftrückkopplung (engl. Force Feedback) verbaut, um dem Fahrer eine originalgetreue haptische Interaktion mit dem simulierten Fahrzeug zu vermitteln [Lin17]. Darüber hinaus ermöglichen die modulare Bauweise des Mockups und die Verwendung standardisierter Schnittstellen eine einfache Installation verschiedener Fahrzeugkabinen vom dargestellten Kleinwagen bis zu einer LKW-Fahrerkabine [Has14]. Die optische Darstellung der virtuellen Umgebung erfolgt mithilfe eines hochauflösenden Visualisierungssystems, bestehend aus einer Rundprojektion mit 240° Sichtwinkel und drei separaten Monitoren, mit denen die korrespondierenden Bilder in den Innen- und Außenspiegeln generiert werden. Hierdurch erhält der Fahrer im Simulator alle visuellen Informationen zur korrekten Einschätzung der aktuellen Fahrsituation. Unterstützt wird diese Interpretation des Fahrzustands durch eine realitätsnahe Geräuschkulisse, welche ein 5.1 Mehrkanal-Audiosystem im ATMOS Fahrsimulator wiedergibt. Dazu werden die Motor- und Fahrgeräusche des Eigenfahrzeugs und weiterer Verkehrsteilnehmer unter Berücksichtigung der Motordrehzahlen, Fahrgeschwindigkeiten sowie der vom Dopplereffekt erzeugten Spektralverschiebungen überlagert [Sim19]. Zur Nachbildung der simulierten Fahrzeugbewegungen wird ein einzigartiges Bewegungssystem mit fünf Freiheitsgraden eingesetzt, das aufgrund seiner besonderen Relevanz für diese Arbeit in Abschnitt 4.2 gesondert betrachtet werden soll. Die Bandbreite der darstellbaren vestibulären Motion Cues wird hierbei durch einen weiteren Aktor unterhalb des Mockups ergänzt. Mit diesem lassen sich auch höherfrequente Schwingungen des Fahrzeugaufbaus, wie sie beispielsweise durch den Verbrennungsmotor oder Straßenanregungen entstehen, fahrsituationsspezifisch reproduzieren [Bün20].

Dem Zusammenwirken der zuvor beschriebenen Teilsysteme und Komponenten liegt eine komplexe Signal- und Informationsstruktur zugrunde, um ein kohärentes und realistisches Fahrerlebnis im Simulator zu erzeugen. Bild 4-2 zeigt eine schematische Darstellung der installierten Systemarchitektur, die nachfolgend genauer erläutert werden soll. Den Kern dieser Struktur bildet der menschliche Fahrer im Mockup, welcher auf Basis der Informationen aus den zur Verfügung gestellten Motion Cues geeignete Steuereingaben zur Erfüllung einer definierten Fahraufgabe tätigt. Diese Eingaben werden dann via serielltem CAN Bus an eine zentrale Echtzeithardware¹² übertragen, wo sie als Eingangsgrößen in das applizierte Fahrzeug- und Umgebungsmodells dienen.

Das Modell berechnet hieraus die Fahrdynamik des Eigenfahrzeugs und weiterer Verkehrsteilnehmer unter Berücksichtigung der virtuellen Fahrzeug-Umwelt-Interaktionen. In diesem Zusammenhang wurde bereits in Abschnitt 2.2.5 dargelegt, dass der Fahreindruck im Simulator in erster Linie durch ein plausibles Fahrzeugverhalten bestimmt wird und dem Fahrdynamikmodell deshalb eine besondere Bedeutung in der interaktiven Fahrsimulation zukommt. Aus diesem Grund basiert das virtuelle Fahrzeug im ATMOS Fahrsimulator auf der kommerziellen *Automotive Simulation Models* (ASM) Toolsuite der Firma dSPACE. Hierbei handelt es sich um ein komplexes Mehrkörpersystem, das validierte Modelle aller wesentlichen Subsysteme eines realen Fahrzeugs (Motor, Antriebsstrang, Achskinematik, elektronische Steuergeräte, etc.) enthält und daher weitgehend in automobilen Entwicklungsanwendungen etabliert ist [SSP⁺18]. Die Berechnung des ASM Fahrzeugmodells

¹²Diese verwendet ein dSPACE DS1006 Prozessorboard mit einer AMD Opteron Quad Core CPU und einer Taktrate von 2,8 GHz [DS20].

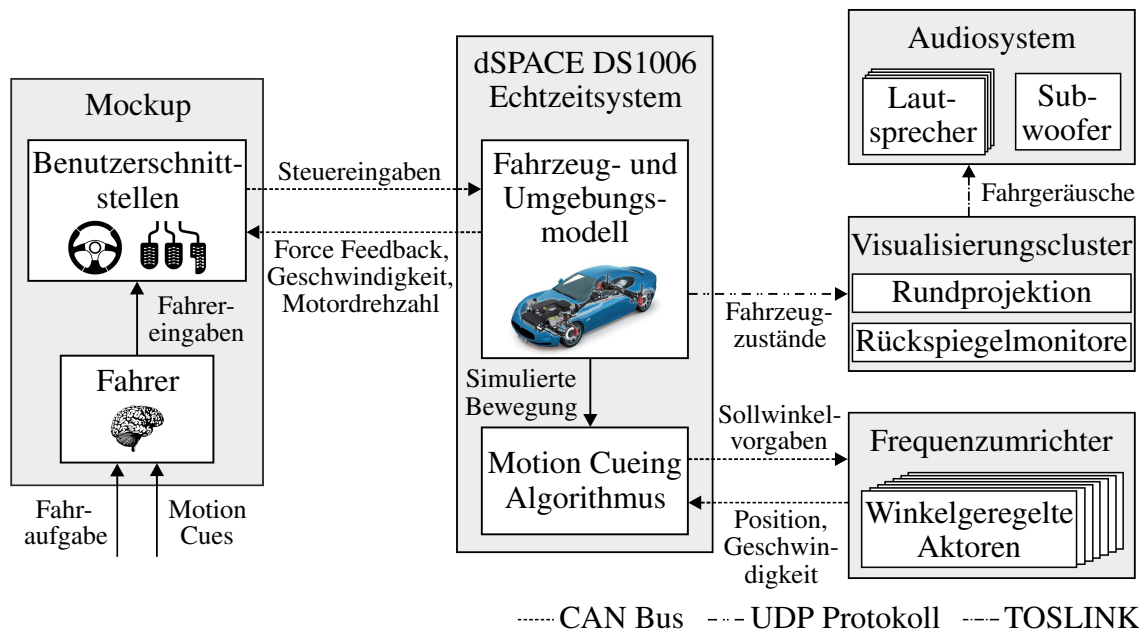


Bild 4-2: Schematische Signal- und Informationsverarbeitung am ATMOS Fahrsimulator.

erfolgt auf der verwendeten Echtzeithardware mit einer Frequenz von 1 kHz, sodass alle simulierten Fahrzeugsignale ohne nennenswerte Latenzen für eine weitere Verarbeitung zur Verfügung stehen.

Auf diese Weise werden das Lenkradrückstellmoment, die Fahrzeuggeschwindigkeit und die Motordrehzahl zu jeder Millisekunde ermittelt und an die Benutzerschnittstellen im Mockup gesendet, wo sie dem Fahrer eine haptische und visuelle Rückmeldung über die aktuelle Fahrsituation liefern. Gleichzeitig überträgt ein *User Datagram Protocol* (UDP) die relevanten Zustände der simulierten Fahrzeuge an einen zusätzlichen Rechencluster, der die virtuelle Szenerie in der Grafik- und Animationsumgebung *Unity 3D* darstellt. Indem die jeweiligen Positionen, Orientierungen und Raddrehzahlen aller in der Simulation vorhandenen Fahrzeuge mit einer Frequenz von 60 Hz aktualisiert werden, entsteht schließlich ein flüssiger Bewegungseindruck auf der Rundprojektion und den verbauten Rückspiegelmonitoren. Weiterführende Informationen über den zugrunde liegenden Renderingprozess sind in [RBH⁺19] dokumentiert, sollen aber an dieser Stelle nicht näher behandelt werden. Neben der Visualisierung der virtuellen Szene findet auch die Berechnung der Fahrgeräusche auf dem Rechencluster statt. Dazu werden zuvor aufgenommene Soundsamples aus Fahr- und Prüfstandsversuchen in Abhängigkeit des Fahrzustands angepasst und überlagert. Die Ausgabe dieser synthetischen Geräuschkulisse erfolgt dann via *TOSLINK*¹³ mit dem installierten Audiosystem.

Das Fahrzeug- und Umgebungsmodell liefert darüber hinaus in jeder Berechnungssequenz die simulierten Fahrzeugbewegungen in Form der aktuell wirkenden Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten. Wie schon zuvor in Kapitel 3 dargelegt wurde, bilden diese Signale typischerweise die Eingangsgrößen des Motion Cueing Algorithmus, welcher im Fall des ATMOS Fahrsimulators auf einem separaten Kern des Echtzeitsystems ausgeführt wird. Die Ausgangsgröße des Regelalgorithmus ist eine geeignete Simulatortra-

¹³Hierbei handelt es sich um ein standardisiertes Lichtwellenleiter-Verbindungssystem für optische Signalübertragungen im Bereich bis etwa 20 Mbit/s.

jektorie, die durch äquivalente Positionsvorgaben aller Aktoren des Bewegungssystems ausgedrückt wird. Damit sichergestellt ist, dass die berechneten Sollwinkel auch tatsächlich von den installierten Servo-Asynchronmotoren umgesetzt werden, sind unterlagerte Winkelregelungen auf den zugehörigen Frequenzumrichtern implementiert. Die bilaterale Kommunikation zwischen der Echtzeithardware und den Umrichtern ist dabei gemäß Bild 4-2 über eine standardisierte CANopen-Schnittstelle realisiert. Diese überträgt neben den Sollwinkelvorgaben aus dem MCA auch die sensorisch erfassten Winkelpositionen und -geschwindigkeiten aller Aktoren, sodass sie für eine weitere Verarbeitung und Überwachung auf dem Echtzeitsystem zur Verfügung stehen.

Ergänzend zu dieser allgemeinen Systembeschreibung des ATMOS Fahrsimulators sind die folgenden Abschnitte einer ausführlicheren Untersuchung des Bewegungssystems gewidmet. Hier liegt der Schwerpunkt auf den kinematischen Eigenschaften des Simulators, aus denen sich wesentliche Anforderungen an die angewandten Motion Cueing Strategien ableiten lassen.

4.2 Hybridkinematisches Bewegungssystem

Ein Alleinstellungsmerkmal des ATMOS Fahrsimulators bildet sein prototypisches Bewegungssystem, das sich gänzlich von dem klassischen Hexapodkonzept konventioneller Fahrsimulatoren (siehe hierzu Anhang A1) abgrenzt. Zur Veranschaulichung der allgemeinen Systemfunktionalität zeigt Bild 4-3 die verbauten Einzelkomponenten in einer Explosionsdarstellung. Grundlage hierfür bildet ein Mehrkörpermodell des Fahrsimulators,

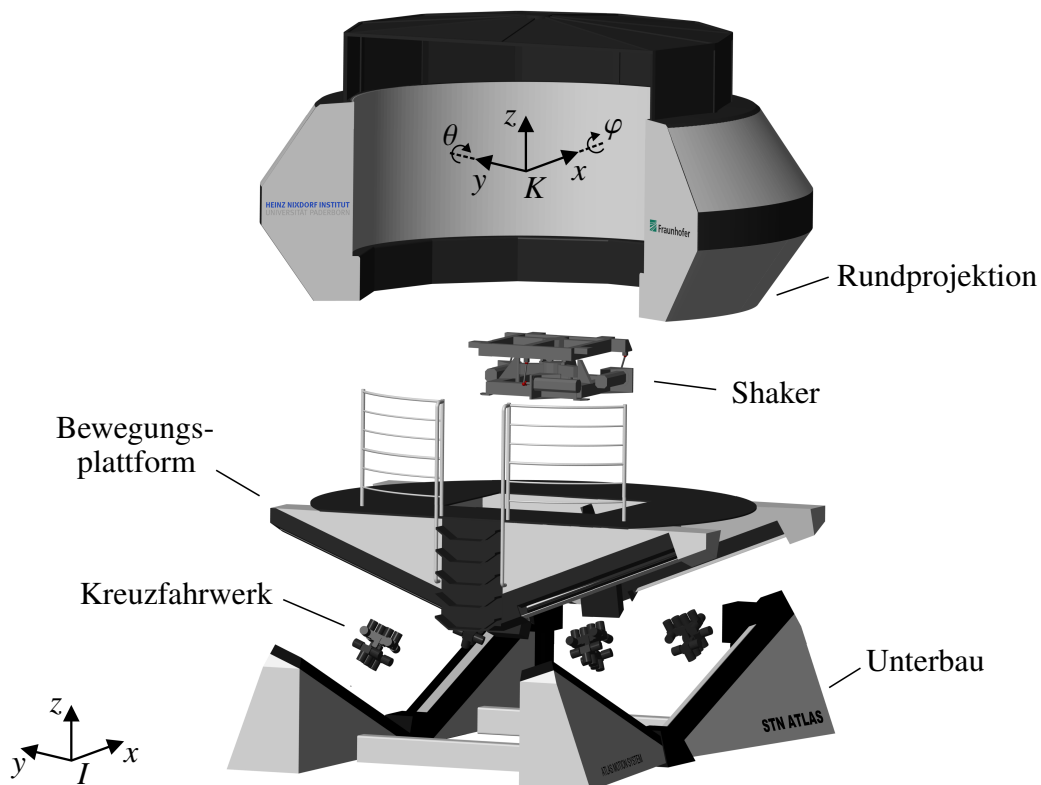


Bild 4-3: Explosionszeichnung des erstellten Mehrkörpermodells.

das auf Basis verfügbarer Konstruktionszeichnungen im Rahmen dieser Arbeit erstellt wurde. Wie dargestellt, ist das Bewegungssystem als Hybridkinematik konzipiert, die aus zwei mechanisch gekoppelten und unabhängig voneinander ansteuerbaren Teilsystemen besteht. Hierbei handelt es sich um die Bewegungsplattform unterhalb der Rundprojektion und dem Shaker, der zwischen Mockup und Bewegungsplattform montiert ist. Im Folgenden werden beide Systeme gesondert betrachtet, um ein tieferes Verständnis ihrer Funktionsweisen zu vermitteln.

4.2.1 Bewegungsplattform

Mit der Bewegungsplattform wird der Fahrer im Mockup mitsamt dem Projektionssystem und dem Shaker in longitudinaler und lateraler Richtung gegenüber dem Unterbau verfahren, wodurch sich hochfrequente Initial Cues durch die Vorgabe geeigneter Sollwinkel im ATMOS Fahrsimulator reproduzieren lassen. Hierzu verfügt das System über je zwei Servomotoren pro Bewegungsfreiheitsgrad, die synchron angesteuert werden. Die Ausgangswellen dieser Aktoren sind durch Zahnriemen mit sogenannten Kreuzfahrwerken verbunden, welche auf den in Bild 4-3 dargestellten V-förmigen Laufflächen geführt sind. Jede Änderung der Motorwinkel bewirkt daher ein Verfahren der Kreuzfahrwerke und somit auch der Bewegungsplattform selbst.

Die Laufflächen der Kreuzfahrwerke sind gegenüber der Umgebung geneigt, sodass jede translatorische Auslenkung der Bewegungsplattform gleichzeitig eine erzwungene Rotation um die Längs- bzw. Querachse des körperfesten Bezugssystems K relativ zum Inertialsystem I bewirkt. Bild 4-4 veranschaulicht diesen Zusammenhang am Beispiel des longitudinalen Freiheitsgrades, bei dem eine Nickbewegung mit dem Winkel $\theta(t)$ um die Querachse erzeugt wird. Zusätzlich zu der real wirkenden translatorischen Beschleunigung detektiert der Fahrer im Simulator hierdurch auch die anteilige Erdbeschleunigung g , welche gemäß der Idee der Tilt Coordination gezielt zur Imitation niederfrequenter Beschleunigungskomponenten eingesetzt werden kann. Dabei stehen die jeweiligen Neigungswinkel aufgrund der kinematischen Eigenschaften des Systems in direktem Zusammenhang mit dessen longitudinaler und lateraler Auslenkung. Folglich hängen auch die vom menschlichen Vestibularapparat wahrnehmbaren Drehraten von den Geschwindigkeiten ab, mit denen die Bewegungsplattform verfahren wird. Dieser wesentliche Unterschied des Be-

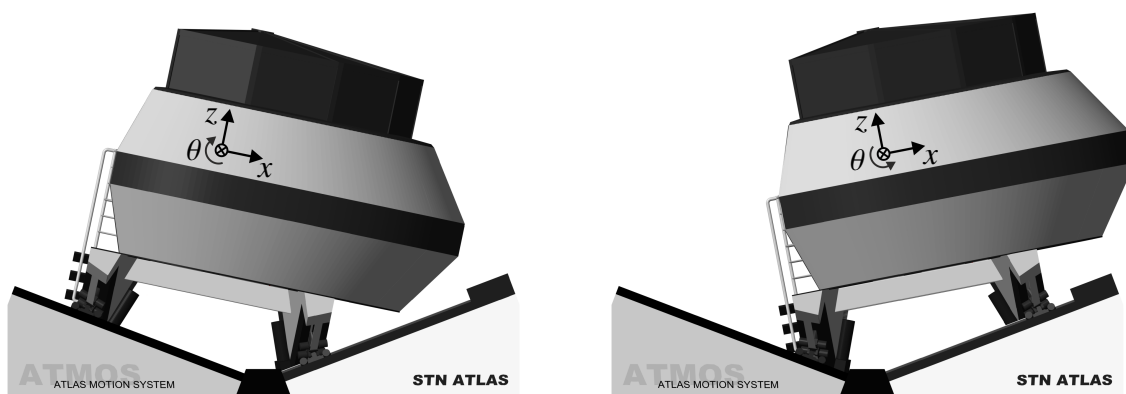


Bild 4-4: Kinematik der Bewegungsplattform bei longitudinaler Auslenkung.

wegungssysteme gegenüber konventionellen Simulatorkonzepten muss zwingend beim Entwurf des Motion Cueing Algorithmus berücksichtigt werden, um das Auftreten falscher Bewegungshinweise und widersprüchlicher sensorischer Informationen während des Simulatorbetriebs zu vermeiden. Für eine tiefergehende Diskussion der Auswirkungen auf das Bewegungsempfinden des Fahrers sei auf Abschnitt 4.2.4 verwiesen.

4.2.2 Shaker

Die zweite Komponente des Bewegungssystems am ATMOS Fahrsimulator bildet der Shaker. Bei diesem handelt es sich um eine Rahmenkonstruktion mit einem translatorischen und zwei rotatorischen Bewegungsfreiheitsgraden, welche direkt unterhalb des Mockups installiert ist. Durch eine geeignete Ansteuerung lassen sich somit Bewegungen des Fahrers relativ zur Rundprojektion erzeugen. Eine Übersicht der verbauten Einzelkomponenten sowie deren Anordnung liefert die Explosionsdarstellung 4-5. Die Basis der Konstruktion bildet ein Grundrahmen, der starr an die Bewegungsplattform gekoppelt ist. Zur Aktuierung des Systems befinden sich am Grundrahmen drei Servo-Asynchronmotoren, an deren Ausgangswellen jeweils eine drehbar gelagerte Pleuelstange exzentrisch montiert ist. Hierdurch werden die Drehbewegungen der Aktoren in translatorische Bewegungen umgewandelt, die das obere Ende der Pleuelstange anheben oder absenken. Die Enden sind durch weitere Kugelgelenke spielfrei mit dem Aufnehmerrahmen verbunden. Zur Führung des Aufnehmerrahmens wird eine weitere Komponente, der sogenannte Sternrahmen eingesetzt. Dieser verfügt über drei vertikale Führungsnuten und wirkt wie ein Schubgelenk, mit dem der Aufnehmerrahmen orthogonal zum Grundrahmen verschoben werden kann. Stern- und Aufnehmerrahmen sind darüber hinaus durch ein Kardangelenk mit zwei weiteren Rotationsfreiheitsgraden mechanisch gekoppelt.

So bewirkt die synchrone Ansteuerung aller drei Servomotoren eine reine Hubbewegung des Shakers. Diese kann durch ein asynchrones Verfahren der Aktoren um zusätzliche Wank- und Nickbewegungen mit den zugehörigen Neigungswinkeln $\varphi(t)$ und $\theta(t)$ ergänzt werden, um die simulierten Fahrzeugrotationen relativ zur virtuellen Straße nachzubilden. Konstruktionsbedingt befindet sich der Drehpunkt dabei stets im Kardangelenk zwischen

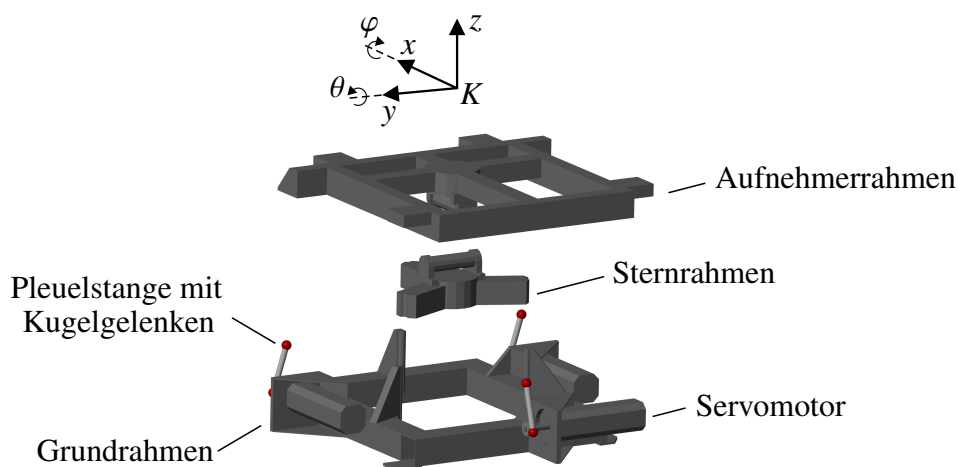


Bild 4-5: Einzelkomponenten des Shakers in der Explosionsdarstellung.

Stern- und Aufnehmerrahmen, also unterhalb des Fahrers im Mockup. Zugleich induzieren derartige Rotationen aber auch eine Orientierungsänderung des körperfesten Fahrerbezugssystems K gegenüber der Orientierung der Bewegungsplattform, wodurch Anteile der Gravitationsbeschleunigung in longitudinaler und lateraler Richtung auf die Insassen des Simulators wirken. Auf diese Weise kann der Shaker zusätzlich zur Bewegungsplattform verwendet werden, um den rotatorischen Arbeitsraum des Bewegungssystems zu erweitern und hiermit die Wirkung der Tilt Coordination Technik zu verstärken.

Folglich lässt sich die Orientierung des Mockups mittels verschiedener Stelleingriffe von Bewegungsplattform und Shaker, bzw. auch durch eine Kombination beider Systeme, beeinflussen. Im Gegensatz zu klassischen Hexapod-basierten Bewegungssystemen besitzt der ATMOS Fahrsimulator daher ein kinematisch redundantes Bewegungssystem, dessen inverse Kinematikgleichungen überbestimmt sind und analytisch nicht eindeutig gelöst werden können [Gat11]. Aus diesem Grund stellt die fahrsituationsabhängige Koordination von Bewegungsplattform und Shaker eine wesentliche Anforderung an die applizierte Motion Cueing Strategie dar, die von klassischen Ansätzen wie dem in Abschnitt 3.1 behandelten CWA nicht erfüllt wird.

4.2.3 Arbeitsraumanalyse

Damit eine realitätsnahe Wiedergabe der simulierten Fahrzeugbewegungen im ATMOS Fahrsimulator sichergestellt werden kann, ist ein tiefgehendes Verständnis des Bewegungssystems unerlässlich. Hierzu zählt auch eine Kenntnis über die Arbeitsraumgrenzen des Simulators, deren Einhaltung im Allgemeinen die größte Herausforderung beim Entwurf eines Motion Cueing Algorithmus darstellt. Diese vom Hersteller des Systems angegebenen technischen Randbedingungen sind in Tabelle 4-1 zusammengefasst.

Tabelle 4-1: Arbeitsraumkennwerte des ATMOS Fahrsimulators gemäß der Herstellerdokumentation („–“: Keine Informationen vorhanden).

	Bewegungsfreiheitsgrad	Position, Orientierung		Geschwindigkeit		Beschleunigung	
		$r_i [m]$	$\beta_i [^\circ]$	$\dot{r}_i [m/s]$	$\dot{\beta}_i [^\circ/s]$	$\ddot{r}_i [m/s^2]$	$\ddot{\beta}_i [^\circ/s^2]$
Bewegungsplattform	Longitudinal	$\pm 0,733$	$\pm 13,5$	$\pm 1,3$	–	$\pm 3,0$	–
	Lateral	$\pm 0,522$	$\pm 10,0$	$\pm 1,0$	–	$\pm 2,2$	–
Shaker	Vertikal	$\pm 0,072$		$\pm 0,6$		$\pm 4,0$	
	Wanken		$\pm 6,0$		± 50		± 360
	Nicken		$\pm 7,0$		± 50		± 360

Im Vergleich zu den im Anhang A1 dokumentierten Simulatoren sticht hier der geringe translatorische Arbeitsraum hervor, der sich besonders im vertikalen Bewegungsfreiheitsgrad niederschlägt. Dabei beziehen sich die Angaben jeweils auf den Mittelpunkt der Bewegungsplattform und den Gelenkpunkt des im Shaker verbauten Kardangelenks. Der Fahrer im Mockup ist jedoch deutlich oberhalb dieser beiden Bezugspunkte positioniert, weshalb sich die aufgeführten longitudinalen und lateralen Kennwerte an seiner Kopfposition nochmals verringern. Eine nähere Erklärung dieses Zusammenhangs liefert der

nachfolgende Abschnitt 4.2.4. Ebenso ist zu beachten, dass eine Auslenkung der Bewegungsplattform aus ihrer Ausgangsposition mit den konstanten Maximalbeschleunigungen von $3,0 \text{ m/s}^2$ bzw. $2,2 \text{ m/s}^2$ nur circa 0,5 Sekunden aufrecht gehalten werden kann. Anschließend muss das System mit den maximalen Beschleunigungsamplituden verzögert werden, um innerhalb der aufgeführten Arbeitsraumgrenzen zum Stillstand zu kommen. Eine vollständige Überblendung dieser Verzögerung mithilfe der Tilt Coordination Technik ist aber aufgrund des verfügbaren rotatorischen Arbeitsraums¹⁴ nicht möglich, sodass für den Fahrer ein unnatürlicher Bewegungseindruck entsteht, der bei sensiblen Probanden leicht Symptome der Simulatorkrankheit hervorrufen kann. Vor diesem Hintergrund wenden alle im Kontext der vorliegenden Arbeit entwickelten Motion Cueing Algorithmen eine arbeitsraumbedingte Limitierung der nachzubildenden Längs- und Querschleunigungen auf 2 m/s^2 zugunsten eines kohärenten Fahreindrucks an.

Zudem geht aus Tabelle 4-1 hervor, dass ein Großteil des rotatorischen Arbeitsraums von der Bewegungsplattform bereitgestellt wird. Für die Umsetzung der Tilt Coordination bedeutet dies, dass niederfrequente Beschleunigungen ohne eine anhaltende Neigung der Bewegungsplattform nur mit geringer Amplitude vom Shaker nachgebildet werden können. Um eine übermäßig starke Skalierung der simulierten Fahrzeugbewegungen zu vermeiden, sind demnach beide Teilsysteme in geeigneter Weise zur Reproduktion der Sustained Cues einzusetzen. Zwar werden in der Herstellerdokumentation keine Angaben zu den mit der Bewegungsplattform umsetzbaren Winkelgeschwindigkeiten und -beschleunigungen gemacht, eine Überschreitung etwaiger Grenzwerte durch unzulässige Stellgrößenvorgaben aus der Tilt Coordination Technik ist im normalen Simulatorbetrieb aber nicht zu erwarten. Wie in Abschnitt 2.2.3 beschrieben, sind die korrespondierenden Änderungsraten zur Einstellung der Neigungswinkel nämlich üblicherweise in ihrer Amplitude begrenzt. Dabei orientiert sich diese Limitierung an den verhältnismäßig niedrigen Schwellwerten der menschlichen Bewegungswahrnehmung, wodurch zugleich auch die Rotationen der Bewegungsplattform stets auf einen konservativen Arbeitsbereich begrenzt werden. Im Gegensatz dazu ist die Wiedergabe hochfrequenter Fahrzeugrotationen mit der Bewegungsplattform aufgrund ihrer großen bewegten Systemmasse ohnehin nicht ratsam und sollte daher vorrangig mit dem deutlich dynamischeren Shaker erfolgen.

Wie eingangs erwähnt, handelt es sich bei den Bezugspunkten der aufgeführten Arbeitsraumkennwerte um den Plattformmittelpunkt und den Drehpunkt des Kardangelenks. Für abweichende Bezugspunkte, wie beispielsweise der Fahrerkopfposition, müssen die in Tabelle 4-1 dokumentierten Leistungsdaten allerdings zunächst aufwendig gemäß den in Abschnitt 2.4 eingeführten Gesetzmäßigkeiten der Starrkörperkinematik umgerechnet werden, was eine Einbindung dieser Größen in den Motion Cueing Algorithmus deutlich erschwert. Jedoch werden die Arbeitsraumkennwerte in erster Linie durch die Leistungsgrenzen der verbauten Antriebe limitiert, welche beim Entwurf des Bewegungssystems speziell dimensioniert wurden, um die dokumentierten Systemanforderungen an den jeweiligen Bezugspunkten zu gewährleisten. Aus diesem Grund sollten zur Planung der Simulatortrajektorie bevorzugt die Leistungsgrenzen der Servomotoren verwendet werden, deren Gültigkeit nicht an einen definierten Bezugspunkt im Simulator gebunden ist.

¹⁴Bei vollständiger Ausnutzung von Bewegungsplattform und Shaker lassen sich Neigungswinkel von $20,5^\circ$ um die Querachse und 16° um die Längsachse einstellen, was einer anteiligen Erdbeschleunigung von $3,4 \text{ m/s}^2$ bzw. $2,7 \text{ m/s}^2$ entspricht.

Entsprechend liefert Tabelle 4-2 eine Übersicht der im Regelalgorithmus zu berücksichtigenden Kennwerte.

Tabelle 4-2: Leistungskennwerte der verbauten Servo-Asynchronmotoren.

	Servomotor	Anzahl	Motorwinkel [rad]	Motorwinkel- geschwindigkeit [rad/s]	Motorwinkel- beschleunigung [rad/s ²]
Bewegungs- plattform	Longitudinal	2	±150	±377	±2180
	Lateral	2	±145	±377	±2270
Shaker	Hinten	1	±87	±283	±3140
	Vorne Links	1	±87	±283	±3140
	Vorne Rechts	1	±87	±283	±3140

Die maximal einstellbaren Motorwinkel leiten sich dabei aus den translatorischen Arbeitsräumen beider Teilbewegungssysteme ab und können durch praktische Versuche am realen System leicht verifiziert werden. Eine Abschätzung der Winkelgeschwindigkeitsgrenzen aller sieben Aktoren liefern hingegen die jeweiligen Nenndrehzahlen gemäß der Herstellerangaben. Diese Grenzwerte sind ebenso in die unterlagerten Winkelregelungen auf den Frequenzumrichtern integriert und sollten daher durch die Positionsvorgaben des Motion Cueing Algorithmus nicht überschritten werden, da die geplante Bewegungstrajektorie andernfalls nicht vom Simulator umgesetzt werden kann. Ergänzend dazu müssen auch die von den Aktoren realisierbaren Winkelbeschleunigungen beachtet werden. Limitierende Größen sind hier die maximalen Stellströme, welche von den Frequenzumrichtern ausgegeben werden können, ohne eine Beschädigung der Servomotoren zu verursachen. Abhängig von den jeweiligen Stromgrenzen stellen die Antriebe dann ein maximales Drehmoment, das eine Winkelbeschleunigung der Motorausgangswellen bewirkt. Die Quantifizierung der in Tabelle 4-2 aufgeführten Beschleunigungskennwerte erfolgte im Rahmen dieser Arbeit anhand gemessener Sprungantworten des Bewegungssystems in den drei translatorischen Freiheitsgraden.

Zusätzlich zur vorangegangenen Beschreibung der absoluten Systemgrenzen soll im Folgenden eine tiefergehende Analyse des Arbeitsraums von Bewegungsplattform und Shaker erfolgen. Hierdurch werden wesentliche kinematische Zusammenhänge des Bewegungssystems verdeutlicht, die es beim Entwurf einer Regelstrategie für diesen besonderen Simulatortyp zu beachten gilt.

Bewegungsplattform

Die Bewegungsplattform kann mithilfe von jeweils zwei Servoantrieben in longitudinaler und lateraler Richtung verfahren werden. Anders als bei klassischen Hexapod-basierten Bewegungssystemen lassen sich diese Bewegungen infolge der zugrunde liegenden Systemkinematik aber nicht frei im Raum durchführen. Bild 4-6 veranschaulicht diesen Zusammenhang am Beispiel einer lateralen Auslenkung der Bewegungsplattform aus ihrer Ausgangsposition. Hier ist deutlich zu erkennen, dass der Plattformmittelpunkt beim

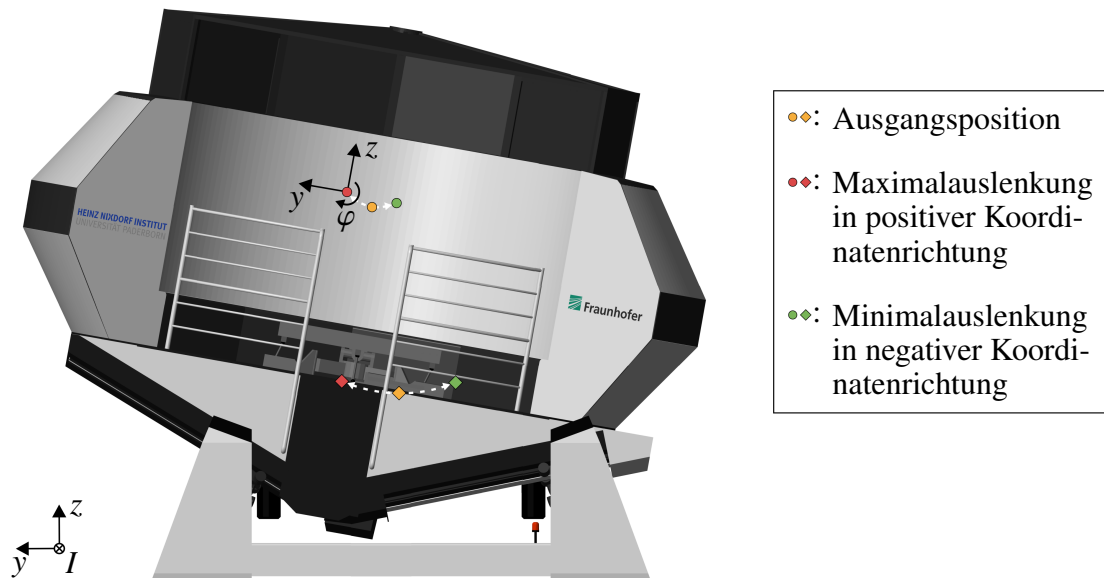


Bild 4-6: Kinematik des Plattformmittelpunkts ($\diamond$) und der Fahrerkopfposition ($\circ$) bei lateraler Auslenkung der Bewegungsplattform.

Verfahren in positiver und negativer Koordinatenrichtung entlang einer gekrümmten Bahnkurve im Raum geführt wird, wobei sich die abgebildete Rotation um die Längsachse mit dem Wankwinkel $\varphi(t)$ einstellt. Gleichzeitig verursacht aber jede Querauslenkung auch eine erzwungene Hubbewegung der Plattformmitte, sodass neben einer Kopplung von translatorischen und rotatorischen Freiheitsgraden des Systems ebenso Wechselwirkungen zwischen lateralen und vertikalen Motion Cues zu berücksichtigen sind. Ohne eine zusätzliche Ansteuerung des Shakers resultiert hieraus die ebenfalls in Bild 4-6 dargestellte Bewegungstrajektorie an der Kopfposition des Fahrers, welcher typischerweise in der linken Fahrzeughälfte des Mockups sitzt und deshalb nicht zentral über dem Mittelpunkt der Bewegungsplattform angeordnet ist. Zum Ausgleich wurde auch der Shaker exzentrisch auf der Bewegungsplattform montiert, je nach Geometrie des Mockups ergibt sich aber dennoch ein seitlicher Versatz gegenüber der Plattformmitte. Dieser bewirkt, dass die vom Fahrer zurückgelegte Bahnkurve asymmetrisch zu seiner Ausgangsposition verläuft und die Amplitude der gekoppelten Vertikalbewegung eine Richtungsabhängigkeit aufweist. Dabei verursachen Lateralbewegungen in positiver Koordinatenrichtung allgemein größere Hübe als in negativer Richtung der eingeführten Bezugssysteme. Somit entstehen bei der Ansteuerung der Bewegungsplattform stets auch unerwünschte Kopplungseffekte, die abhängig von den zugehörigen Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsamplituden vom Fahrer im Simulator detektiert und als störend empfunden werden können. Ein für den Regelungstechniker naheliegender Ansatz ist daher die Entkopplung der Bewegungsfreiheitsgrade durch ein kompensierendes Ansteuern des Shakers. Wie jedoch an späterer Stelle gezeigt wird, ist dieses Vorgehen nur in einem sehr kleinen Arbeitsbereich möglich und würde darüber hinaus alle weiteren Freiheitsgrade des Shakers erheblich einschränken.

Die zusätzliche Überlagerung der lateralen Auslenkungen mit longitudinalen Bewegungen führt schließlich auf die in den Bildern 4-7 und 4-8 dargestellten translatorischen Arbeitsräume der Plattformmitte und Fahrerkopfposition. Hier zeigt sich, dass auch das longitudinale Verfahren der Bewegungsplattform aus ihrer Ausgangsposition eine gekoppelte Vertikalbewegung des Mittelpunkts zur Folge hat. Im Gegensatz zum lateralen

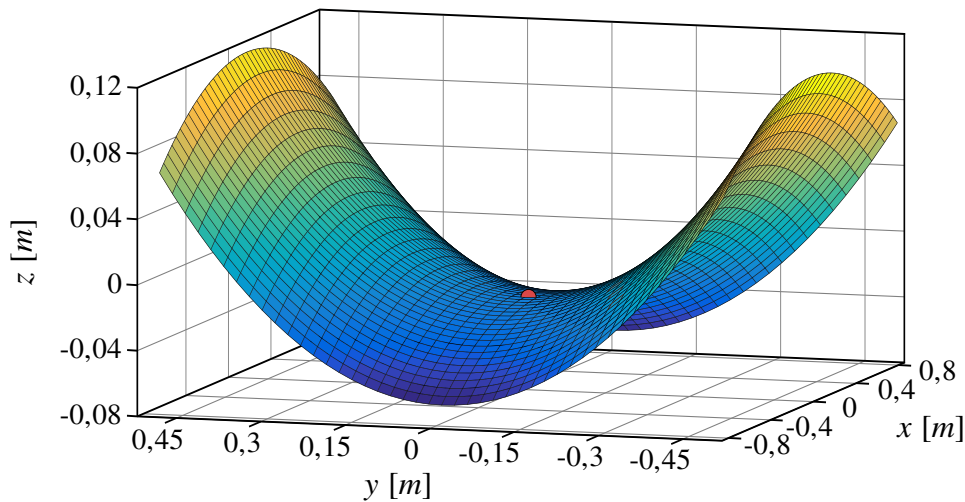


Bild 4-7: Translatorischer Arbeitsraum des Plattformmittelpunkts (●: Ausgangsposition).

Freiheitsgrad bewirken longitudinale Auslenkungen jedoch ein Absenken der Plattformmitte, wodurch eine doppelt gekrümmte Fläche mit der charakteristischen Form eines hyperbolischen Paraboloids entsteht. Dabei stimmen die Arbeitsraumgrenzen bei rein longitudinaler und lateraler Bewegung mit den Herstellerangaben aus Tabelle 4-1 überein.

Für die Erzeugung eines realitätsnahen Bewegungseindrucks ist allerdings die Kenntnis der Arbeitsraumgrenzen und Systemkinematik an der Kopfposition des Fahrers von weitaus größerem Interesse. Wie zuvor erwähnt, liefert die Herstellerdokumentation diesbezüglich keine Informationen, weshalb in der vorliegenden Arbeit eine tiefergehende Analyse der kinematischen Zusammenhänge durchgeführt wurde. Das Ergebnis dieser Untersuchung zeigt Bild 4-8. Es wird deutlich, dass die Fahrerkopfposition beim Ansteuern der Bewegungsplattform ebenfalls entlang einer antiklastisch gekrümmten Sattelfläche im Raum geführt wird. Im Vergleich zur Plattformmitte sind die maximal realisierbaren Längs- und Querauslenkungen aber wesentlich kleiner, was auf den geringeren Abstand des Fahrers zum Drehpunkt der Bewegungsplattform zurückgeführt werden kann (siehe hierzu auch Bild 3-6). Dieser Drehpunkt, welcher in der Starrkörpermechanik auch als *Momentanpol*

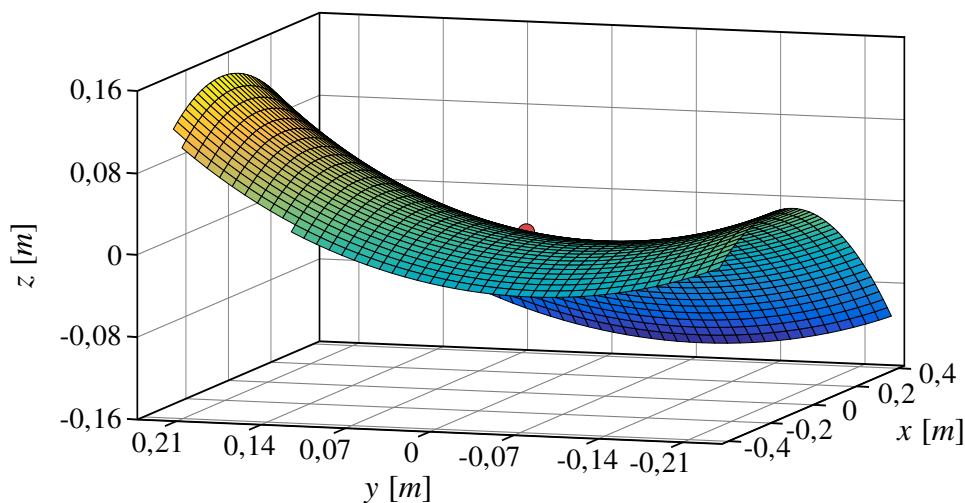


Bild 4-8: Translatorischer Arbeitsraum des Fahrerkopfes (●: Ausgangsposition).

bezeichnet wird, befindet sich im Fall der Bewegungsplattform oberhalb des Mockups und wandert beim Verfahren des Systems ebenfalls entlang einer definierten Kurve im Raum, der sogenannten *Gangpolbahn* [Ell19]. Die Lage der Momentanpole sowie die hieraus resultierende Gangpolbahn wurde anhand des erstellten Mehrkörpermodells untersucht, worauf jedoch an dieser Stelle nicht im Detail eingegangen werden soll. Da der Fahrer aufgrund seiner Sitzposition im Mockup sowohl einen Längs- als auch einen Querversatz gegenüber dem Plattformmittelpunkt aufweist, wirken sich die Effekte der gekoppelten Bewegungsfreiheitsgrade zudem richtungsabhängig aus. So bewirken Auslenkungen der Bewegungsplattform in den positiven Koordinatenrichtungen ein stärkeres Anheben bzw. Absenken der Kopfposition als in den Richtungen der negativen Koordinatenachsen und es resultiert ein bezüglich der Ausgangsposition asymmetrischer Paraboloid.

Shaker

Ergänzend zur vorangegangenen Analyse der Bewegungsplattform liefert auch eine vertiefte Betrachtung der Abhängigkeiten zwischen den Hub-, Wank- und Nickbewegungen des Shakers wichtige Erkenntnisse für die Reproduktion der vestibulären Motion Cues mit dem ATMOS Fahrsimulator. Limitierende Größen des Arbeitsraums sind dabei die oberen und unteren Totpunkte der verbauten Kurbeltriebe, an denen jeweils eine maximale bzw. minimale Auslenkung der Gelenkpunkte am Aufnehmerrahmen erreicht wird. Abhängig von der Geometrie des Aufnehmerrahmens stellen sich dann die Arbeitsraumgrenzen in den drei Bewegungsfreiheitsgraden des Shakers ein.

Zum besseren Verständnis der zugrunde liegenden Zusammenhänge ist in Bild 4-9 der Vertikalhub $z(t)$ des Aufnehmerrahmens separat über dem Wankwinkel $\varphi(t)$ und dem Nickwinkel $\theta(t)$ aufgetragen. Eine ganzheitliche Betrachtung aller drei Systemfreiheitsgrade erfolgt im Anschluss. In Übereinstimmung mit den Arbeitsraumkennwerten aus Tabelle 4-1 lassen sich demnach maximale Hubamplituden von 72 Millimetern mit dem Shaker realisieren. Hierzu müssen die Getriebeausgangswellen des hinteren und der beiden vorderen Servomotoren gleichsinnig um $\pm 90^\circ$ gegenüber ihrer Ausgangswinkellage verfahren

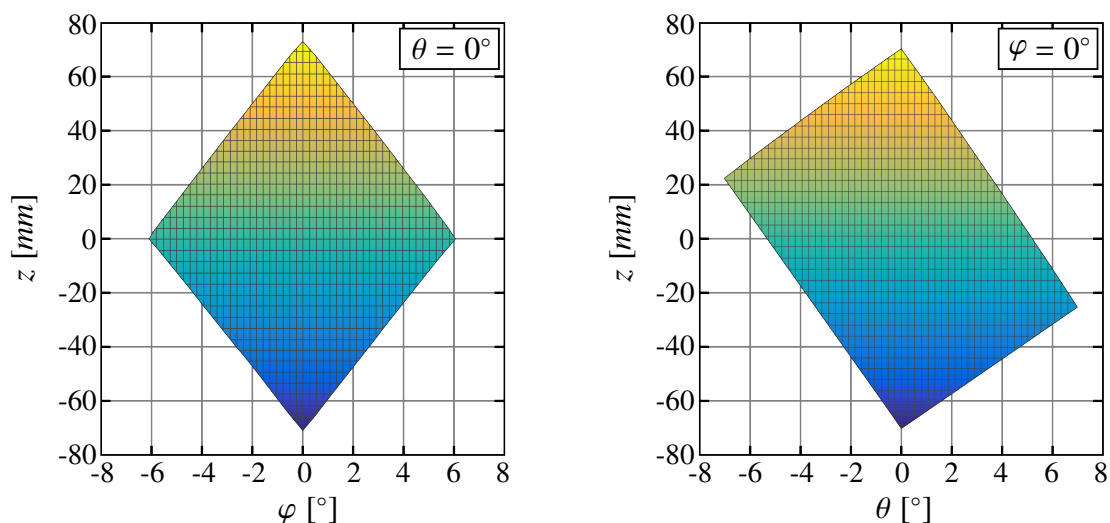


Bild 4-9: Vertikalhub des Shakers bei überlagerter Wank- und Nickbewegung.

ren werden, sodass sich alle Kurbeltriebe in ihrem oberen oder unteren Totpunkt befinden. Folglich ist eine zusätzliche Rotationsbewegung des Shakers dann nicht mehr möglich. Im Gegensatz dazu erfordern die maximalen Wankwinkel von $\pm 6,05^\circ$ ein gegensinniges Verfahren des vorderen rechten und linken Aktors, bis diese ihren oberen und unteren Totpunkt erreicht haben. In diesem Fall lassen sich die Gelenkpunkte am Aufnehmerrahmen nicht weiter anheben oder absenken, weshalb der Vertikalhub $z(t)$ hier einen konstanten Wert von Null aufweist. Es resultiert die dargestellte rautenförmige Arbeitsfläche, innerhalb derer beliebige Kombinationen von Hub- und Wankbewegungen vom Shaker realisiert werden können. Gleichzeitig geht aber auch hervor, dass sich die Vorgabe eines definierten Wankwinkels, wie beispielsweise zur Nachbildung anhaltender Querbeschleunigungen mit der Tilt Coordination Technik, direkt auf den umsetzbaren Hub auswirkt.

Vergleichbare Abhängigkeiten existieren auch zwischen dem Vertikal- und Nickfreiheitsgrad des Systems. Anders als beim Wankwinkel weist die Arbeitsfläche hier jedoch die Form eines Parallelogramms auf, was mit einer zusätzlichen Kopplung zwischen den Hub- und Nickbewegungen erklärt werden kann. Zur Interpretation dieses Zusammenhangs sei erwähnt, dass Nickwinkel am Shaker durch ein gegensinniges Ansteuern der vorderen beiden und des hinteren Servomotors eingestellt werden. Dabei besitzt der hintere Aktor einen deutlich größeren Abstand zum Drehpunkt im Kardangelenk, sodass aus geometrischen Gründen auch stets ein größerer Hub am hinteren Kurbeltrieb benötigt wird, um einen definierten Nickwinkel $\theta(t)$ zu realisieren. Bei einer Winkellage von ca. $\pm 5,2^\circ$ erreicht der hintere Kurbeltrieb schließlich seinen oberen bzw. unteren Totpunkt. Zwar kann die Nickbewegung durch ein weiteres Verfahren der vorderen Aktoren bis zu deren jeweiligen Totpunkten fortgesetzt werden, jedoch erzwingt dieses zugleich eine Vertikalbewegung des Aufnehmerrahmens und somit auch des Fahrers im Mockup. Wie aus Bild 4-9 hervorgeht, lassen sich die vom Hersteller dokumentierten Maximalwinkel von $\theta = \pm 7^\circ$ folglich nur mit einer gekoppelten Hubbewegung von -26 mm bzw. $+23\text{ mm}$ realisieren, was einem beträchtlichen Anteil des Gesamthubs entspricht.

Unter Berücksichtigung der zuvor diskutierten Zusammenhänge führt die Überlagerung der Teilansichten aus Bild 4-9 schließlich auf den in Bild 4-10 dargestellten Arbeitsraum des Shakers. Bei diesem handelt es sich um einen geneigten Volumenkörper, der die Wechselwirkungen zwischen allen drei Bewegungsfreiheitsgraden abbildet. Die in Tabelle 4-1

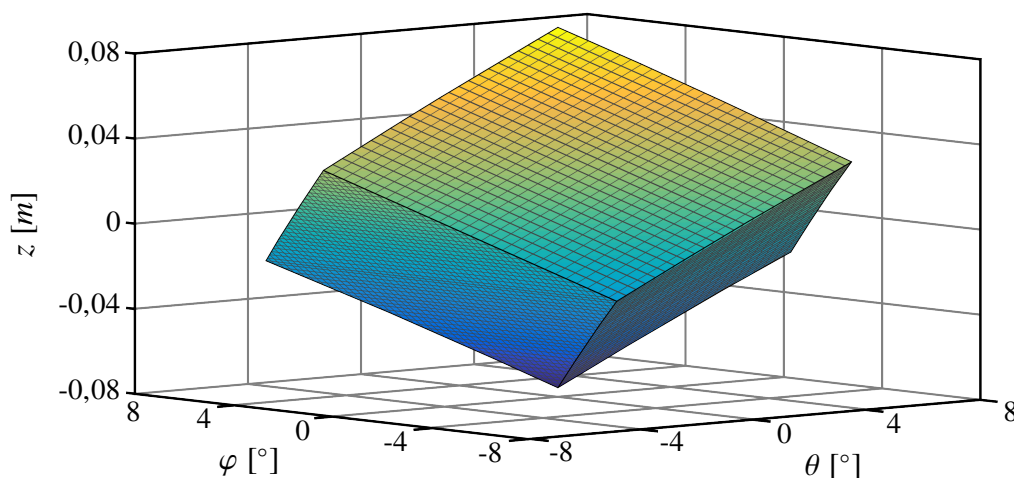


Bild 4-10: Resultierender Arbeitsraum des Shakers.

aufgeführten Maximalamplituden der Hub-, Wank- und Nickbewegungen lassen sich dabei nur dann realisieren, wenn das System in den jeweils anderen beiden Freiheitsgraden nicht zusätzlich angeregt wird. Somit liegen auch beim Shaker relevante Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Systemfreiheitsgraden vor. Diese gilt es zusammen mit den kinematischen Eigenschaften der Bewegungsplattform beim Entwurf und der Auslegung eines Motion Cueing Algorithmus für das Gesamtsystem zu berücksichtigen, um eine gewünschte Regelgüte gewährleisten zu können.

4.2.4 Kopplungseffekte

Bei gemeinsamer Nutzung der Bewegungsplattform und des Shakers verfügt das hybridkinematische Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators über insgesamt fünf Freiheitsgrade. Diese lassen sich durch eine kompensierende Ansteuerung der beiden Teilbewegungssysteme jedoch nur in einem sehr kleinen Bereich des Arbeitsraums vollständig entkoppeln, weshalb die Regelung des Gesamtsystems im regulären Simulatorbetrieb eine nicht triviale Aufgabe darstellt. Daher sollen im vorliegenden Abschnitt die konstruktionsbedingten Kopplungseffekte des Simulators sowie deren Auswirkungen auf die Bewegungswahrnehmung des Fahrers beispielhaft erläutert werden, um ein tieferes Verständnis für die Methoden und Techniken der in dieser Arbeit vorgestellten neuen Regelungsansätze zu vermitteln.

Hierzu zeigt Bild 4-11 die mit dem Classical Washout Algorithmus erzeugte Systemantwort¹⁵ auf ein Beschleunigungsmanöver in longitudinaler Richtung. Die als Rechteckfunktion idealisierte Eingangsgröße und die vom CWA nachgebildete spezifische Längsbeschleunigung ${}_K a_{MC,x}(t)$ entsprechen dabei den Signalverläufen aus Bild 3-4, mussten aber auf den kleinen Arbeitsraum des Shakers herunterskaliert werden. Wie in Abschnitt 3.1 aufgezeigt, ergibt sich die spezifische Beschleunigung ${}_K a_{MC,x}(t)$ aus einer Überlagerung der translatorischen Simulatorbewegung mit der korrespondierenden Position ${}_I r_{Sim,x}(t)$ und der anteiligen Erdbeschleunigung, welche durch den Nickwinkel ${}_I \theta_{Sim}(t)$ in das Bezugssystem des Fahrers transformiert wird. Sofern diese Positions- und Orientierungsvorgaben von den unterlagert geregelten Aktoren vollständig umgesetzt werden können, stellt sich bei Bewegungssystemen mit unabhängigen Freiheitsgraden dann auch die vorgesehene Beschleunigung ${}_K a_{MC,x}(t)$ an der Kopfposition des Fahrers ein. Im Gegensatz dazu bewirkt jede Translation der Bewegungsplattform am ATMOS Fahrsimulator jedoch eine gekoppelte Rotation des Fahrers, wodurch die zugehörige spezifische Beschleunigung ${}_K a_{Bwp,x}(t)$ von der gefilterten Beschleunigung ${}_K a_{Wo,x}(t)$ (siehe Bild 3-4) aus dem Motion Cueing Algorithmus abweicht, obwohl die Position ${}_I r_{Bwp,x}(t)$ der Bewegungsplattform den Vorgaben des CWA entspricht. Zusätzlich werden die von der Tilt Coordination Technik bestimmten Nickwinkelvorgaben vom Shaker umgesetzt. Dabei sind keine nennenswerten Abweichungen zwischen den Sollwinkeln ${}_I \theta_{Sim}(t)$ und den am Modell eingestellten Nickwinkeln ${}_I \theta_{Sh}(t)$ zu verzeichnen, was im Übrigen die Korrektheit der inversen Kinematikgleichungen des Shakers belegt. Es fällt aber auf, dass die einsetzenden Rotationsbewegungen des Shakers erhebliche Längsbeschleunigungsamplituden an der Fahrerkopfposition induzieren. Diese

¹⁵Hierbei handelt es sich um simulierte Größen, die mit dem Mehrkörpermodell des Simulators generiert wurden. Auf diese Weise lassen sich die jeweiligen Effekte beider Teilbewegungssysteme leichter hervorheben, da die verbaute Sensorik am realen System stets auch Komponenten der Erdbeschleunigung erfasst.

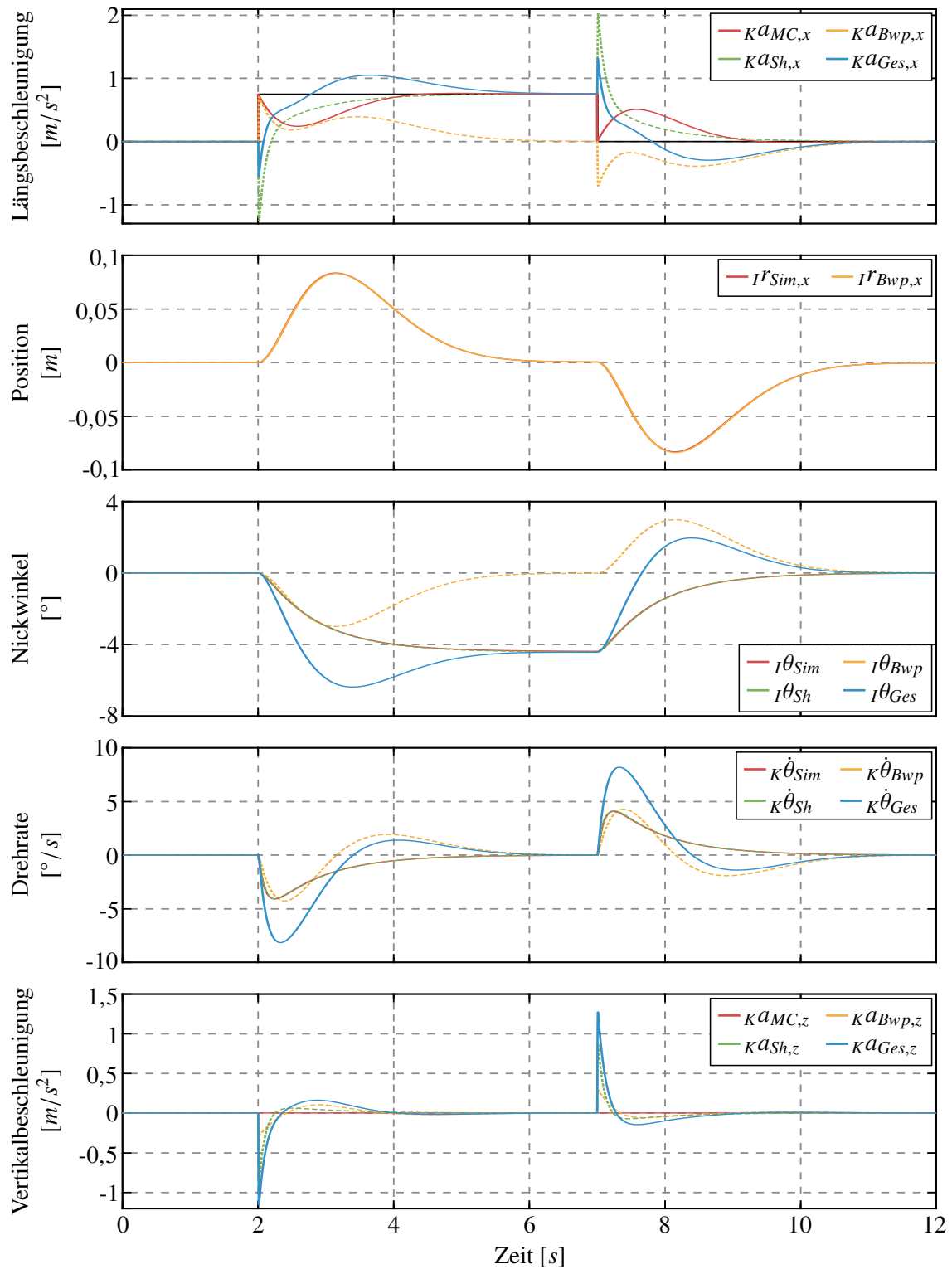


Bild 4-11: Kopplungseffekte des Bewegungssystems an der Fahrerkopfposition.

wirken zudem entgegen der vom Fahrer erwarteten Richtung und erzeugen somit falsche Motion Cues, welche das Immersionsgefühl im Simulator maßgeblich stören. Die Ursache hierfür ist mit der Drehpunktlage des Shakers zu erklären, die sich im Kardangeln unterhalb des Fahrers befindet und gemäß des Zusammenhangs aus Gleichung (2-24) zwangsläufig eine Tangentialbeschleunigung an abweichenden Bezugspunkten, wie et-

wa der Kopfposition, hervorruft. Die Summation der Längsbeschleunigungsanteile von Bewegungsplattform und Shaker führt schließlich auf die vom Fahrer wahrnehmbare spezifische Gesamtbeschleunigung ${}_K a_{Ges,x}(t)$, welche qualitativ und auch quantitativ signifikant von der Referenz ${}_K a_{MC,x}(t)$ aus dem CWA abweicht. Darüber hinaus verursacht die erzwungene Rotation der Bewegungsplattform um den Nickwinkel ${}_I \theta_{Bwp}(t)$ unerwünschte Bewegungshinweise in Form der zugehörigen Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \dot{\theta}_{Bwp}(t)$, die in der klassischen Algorithmusstruktur nach Bild 3-1 nicht berücksichtigt werden. Infolgedessen kann es trotz Anwendung einer Drehratenbegrenzung im Pfad der Tilt Coordination vorkommen, dass eine Gesamtwinkelgeschwindigkeit ${}_K \dot{\theta}_{Ges}(t)$ oberhalb der in Tabelle 2-5 dokumentierten Wahrnehmungsschwellen erzeugt wird, die der Fahrer dann mithilfe der Bogengangsorgane detektiert.

Neben den beschriebenen Kopplungseffekten zwischen den translatorischen und rotatorischen Simulatorbewegungen veranschaulicht Bild 4-11 ebenso die bauartbedingten Wechselwirkungen mit dem vertikalen Bewegungsfreiheitsgrad. Sowohl das Verfahren der Bewegungsplattform als auch die Rotation des Shakers bewirken hier ein Absenken und Anheben des Fahrers im Mockup. Dabei besitzen die Teilbeschleunigungen ${}_K a_{Bwp,z}(t)$ und ${}_K a_{Sh,z}(t)$ identische Vorzeichen, sodass sich die hervorgerufenen Beschleunigungsfehler jeweils in der Gesamtvertikalbeschleunigung ${}_K a_{Ges,z}(t)$ verstärken und die Schwellwerte der menschlichen Bewegungswahrnehmung leicht überschreiten. Hierdurch erhält der Fahrer eine in der aktuellen Fahrsituation inkohärente Bewegungsrückmeldung, mit der kein realitätsnahes Fahrgefühl zu erwarten ist.

Anhand dieses vereinfachten Beispiels kann bereits verdeutlicht werden, dass eine Berücksichtigung der von der spezifischen Simulatorkinematik verursachten Kopplungseffekte unumgänglich ist, um eine gewünschte Qualität der interaktiven Fahrsimulation zu gewährleisten. Für die im vorangegangenen Kapitel 3 behandelten Regelungskonzepte bedeutet dies, dass ihre grundlegende Anforderung an voneinander unabhängige Freiheitsgrade nicht auf das hybridkinematische Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators übertragbar ist. Als direkte Konsequenz können diese Ansätze gar nicht oder nur mit erheblichen Einschränkungen hinsichtlich der erzielbaren Regelgüte angewendet werden, woraus sich die Notwendigkeit nach geeigneten neuen Motion Cueing Strategien ergibt. Eine gemeinsame Grundlage der entwickelten Verfahren ist dabei die Integration von zusätzlichem Modellwissen in den Regelalgorithmus, was eine detaillierte Modellierung der relevanten Systemeigenschaften erfordert.

4.3 Modellbildung

Aufbauend auf den im Grundlagenkapitel 2 eingeführten Zusammenhängen und Gesetzmäßigkeiten sind die nachfolgenden Abschnitte der mathematischen Modellierung des dynamischen Systemverhaltens gewidmet. Das hieraus resultierende Ersatzmodell des Bewegungssystems bildet schließlich die Basis der modellbasierten Reglersynthese in den Kapiteln 5 und 6.

4.3.1 Modellierung der Aktordynamik

An vorheriger Stelle wurde bereits diskutiert, dass die Amplitude und Bandbreite der mit dem Bewegungssystem darstellbaren Motion Cues vorrangig durch die Leistungsgrenzen der verbauten Aktoren limitiert wird. Daher ist eine mathematische Beschreibung des zugrunde liegenden Übertragungsverhaltens zwingend notwendig, um eine gewünschte Modellgenauigkeit zu gewährleisten. Darüber hinaus lässt sich durch eine Berücksichtigung der Aktordynamik im Motion Cueing Algorithmus sicherstellen, dass die geplante Bewegungstrajektorie auch stets vom Simulator umgesetzt werden kann.

Im Fall des ATMOS Fahrsimulators erfolgt die Aktuierung des Bewegungssystems mittels sieben Servo-Asynchronmotoren, von denen jeweils zwei die Bewegungsplattform in longitudinaler sowie lateraler Richtung verfahren und drei weitere zur Ansteuerung des Shakers vorgesehen sind. Jeder dieser Antriebe wird gemäß der allgemeinen Signalstruktur aus Bild 4-2 auf dem zugehörigen Frequenzumrichter des Herstellers LTi DRIVES winkelgeregelt, sodass die Positionsvorgaben aus dem MCA innerhalb der Motorleistungsgrenzen eingehalten werden. Eine vereinfachte Darstellung der unterlagerten Aktorregelungen zeigt Bild 4-12. Die Winkelregelungen sind hier als Kaskadenregelungen ausgeführt, die ein gewünschtes Führungsverhalten der Motorwinkel $\psi(t)$ bezüglich der Sollwinkel $\psi_{Soll}(t)$ einstellen. Bei den inneren Regelkaskaden handelt es sich jeweils um nichtlineare Geschwindigkeits- und Feldregelungen sowie Strom- und Drehmomentregelungen, in welche auch die in Tabelle 4-2 dokumentierten Leistungskennwerte jedes Servomotors eingehen. Dazu werden neben den aktuellen Winkellagen weitere messbare Zustandsgrößen der Antriebe, wie beispielsweise die Drehzahlen, Ströme und Temperaturen, zurückgeführt und hieraus eine pulsweitenmodulierte Stellspannung zur Regelung der Aktoren ermittelt.

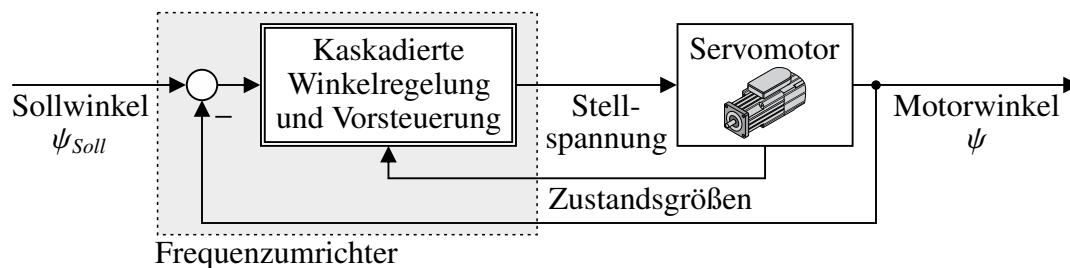


Bild 4-12: Schematischer Signalfluss der unterlagerten Aktorregelung.

Lineares Zustandsraummodell der geregelten Aktoren

Ein wesentlicher Faktor bei der Beschreibung des Übertragungsverhaltens der geregelten Servomotoren ist die Wahl einer angemessenen Modellierungstiefe. Diese orientiert sich im Allgemeinen an den zuvor definierten Modellierungszielen und reicht von der Nachbildung einer idealen Systemfunktion bis hin zur detaillierten Modellierung aller physikalischen Effekte. Letztere weisen zwar die höchste Komplexität auf, müssen hierdurch aber nicht zwangsläufig auch den Erfüllungsgrad der Modellierungsziele steigern [Loc20]. Das in dieser Arbeit vorrangige Ziel der Modellbildung ist eine hinreichend genaue Abbildung des

Übertragungsverhaltens der winkelgeregelten Servomotoren nach Bild 4-12. Gleichzeitig sollen sich die erstellten Modelle aber auch direkt in den Motion Cueing Algorithmus integrieren lassen, um das erlangte Modellwissen in der Ansteuerung des Bewegungssystems nutzen zu können. Mit Blick auf die Echtzeitfähigkeit des ohnehin sehr rechenintensiven modellprädiktiven Regelungskonzepts werden daher besondere Anforderungen an den Rechenaufwand der Aktormodelle gestellt.

Unter diesen Aspekten erscheint eine detaillierte physikalische Modellierung aller sieben Servomotoren einschließlich ihrer kaskadierten Winkelregelungen ebenso wenig zielführend, wie die Annahme einer idealisierten Systemdynamik durch ein Proportionalglied (P-Glied) mit konstanter Verstärkung von Eins. Deshalb wird das Ein-/Ausgangsverhalten jedes geregelten Aktors im Rahmen der vorliegenden Arbeit durch ein lineares zeitinvariantes (LZI) Verzögerungsglied dritter Ordnung mit der gewöhnlichen Differentialgleichung

$$\ddot{y}(t) + a_2 \cdot \dot{y}(t) + a_1 \cdot y(t) = b_0 \cdot u(t) \quad \text{mit } a_i, b_i > 0 \quad (4-1)$$

angenähert, um einen annehmbaren Kompromiss aus Modellgenauigkeit und -komplexität zu erzielen. Der Systemeingang $u(t)$ entspricht hier der Sollwinkelvorgabe $\psi_{\text{Soll}}(t)$ aus dem MCA, während der messbare Motorwinkel $\psi(t)$ die Ausgangsgröße $y(t)$ des Modells darstellt. Durch Anwendung der Differentiationsregel der Laplace-Transformation auf Gleichung (4-1) erhält man dann die komplexe Übertragungsfunktion

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{\Psi(s)}{\Psi_{\text{Soll}}(s)} = \frac{b_0}{s^3 + a_2 \cdot s^2 + a_1 \cdot s + a_0} \quad (4-2)$$

im Bildbereich. Dabei liegt einer abstrakten Systembeschreibung durch ein rationales Übertragungsglied jedoch die wesentliche Modellannahme zugrunde, dass die Motorwinkel tatsächlich den Sollvorgaben folgen und lediglich verstärkt und phasenverschoben an den realen Antrieben eingestellt werden. Dieses zu gewährleisten ist aber genau die Aufgabe der unterlagerten Winkelregelung, weshalb die Forderung innerhalb der Leistungsgrenzen der Servomotoren jederzeit erfüllt wird¹⁶. Durch Einführen der Zustandsvariablen $x(t)$ gemäß

$$x_1 = y, \quad x_2 = \dot{y}, \quad x_3 = \ddot{y}$$

ergibt sich pro geregeltem Aktor ein Zustandsvektor $x(t)$ der Dimension drei. Dieser beinhaltet die Ausgangsgröße $y(t)$ sowie deren erste und zweite zeitliche Ableitung $\dot{y}(t)$ bzw. $\ddot{y}(t)$, also gerade den jeweiligen Motorwinkel und die zugehörige Winkelgeschwindigkeit und -beschleunigung:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} y & \dot{y} & \ddot{y} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi & \dot{\psi} & \ddot{\psi} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3$$

Aus Gleichung (4-1) lässt sich dann direkt die korrespondierende Systembeschreibung im Zustandsraum als

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} \cdot u, \\ y &= \mathbf{c} \cdot \mathbf{x} \end{aligned}$$

¹⁶Die Einhaltung der Motorleistungsgrenzen ist im regulären Simulatorbetrieb wiederum durch den MCA bzw. dessen Parametrierung sicherzustellen, da die Vorgabe einer vom Bewegungssystem nicht realisierbaren Trajektorie ohnehin nicht zweckmäßig wäre.

mit den Eingangs- und Ausgangsvektoren

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & b_0 \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}, \quad \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{1 \times 3}, \quad (4-3)$$

sowie der Dynamikmatrix

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \quad (4-4)$$

herleiten. Analog zur Übertragungsfunktion (4-2) bildet die Sollwinkelvorgabe $\psi_{Soll}(t)$ aus dem Motion Cueing Algorithmus dabei die skalare Eingangsgröße $u(t)$, sodass ein SISO-System (engl. Single Input Single Output) in Regelungsnormalform vorliegt [Föl13]. Wird dieses Vorgehen für alle Servomotoren des Bewegungssystems durchgeführt, ergeben sich somit sieben Partialmodelle mit insgesamt 21 Zustandsgrößen.

Wie bereits an vorheriger Stelle beschrieben, werden die beiden Antriebe im longitudinalen und lateralen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform jeweils simultan verfahren, um ein mechanisches Verspannen der Kreuzfahrwerke zu vermeiden. Es ist daher naheliegend, diese redundanten Motoren bei der Modellierung zu je einem Aktor pro translatorischem Bewegungsfreiheitsgrad zusammenzufassen, was eine Reduktion der Modellordnung um sechs Zustände bewirkt. Zudem sind die Winkelregelungen auf den Frequenzumrichtern straff ausgelegt und können dementsprechend als vollständig entkoppelt angesehen werden. Mit diesen Modellvereinfachungen wird das Übertragungsverhalten der geregelten Aktoren der Bewegungsplattform nun in der Zustandsraumbeschreibung

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_x \\ \dot{\mathbf{x}}_y \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{A}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_y \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}_{Bwp}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_x \\ \mathbf{x}_y \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{b}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{b}_y \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}_{Bwp}} \cdot \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} y_x \\ y_y \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{c}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{c}_y \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}_{Bwp}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_x \\ \mathbf{x}_y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4-5)$$

dargestellt. Die darin aufgeführten Blockdiagonalmatrizen $\mathbf{A}_{Bwp}$, $\mathbf{B}_{Bwp}$ und $\mathbf{C}_{Bwp}$ enthalten die Systemmatrizen und -vektoren beider PT3-Glieder des Längs- und Querantriebs auf ihren Hauptdiagonalen, welche jeweils nach den Gleichungen (4-3) und (4-4) gebildet werden. Folglich sind die Zustands-, Eingangs- und Ausgangsgrößen ebenfalls in gemeinsamen Vektoren zusammengefasst:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{Bwp} &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}_x^T & \mathbf{x}_y^T \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi_x & \dot{\psi}_x & \ddot{\psi}_x & \psi_y & \dot{\psi}_y & \ddot{\psi}_y \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^6 \\ \mathbf{u}_{Bwp} &= \begin{bmatrix} u_x & u_y \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi_{Soll,x} & \psi_{Soll,y} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^2 \\ \mathbf{y}_{Bwp} &= \begin{bmatrix} y_x & y_y \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi_x & \psi_y \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^2 \end{aligned}$$

Analog zur Zustandsraumbeschreibung (4-5) lässt sich dann auch das dynamische Verhalten der drei am Shaker verbauten Servomotoren (hinten, vorne links und vorne rechts) zu

den folgenden Zustandsgleichungen zusammenführen:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_h \\ \dot{\mathbf{x}}_l \\ \dot{\mathbf{x}}_r \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{A}_h & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_l & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{A}_r \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}_{Sh}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_h \\ \mathbf{x}_l \\ \mathbf{x}_r \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{b}_h & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{b}_l & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{b}_r \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}_{Sh}} \cdot \begin{bmatrix} u_h \\ u_l \\ u_r \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} y_h \\ y_l \\ y_r \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{c}_h & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{c}_l & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{c}_r \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}_{Sh}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_h \\ \mathbf{x}_l \\ \mathbf{x}_r \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4-6)$$

Hier bilden die Sollwinkel jedes geregelten Aktors sowie die an den jeweiligen Motorwellen eingestellten Winkellagen erneut die Eingangs- und Ausgangsgrößen

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{Sh} &= \begin{bmatrix} u_h & u_l & u_r \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi_{Soll,h} & \psi_{Soll,l} & \psi_{Soll,r} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3 \\ \mathbf{y}_{Sh} &= \begin{bmatrix} y_h & y_l & y_r \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi_h & \psi_l & \psi_r \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3 \end{aligned}$$

des Systems. Ergo formen die Motorwinkel, sowie deren Geschwindigkeits- und Beschleunigungsgrößen die Elemente des zugehörigen Zustandsvektors:

$$\mathbf{x}_{Sh} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_h^T & \mathbf{x}_l^T & \mathbf{x}_r^T \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \psi_h & \dot{\psi}_h & \ddot{\psi}_h & \psi_l & \dot{\psi}_l & \ddot{\psi}_l & \psi_r & \dot{\psi}_r & \ddot{\psi}_r \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^9$$

Aus der Vereinigung beider Teilmodelle nach den Gleichungen (4-5) und (4-6) ergibt sich schließlich die resultierende Zustandsraumbeschreibung aller geregelten Servomotoren des Bewegungssystems zu

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_{Bwp} \\ \dot{\mathbf{x}}_{Sh} \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{Bwp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{Sh} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Bwp} \\ \mathbf{x}_{Sh} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{B}_{Bwp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B}_{Sh} \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{Bwp} \\ \mathbf{u}_{Sh} \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{Bwp} \\ \mathbf{y}_{Sh} \end{bmatrix} &= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{C}_{Bwp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_{Sh} \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Bwp} \\ \mathbf{x}_{Sh} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (4-7)$$

Dabei handelt es sich um ein dynamisches System 15. Ordnung ohne Durchgriff, sodass die im Eingangsvektor

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{Bwp}^T & \mathbf{u}_{Sh}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5$$

zusammengefassten Winkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$ keine zeitgleiche Änderung der Motorwinkel $\psi(t)$ am Systemausgang

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{Bwp}^T & \mathbf{y}_{Sh}^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5$$

bewirken. Vor dem Hintergrund, dass der ATMOS Fahrsimulator ein großtechnisches Gerät mit hoher Massenträgheit darstellt, erscheint diese Systemeigenschaft zweifellos plausibel. Ergänzend verdeutlicht Bild 4-13 die aus der Zustandsraumdarstellung (4-7) hervorgehenden Wirkzusammenhänge im Blockschaltbild.

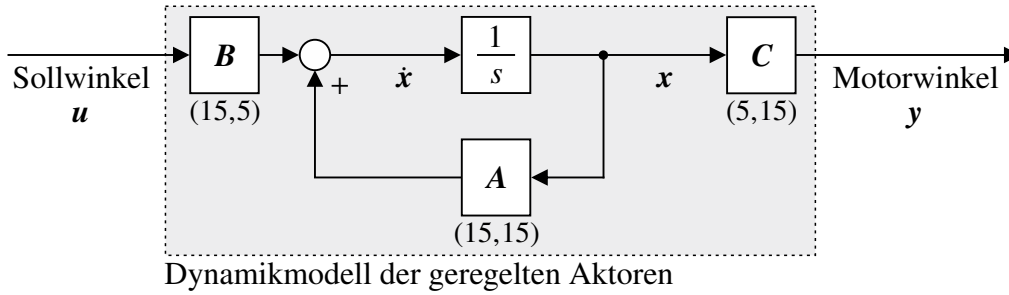


Bild 4-13: Lineares Zustandsraummodell der unterlagerten Aktordynamik.

Parameteridentifikation

Damit das in Bild 4-13 dargestellte lineare Aktormodell das Ein-/Ausgangsverhalten der winkelgeregelten Servomotoren nach Bild 4-12 in hinreichender Genauigkeit wiedergibt, sind zunächst alle Modellparameter anhand aufgezeichneter Messdaten der realen Systemdynamik zu identifizieren. Im konkreten Anwendungsfall müssen demnach die konstanten Koeffizienten a_0 , a_1 , a_2 und b_0 für jedes PT3-Glied bestimmt werden, was auf einen Parametersatz mit insgesamt 20 Variablen führt. Basierend auf der getroffenen Modellannahme, dass die einzelnen Aktoren und folglich ebenso ihre zugehörigen Ersatzmodelle als vollständig entkoppelt angesehen werden können, lassen sich die gesuchten Parameter dann separat für jeden der fünf Antriebe ermitteln. Dabei sollte die Signalcharakteristik des gewählten Anregungsszenarios ähnlich wie im normalen Simulatorbetrieb sein, aber zugleich auch das typische Frequenzspektrum der fahrdynamischen Größen im jeweiligen Freiheitsgrad (siehe Abschnitt 2.2.5) abbilden.

Aus diesem Grund wird eine sinusförmige Sollvorgabe der Motorwinkel $\psi_{Soll}(t)$ gewählt, deren Signalfrequenz zeitabhängig innerhalb eines definierten Intervalls zunimmt. Die Start- und Zielfrequenzen orientieren sich jeweils an den in Tabelle A2-1 aufgeführten Frequenzbereichen. Zudem wurde die Amplitude des Anregungssignals mit steigender Frequenz reduziert, um ein Überschreiten der Motorleistungsgrenzen zu verhindern. Andernfalls arbeiten die geregelten Aktoren in ihrem nichtlinearen (Sättigungs-) Bereich, wodurch eine Beschreibung des Systemverhaltens durch die linearen Zustandsgleichungen (4-7) unmöglich wird. Mittels der bekannten Anregungssignale und der am realen System gemessenen Motorwinkel $\psi_{Mess}(t)$ können schließlich die im Vektor

$$\alpha = [b_0 \quad a_0 \quad a_1 \quad a_2]^T \in \mathbb{R}^4$$

zusammengefassten Modellparameter der einzelnen PT3-Glieder durch numerische Minimierung der Fehlerquadratsummen ermittelt werden. Für jedes Motormodell resultiert somit ein Optimierungsproblem der Form

$$\text{Minimiere}_{\alpha} \sum_{j=0}^N (\psi_{Mod}(j, \alpha) - \psi_{Mess}(j))^2, \quad (4-8)$$

das mithilfe der in MATLAB implementierten Optimierungsalgorithmen gelöst werden kann. Bild 4-14 verdeutlicht das Vorgehen zur Parameteridentifikation am Beispiel der gemessenen und simulierten Zeitsignale im lateralen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform. Zur Messdatenerfassung wird die Frequenz der sinusförmigen Sollwinkelvorgabe $\psi_{Soll}(t)$

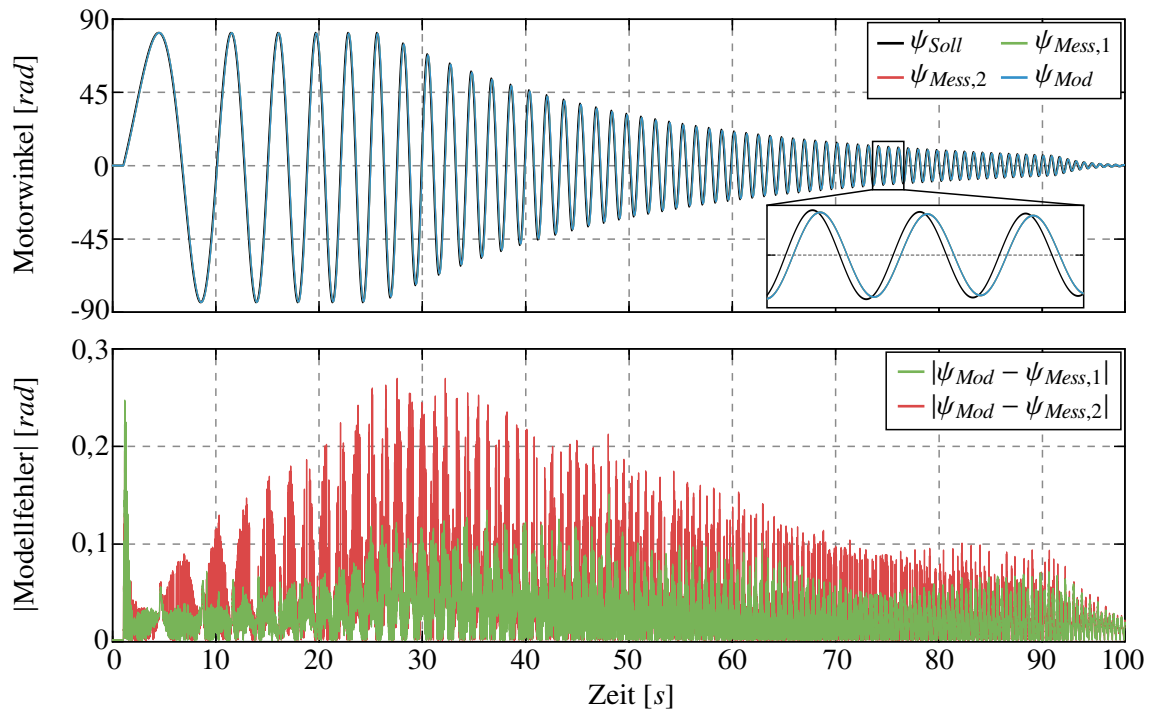


Bild 4-14: Parameteridentifikation am Beispiel des lateralen Aktormodells.

ausgehend von der Startfrequenz $f_s = 0,05$ Hz zeitproportional erhöht, bis zum Zeitpunkt $t = 90$ s die gewählte Zielfrequenz $f_z = 1,25$ Hz erreicht ist. Die während des Versuchs aufgezeichneten Motorwinkel $\psi_{Mess,1}(t)$ und $\psi_{Mess,2}(t)$ der beiden lateralen Antriebe dienen dann als Referenz der numerischen Parameteroptimierung nach Gleichung (4-8). Der Vergleich von gemessenen Systemantworten und simuliertem Modellwinkel $\psi_{Mod}(t)$ zeigt deutlich, dass das Übertragungsverhalten der geregelten Servomotoren im gesamten Messzeitraum mit sehr guter Genauigkeit durch das rationale Verzögerungsglied dritter Ordnung wiedergegeben wird. Auch bei vergrößerter Ansicht lassen sich in Bild 4-14 keine signifikanten Differenzen zwischen dem realen Systemverhalten und dem linearen Aktormodell erkennen, weshalb in der unteren Teilgrafik zusätzlich der Betrag der jeweiligen Abweichung zwischen Modellausgang und Messwert dargestellt ist. Aus diesem Modellfehler geht hervor, dass das Ein-/Ausgangsverhalten beider Antriebe in unterschiedlicher Genauigkeit durch das vereinfachte Modell nachgebildet wird. Obwohl es sich um baugleiche Motoren und identisch parametrisierte Winkelregelungen handelt, führt der exzentrische Schwerpunkt der Bewegungsplattform zwangsläufig zu einer unterschiedlichen Beanspruchung der Motoren beim Verfahren des Systems. Hieraus resultiert ein ungleiches Führungsverhalten der Regelgrößen $\psi_{Mess,1}(t)$ und $\psi_{Mess,2}(t)$, das die unterschiedliche Modellgüte begründet. Mit Verweis auf die Skalierung der Ordinaten in Bild 4-14 sei jedoch angemerkt, dass es sich in beiden Fällen um vernachlässigbar kleine Abweichungen handelt, was ebenfalls anhand weiterer Messdaten durch die im nachfolgenden Abschnitt 4.4 vorgestellte Modellvalidierung bestätigt wird.

Analog zu dem beschriebenen Vorgehen wurden die Modellparameter der Antriebe im longitudinalen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform und des Shakers durch eine harmonische Längs- bzw. Vertikalanregung beider Teilsysteme bestimmt. Wenn auch im Folgenden nicht explizit nachgewiesen, konnten dabei identische Modellgenauigkeiten erzielt werden.

Eine zusammenfassende Übersicht der numerisch optimierten Modellparameter aller fünf PT3-Glieder liefert Tabelle 4-3.

Tabelle 4-3: Übersicht der identifizierten Modellparameter.

	Aktormodell (PT3-Glied)	Modellparameter			
		b_0 [1/s ³]	a_0 [1/s ³]	a_1 [1/s ²]	a_2 [1/s]
Bewegungs- plattform	Longitudinal	11715	11717	847,71	22,08
	Lateral	36356	36356	2608,40	40,37
Shaker	Hinten	42815	42815	3084,42	65,23
	Vorne Links	45238	45238	3194,38	66,93
	Vorne Rechts	44327	44327	3151,75	67,08

4.3.2 Beschreibung der Simulatorkinematik

Damit für den Fahrer ein realitätsnaher Bewegungseindruck entstehen kann, sind neben dem dynamischen Übertragungsverhalten der geregelten Servomotoren ebenso die kinematischen Eigenschaften des Bewegungssystems bei dessen Ansteuerung durch den MCA zu berücksichtigen. Aus diesem Grund beschreibt der vorliegende Abschnitt die Modellierung der spezifischen Kinematik des ATMOS Fahrsimulators. Dabei ist es das Ziel, einen funktionalen Zusammenhang zwischen den Zustandsgrößen der Servo-Asynchronmotoren und den vom Fahrer wahrnehmbaren Motion Cues herzustellen. Hierzu sind die wirkenden Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten in einem körperfesten Bezugssystem an der Fahrerkopfposition zu formulieren, damit alle relevanten Effekte durch die gekoppelten Freiheitsgrade sowie die kinematische Redundanz beider Teilbewegungssysteme abgebildet werden (siehe hierzu auch Abschnitt 4.2.4).

Die Grundlage zur mathematischen Beschreibung der Simulatorkinematik bildet ein komplexes Mehrkörpermodell, das im Rahmen dieser Arbeit anhand vorhandener Konstruktionszeichnungen des Bewegungssystems mit der MATLAB Toolsuite *SimScape Multibody* erstellt wurde. Hierbei handelt es sich allerdings um einen topologieorientierten Modellierungsansatz, welcher sich nicht zur Anwendung etablierter Verfahren der modellbasierten Reglersynthese eignet. Folglich ist eine analytische Herleitung der kinematischen Beziehungen erforderlich, um das daraus resultierende Modellwissen in den Entwurf und die Auslegung eines Motion Cueing Algorithmus integrieren zu können.

Im Hinblick auf die Frequenzspektren der mit dem Simulator nachzubildenden Fahrzeugbewegungen lassen sich die Bewegungsplattform und der Shaker dann in guter Näherung als starre Körper beschreiben, sodass die in Abschnitt 2.4 eingeführten Gesetzmäßigkeiten zwischen den Lage-, Geschwindigkeits- und Beschleunigungsgrößen anwendbar sind. Zum besseren Verständnis des durchgeführten Vorgehens soll die Herleitung dieser Größen für den ATMOS Fahrsimulator nachstehend gesondert behandelt werden.

Fahrerposition und -orientierung

Nach den Grundsätzen der Starrkörpermechanik wird die Lage des Fahrers im Simulator relativ zum ortsfesten Inertialsystem I eindeutig durch seinen Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_{Sim}(t)$ und seine Orientierung ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(t)$ bestimmt. Werden diese Größen nun als Funktion der eingeregelter Motorwinkel $\psi(t)$ beschrieben, lässt sich somit die gesuchte Beziehung zwischen den Zustandsgrößen der installierten Servomotoren und der Bewegungstrajektorie des Fahrerkopfes im Raum ermitteln. Zu diesem Zweck zeigt Bild 4-15 die vorliegenden vektoriellen Zusammenhänge des Bewegungssystems. Wie dargestellt, kann die mechanische Kopplung aus Bewegungsplattform und Shaker identisch zu den hintereinander geschalteten Gelenken eines Knickarmroboters als serielle Kinematik beider Teilbewegungssysteme aufgefasst werden. Entsprechend Gleichung (2-16) wird der Ortsvektor der Fahrerkopfposition dann durch die Vektoraddition

$${}_I\mathbf{r}_{Sim} = {}_I\mathbf{r}_{Bwp} + {}_I\mathbf{r}_{Sh} + {}_I\mathbf{r}_{Moc} \quad (4-9)$$

im Bezugssystem I ausgedrückt. Hierbei bilden die an den Servomotoren eingestellten Winkel $\psi(t)$ die verallgemeinerten Koordinaten

$$\mathbf{q} = [\mathbf{q}_{Bwp}^T \quad \mathbf{q}_{Sh}^T]^T = [\psi_x \quad \psi_y \quad \psi_h \quad \psi_l \quad \psi_r]^T \in \mathbb{R}^5, \quad (4-10)$$

in deren Abhängigkeit sich die Ortsvektoren der Bewegungsplattform ${}_I\mathbf{r}_{Bwp}(t)$ und des Shakers ${}_I\mathbf{r}_{Sh}(t)$ als nichtlineare Vektorfunktionen

$$\begin{aligned} {}_I\mathbf{r}_{Bwp} &= \mathbf{g}_1(\mathbf{q}), \\ {}_I\mathbf{r}_{Sh} &= \mathbf{g}_2(\mathbf{q}) \end{aligned}$$

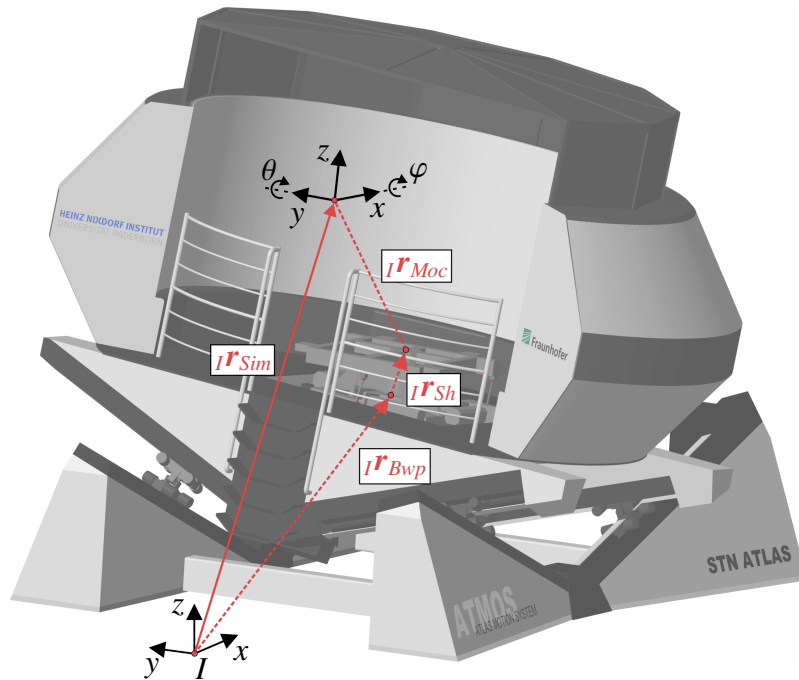


Bild 4-15: Ortsvektor der Fahrerkopfposition im ortsfesten Bezugssystem I .

Das Ansteuern der longitudinalen Aktoren bewirkt dann ein Verfahren des Kreuzfahrwerks entlang der x -Richtung des V -Systems. Unter der Annahme eines spielfreien Formschlusses zwischen der Zahnriemenscheibe am Getriebeausgang und dem stahlfaserverstärkten Polyurethanriemen sowie der Vernachlässigung etwaiger Riemenelastizitäten¹⁷ ergibt sich die Auslenkung $x_{Kr}(t)$ des Kreuzfahrwerks in Abhängigkeit des eingestellten Motorwinkels $\psi_x(t)$ schließlich zu

$$x_{Kr} = \frac{r_x \cdot \psi_x}{i_x}.$$

Hier beschreiben die Parameter r_x und i_x den Radius der Riemenscheibe sowie die Übersetzung des verbauten Getriebes, die der technischen Dokumentation des Herstellers entnommen werden können. Zusammen mit der Transformationsmatrix aus Gleichung (4-13) resultiert der in Bild 4-16 gelb dargestellte longitudinale Auslenkungsvektor ${}_I\mathbf{r}_b(t)$ demnach als

$${}_I\mathbf{r}_b = {}^IV\mathbf{A} \cdot {}_V\mathbf{r}_b = {}^IV\mathbf{A} \cdot {}_V \begin{bmatrix} x_{Kr} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad (4-14)$$

wodurch der Ortsvektor des Kreuzfahrwerks ${}_I\mathbf{r}_{Kr}(t)$ relativ zum Ursprung des Inertialsystems I eindeutig durch die Berechnungsvorschrift

$${}_I\mathbf{r}_{Kr} = {}_I\mathbf{r}_a + {}_I\mathbf{r}_b \quad (4-15)$$

bestimmt ist. Ausgehend von dieser Position kann nun die spezifische Kinematik der Kreuzfahrwerke hinzugezogen werden. Dazu zeigt Bild 4-17 die geometrischen Zusammenhänge der Kreuzfahrwerke in einer Detailansicht. Wie dargestellt, besteht jedes Kreuzfahrwerk aus zwei mit einem Kardangelenken verbundenen Schlittenelementen. Das Gelenk befindet sich dabei zentral zwischen den Schlitten, sodass der zugehörige Ortsvektor ${}_V\mathbf{r}_{c,u}(t)$ vom unteren Schlitten zum Gelenkpunkt im körperfesten V -System wie folgt formuliert werden kann:

$${}_V\mathbf{r}_{c,u} = {}_V \begin{bmatrix} 0 & 0 & z_{Kar} \end{bmatrix}^T \quad (4-16)$$

Der darin enthaltene Geometrieparameter z_{Kar} beschreibt den vertikalen Abstand vom Schlitten bis in den Gelenkpunkt und lässt sich aus den Konstruktionszeichnungen des Bewegungssystems übernehmen. Zur Berücksichtigung der Plattformorientierung wird gemäß den Bildern 4-16 und 4-17 ein weiteres körperfestes Bezugssystem U eingeführt. Sein Ursprung liegt im Drehpunkt des Kardangelenks, während die Koordinatenachsen gegenüber denen des Bezugssystems V um den Wankwinkel $\varphi_{Bwp}(t)$ sowie den Nickwinkel $\theta_{Bwp}(t)$ der Bewegungsplattform geneigt sind. Die Transformation vom U - in das V -System erfolgt daher mit der orthogonalen Drehmatrix

$${}^VU\mathbf{A} = \mathbf{A}_y(\theta_{Bwp}) \cdot \mathbf{A}_x(\varphi_{Bwp}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Bwp} & 0 & \sin \theta_{Bwp} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_{Bwp} & 0 & \cos \theta_{Bwp} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi_{Bwp} & -\sin \varphi_{Bwp} \\ 0 & \sin \varphi_{Bwp} & \cos \varphi_{Bwp} \end{bmatrix},$$

deren Argumente φ_{Bwp} und θ_{Bwp} nach Gleichung (4-12) wiederum Funktionen der verallgemeinerten Koordinaten $q_{Bwp,i}(t)$ darstellen. Analog zu Gleichung (4-16) wird dann

¹⁷Die Gültigkeit dieser Modellvereinfachung wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit messtechnisch untersucht und dabei für den regulären Simulatorbetrieb validiert.

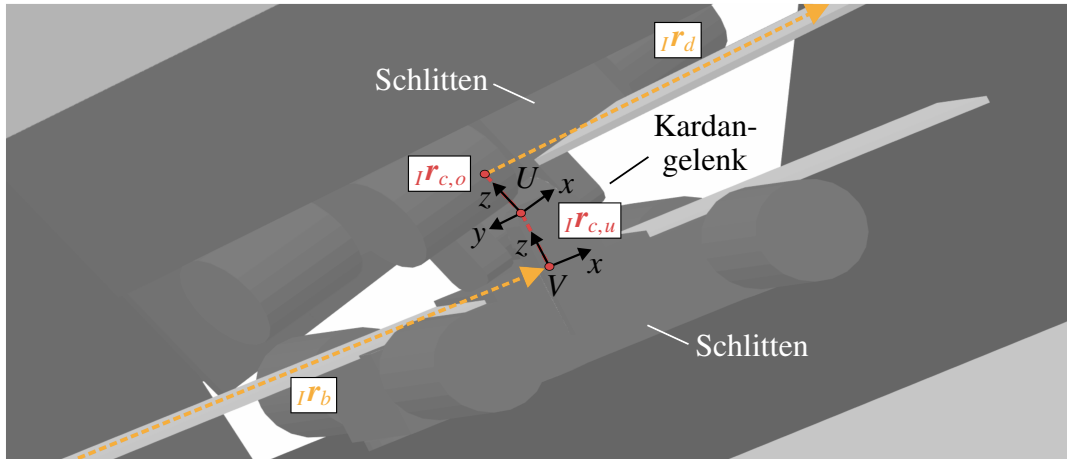


Bild 4-17: Detailansicht des vorderen rechten Kreuzfahrwerks.

der Ortsvektor ${}^U\mathbf{r}_{c,o}(t)$ vom Gelenkpunkt zum oberen Schlitten durch den bekannten Parameter z_{Kar} im mitgedrehten Bezugssystem U festgelegt:

$${}^U\mathbf{r}_{c,o} = {}^U \begin{bmatrix} 0 & 0 & z_{Kar} \end{bmatrix}^T$$

Mit Beachtung des jeweiligen Bezugssystems und der aufgeführten Transformationsmatrizen geht der Vektor ${}^I\mathbf{r}_c(t)$ vom unteren zum oberen Schlittenelement des Kreuzfahrwerks schließlich als

$${}^I\mathbf{r}_c = {}^I\mathbf{r}_{c,u} + {}^I\mathbf{r}_{c,o} = {}^{IV}\mathbf{A} \cdot ({}^V\mathbf{r}_{c,u} + {}^V\mathbf{r}_{c,o}) = {}^{IV}\mathbf{A} \cdot {}^V\mathbf{r}_{c,u} + {}^{IV}\mathbf{A} \cdot {}^{VU}\mathbf{A} \cdot {}^U\mathbf{r}_{c,o}$$

hervor. Nachfolgend kann nun der laterale Freiheitsgrad der Bewegungsplattform einbezogen werden. Hierzu wird die Querauslenkung des Kreuzfahrwerks aus seiner Grundposition (bei $\psi_y(t) = 0^\circ$) identisch zu Gleichung (4-14) in Abhängigkeit des geregelten Motorwinkels $\psi_y(t)$, des Scheibenradius r_y sowie der Getriebeübersetzung i_y formuliert:

$$y_{Kr} = \frac{r_y \cdot \psi_y}{i_y}$$

Die Auslenkung $y_{Kr}(t)$ erfolgt dabei entlang der y -Achse des mitgedrehten U -Systems, sodass sich der in Bild 4-17 gelb gekennzeichnete Vektor ${}^I\mathbf{r}_d(t)$ folglich zu

$${}^I\mathbf{r}_d = {}^{IU}\mathbf{A} \cdot {}^U\mathbf{r}_d = {}^{IV}\mathbf{A} \cdot {}^{VU}\mathbf{A} \cdot {}^U \begin{bmatrix} 0 & y_{Kr} & 0 \end{bmatrix}^T.$$

ergibt. Ausgehend von der Grundposition lässt sich der Ortsvektor zum Mittelpunkt der Bewegungsplattform dann als Summe der im P -System konstanten Vektoren ${}^P\mathbf{r}_e$ und ${}^P\mathbf{r}_f$ darstellen (siehe auch Bild 4-16). Diese gehen aus der spezifischen Plattformgeometrie hervor und sind den Konstruktionszeichnungen des Herstellers zu entnehmen. Anschließend werden die körperfesten Vektoren abhängig von der Plattformneigung um die Winkel $\varphi_{Bwp}(t)$ und $\theta_{Bwp}(t)$ mit der zugehörigen Drehmatrix

$${}^IP\mathbf{A} = \mathbf{A}_y(\theta_{Bwp}) \cdot \mathbf{A}_x(\varphi_{Bwp}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Bwp} & 0 & \sin \theta_{Bwp} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_{Bwp} & 0 & \cos \theta_{Bwp} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi_{Bwp} & -\sin \varphi_{Bwp} \\ 0 & \sin \varphi_{Bwp} & \cos \varphi_{Bwp} \end{bmatrix}$$

vom Bezugssystem P in das Inertialsystem I transformiert:

$$\begin{aligned} {}_I\mathbf{r}_e &= {}^I\mathbf{A} \cdot {}_P\mathbf{r}_e \\ {}_I\mathbf{r}_f &= {}^I\mathbf{A} \cdot {}_P\mathbf{r}_f \end{aligned}$$

Somit liegen an dieser Stelle alle in Bild 4-16 aufgeführten Vektoren als Funktionen der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ bezüglich des I -Systems vor. Aus ihrer Summe resultiert schließlich der gesuchte Ortsvektor vom Ursprung des Inertialsystems zum Mittelpunkt der Bewegungsplattform:

$${}_I\mathbf{r}_{Bwp}(\mathbf{q}) = {}_I\mathbf{r}_a + {}_I\mathbf{r}_b(\mathbf{q}) + {}_I\mathbf{r}_c(\mathbf{q}) + {}_I\mathbf{r}_d(\mathbf{q}) + {}_I\mathbf{r}_e(\mathbf{q}) + {}_I\mathbf{r}_f(\mathbf{q})$$

Dieser Ausdruck lässt sich dann in einer kompakteren Form als nichtlineare Vektorfunktion

$${}_I\mathbf{r}_{Bwp} = \mathbf{g}_1(\mathbf{q}) \quad (4-17)$$

aufführen. Ergänzend dazu wird nachfolgend der Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_{Sh}(t)$ vom Mittelpunkt der Bewegungsplattform zum Aufnehmerrahmen des Shakers anhand der in Bild 4-18 dargestellten Vektoraddition ermittelt. Ausgehend vom Plattformmittelpunkt im Ursprung des körperfesten Bezugssystems P kennzeichnet der Vektor ${}_P\mathbf{r}_g$ hier die Grundposition des Sternrahmens, welche bei Aufschaltung konstanter Motorwinkel

$$\mathbf{q}_{Sh} = [\psi_h \quad \psi_l \quad \psi_r]^T = \mathbf{0}$$

am System vorliegt. Wie an vorheriger Stelle erwähnt, ist der Shaker gegenüber der Plattformmitte in Längs- und Querrichtung versetzt montiert, sodass die Elemente von ${}_P\mathbf{r}_g$ in allen drei Koordinatenachsen des P -Systems ungleich Null sind. Das Ansteuern der Shaker-Aktoren bewirkt dann eine Hubbewegung $z_{Sh}(t)$ des Sternrahmens aus der Grundposition. Konstruktionsbedingt erfolgt diese stets orthogonal zur xy -Ebene des Bezugssystems P , womit der gelb dargestellte Hubvektor ${}_P\mathbf{r}_h(t)$ als

$${}_P\mathbf{r}_h = {}_P \begin{bmatrix} 0 & 0 & z_{Sh} \end{bmatrix}^T \quad (4-18)$$

hervorgeht. Um eine funktionale Beziehung zwischen dem Hub $z_{Sh}(t)$ und den eingestellten Motorwinkeln herzustellen, muss die Geometrie der verbauten Kurbeltriebe näher

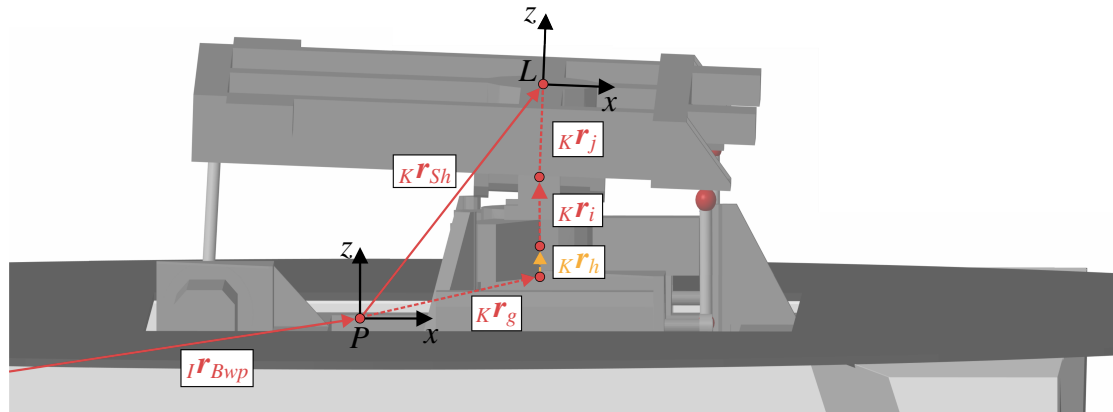


Bild 4-18: Ortsvektor des Shaker-Aufnehmerrahmens im körperfesten Bezugssystem P .

betrachtet werden. Zu diesem Zweck zeigt Bild 4-19 die zugrunde liegenden Mechanismen am Beispiel des hinteren Servomotors. Dieser verfügt, wie auch die vorderen beiden Motoren, über ein integriertes Getriebe mit der Übersetzung i , das identisch zu den Aktoren der Bewegungsplattform als spielfrei angenommen wird. Somit führt jede Änderung des Motorwinkels $\psi_h(t)$ zu einer direkten Rotationsbewegung der Getriebeausgangswelle um den zugehörigen Winkel

$$\psi_i = \frac{1}{i} \cdot \psi_h. \quad (4-19)$$

Im Drehpunkt A ist die Getriebewelle formschlüssig mit einer Exzentrerscheibe verbunden, die dann ebenfalls um den Winkel $\psi_i(t)$ rotiert. Zusätzlich befindet sich im Radius r zur Drehachse ein Kugelgelenk auf der Exzentrerscheibe, an dem die Pleuelstange mit der Länge l montiert ist. Das obere Ende der Pleuelstange ist wiederum über ein weiteres Kugelgelenk an den Aufnahmerrahmen angebunden, sodass die Drehbewegung des Servomotors einen vertikalen Hub $z_h(t)$ des Anbindungspunkts C relativ zu seiner Grundposition

$$z_0 = \sqrt{l^2 - r^2}$$

bei $\psi_i = 0^\circ$ generiert. Der Betrag der Hubbewegung lässt sich dabei mithilfe der geometrischen Beziehungen aus Bild 4-19 zu

$$\begin{aligned} z_h &= z_{AB} + z_{BC} - z_0 \\ &= r \cdot \sin \psi_i + \sqrt{l^2 - (r \cdot \cos \psi_i)^2} - z_0 \end{aligned} \quad (4-20)$$

bestimmen und liegt durch Einsetzen von Gleichung (4-19) in Abhängigkeit des Motorwinkels $\psi_h(t)$ vor. Eine analoge Betrachtung des vorderen linken und rechten Kurbeltriebs führt schließlich auf die korrespondierenden Hübe $z_l(t)$ und $z_r(t)$, woraus die in Gleichung (4-18) enthaltene Vertikalverschiebung des Sternrahmens als

$$z_{Sh} = \frac{z_h + z_l + z_r}{3}$$

hervorgeht. Folglich kann nun auch der Hubvektor ${}_P\mathbf{r}_h(t)$ als Funktion der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ ausgedrückt werden. Ergänzend dazu beschreibt der Vektor ${}_P\mathbf{r}_i$ den

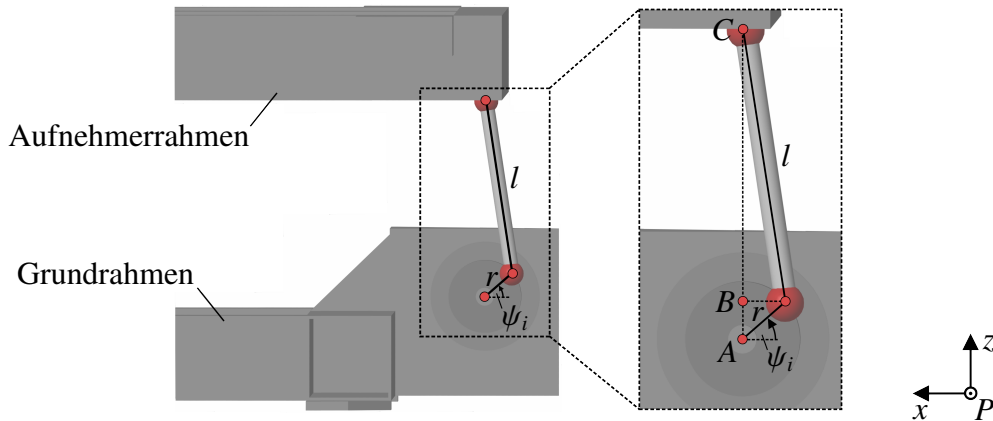


Bild 4-19: Kinematik des hinteren Kurbeltriebs in der xz -Ebene des P -Systems.

Abstand zwischen dem Sternrahmen und dem Gelenkpunkt des Kardangelenks unterhalb des Aufnehmerrahmens. Durch die Betrachtung des Bewegungssystems als starrer Körper ist dieser Abstand im Bezugssystem P stets konstant und kann ebenfalls den Konstruktionsunterlagen des Shakers entnommen werden. Zusätzlich zu seiner Hubbewegung lässt sich der Aufnehmerrahmen im Gelenkpunkt um den Wankwinkel $\varphi_{Sh}(t)$ sowie den Nickwinkel $\theta_{Sh}(t)$ gegenüber dem Grundrahmen neigen. Damit diese Orientierungsänderung korrekt berücksichtigt wird, muss ein weiteres Bezugssystem L eingeführt werden, das nach Bild 4-18 körperfest am Aufnehmerrahmen ausgerichtet ist. Im L -System kann der vertikale Abstand zwischen Gelenkpunkt und Aufnehmerrahmen dann mit dem konstanten Ortsvektor ${}_L\mathbf{r}_j$ beschrieben werden, der analog zum Vektor ${}_P\mathbf{r}_i$ aus der technischen Dokumentation des Bewegungssystems hervorgeht. Die anschließende Transformation vom L - in das P -System mit der zugehörigen Drehmatrix

$${}^PL\mathbf{A} = \mathbf{A}_y(\theta_{Sh}) \cdot \mathbf{A}_x(\varphi_{Sh}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Sh} & 0 & \sin \theta_{Sh} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_{Sh} & 0 & \cos \theta_{Sh} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi_{Sh} & -\sin \varphi_{Sh} \\ 0 & \sin \varphi_{Sh} & \cos \varphi_{Sh} \end{bmatrix}$$

führt dementsprechend auf den zeitvarianten Ortsvektor

$${}_P\mathbf{r}_j = {}^PL\mathbf{A} \cdot {}_L\mathbf{r}_j.$$

Mit diesem Zusammenhang ergibt sich der gesuchte Ortsvektor ${}_P\mathbf{r}_{Sh}(t)$ vom Mittelpunkt der Bewegungsplattform zum Aufnehmerrahmen des Shakers schließlich als Summe der in Bild 4-18 dargestellten Teilvektoren:

$${}_P\mathbf{r}_{Sh}(\mathbf{q}) = {}_P\mathbf{r}_g + {}_P\mathbf{r}_h(\mathbf{q}) + {}_P\mathbf{r}_i + {}_P\mathbf{r}_j(\mathbf{q})$$

Nach Gleichung (4-9) ist jedoch eine Beschreibung im Inertialsystem I gefordert, sodass an dieser Stelle eine entsprechende Transformation des Vektors ${}_P\mathbf{r}_{Sh}(t)$ mit der Drehmatrix ${}^IP\mathbf{A}$ durchzuführen ist:

$${}_I\mathbf{r}_{Sh}(\mathbf{q}) = {}^IP\mathbf{A} \cdot {}_P\mathbf{r}_{Sh}(\mathbf{q})$$

Im Hinblick auf das weitere Vorgehen empfiehlt es sich auch hier, die hergeleiteten Beziehungen zwischen den verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ und dem Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_{Sh}(t)$ des Shakers in einer übersichtlicheren Notation als vektorwertige Funktion

$${}_I\mathbf{r}_{Sh} = \mathbf{g}_2(\mathbf{q}) \quad (4-21)$$

zusammenzufassen. Abschließend muss noch die Position des Fahrers im Simulator relativ zum Bezugssystem L einbezogen werden. Diese befindet sich nach Bild 4-20 im Ursprung des körperfesten Fahrerbezugssystems K und kann mit dem konstanten Ortsvektor ${}_L\mathbf{r}_{Moc}$ direkt aus den geometrischen Eigenschaften des Mockups abgeleitet werden¹⁸. Bei einem Wechsel des Mockups, wie z. B. durch Verwendung der in Bild 4-1 abgebildeten LKW-Fahrerkabine, kann die veränderte Sitzposition des Fahrers dann leicht mittels einer Anpassung des Vektors ${}_L\mathbf{r}_{Moc}$ im Modell berücksichtigt werden. Nachfolgend wird der körperfeste Vektor gemäß der Transformationsvorschrift

$${}_I\mathbf{r}_{Moc} = {}^IP\mathbf{A} \cdot {}^PL\mathbf{A} \cdot {}_L\mathbf{r}_{Moc} \quad (4-22)$$

¹⁸Dabei wird angenommen, dass das Bezugssystem K stets identisch zum L -System orientiert ist und der Fahrer seine Sitzposition während des Fahrversuchs nicht signifikant verändert.

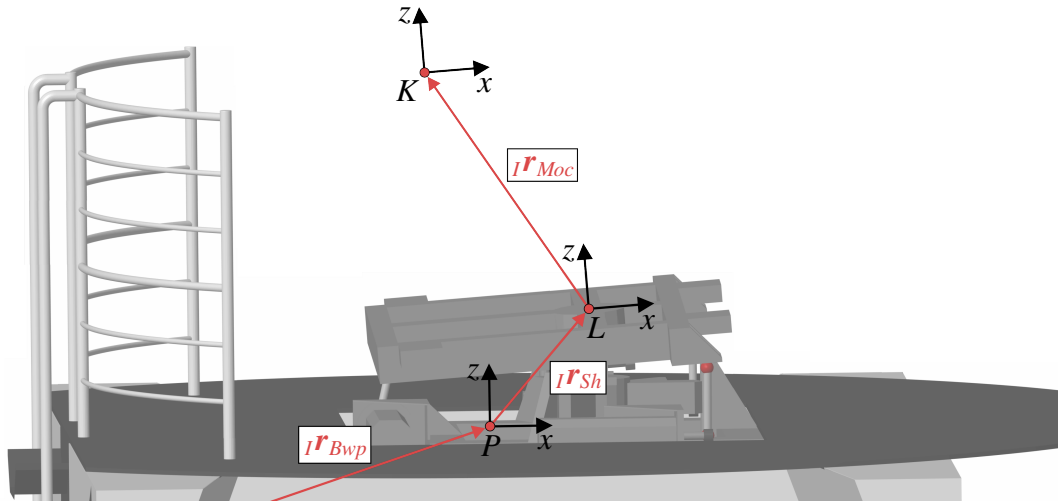


Bild 4-20: Ortsvektor der Fahrerposition im Ursprung des körperfesten Bezugssystems K .

in das ortsfeste I -System überführt, sodass auch hier eine nichtlineare Abhängigkeit

$${}_I \mathbf{r}_{Moc} = \mathbf{g}_3(\mathbf{q}) \quad (4-23)$$

von den verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ vorliegt. Basierend auf der Vektoraddition (4-9) resultiert der Ortsvektor vom Ursprung des Inertialsystems zur Fahrerkopfposition im Simulator letztendlich als Summe der Teilvektoren ${}_I \mathbf{r}_{Bwp}(t)$, ${}_I \mathbf{r}_{Sh}(t)$ und ${}_I \mathbf{r}_{Moc}(t)$. Dieses kann mit den Beziehungen der Gleichungen (4-17), (4-21) und (4-23) als

$${}_I \mathbf{r}_{Sim}(\mathbf{q}) = \mathbf{g}_1(\mathbf{q}) + \mathbf{g}_2(\mathbf{q}) + \mathbf{g}_3(\mathbf{q}) ,$$

oder noch kompakter in Form einer allgemeinen Vektorfunktion $\mathbf{g}$ mit

$${}_I \mathbf{r}_{Sim} = \mathbf{g}(\mathbf{q}) \quad (4-24)$$

dargestellt werden. Folglich lassen sich nun die Lagegrößen des Fahrers im Simulator bei Kenntnis der an den Servomotoren eingeregelter Winkel $\psi(t)$ beschreiben. Dabei werden die in Abschnitt 4.2.4 thematisierten Kopplungseffekte zwischen den translatorischen Freiheitsgraden des Bewegungssystems hinreichend genau durch die kinematischen Zusammenhänge nach Gleichung (4-24) wiedergegeben und können somit bei der modellbasierten Synthese eines Motion Cueing Algorithmus berücksichtigt werden.

Für eine vollständige Beschreibung des Bewegungsverhaltens ist zudem eine Kenntnis der Simulatororientierung ${}_I \boldsymbol{\beta}_{Sim}(t)$ gefordert. Diese wird im konkreten Anwendungsfall benötigt, um die vom Fahrer detektierbaren rotatorischen Bewegungshinweise im Modell darstellen zu können. Gleichzeitig bilden die Wank- und Nickwinkel von Bewegungsplattform und Shaker aber auch die Argumente der Drehmatrizen ${}^{IP} \mathbf{A}$ bzw. ${}^{PL} \mathbf{A}$ zwischen den zugehörigen Bezugssystemen. Aus diesen Gründen ist eine Formulierung der Orientierungsgrößen als Funktionen der verallgemeinerten Koordinaten gemäß Gleichung (4-12) unabdingbar. Zur Herleitung der gesuchten Beziehungen zeigt Bild 4-21 die Geometrie der Bewegungsplattform, die bei einer longitudinalen Auslenkung mit dem Winkel $\theta_{Bwp}(t)$ um die Querachse des körperfesten P -Systems geneigt wird. Hierbei ist die Position des vorderen Kreuzfahrwerks eindeutig durch den Ortsvektor ${}_I \mathbf{r}_{Kr}(t)$ aus Gleichung (4-15)

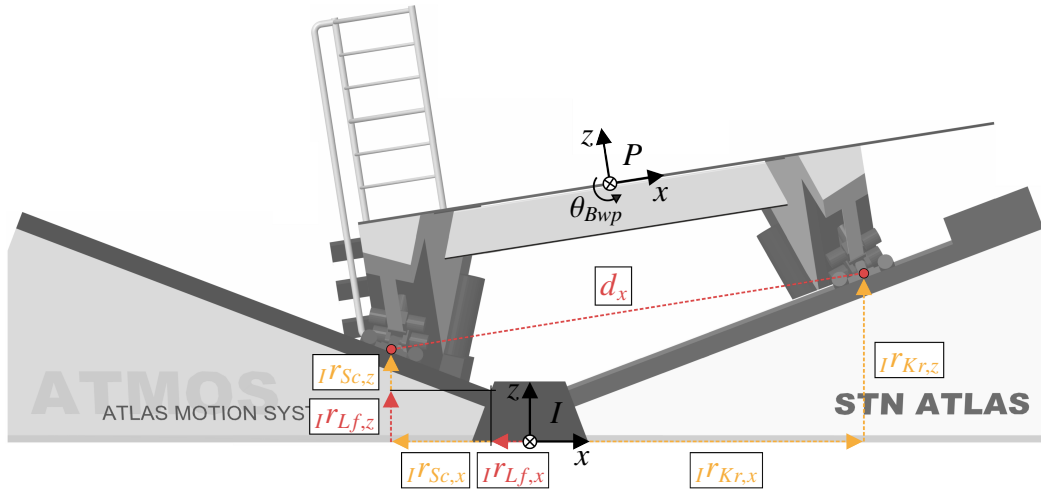


Bild 4-21: Geometrie der Bewegungsplattform in der xz -Ebene des I -Systems.

bestimmt, dessen gelb dargestellte Komponenten ${}_I r_{Kr,x}(t)$ und ${}_I r_{Kr,z}(t)$ den longitudinalen und vertikalen Abstand des unteren Schlittenelements zum Ursprung des Inertialsystems beschreiben. Um nun den Nickwinkel $\theta_{Bwp}(t)$ der Bewegungsplattform ermitteln zu können, muss ebenso die Position des hinteren Kreuzfahrwerks hinzugezogen werden. Dieses befindet sich in einem, bezogen auf das körperfeste P -System, konstanten Abstand d_x zum vorderen Kreuzfahrwerk. Zusätzlich lässt sich der Ortsvektor des hinteren Kreuzfahrwerks aber auch aus einer geometrischen Betrachtung von Bewegungsplattform und Unterbau ableiten. Dazu wird zunächst der konstante longitudinale und vertikale Abstand ${}_I r_{Lf,x}$ bzw. ${}_I r_{Lf,z}$ der geneigten Lauffläche bezüglich des I -Systems aus den Konstruktionsunterlagen entnommen. Für die Beschreibung der Schlittenposition müssen außerdem die vom Motorwinkel $\psi_x(t)$ abhängigen Vektorkomponenten ${}_I r_{Sc,x}(t)$ und ${}_I r_{Sc,z}(t)$ berücksichtigt werden. Zwar sind diese vorerst noch unbekannt, jedoch geht aus der Geometrie der um den Winkel $\theta_{Ub} = 20,8^\circ$ geneigten Lauffläche die Beziehung

$${}_I r_{Sc,z} = -\tan \theta_{Ub} \cdot {}_I r_{Sc,x} \quad (4-25)$$

hervor. Zugleich muss der Hypotenusensatz in dem aufgespannten rechtwinkligen Dreieck stets erfüllt sein, sodass die folgende Gleichung anwendbar ist:

$$\left({}_I r_{Kr,x} - ({}_I r_{Lf,x} + {}_I r_{Sc,x}) \right)^2 + \left({}_I r_{Kr,z} - ({}_I r_{Lf,z} + {}_I r_{Sc,z}) \right)^2 = d_x^2$$

Das Einsetzen des Ausdrucks (4-25) führt dann auf eine quadratische Gleichung zur Bestimmung von ${}_I r_{Sc,x}(t)$, die in Abhängigkeit des zugehörigen Motorwinkels $\psi_x(t)$ gelöst werden kann¹⁹. Gemäß Gleichung (4-25) resultiert hieraus die unbekannte Vertikalkomponente ${}_I r_{Sc,z}(t)$, mittels welcher sich der gesuchte Nickwinkel $\theta_{Bwp}(t)$ der Bewegungsplattform relativ zum Inertialsystem schließlich zu

$$\theta_{Bwp} = \arctan \left(\frac{{}_I r_{Kr,z} - ({}_I r_{Lf,z} + {}_I r_{Sc,z})}{{}_I r_{Kr,x} - ({}_I r_{Lf,x} + {}_I r_{Sc,x})} \right) \quad (4-26)$$

¹⁹Die aufgeführte quadratische Gleichung besitzt eine Lösungsmenge mit zwei reellen Elementen. Aus den geometrischen Zusammenhängen nach Bild 4-21 lässt sich jedoch eines dieser Elemente direkt verwerfen, sodass eine eindeutige Lösung für ${}_I r_{Sc,x}(t)$ vorliegt.

ergibt. Durch ein analoges Vorgehen kann weiterhin auch der Wankwinkel $\varphi_{Bwp}(t)$ um die Längsachse des körperfesten Bezugssystems P als Funktion des lateralen Motorwinkels $\psi_y(t)$ beschrieben werden. Auf eine exakte Herleitung soll an dieser Stelle aber nicht im Detail eingegangen werden. Folglich liegt mit der Berechnungsvorschrift (4-26) sowie dem korrespondierenden Ausdruck zur Beschreibung der Wankrotation ein analytischer Zusammenhang zwischen dem Orientierungsvektor ${}_I\beta_{Bwp}(t)$ und den verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ vor. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird dieser nachfolgend als nichtlineare Vektorfunktion der Form

$${}_I\beta_{Bwp} = \begin{bmatrix} \varphi_{Bwp} \\ \theta_{Bwp} \end{bmatrix} = \mathbf{h}_1(\mathbf{q}) \quad (4-27)$$

zusammengefasst. Ebenso lässt sich die Orientierung ${}_I\beta_{Sh}(t)$ des Shakers gegenüber der Bewegungsplattform in Abhängigkeit der drei Motorwinkel $\psi_h(t)$, $\psi_l(t)$ und $\psi_r(t)$ ausdrücken. Die dabei zugrunde liegenden Geometriebeziehungen sind in Bild 4-22 dargestellt. Ausschlaggebende Größen sind hier die an den Kurbeltrieben eingestellten Hübe $z_h(t)$, $z_l(t)$ und $z_r(t)$, welche sich gemäß der Berechnungsvorschrift (4-20) aus den jeweiligen Motorwinkeln ergeben. Die beiden vorderen Kurbeltriebe sind symmetrisch zum Kardangelenk und in einem konstanten Abstand d_y zueinander am Aufnehmerrahmen montiert, sodass ein asynchrones Ansteuern dieser Aktoren stets eine Wankrotation um den zugehörigen Winkel

$$\varphi_{Sh} = \arcsin\left(\frac{z_l - z_r}{d_y}\right) \quad (4-28)$$

hervorrufen. Der Anbindungspunkt des hinteren Kurbeltriebs liegt hingegen direkt auf der Wankachse, weshalb sein Hub $z_h(t)$ nicht in die Beschreibung des Wankwinkels gemäß Gleichung (4-28) eingeht. Analog dazu kann auch der Nickwinkel $\theta_{Sh}(t)$ ermittelt werden, wobei jedoch der resultierende Hub $z_v(t)$ zwischen den vorderen Kurbeltrieben zu berücksichtigen ist. Wie sich leicht mit den Strahlensätzen zeigen lässt, entspricht dieser gerade dem gemittelten Hub am linken und rechten Kurbeltrieb:

$$z_v = \frac{z_l + z_r}{d_y} \cdot \frac{d_y}{2} = \frac{z_l + z_r}{2}$$

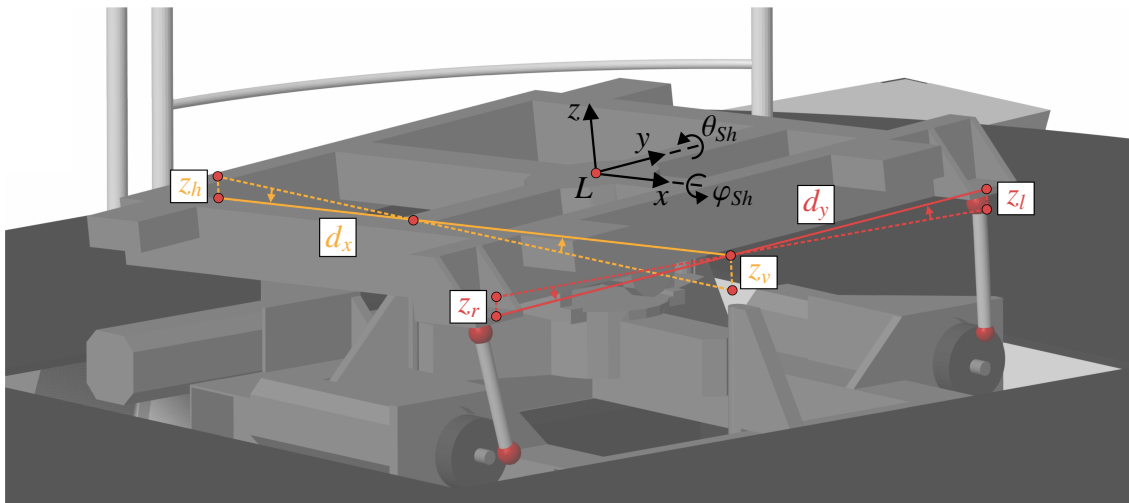


Bild 4-22: Orientierung des körperfesten Bezugssystems L .

Aus den trigonometrischen Zusammenhängen ergibt sich der am Shaker eingestellte Nickwinkel dann als

$$\theta_{Sh} = \arcsin\left(\frac{z_h - z_v}{d_x}\right) = \arcsin\left(\frac{2 \cdot z_h - z_l - z_r}{2 \cdot d_x}\right). \quad (4-29)$$

Der Geometrieparameter d_x kennzeichnet dabei den longitudinalen Abstand zwischen dem hinteren und den vorderen Kurbeltrieben und kann identisch zum Parameter d_y der Herstellerdokumentation entnommen werden. Folglich ist auch die Ausrichtung des körperfesten Bezugssystems L im Raum eindeutig bestimmt und der gesuchte Orientierungsvektor ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sh}(t)$ liegt mithilfe der Berechnungsvorschriften (4-28) und (4-29) als Funktion der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ vor:

$${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sh} = {}_I \begin{bmatrix} \varphi_{Sh} \\ \theta_{Sh} \end{bmatrix} = \mathbf{h}_2(\mathbf{q}) \quad (4-30)$$

Entsprechend Gleichung (4-11) folgt die Orientierung des Fahrers im Simulator schließlich als Summe

$${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(\mathbf{q}) = \mathbf{h}_1(\mathbf{q}) + \mathbf{h}_2(\mathbf{q}),$$

die nachfolgend in der allgemeinen Vektorfunktion $\mathbf{h}$ zusammengefasst werden soll:

$${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim} = \mathbf{h}(\mathbf{q}) \quad (4-31)$$

Demnach enthält der Vektor ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(t)$ neben der gezielt eingestellten Orientierung des Shakers auch Informationen über die erzwungenen Rotationen der Bewegungsplattform, welche konstruktionsbedingt nur in einem kleinen Bereich des Arbeitsraums kompensiert werden können und daher unbedingt bei der Ansteuerung des Bewegungssystems zu berücksichtigen sind. Zusammen mit dem Ortsvektor ${}_I\mathbf{r}_{Sim}(t)$ aus Gleichung (4-24) ist die Bewegungstrajektorie des Simulators an der Fahrerkopfposition somit zu jedem Zeitpunkt eindeutig durch die bekannten Motorwinkel $\psi(t)$ bestimmt.

Geschwindigkeitsgrößen

Basierend auf den zuvor hergeleiteten Beziehungen zwischen den Lagegrößen und den am System eingeregelter Motorwinkeln lassen sich nun im nächsten Schritt die korrespondierenden Geschwindigkeitsgrößen in allen Systemfreiheitsgraden ableiten. Hierzu werden gemäß der in Abschnitt 2.4 eingeführten Gesetzmäßigkeiten der Starrkörpermechanik die zeitlichen Ableitungen der Position und Orientierung gebildet, die als vektorwertige Funktionen $\mathbf{g}$ und $\mathbf{h}$ der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ beschrieben sind. So liefert die Anwendung der Kettenregel auf den Ortsvektor (4-24) einen Ausdruck der zugehörigen translatorischen Geschwindigkeiten an der Position des Fahrerkopfes:

$${}_I\mathbf{v}_{Sim} = \frac{d}{dt} {}_I\mathbf{r}_{Sim}(\mathbf{q}) = \frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}} \cdot \frac{d\mathbf{q}}{dt} = \mathbf{J}_g(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}} \quad (4-32)$$

Identisch zu Gleichung (2-22) werden die partiellen Ableitungen der Vektorfunktion $\mathbf{g}$ nach den verallgemeinerten Koordinaten dabei in der Jacobi-Matrix

$$\mathbf{J}_g(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial g_x(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial g_x(\mathbf{q})}{\partial q_5} \\ \frac{\partial g_y(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial g_y(\mathbf{q})}{\partial q_5} \\ \frac{\partial g_z(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial g_z(\mathbf{q})}{\partial q_5} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 5}$$

zusammengefasst, während der Vektor $\dot{\mathbf{q}}(t)$ die zeitliche Ableitung der Größen aus Gleichung (4-10), also die jeweiligen Motorwinkelgeschwindigkeiten $\dot{\psi}(t)$, beinhaltet:

$$\dot{\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}}_{Bwp}^T & \dot{\mathbf{q}}_{Sh}^T \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \dot{\psi}_x & \dot{\psi}_y & \dot{\psi}_h & \dot{\psi}_l & \dot{\psi}_r \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5$$

Die analoge Differentiation des Orientierungsvektors ${}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(t)$ nach Gleichung (4-31) führt dann auf die zeitliche Änderung der Kardanwinkel

$${}_I\dot{\boldsymbol{\beta}}_{Sim} = \frac{d}{dt} {}_I\boldsymbol{\beta}_{Sim}(\mathbf{q}) = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}} \cdot \frac{d\mathbf{q}}{dt} = \mathbf{J}_h(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}}, \quad (4-33)$$

mit der entsprechenden Jacobi-Matrix

$$\mathbf{J}_h(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_\varphi(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial h_\varphi(\mathbf{q})}{\partial q_5} \\ \frac{\partial h_\theta(\mathbf{q})}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial h_\theta(\mathbf{q})}{\partial q_5} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 5}.$$

Um hiermit die auf den Fahrer wirkenden rotatorischen Motion Cues beschreiben zu können, wird nachfolgend der Winkelgeschwindigkeitsvektor ${}_I\boldsymbol{\omega}_{Sim}(t)$ bezüglich des Inertialsystems gebildet. Wie in Gleichung (2-12) dargestellt, müssen dazu die nach der Berechnungsvorschrift (4-33) abgeleiteten Kardanwinkel mit den Elementardrehmatrizen transformiert und anschließend vektoriell addiert werden:

$${}_I\boldsymbol{\omega}_{Sim} = \mathbf{H}(\mathbf{q}) \cdot {}_I\dot{\boldsymbol{\beta}}_{Sim}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \quad (4-34)$$

Die darin enthaltene Transformationsmatrix

$$\mathbf{H}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Sim} & 0 \\ 0 & 1 \\ -\sin \theta_{Sim} & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 2} \quad (4-35)$$

geht aus der Drehmatrix für eine allgemeine räumliche Rotation (siehe Gleichung (2-13)) hervor. Es ist jedoch zu berücksichtigen, dass weder die Bewegungsplattform noch der Shaker eine Rotation um ihre körperfesten Hochachsen umsetzen können. Folglich wird der Gierwinkel sowie die zugehörige Drehrate in Gleichung (2-12) zu Null angenommen und es resultiert die reduzierte Rotationsmatrix aus Gleichung (4-35).

Darüber hinaus wird mit Gleichung (4-34) ersichtlich, dass der Winkelgeschwindigkeitsvektor je nach Orientierung des Bewegungssystems eine Komponente ${}_I\omega_{Sim,z}(t)$ ungleich

Null aufweisen kann. Die Interpretation dieser Eigenschaft legt somit nahe, dass sich theoretisch auch Gierrotationen durch überlagerte Wank- und Nickbewegungen indirekt mit dem ATMOS Fahrsimulator nachbilden lassen. Zwar konnten derartige Drehbewegungen tatsächlich in Untersuchungen am realen System nachgewiesen werden, die dabei auftretenden Winkelgeschwindigkeiten zeigten jedoch im regulären Simulatorbetrieb nur geringe Amplituden, deutlich unterhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwelle. Deshalb soll im Folgenden nicht weiter auf diese Art der Bewegungsrückmeldung eingegangen und vereinfachend ${}_I\omega_{Sim,z}(t) \approx 0^\circ/s$ angenommen werden. Ausgehend von dieser Modellannahme lässt sich die Transformationsmatrix $\mathbf{H}$ aus Gleichung (4-35) schließlich weiter reduzieren, indem ihre letzte Zeile vernachlässigt wird:

$$\mathbf{H}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Sim} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$$

Infolgedessen ergibt sich der Winkelgeschwindigkeitsvektor ${}_I\omega_{Sim}(t)$ schließlich zu

$${}_I \begin{bmatrix} \omega_{Sim,x} \\ \omega_{Sim,y} \end{bmatrix} = \mathbf{H}(\mathbf{q}) \cdot \mathbf{J}_h(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}}. \quad (4-36)$$

Spezifische Beschleunigungen und Koordinatentransformation

Wie ausführlich im Grundlagenkapitel 2 diskutiert, wird das Bewegungsempfinden des Fahrers im Simulator neben den Winkelgeschwindigkeiten maßgeblich durch die auf ihn wirkenden translatorischen Beschleunigungen beeinflusst. Aus diesem Grund ist eine Modellierung der Beschleunigungsgrößen unabdingbar, um alle wahrnehmungsrelevanten Einflüsse des Bewegungssystems zu berücksichtigen.

Ausgangspunkt hierfür ist die mathematische Beschreibung des Geschwindigkeitsvektors ${}_I\mathbf{v}_{Sim}(t)$ an der Fahrerkopfposition nach Gleichung (4-32). Dieser wird nun ein weiteres Mal nach der Zeit differenziert, um einen funktionalen Zusammenhang zwischen den translatorischen Beschleunigungen und den eingestellten Winkeln der Servo-Asynchronmotoren herzustellen. Analog zu Gleichung (2-25) folgt aus Anwendung der Ketten- und Produktregel dann der gesuchte Ausdruck

$${}_I\ddot{\mathbf{r}}_{Sim} = \frac{d}{dt} {}_I\mathbf{v}_{Sim}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \frac{d}{dt} (\mathbf{J}_g(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}}) = \mathbf{J}_g(\mathbf{q}) \cdot \ddot{\mathbf{q}} + \underbrace{\frac{\partial^2 \mathbf{g}(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}^2}}_{\mathbf{J}_{g_2}(\mathbf{q})} \cdot \dot{\mathbf{q}}^2, \quad (4-37)$$

in den zusätzlich zur Jacobi-Matrix auch die zweiten partiellen Ableitungen der nichtlinearen Vektorfunktion $\mathbf{g}$ nach den verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ eingehen. Diese werden für eine übersichtlichere Darstellung in der Matrix

$$\mathbf{J}_{g_2}(\mathbf{q}) = \frac{\partial^2 \mathbf{g}(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}^2} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 g_x(\mathbf{q})}{\partial q_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 g_x(\mathbf{q})}{\partial q_5^2} \\ \frac{\partial^2 g_y(\mathbf{q})}{\partial q_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 g_y(\mathbf{q})}{\partial q_5^2} \\ \frac{\partial^2 g_z(\mathbf{q})}{\partial q_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 g_z(\mathbf{q})}{\partial q_5^2} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 5}$$

zusammengefasst. Folglich lassen sich die Beschleunigungsgrößen als Funktionen der verallgemeinerten Koordinaten sowie deren erste und zweite zeitliche Ableitung darstellen. Dabei gilt

$$\ddot{\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \ddot{\mathbf{q}}_{Bwp}^T & \ddot{\mathbf{q}}_{Sh}^T \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \ddot{\psi}_x & \ddot{\psi}_y & \ddot{\psi}_h & \ddot{\psi}_l & \ddot{\psi}_r \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5,$$

sodass zur Auswertung von Gleichung (4-37) die Motorwinkel $\psi(t)$, die Winkelgeschwindigkeiten $\dot{\psi}(t)$ und die Winkelbeschleunigungen $\ddot{\psi}(t)$ benötigt werden. Bei diesen handelt es sich aber gerade um die Zustandsgrößen $x(t)$ des linearen Aktormodells nach Gleichung (4-7), mit deren Kenntnis die translatorischen Beschleunigungen ${}_I\ddot{\mathbf{r}}_{Sim}(t)$ des Simulators dann eindeutig beschrieben werden können.

Um ferner den in Abschnitt 2.2.3 beschriebenen Einfluss der Tilt Coordination Technik mithilfe des erstellten Modells abzubilden, werden anschließend die spezifischen Beschleunigungen ${}_I\mathbf{a}_{Sim}(t)$ gebildet. Dazu sind gemäß der Berechnungsvorschrift (2-2) die translatorischen Beschleunigungen ${}_I\ddot{\mathbf{r}}_{Sim}(t)$ mit dem konstanten Erdbeschleunigungsvektor ${}_I\mathbf{g}$ zu überlagern, so wie es auch in den Makulaorganen des menschlichen Vestibularapparats geschieht:

$${}_I\mathbf{a}_{Sim} = {}_I\ddot{\mathbf{r}}_{Sim}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) - {}_I\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \ddot{r}_{Sim,x}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \\ \ddot{r}_{Sim,y}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \\ \ddot{r}_{Sim,z}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} \quad (4-38)$$

Jede Neigung des Bewegungssystems verursacht daher eine anteilig wirkende Gravitationsbeschleunigung des Fahrers im Simulator, die gezielt zur Reproduktion niederfrequenter Längs- und Querschleunigungen eingesetzt werden kann. Die dem zugrunde liegende Beziehung zwischen eingestellter Simulatororientierung und wahrnehmbaren Motion Cues lässt sich schließlich durch eine Transformation der Beschleunigungsgrößen aus Gleichung (4-38) in das körperfeste Bezugssystem K des Fahrers beschreiben:

$${}^K\mathbf{a}_{Sim} = {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot {}_I\mathbf{a}_{Sim}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) = {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot {}_I\ddot{\mathbf{r}}_{Sim}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) - {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot {}_I\mathbf{g} \quad (4-39)$$

Die zugehörige Transformationsmatrix ${}^{KI}\mathbf{A}$ entspricht dabei der inversen Drehmatrix vom körperfesten L -System in das Inertialsystem I , welche bereits zur Beschreibung der Fahrerposition in Gleichung (4-22) herangezogen wurde²⁰. Alternativ kann sie aber auch aus der allgemeinen Transformationsmatrix (2-11) unter Vernachlässigung etwaiger Gierrotationen mit $\psi_{Sim}(t) = 0^\circ$ ermittelt werden:

$${}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) = {}^{IK}\mathbf{A}^T(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Sim} & 0 & -\sin \theta_{Sim} \\ \sin \varphi_{Sim} \cdot \sin \theta_{Sim} & \cos \varphi_{Sim} & \sin \varphi_{Sim} \cdot \cos \theta_{Sim} \\ \cos \varphi_{Sim} \cdot \sin \theta_{Sim} & -\sin \varphi_{Sim} & \cos \varphi_{Sim} \cdot \cos \theta_{Sim} \end{bmatrix}$$

Die darin aufgeführten Argumente $\varphi_{Sim}(t)$ und $\theta_{Sim}(t)$ entsprechen den Elementen des Orientierungsvektors nach Gleichung (4-31) und stellen somit ebenso Funktionen der verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ dar. Analog hierzu wird auch der Winkelgeschwindigkeitsvektor ${}_I\boldsymbol{\omega}_{Sim}(t)$ aus Gleichung (4-36) mittels der Transformationsmatrix ${}^{KI}\mathbf{A}$ in das körperfeste Fahrerbezugssystem K überführt (siehe diesbezüglich auch Gleichung (2-14)). Da jedoch vereinfachend keine Gierrotationen betrachtet werden sollen, gilt nachfolgend

²⁰Wie schon an vorheriger Stelle wird auch hier vorausgesetzt, dass die körperfesten Bezugssysteme K und L stets identisch zueinander orientiert sind.

${}^K\omega_{Sim,z}(t) = {}^I\omega_{Sim,z}(t) \approx 0^\circ/s$, wodurch die letzte Zeile und Spalte der Drehmatrix ${}^{KI}A$ entfallen. Demnach ergeben sich die körperfesten Winkelgeschwindigkeiten zu

$${}^K\omega_{Sim} = {}^{KI}A(q) \cdot {}^I\omega_{Sim}(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} \cos \theta_{Sim} & 0 \\ \sin \varphi_{Sim} \cdot \sin \theta_{Sim} & \cos \varphi_{Sim} \end{bmatrix} \cdot {}^I \begin{bmatrix} \omega_{Sim,x}(q, \dot{q}) \\ \omega_{Sim,y}(q, \dot{q}) \end{bmatrix}. \quad (4-40)$$

4.3.3 Resultierendes Gesamtmodell

Die Kombination der in den vorangegangenen Abschnitten 4.3.1 und 4.3.2 behandelten Zusammenhänge führt schließlich auf das resultierende Ersatzmodell des hybridkinematischen Bewegungssystems. Wie Bild 4-23 verdeutlicht, lässt sich das Bewegungsverhalten des ATMOS Fahrsimulators dabei als Reihenschaltung aus dem Übertragungsverhalten der geregelten Aktoren und der zugrunde liegenden Simulatorkinematik darstellen. Die Aktordynamik aller fünf Servomotoren wird gemäß Gleichung (4-7) durch die lineare Zustandsdifferentialgleichung

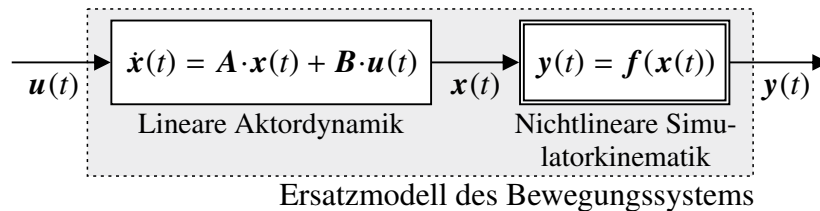
$$\dot{x} = A \cdot x + B \cdot u \quad (4-41)$$

abgebildet, sodass die jeweiligen Motorwinkel $\psi(t)$, -winkelgeschwindigkeiten $\dot{\psi}(t)$ und -winkelbeschleunigungen $\ddot{\psi}(t)$ zu jedem Zeitpunkt aus dem Zustandsvektor $x(t)$ hervorgehen. Die Ausgangsgrößen $y(t)$ dieses Systems bilden dann die spezifischen Beschleunigungen ${}^K a_{Sim}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}^K \omega_{Sim}(t)$, welche sich abhängig von der Simulatorkinematik an der Fahrerkopfposition im Mockup einstellen. Somit resultiert die nichtlineare Ausgangsgleichung des Modells durch das Einsetzen von Gleichung (4-37) in (4-39), bzw. Gleichung (4-36) in (4-40) als:

$$y = \begin{bmatrix} {}^K a_{Sim}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \\ {}^K \omega_{Sim}(q, \dot{q}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^{KI}A(q) \cdot J_g(q) \cdot \ddot{q} + {}^{KI}A(q) \cdot J_{g_2}(q) \cdot \dot{q}^2 - {}^{KI}A(q) \cdot {}^I g \\ {}^{KI}A(q) \cdot H(q) \cdot J_h(q) \cdot \dot{q} \end{bmatrix}$$

Es ist leicht ersichtlich, dass es sich hierbei gerade um eine Funktion der Zustandsgrößen $x(t)$ aus Gleichung (4-41) handelt, weshalb die Ausgangsgleichung ebenso in kompakterer Form als generalisierte Vektorfunktion

$$y = f(x) \quad (4-42)$$



mit

$$u(t) = \begin{bmatrix} \psi_{Soll,x}(t) \\ \vdots \\ \psi_{Soll,r}(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^5, \quad x(t) = \begin{bmatrix} \psi_x(t) \\ \vdots \\ \ddot{\psi}_r(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{15}, \quad y(t) = \begin{bmatrix} {}^K a_{Sim}(t) \\ {}^K \omega_{Sim}(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^5$$

Bild 4-23: Ersatzmodell des hybridkinematischen Bewegungssystems.

dargestellt werden kann. Zusammenfassend wird das dynamische Verhalten des erstellten Ersatzmodells daher mithilfe der nichtlinearen Zustandsraumbeschreibung

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}, \\ \mathbf{y} &= \mathbf{f}(\mathbf{x})\end{aligned}\tag{4-43}$$

wiedergegeben, die sich entsprechend der in Bild 4-23 präsentierten Signalstruktur in ein lineares dynamisches Teilsystem und eine statische Nichtlinearität unterteilen lässt. Die Anordnung beider Teilsysteme entspricht dabei der charakteristischen Struktur eines Wiener-Modells (vgl. Abschnitt 2.5.1), dessen dynamische Eigenschaften durch die zugehörige Dynamikmatrix $\mathbf{A}$, bzw. deren Eigenwerte λ , bestimmt sind. Diese können unter Verwendung der identifizierten Modellparameter aus Tabelle 4-3 genauer untersucht werden, was auf die in Bild 4-24 aufgezeigte Polkonfiguration der fünf PT3-Glieder in der komplexen Zahlenebene führt. Wie dargestellt, besitzen die linearen Aktormodelle jeweils eine reelle Polstelle und ein konjugiert komplexes Polpaar mit negativem Realteil, woraus ein asymptotisch stabiles Systemverhalten gefolgert werden kann. Diese wesentliche Modelleigenschaft erscheint im konkreten Anwendungskontext jedoch wenig überraschend, da die Stabilität der unterlagerten Winkelregelungen auf den Frequenzumrichtern bereits an vorheriger Stelle ohne einen entsprechenden Nachweis vorausgesetzt wurde. Ebenso verdeutlicht die weitere Analyse der Systemeigenschaften, dass die geregelten Aktoren aufgrund ihrer komplexen Polpaare ein schwingfähiges Übertragungsverhalten aufweisen. Die schnellsten Eigenwerte mit der zugleich stärksten Dämpfung lassen sich dabei den drei Aktoren des Shakers zuordnen, während die komplexen Eigenwerte im longitudinalen und lateralen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform deutlich langsamer und schwächer gedämpft sind. Eine Erklärung hierfür liefern die großen Massendifferenzen beider Teilsysteme, welche sich zwangsläufig auf das jeweilige Führungsverhalten bezüglich der Motorwinkel $\psi(t)$ auswirken. Für die Ansteuerung des Bewegungssystems bedeutet dies, dass neben den Leistungskennwerten aus Tabelle 4-2 auch die unterschiedliche Systemdynamik von Bewegungsplattform und Shaker durch den Motion Cueing Algorithmus berücksichtigt werden muss, um eine bestmögliche Planung der Simulatortrajektorie garantieren zu können.

Zusätzlich zu den dynamischen Eigenschaften des Bewegungssystems ist die spezifische Simulatorkinematik detailliert in der nichtlinearen Ausgangsgleichung (4-42) modelliert.

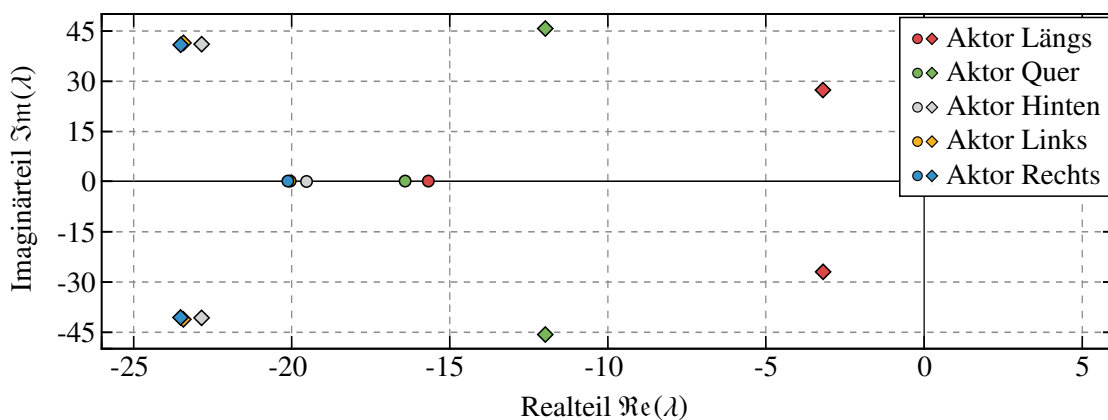


Bild 4-24: Polkonfiguration des erstellten Ersatzmodells in der komplexen Zahlenebene (○: Reelle Polstelle, ◇: Konjugiert komplexes Polpaar).

Zwar wirkt sich der gewählte Detaillierungsgrad an dieser Stelle maßgeblich auf die Komplexität des Ersatzmodells und folglich auch auf dessen Berechnungsaufwand aus, gleichzeitig werden aber alle für das Immersionsempfinden des Fahrers relevanten Koppelungseffekte beider Teilbewegungssysteme (siehe Abschnitt 4.2.4) analytisch nachgebildet. Basierend auf dem damit einhergehenden Modellwissen können nun im nächsten Schritt geeignete Regelstrategien entworfen werden, mit denen sich die simulierten Fahrzeugbewegungen in gewünschter Qualität im ATMOS Fahrsimulator darstellen lassen.

4.4 Modellvalidierung

Die hinreichend genaue Wiedergabe des realen Systemverhaltens durch das mathematische Ersatzmodell ist eine wesentliche Voraussetzung der modellbasierten Reglersynthese. Dieses gilt in besonderem Maße für MPC-basierte Regelungskonzepte, da das applizierte Prozessmodell direkt in den Regelalgorithmus integriert wird und dessen Verhalten somit entscheidend beeinflusst. Die nachfolgenden Abschnitte widmen sich daher einer experimentellen Validierung des in Abschnitt 4.3.3 beschriebenen Modells. Dabei erfolgt die Bewertung seiner Genauigkeit zunächst im Zeitbereich. Anschließend soll die Modellgültigkeit aber auch im Frequenzbereich evaluiert werden.

4.4.1 Validierung im Zeitbereich

Der vorliegende Abschnitt diskutiert die Gegenüberstellung von realem Bewegungssystem und erstelltem Ersatzmodell auf Grundlage der gemessenen Zeitsignale der Motorwinkel $\psi(t)$ sowie der Ausgangs- bzw. Regelgrößen ${}_K a_{Sim}(t)$ und ${}_K \omega_{Sim}(t)$. Hierzu werden gemäß der schematischen Darstellung in Bild 4-25 identische Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$ am Fahrsimulator und am nichtlinearen Zustandsraummodell aus Gleichung (4-43) aufgeschaltet. Die zugehörige Simulatortrajektorie wird dabei unter Verwendung des Classical Washout Algorithmus anhand eines definierten Fahrscenarios erzeugt, dessen Signalcharakteristik der eines regulären Fahrversuchs im Simulator entspricht. Konkret wurde ein Slalom-Manöver mit überlagerter Längsbeschleunigung und -verzögerung des virtuellen Fahrzeugs gewählt, sodass das Bewegungssystem in allen Freiheitsgraden angeregt wird und die Koppelungseffekte deutlich hervortreten. Während die an den Servomotoren eingeregelter Winkel $\psi(t)$ direkt via seriellen CAN Bus von den Frequenzumrichtern an das Echtzeitsystem übermittelt werden (vgl. Bild 4-2), wurde zur Messung der wirkenden Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsgrößen eine inertielle Messeinheit (engl. Inertial Measurement Unit, IMU) installiert. Diese befindet sich unmittelbar hinter dem Fahrerkopf im Mockup und erfasst die von den Probanden wahrnehmbaren sensorischen Reize mit der Abtastrate der dSPACE Echtzeithardware.

Zunächst soll die Genauigkeit des linearen Aktormodells bewertet werden. Dazu zeigt Bild 4-26 einen Vergleich der am realen System gemessenen Motorwinkel $\psi_{Mess}(t)$ und der modellierten Winkelpositionen $\psi_{Mod}(t)$. Zusätzlich ist die jeweilige Abweichung zwischen Simulation und Messung aufgetragen, um die erzielte Modellgüte besser quantifizieren zu können. Aus den Grafiken geht hervor, dass das Übertragungsverhalten der unterlagerten Winkelregelungen in sehr guter Übereinstimmung durch die identifizierten PT3-Glieder wiedergegeben wird. Die Modelle der hinten, vorne links und vorne rechts am Shaker

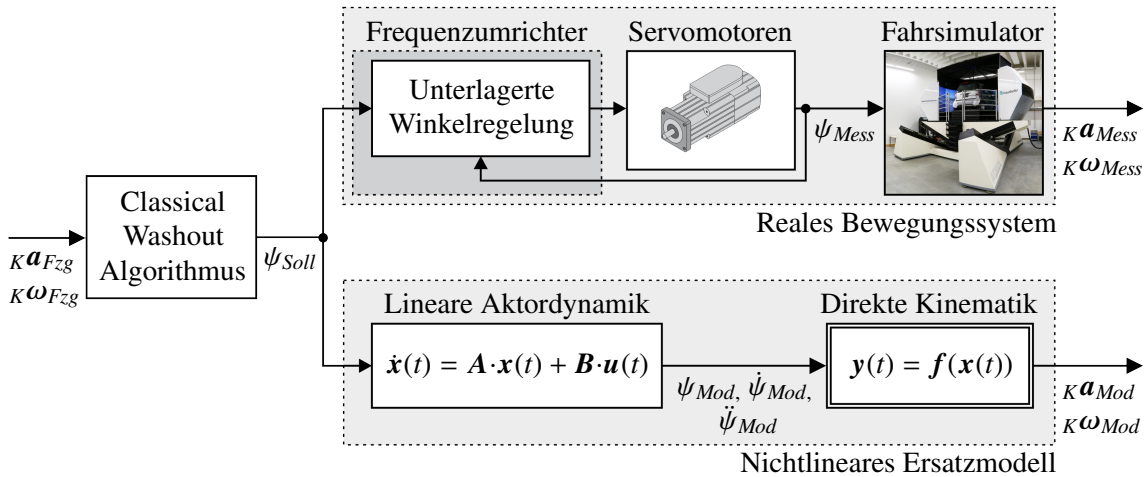


Bild 4-25: Gegenüberstellung von nichtlinearem Ersatzmodell und realem Fahrsimulator.

verbauten Aktoren weisen hierbei eine nahezu identische und vernachlässigbar kleine Abweichung gegenüber den Messwerten auf. Angesichts ihrer Parametrierung nach Tabelle 4-3 und der daraus hervorgehenden Polkonfiguration (siehe Bild 4-24) ist ein ähnliches Systemverhalten jedoch auch zu erwarten, was dann zwangsläufig zu einer vergleichbaren Modellgüte führt. Ebenso lässt sich das Ein-/Ausgangsverhalten der geregelten Servomotoren im longitudinalen und lateralen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform mit zufriedenstellender Genauigkeit reproduzieren. Wie in Abschnitt 4.3.1 diskutiert, werden die beiden Aktoren jeweils zu einem PT3-Glied pro Bewegungsfreiheitsgrad zusammengefasst. Aus der asymmetrischen Massenverteilung des Bewegungssystems resultiert allerdings ein leicht asynchrones Regelverhalten der jeweiligen Antriebe, das dann in unterschiedlicher Güte durch das lineare Aktormodell beschrieben wird. Daher zeigen die Modellabweichungen zwar in beiden Freiheitsgraden generelle Differenzen zwischen den verbauten Servomotoren, diese lassen sich mit Verweis auf die Achsenskalierungen jedoch problemlos vernachlässigen, sodass die redundanten Antriebe in guter Näherung zu einem gemeinsamen Ersatzmodell vereinfacht werden können. Es wurde somit experimentell nachgewiesen, dass die erstellten Aktormodelle das dynamische Verhalten der winkelgeregelten Servo-Asynchronmotoren hinreichend genau nachbilden, wenngleich bewusst auf eine detaillierte Modellierung der physikalischen Effekte verzichtet wurde. Gleichzeitig ergeben sich aus der gewählten Modellierungstiefe aber verschiedene Vorteile für die Synthese eines Motion Cueing Algorithmus, die in den Abschnitten 5.5 und 6.4.1 genauer diskutiert werden sollen.

Ergänzend zur Validierung des Aktormodells zeigt Bild 4-27 eine Gegenüberstellung der korrespondierenden Ausgangsgrößen $y(t)$ im Zeitbereich. Neben den simulierten Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten des nichtlinearen Ersatzmodells aus Gleichung (4-43) sind hier ebenfalls die Bewegungsgrößen ${}_K a_{Top}(t)$ und ${}_K \omega_{Top}(t)$ des Mehrkörpermodells aus SimScape Multibody dargestellt, um etwaige Abweichungen zwischen dem physikalischen und topologieorientierten Modellierungsansatz untersuchen zu können. Da der Fokus des vorliegenden Abschnitts auf der Bewertung der Modellgenauigkeit liegt, sollen die Regelfehler zwischen den simulierten Fahrzeugbewegungen und den im Simulator wahrnehmbaren Motion Cues an dieser Stelle nicht weiter thematisiert und deshalb auf eine Darstellung der zugehörigen Referenzgrößen ${}_K a_{Fzg}(t)$ und ${}_K \omega_{Fzg}(t)$ am Eingang des MCA verzichtet werden.

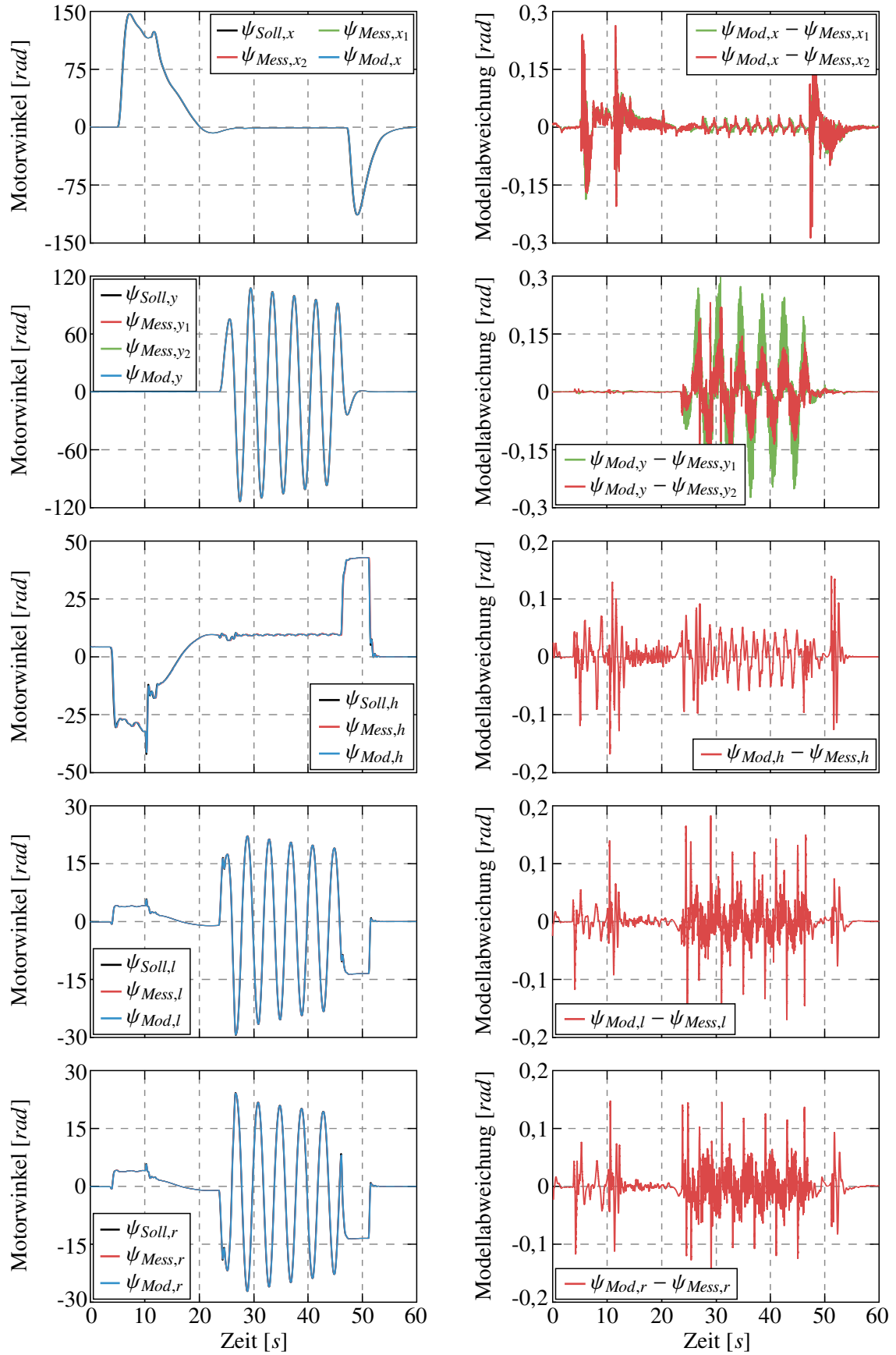


Bild 4-26: Experimentelle Validierung des linearen Aktormodells im Zeitbereich.

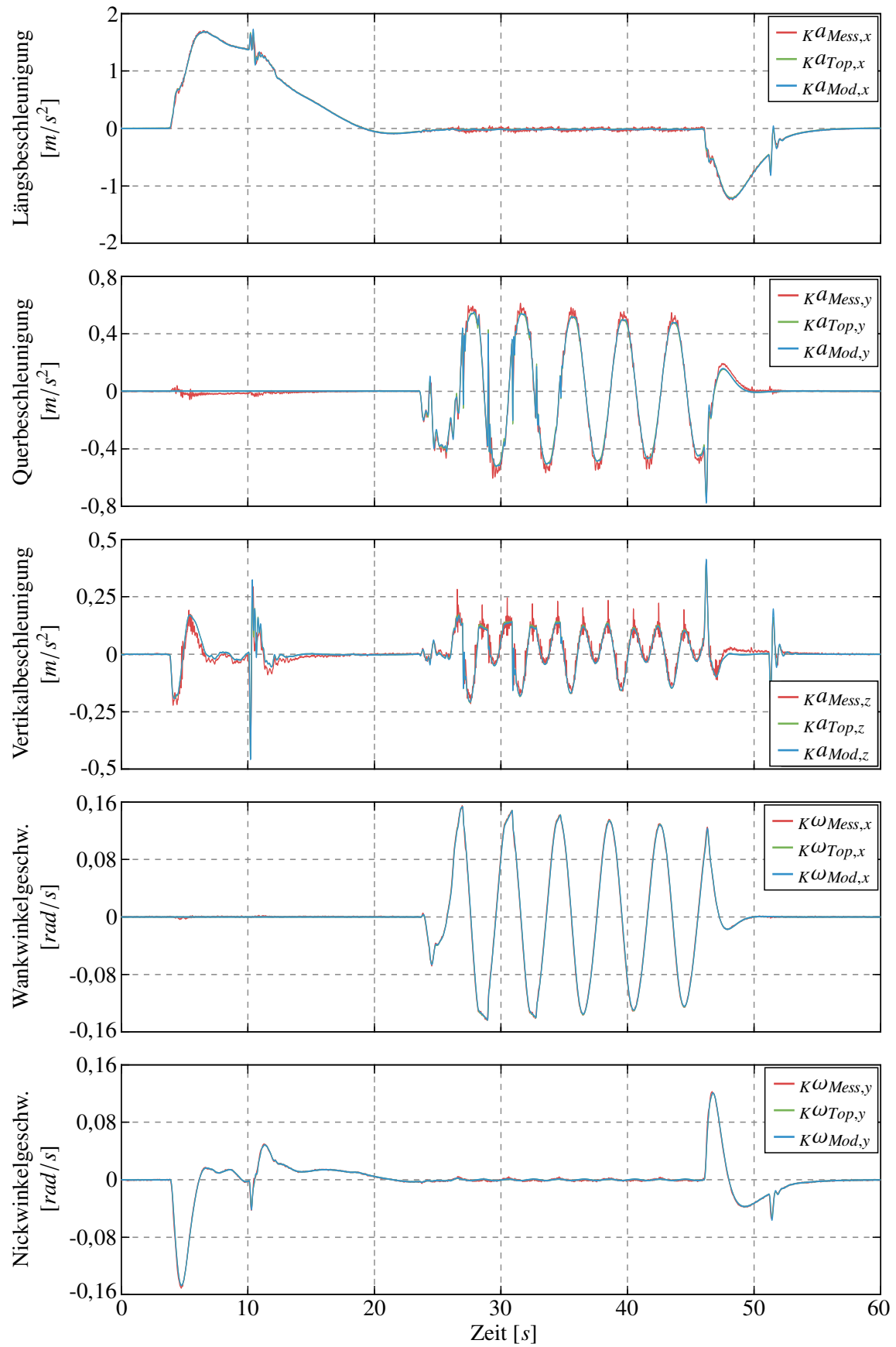


Bild 4-27: Gegenüberstellung der Ausgangsgrößen von Zielsystem und Ersatzmodell.

Der Vergleich von gemessenen und simulierten Größen zeigt schließlich, dass die Bewegungstrajektorie des Simulators über den gesamten Messzeitraum präzise durch die erstellten Modelle nachgebildet wird. Dieses gilt gleichermaßen für die nieder- und hochfrequenten Komponenten der spezifischen Beschleunigungen in den drei translatorischen Freiheitsgraden. Auffällig sind dabei die von der IMU erfassten Beschleunigungsspitzen zu den Zeitpunkten $t = 10\text{ s}$ und $t = 51\text{ s}$ der Längsbeschleunigung, welche sich durch einen Schaltvorgang sowie dem Ausfedern des simulierten Fahrzeugaufbaus nach Abschluss des Bremsvorgangs begründen lassen. Allerdings werden beide Effekte hinreichend genau durch die Ersatzmodelle wiedergegeben. Ähnliche Signalspitzen sind bei $t = 23\text{ s}$ und $t = 46\text{ s}$ im Verlauf der Querbeschleunigung zu beobachten und können mit den gekoppelten Systemfreiheitsgraden, speziell mit den erzwungenen Rotationen der Bewegungsplattform, erklärt werden. Auch hier geht aus der Grafik hervor, dass die entwickelten Modelle derartige Zusammenhänge exzellent nachbilden. Besonders interessant ist darüber hinaus die Betrachtung der während des Fahrmanövers aufgezeichneten Vertikalbeschleunigungen, da sich die Kopplungseffekte des Bewegungssystems in diesem Freiheitsgrad sehr deutlich auswirken. So sind, mit Ausnahme der Oszillationen beim Ausfedern des Fahrzeugaufbaus zum Zeitpunkt $t = 51\text{ s}$, nahezu alle dargestellten Beschleunigungskomponenten auf das unerwünschte Anheben bzw. Absenken der Bewegungsplattform gemäß Bild 4-8, sowie die Drehpunktlage des Shakers im Kardangeln unter dem Mockup zurückführen. Wie schon zuvor erwähnt, können solche Darstellungsfehler den Fahreindruck maßgeblich beeinträchtigen, weshalb eine adäquate Beschreibung der abgebildeten Wechselwirkungen unerlässlich ist. Aus Bild 4-27 ist jedoch ersichtlich, dass die gemessene Vertikalbeschleunigung in sehr guter Übereinstimmung durch beide Modelle reproduziert wird und sich die Kopplungseffekte demnach in der modellbasierten Synthese eines Motion Cueing Algorithmus berücksichtigen lassen. Weiterhin verdeutlicht eine analoge Gegenüberstellung der wirkenden Winkelgeschwindigkeiten, dass die Ersatzmodelle auch diese Größen hervorragend wiedergeben und folglich die Überlagerung der Wank- und Nickbewegungen des Shakers mit den gekoppelten Rotationen der Bewegungsplattform exakt beschreiben.

Somit konnte erfolgreich nachgewiesen werden, dass das nichtlineare Systemverhalten des ATMOS Fahrsimulators, bestehend aus seinen inneren Zustandsgrößen und den messbaren Regelgrößen an der Fahrerkopfposition, sowohl quantitativ als auch qualitativ korrekt mit den erstellten Modellen beschrieben wird. Dabei auftretende Modellabweichungen liegen weit unterhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwellen aus Tabelle 2-5 und sind daher nicht durch den Fahrer im Simulator detektierbar. Zudem existieren nur unwesentliche Abweichungen zwischen analytischem und topologieorientiertem Ersatzmodell, weshalb die in Abschnitt 4.3.2 dokumentierte Modellierung der Simulatorkinematik einschließlich der getroffenen Annahmen und Vereinfachungen als valide zu bewerten ist. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden neben dem präsentierten Slalom-Manöver auch weitere Fahrscenarien untersucht, auf die an dieser Stelle aber nicht im Detail eingegangen werden soll. Hierbei konnte eine identische Modellgüte durch den Vergleich der gemessenen und simulierten Zustands- bzw. Ausgangsgrößen nachgewiesen werden.

4.4.2 Validierung im Frequenzbereich

Zur vollständigen Bewertung der Modellgenauigkeit wurde die zuvor beschriebene Validierung der Zeitsignale um eine Analyse des modellierten Übertragungsverhaltens im

Frequenzbereich ergänzt. Hierbei ist es das Ziel, den Gültigkeitsbereich des erstellten Ersatzmodells zu untersuchen und eine belastbare Aussage treffen zu können, ob die reale Simulatordynamik innerhalb des charakteristischen Frequenzspektrums fahrdynamischer Größen (vgl. Abschnitt 2.2.5) in gewünschter Genauigkeit wiedergegeben wird. Dazu wurde das Bewegungssystem sequentiell in den drei translatorischen Freiheitsgraden durch eine sinusförmige Sollwinkelvorgabe $\psi_{Soll}(t)$ mit einer definierten Frequenz und Amplitude angeregt. Basierend auf der grundlegenden Annahme, dass sich die geregelten Servomotoren bei Einhaltung ihrer Leistungsgrenzen aus Tabelle 4-2 wie ein LZI-System verhalten, kann nach dem Abklingen aller Einschwingvorgänge ebenfalls eine harmonische Schwingung der eingeregelter Motorwinkel $\psi(t)$ beobachtet werden. Aus den aufgezeichneten Signalen lässt sich dann der Amplituden- und Phasengang für die eingestellte Frequenz experimentell bestimmen und im Bode-Diagramm auftragen, bevor die Anregungsfrequenzen sukzessive erhöht und das Vorgehen wiederholt wird. Dabei ist es erforderlich, die Anregungsamplituden schrittweise zu reduzieren, um die Motorleistungsgrenzen auch bei höheren Frequenzen nicht zu überschreiten. Wie schon an vorheriger Stelle diskutiert, befinden sich die Aktoren andernfalls in ihrem gesättigten Arbeitsbereich, wodurch eine Gegenüberstellung mit dem linearen Ersatzmodell wenig aussagekräftig ist. Nachfolgend sollen die aus dieser Frequenzbereichsanalyse hervorgehenden Ergebnisse am Beispiel der Aktoren in Längsrichtung der Bewegungsplattform und des hinteren Shaker-Motors vorgestellt und evaluiert werden.

So zeigt Bild 4-28 den Vergleich der gemessenen Frequenzgänge beider Servomotoren im longitudinalen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform mit dem Frequenzgang des linearen Aktormodells. Wie dargestellt, wurde der Simulator dabei in einem Frequenzbereich

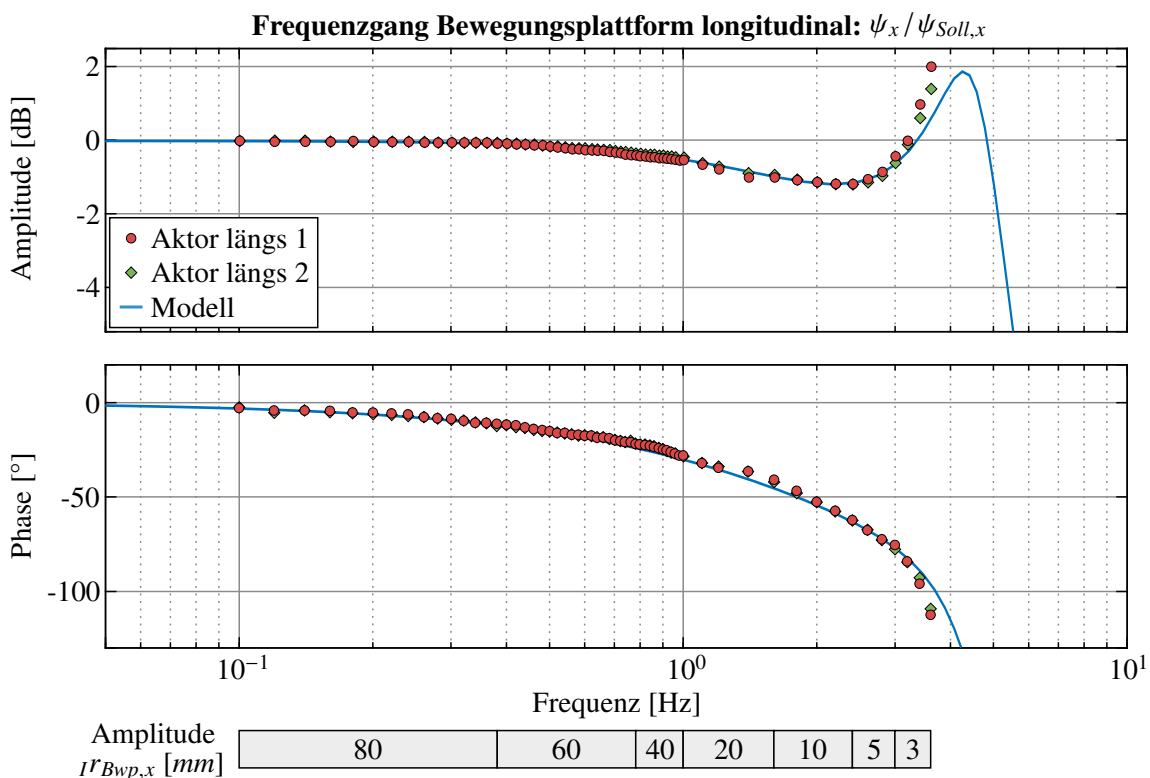


Bild 4-28: Frequenzgänge der geregelten Servomotoren und des linearen Ersatzmodells.

von 0,1 Hz bis 3,6 Hz angeregt, während die Auslenkung des Plattformmittelpunkts gleichzeitig von 80 mm auf 3 mm abgesenkt wurde. Die Analyse der Frequenzgänge veranschaulicht zunächst eine hohe Amplitudentreue und ein nahezu identisches Verhalten der Servomotoren bis ca. 3 Hz. Ebenso werden die ermittelten Amplitudengänge bis zu dieser Frequenz sehr präzise durch das vereinfachte Ersatzmodell nachgebildet, sodass das Übertragungsverhalten beider Antriebe in guter Näherung durch ein gemeinsames Modell beschrieben werden kann. Bedingt durch die große bewegte Masse des Systems und die elastischen Zahnriemen treten jedoch oberhalb von 3,2 Hz vermehrt Resonanzeffekte auf, welche sich dann auf die unterlagerte Winkelregelung auswirken. Zwar bildet das applizierte PT3-Glied derartige Resonanzen im Kleinsignalbereich noch näherungsweise ab, eine exakte Beschreibung des Systemverhaltens wird hier aber nicht erreicht. Mit Verweis auf die in alltäglichen Fahrsituationen dominierenden Frequenzbereiche nach den Tabellen 2-2 und A2-1 sei jedoch angemerkt, dass longitudinale Fahrzeugbewegungen mit Signalfrequenzen oberhalb von 3 Hz in der Praxis kaum auftreten und etwaige Modellabweichungen in diesen Bereichen daher problemlos vernachlässigt werden können. Zudem stimmen auch die experimentell ermittelten Phasengänge der Servomotoren in den relevanten Frequenzbereichen sehr gut mit dem Phasenverlauf des linearen Motormodells überein und liefern eine hinreichend genaue Beschreibung des realen Systemverhaltens mit einem Gültigkeitsbereich von bis zu 3 Hz. Darüber hinaus verdeutlichen die Ergebnisse der Frequenzbereichsanalyse, dass die winkelgeregelten Servo-Asynchronmotoren über eine ausreichend hohe Bandbreite verfügen, um die in normalen Fahrsituationen auftretenden Längsbeschleunigungen mit dem ATMOS Fahrsimulator reproduzieren zu können und außerdem noch weitere Reserven für korrigierende Stelleingriffe mit höherfrequenter Signalcharakteristik vorhanden sind.

Analog dazu ist der Frequenzgang des hinten am Shaker installierten Motors in Bild 4-29 dargestellt. Aus diesem geht hervor, dass der Shaker im Vergleich zur Bewegungsplattform in einem breiteren Frequenzbereich von 0,1 Hz bis 5 Hz angeregt werden kann, was mit der wesentlich geringeren Massenträgheit des Systems zu erklären ist. Dennoch muss hier ebenso eine Reduktion der korrespondierenden Hubamplitude von 20 mm auf 5 mm bei höheren Frequenzen vorgenommen werden, damit die Leistungsgrenzen der geregelten Aktoren während der harmonischen Anregung eingehalten werden. Durch die starre Kopplung der Kurbeltriebe am Aufnehmerrahmen zeigt der gemessene Amplitudengang auch im Bereich oberhalb von 3 Hz keine Resonanzeffekte und fällt bei steigender Frequenz stetig ab, weshalb die -3 dB Bandbreite des Shakers direkt aus dem Bode-Diagramm bei ca. 3,8 Hz abgelesen werden kann. Somit lassen sich auch die in Tabelle A2-1 dokumentierten hochfrequenten Bewegungen des Fahrzeugaufbaus relativ zur Fahrbahn, wie etwa Hub-, Wank- oder Nickbewegungen, vollständig mit dem Shaker reproduzieren. Zudem verdeutlicht die Gegenüberstellung mit dem vereinfachten Motormodell, dass sowohl der Amplituden- als auch der Phasengang des Zielsystems über den gesamten Frequenzbereich hervorragend durch ein Verzögerungsglied dritter Ordnung wiedergegeben wird.

Die Frequenzbereichsanalyse der beiden Aktoren im lateralen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform sowie der vorderen Servomotoren des Shakers führt schließlich auf eine vergleichbare Modellgüte mit identischen Gültigkeitsbereichen. Deshalb soll an dieser Stelle auf eine detaillierte Darstellung der zugehörigen Frequenzgänge im Bode-Diagramm verzichtet werden. Somit lässt sich festhalten, dass das Übertragungsverhalten der sieben winkelgeregelten Antriebe innerhalb ihrer Leistungsgrenzen präzise durch ein LZI-System

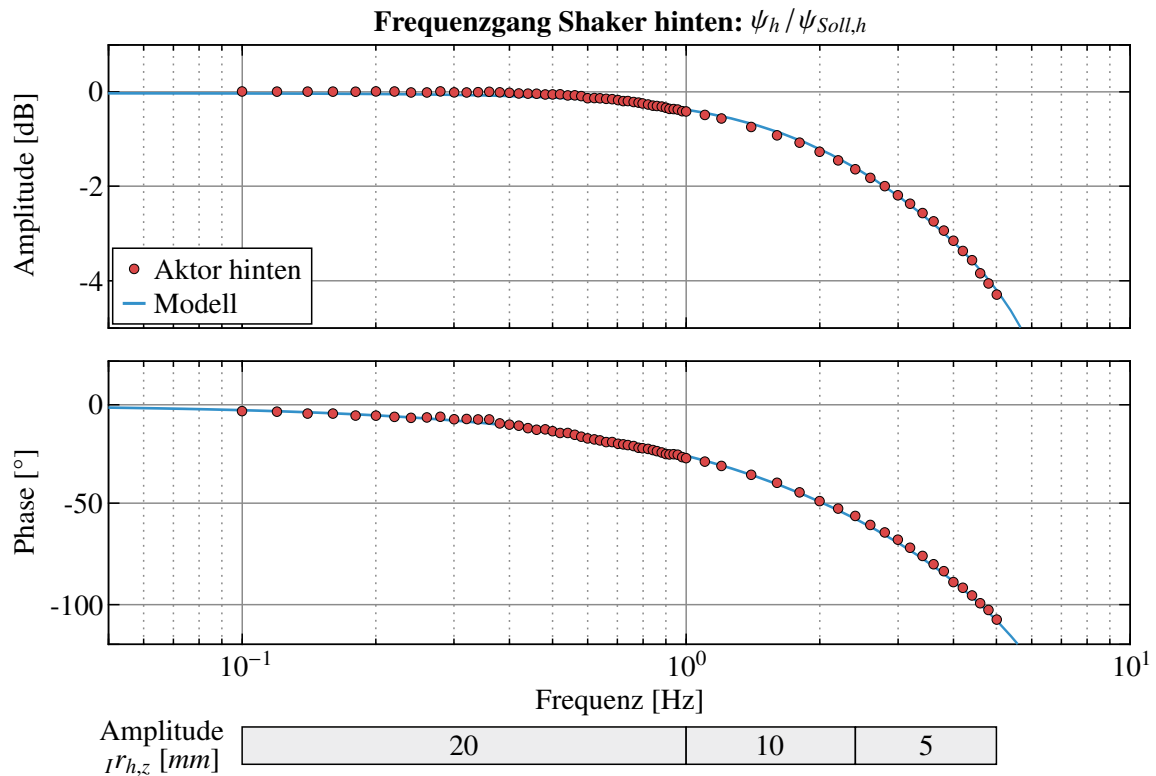


Bild 4-29: Frequenzgänge des geregelten hinteren Aktors und des linearen Ersatzmodells.

beschrieben werden kann und das resultierende Ersatzmodell aus Bild 4-23 auch im Frequenzbereich als vollständig validiert anzusehen ist.

Auf Grundlage des damit einhergehenden Modellwissens und den im vorliegenden Kapitel erzielten Erkenntnissen können nun geeignete Regelstrategien entworfen werden, mit denen eine gewünschte Güte der Bewegungsnachbildung am ATMOS Fahrsimulator sichergestellt werden soll. Eine besondere Herausforderung stellt dabei das hybridkinematische Bewegungssystem mit seinen gekoppelten Freiheitsgraden dar, welches sich gänzlich von klassischen Simulatorkonzepten mit Hexapodsystemen abgrenzt und den Einsatz konventioneller Motion Cueing Algorithmen impraktikabel macht. In den nachfolgenden Kapiteln 5 und 6 werden daher zwei neuartige filter- und optimierungsbasierte MCA präsentiert, die sich durch ihren hohen Grad der Modellintegration in den Regelalgorithmus vom Stand der Technik abheben und diesen hierdurch signifikant erweitern.

5 Modifizierter Washout Algorithmus

Im vorangegangenen Kapitel 4 wurde das in dieser Arbeit betrachtete hybridkinematische Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators detailliert vorgestellt und wesentliche Systemeigenschaften sowie deren Auswirkungen auf das Bewegungsempfinden des Fahrers wurden diskutiert. Hieraus ergeben sich schließlich neue Anforderungen an die Motion Cueing Strategie, denen konventionelle filterbasierte Verfahren nicht gerecht werden. Aus diesem Grund widmen sich die folgenden Abschnitte einer simulatorspezifischen Erweiterung des CWA, die erstmals als *modifizierter Washout Algorithmus* (MWA) in [BMR⁺19] vorgestellt wurde. Darüber hinaus ist eine tiefergehende systemtheoretische Analyse der angewandten Techniken und Methoden in [BMR⁺20] beschrieben.

5.1 Problemdefinition und Zielsetzung

Wie in Kapitel 3 dargelegt, bilden filterbasierte Motion Cueing Algorithmen nach der Grundidee des CWA einen etablierten Standardansatz zur Regelung dynamischer Fahr- und Flugsimulatoren. Dabei zeichnen sich die Verfahren durch ihre einfache Implementierung, eine gute Nachvollziehbarkeit sowie den geringen Berechnungsaufwand auf der Zielhardware aus. Diese Vorzüge lassen sich im Allgemeinen auf die zentrale Grundidee des CWA zurückführen, die einzelnen Bewegungsfreiheitsgrade des Simulators vollkommen unabhängig voneinander zu behandeln. Hierzu muss allerdings vorausgesetzt werden, dass das verwendete Bewegungssystem die berechneten Stellsignale in jedem Freiheitsgrad ideal und ungestört umsetzen kann. Klassische Hexapoden, für welche dieser Typ von MCA ursprünglich entwickelt wurde, erfüllen diese Anforderung innerhalb ihrer Arbeitsraumgrenzen ebenso uneingeschränkt, wie die im Grundlagenkapitel 2 beschriebenen Kabel- oder Knickarmroboter (vgl. Bild 2-2). Im konkreten Anwendungsbeispiel des ATMOS Fahrsimulators ergeben sich aufgrund seiner spezifischen Systemdynamik und -kinematik jedoch neue Herausforderungen, die eine Anpassung der konventionellen Regelungsstruktur zwingend notwendig machen.

So bewirkt der für den CWA charakteristische Washout-Effekt, dass die Bewegungsplattform nach einer anfänglichen Auslenkung stets zurück in ihre Ausgangsposition driftet. Simulatoren mit unabhängigen Bewegungsfreiheitsgraden überlagern dieses für den Fahrer unnatürliche Verhalten mit einer simultanen Rotation des Mockups, um den Beschleunigungseindruck mithilfe der Tilt Coordination Technik aufrecht zu erhalten. Gemäß Abschnitt 4.2.1 ist die Neigung der Bewegungsplattform beim ATMOS Fahrsimulator aber unmittelbar an ihre Auslenkung gekoppelt, sodass der verhältnismäßig große rotatorische Arbeitsraum des Systems nur sehr ineffizient genutzt wird. In der Konsequenz müssen niederfrequente Sustained Cues vollständig mit dem Shaker nachgebildet werden, was die maximal darstellbaren Beschleunigungsamplituden signifikant limitiert. Mit den in Tabelle 4-1 dokumentierten Arbeitsraumkennwerten ergibt sich dann eine Skalierung und Begrenzung der Längs- und Querschleunigungen auf lediglich $1,2 \text{ m/s}^2$ bzw. $1,0 \text{ m/s}^2$. Diesbezüglich sei angemerkt, dass sich diese Angaben auf die vollständige Ausnutzung des verfügbaren Arbeitsraums in einem der beiden Drehfreiheitsgrade beziehen. Bei über-

lagerten Wank- und Nickbewegungen des Shakers, wie sie beispielsweise beim Anfahren und Abbiegen an einer Kreuzung auftreten, reduzieren sich die maximal darstellbaren Beschleunigungen nochmals erheblich (siehe auch Bild 4-10).

Zudem erfordert das hybridkinematische Bewegungssystem eine geeignete Strategie zur Aufteilung der Stelleingriffe zwischen Bewegungsplattform und Shaker. Da Hexapod-basierte Simulatoren jedoch ausschließlich über einen Endeffektor verfügen, ist eine derartige Koordination verschiedener Teilbewegungssysteme in der klassischen Algorithmusstruktur des CWA nicht vorgesehen. Deshalb wurden in Abschnitt 3.2.3 bereits verschiedene Modifikationen für redundante Systeme bestehend aus Hexapoden und Linienschlitten vorgestellt, deren grundlegende Idee in einer weiteren Frequenzteilung der translatorischen Bewegungen zwischen beiden Teilsystemen liegt. Im betrachteten Fall des ATMOS Fahrsimulators sind hingegen die jeweiligen Rotationsbewegungen von Bewegungsplattform und Shaker geeignet abzustimmen. Eine frequenzabhängige Aufteilung der Stelleingriffe erscheint deshalb wenig sinnvoll, da das Frequenzspektrum der Signale im Pfad der Tilt Coordination ohnehin durch ein Tiefpassfilter auf niederfrequente Anteile beschränkt ist und beide Teilsysteme in diesem Frequenzbereich keine nennenswerten Dynamikunterschiede aufweisen. Höherfrequente Bewegungen des Fahrzeugaufbaus relativ zur Fahrbahn sollten darüber hinaus aufgrund seiner höheren Bandbreite mit dem Shaker reproduziert werden.

Ein gemeinsame Eigenschaft filterbasierter MCA bildet die zugrunde liegende Forderung, dass die ermittelten Beschleunigungs- und Drehratenvorgaben ${}_I\mathbf{a}_{Wo}(t)$ bzw. ${}_I\dot{\mathbf{b}}_{Wo}(t)$ unverzerrt vom Bewegungssystem realisiert werden können. Neben der spezifischen Simulatorkinematik ist hierzu auch die Dynamik des Systems in der Planung der Bewegungstrajektorie zu berücksichtigen, damit die zugehörigen Stellsignale ideal und ohne zeitliche Verzögerung von der unterlagerten Aktorregelung umsetzbar sind. Dabei muss allerdings beachtet werden, dass es sich bei dynamischen Fahrsimulatoren um großtechnische Geräte mit hoher Trägheit handelt, weshalb es stets zu unerwünschten Aktorlatenzen kommt. Diese werden üblicherweise als vernachlässigbar klein angesehen, was dazu führt, dass messbare Regelabweichungen nicht eindeutig dem MCA oder der Aktordynamik zugeordnet werden können und dadurch die Parametrierung des Gesamtalgorithmus deutlich erschwert wird. Für den Regelungstechniker erscheint es daher naheliegend, vorhandenes Modellwissen über die Dynamik der geregelten Aktoren in den Motion Cueing Algorithmus zu integrieren, um somit die Güte der Trajektorienfolge nachhaltig zu verbessern.

Basierend auf diesen identifizierten Optimierungspotentialen verfolgt der im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelte MWA daher drei übergeordnete Zielsetzungen:

- Washout der Bewegungsplattform in eine fahrsituationsabhängige Endposition
- Koordination der Stelleingriffe zwischen Bewegungsplattform und Shaker
- Modellbasierte Kompensation unerwünschter Aktorlatenzen

Die technischen Realisierungen zur Erfüllung dieser Ziele sowie die daraus resultierende neue Motion Cueing Strategie sollen in den folgenden Abschnitten umfassend erläutert und analysiert werden.

5.2 Dynamischer Washout

Wie bereits im vorangegangenen Abschnitt diskutiert, erweist sich ein kontinuierlicher Drift des Bewegungssystems zurück in seine Ausgangsposition am ATMOS Fahr Simulator als denkbar ungeeignet, um das Potential beider Teilbewegungssysteme bestmöglich auszureizen. Vielmehr erfordert die kinematische Kopplung zwischen den Translationen und Rotationen der Bewegungsplattform, dass der Simulator nach Ausführung seiner anfänglichen hochfrequenten Bewegung in eine definierte Endposition überführt wird, in der sich die korrespondierende Neigung zur Nachbildung anhaltender Beschleunigungskomponenten mit der Tilt Coordination Technik einstellt. Hierzu wird ein dynamischer Washout benötigt, mit dem der stationäre Endwert der Driftbewegung in Abhängigkeit der aktuellen Fahrsituation variiert werden kann. Dabei ist zusätzlich gefordert, dass dieser adaptierte Washout die Reproduktion der Initial Cues nicht beeinträchtigt.

Um diese Anforderungen zu erfüllen wird die aus Bild 3-1 bekannte Signalverarbeitung hochfrequenter Längs- und Querschleunigungen des CWA um weitere Tiefpassfilter mit variablen Verstärkungsfaktoren K_x und K_y ergänzt. Bei Anwendung der in Bild 3-3 aufgeführten Filterordnungen resultiert dann die am Beispiel der Längsbeschleunigung dargestellte Signalstruktur nach Bild 5-1. Folglich handelt es sich bei dem angefügten Übertragungsglied um ein Tiefpassfilter erster Ordnung. Seine Zeitkonstante wird identisch zu der des Hochpassfilters gewählt, sodass ein komplementäres Filterpaar vorliegt. Zudem entfällt analog zu Bild 3-3 die in der Grundstruktur des Classical Washout Algorithmus durchgeführte Transformation der körperfesten Fahrzeugbeschleunigungen in das ortsfeste Simulatorbezugssystem (${}_K a_{Hp,x} \approx {}_I a_{Hp,x}$), da der hieraus hervorgehende Fehler gegenüber den Störungen durch die Kopplungseffekte des Bewegungssystems als vernachlässigbar klein bewertet werden kann.

Die grundlegende Idee dieser nicht sehr intuitiven Erweiterung lässt sich durch eine tiefere systemtheoretische Analyse verdeutlichen. Dazu wird zunächst die zugehörige Übertragungsfunktion $G_x(s)$ der abgebildeten Signalstruktur gebildet, welche das dynamische Verhalten zwischen den simulierten Fahrzeugbeschleunigungen ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ und der longitudinalen Simulatorposition ${}_I r_{Sim,x}(t)$ gemäß

$$G_x(s) = \frac{T_{Hp}s + K_x}{T_{Hp}s + 1} \cdot \frac{T_{Wo}^2 s^2}{T_{Wo}^2 s^2 + 2DT_{Wo}s + 1} \cdot \frac{1}{s^2} \quad (5-1)$$

beschreibt. Das Ziel ist es nun, die aufsummierten Beschleunigungen am Eingang des Washout-Filters durch eine geschickte Wahl des zeitvarianten Verstärkungsfaktors K_x derart

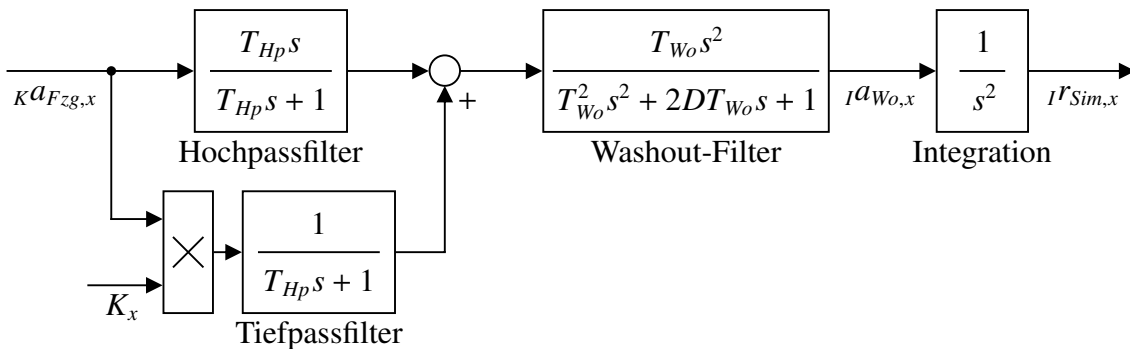


Bild 5-1: Erweiterte Signalverarbeitung hochfrequenter Längsbeschleunigungen.

zu manipulieren, dass die integrierte Positionsvorgabe $Ir_{Sim,x}(t)$ des Bewegungssystems mit zunehmender Zeit gegen einen gewünschten Grenzwert strebt. Unter Annahme eines stabilen Übertragungsverhaltens lässt sich hierzu der Endwertsatz der Laplace-Transformation auf die Übertragungsfunktion (5-1) anwenden. Dabei sei $Ka_{Fzg,x}(t)$ ein niederfrequenter Beschleunigungseingang aus der Fahrdynamiksimulation, dessen Amplitude sich nicht wesentlich ändert, sodass er als näherungsweise konstant angesehen werden kann. Für die Simulatorposition folgt dann nach doppelter Integration der gefilterten Beschleunigung $Ia_{Wo,x}(t)$ mit zunehmender Zeit $t \rightarrow \infty$:

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} Ir_{Sim,x}(t) &= \lim_{s \rightarrow 0} s \cdot G_x(s) \cdot \frac{Ka_{Fzg,x}}{s} \\ &= \lim_{s \rightarrow 0} s \cdot \frac{T_{Hp}s + K_x}{T_{hp}s + 1} \cdot \frac{T_{Wo}^2 s^2}{T_{Wo}^2 s^2 + 2DT_{Wo}s + 1} \cdot \frac{1}{s^2} \cdot \frac{Ka_{Fzg,x}}{s} \\ &= K_x \cdot T_{Wo}^2 \cdot Ka_{Fzg,x} \end{aligned} \quad (5-2)$$

Abhängig von dem Produkt des gewählten Verstärkungsfaktors, der applizierten Zeitkonstanten des Washout-Filters und der bekannten Amplitude des Eingangssignals stellt sich somit ein stationärer Endwert ungleich Null ein. Soll dieser schließlich einer definierten Position $Ir_{TC,x}(t)$ innerhalb der Arbeitsraumgrenzen entsprechen, kann die hierfür notwendige Verstärkung K_x aus dem Ausdruck (5-2) zu

$$K_x = \frac{Ir_{TC,x}}{T_{Wo}^2 \cdot Ka_{Fzg,x}} \quad (5-3)$$

abgeleitet werden. Hierbei auftretende Singularitäten für $Ka_{Fzg,x}(t) = 0 \text{ m/s}^2$ sind darüber hinaus unkritisch, da in diesem Fall auch die gesamte Übertragungsfunktion $G_x(s)$ mit dieser Eingangsgröße multipliziert wird, was zu einer Position $Ir_{Sim,x}(t) = 0 \text{ m}$ führt. Die Stabilität der modifizierten Signalstruktur aus Bild 5-1 ist also immer gewährleistet, solange Hochpass- und Washout-Filter eine stabile Polkonfiguration aufweisen. Dieses ist im Sinne eines störungsfreien Simulatorbetriebs jedoch allgemein vorauszusetzen.

Analog dazu führt eine Anwendung des Anfangswertsatzes der Laplace-Transformation auf die komplexe Übertragungsfunktion

$$H_x(s) = \frac{T_{Hp}s + K_x}{T_{hp}s + 1} \cdot \frac{T_{Wo}^2 s^2}{T_{Wo}^2 s^2 + 2DT_{Wo}s + 1} ,$$

welche das Übertragungsverhalten zwischen der Längsbeschleunigung $Ka_{Fzg,x}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs und der gefilterten Beschleunigungsvorgabe $Ia_{Wo,x}(t)$ des Bewegungssystems charakterisiert, zu der folgenden Grenzwertbetrachtung:

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow +0} Ia_{Wo,x}(t) &= \lim_{s \rightarrow \infty} s \cdot H_x(s) \cdot \frac{Ka_{Fzg,x}}{s} \\ &= Ka_{Fzg,x} \end{aligned} \quad (5-4)$$

Auf diese Weise kann gezeigt werden, dass eine Erweiterung der klassischen Signalstruktur um zusätzliche Tiefpassfilter mit variabler Verstärkung die Wiedergabe hochfrequenter Signalanteile für $t \rightarrow +0 \text{ s}$ nicht negativ beeinflusst, da die gefilterte Simulatorbeschleunigung $Ia_{Wo,x}(t)$ unabhängig vom gewählten Verstärkungsfaktor K_x der Fahrzeugbeschleunigung $Ka_{Fzg,x}(t)$ am Eingang des Algorithmus entspricht.

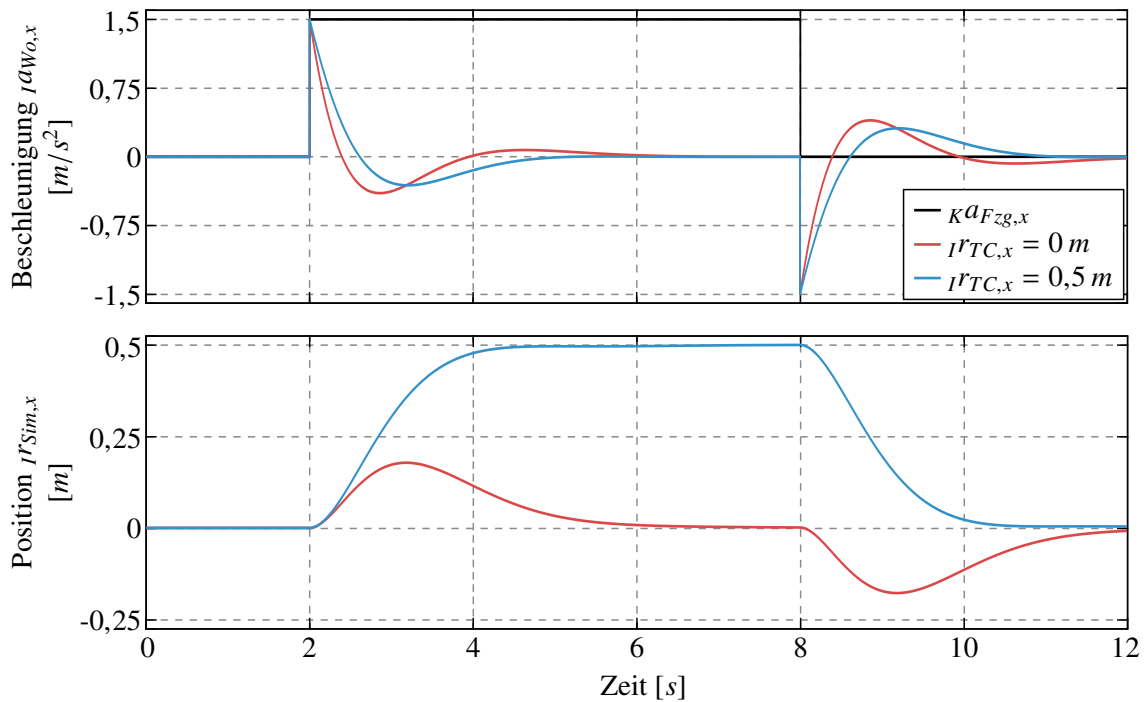


Bild 5-2: Dynamischer Washout-Effekt bei Wahl unterschiedlicher Endpositionen ${}_I r_{TC,x}$.

Eine grafische Interpretation dieser Folgerungen ist in Bild 5-2 dargestellt, welches die Filterantwort ${}_I a_{Wo,x}(t)$ auf eine als Rechteckfunktion idealisierte Fahrzeugbeschleunigung zeigt. Zusätzlich ist die korrespondierende Simulatorposition ${}_I r_{Sim,x}(t)$ abgebildet, die sich aus der Integration von ${}_I a_{Wo,x}(t)$ ergibt. Es ist zu erkennen, dass die Wahl der Endposition ${}_I r_{TC,x}(t) = 0 m$ gemäß Gleichung (5-3) zu einer Verstärkung $K_x = 0$ führt, was der unmodifizierten Signalstruktur des CWA entspricht. Folglich erhält man die gewöhnliche Sprungantwort eines Hochpassfilters dritter Ordnung, deren Integration schließlich den charakteristischen Drift in die Ausgangsposition ${}_I r_{Sim,x}(t) = 0 m$ bewirkt (vgl. Bild 3-4). Für alle Positionsvorgaben ${}_I r_{TC,x}(t)$ ungleich Null wird das Eingangssignal ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ durch die in Bild 5-1 präsentierte Erweiterung geeignet manipuliert, sodass das Bewegungssystem nach Wiedergabe der Initial Cues in eine gewünschte Endlage strebt, wie hier beispielhaft für ${}_I r_{TC,x}(t) = 0,5 m$ demonstriert. Entsprechend Bild 5-2 genügt hierbei bereits eine geringfügige Verzerrung der gefilterten Beschleunigung ${}_I a_{Wo,x}(t)$, um das gewünschte Bewegungsverhalten zu erzielen. Weil diese Signalverzerrung zudem vor der Integration erfolgt, ist das resultierende Positionssignal ${}_I r_{Sim,x}(t)$ zweimal stetig differenzierbar und erzeugt daher keine ruckartigen Simulatorbewegungen, die den Fahreindruck stören könnten. Darüber hinaus ist in Übereinstimmung mit Gleichung (5-4) ersichtlich, dass der dynamische Washout keinen negativen Einfluss auf die Wiedergabe der hochfrequenten Bewegungshinweise hat, da die rechtsseitigen Anfangswerte beider Beschleunigungsverläufe zum Zeitpunkt $t = 2 s$ identisch sind.

Analog zum konventionellen Washout in die Ausgangsposition des Simulators wird die Driftcharakteristik des hier beschriebenen dynamischen Ansatzes von der Parametrierung des Washout-Filters festgelegt. Bild 5-3 verdeutlicht diesen Zusammenhang für verschiedene Zeitkonstanten T_{Wo} , während für alle weiteren Parameter identische Werte gewählt wurden. Wie dargestellt, bewirken kleinere Zeitkonstanten allgemein eine stärkere Signal-

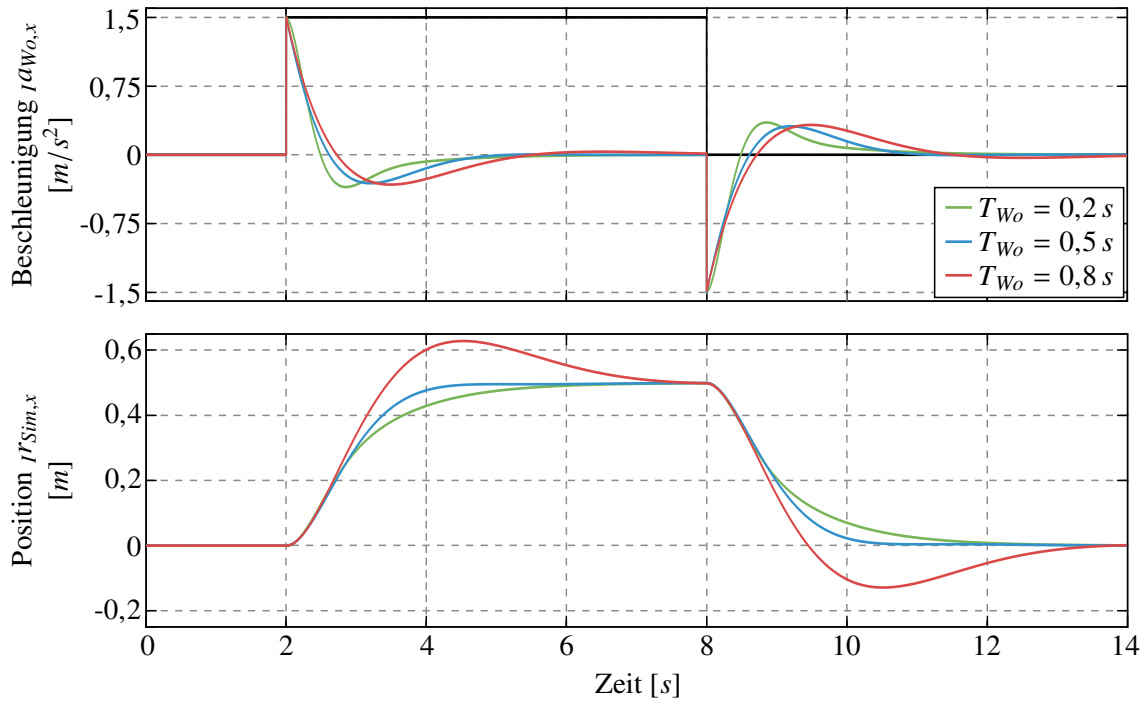


Bild 5-3: Einfluss der Filterzeitkonstanten T_{Wo} auf die Washout-Dynamik.

verfälschung der gefilterten Fahrzeugbeschleunigung, wodurch das Bewegungssystem in kürzerer Zeit gegen den definierten Endwert $ir_{TC,x}(t) = 0,5 \text{ m}$ strebt. Auf diese Weise kann auch der dynamische Washout-Effekt derart eingestellt werden, dass die durch ihn induzierten falschen Motion Cues auf die menschlichen Wahrnehmungsschwellen gemäß Abschnitt 2.3.3 begrenzt und somit nicht vom Fahrer detektiert werden können. Dadurch entsteht für den Anwender eine wesentliche Entwurfsfreiheit in der Auslegung des MWA. Für weiterführende Informationen zum Tuning des entwickelten Verfahrens und den resultierenden Algorithmusparametern sei auf den Abschnitt 5.4 verwiesen.

Ergänzend zu der in Bild 5-1 präsentierten Erweiterung der longitudinalen Signalverarbeitung wurde eine äquivalente Filterstruktur auch im Pfad der hochfrequenten Querbeschleunigungskomponenten implementiert, mit der die Bewegungsplattform gegen eine definierte laterale Positions Vorgabe $ir_{TC,y}(t)$ strebt. Es bleibt nun zu klären, wie $ir_{TC,x}(t)$ und $ir_{TC,y}(t)$ im regulären Fahrversuch zu wählen sind, damit die korrespondierende Simulatorneigung ein konsistentes Bild zur aktuellen Fahrsituation liefert. Der Beantwortung dieser Frage widmet sich der nachfolgende Abschnitt 5.3.

5.3 Tilt Coordination Aufteilung

Aufgrund seines hybridkinematischen Bewegungssystems und des im vorherigen Abschnitt eingeführten dynamischen Washouts kann die Tilt Coordination Technik am ATMOS Fahrsimulator entweder mit der Bewegungsplattform, dem Shaker oder einer Kombination aus beiden Teilsystemen realisiert werden. Wie eingangs erläutert, vergrößert letzteres den rotatorischen Arbeitsraum des Simulators und somit auch die maximal darstellbaren niederfrequenten Beschleunigungsamplituden erheblich. In der Konsequenz resultiert

eine weniger konservative Skalierung der simulierten Fahrzeugbewegungen und eine genauere Rückmeldung des aktuellen Fahrzustands an den Fahrer. Hierzu muss jedoch eine geeignete Verteilungsstrategie spezifiziert werden, die eine Koordination der Stelleingriffe von Bewegungsplattform und Shaker ermöglicht.

Im Kontext redundanter Bewegungssysteme aus Hexapoden und zusätzlichen Linearschlitzen, wie sie vorwiegend in High End Simulatoren eingesetzt werden, ist die kooperative Regelung beider Teilsysteme mithilfe eines weiteren Frequenzteilers etabliert (siehe Abschnitt 3.2.3). Auf diese Weise kann sichergestellt werden, dass die vom Algorithmus ermittelten Beschleunigungsvorgaben an die jeweiligen Bandbreiten von Hexapod und Schlittensystem angepasst sind. Obwohl ein solches Vorgehen für derartige Systeme zweifellos sinnvoll erscheint, lässt sich die zugrunde liegende Idee nicht auf das in dieser Arbeit betrachtete Bewegungssystem übertragen. Eine Besonderheit des ATMOS Fahrsimulators bilden seine gekoppelten Freiheitsgrade, durch die jede longitudinale und laterale Translation der Bewegungsplattform direkt mit einer erzwungenen Rotation einhergeht, welche idealerweise zur Wiedergabe anhaltender Fahrzeugbeschleunigungen mit der anteiligen Erdbeschleunigung genutzt werden sollte. Diese niederfrequenten Beschleunigungskomponenten wurden aber bereits zuvor von einem Tiefpassfilter aus dem Eingangssignal extrahiert und sind deshalb ohnehin bandbegrenzt. Diesbezüglich konnte mit der in Abschnitt 4.4.2 präsentierten Frequenzbereichsanalyse bereits gezeigt werden, dass sich die dynamischen Eigenschaften der Bewegungsplattform und des Shakers im niederfrequenten Bereich nur unwesentlich unterscheiden und eine frequenzabhängige Koordination beider Teilsysteme an dieser Stelle nicht zielführend ist.

Stattdessen wird im Folgenden eine statische Aufteilung der niederfrequenten Fahrzeugbeschleunigungen im Signalpfad der Tilt Coordination Technik vorgestellt. Hierzu erfolgt eine Erweiterung des Classical Washout Algorithmus, aus welcher die in Bild 5-4 dargestellte Signalstruktur zur Reproduktion anhaltender Längsbeschleunigungskomponenten hervorgeht. Identisch zum CWA extrahiert zunächst ein Tiefpassfilter erster Ordnung die niederfrequenten Anteile ${}_K a_{Tp,x}(t)$ der simulierten Fahrzeugbeschleunigung. Da sich diese innerhalb der Arbeitsraumgrenzen nicht mittels einer gleichwertigen translatorischen Auslenkung der Bewegungsplattform wiedergeben lassen, wird eine entsprechende Nickwinkelvorgabe ${}_I \theta_{TC}(t)$ gemäß der in Gleichung (3-2) dokumentierten Gesetzmäßigkeiten der Tilt Coordination ermittelt. Die zugehörige Änderungsrate ist dabei auf den etablierten Wert von $\pm 5,7^\circ/s$ limitiert, um dem in Abschnitt 3.1 diskutierten Zielkonflikt zwischen der Detektion unerwarteter Drehbewegungen durch den Fahrer und einer zeitlich stark verzögerten Beschleunigungsdarstellung gerecht zu werden. Anders als bei klassischen

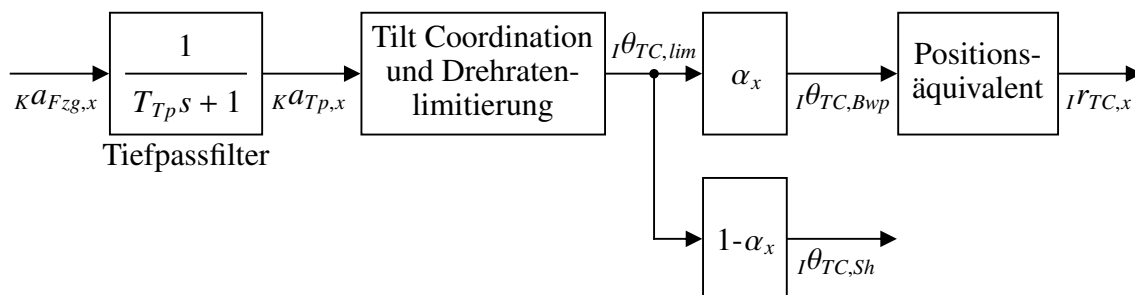


Bild 5-4: Adaptierte Signalverarbeitung niederfrequenter Längsbeschleunigungen.

Simulatorkonzepten ist der resultierende Neigungswinkel ${}_I\theta_{TC,lim}(t)$ dann mit einer kombinierten Ansteuerung beider Teilbewegungssysteme des ATMOS Fahrstimulators einzustellen. Hierzu wird ein statischer Distributionskoeffizient $\alpha_x \in \mathbb{R}$ mit $0 \leq \alpha_x \leq 1$ eingeführt, welcher die Neigungsvorgaben der Tilt Coordination in die jeweiligen Anteile ${}_I\theta_{TC,Bwp}(t)$ und ${}_I\theta_{TC,Sh}(t)$ der Bewegungsplattform bzw. des Shakers separiert. Während die geforderte Neigungskomponente ${}_I\theta_{TC,Sh}(t)$ direkt am Shaker eingeregelt werden kann, bedarf es zur Überlagerung der hoch- und niederfrequenten Plattformbewegungen nach dem Grundgedanken des dynamischen Washouts aus Abschnitt 5.2 einer weiteren Signalanpassung. In dieser wird die Nickwinkelvorgabe ${}_I\theta_{TC,Bwp}(t)$ in eine äquivalente Position ${}_I r_{TC,x}(t)$ umgewandelt, in welche die Bewegungsplattform nach Ausführung ihrer hochfrequenten Auslenkung streben soll. Die Grundlage hierfür bilden die in Abschnitt 4.3.2 hergeleiteten kinematischen Zusammenhänge des Simulators, aus denen sich ein nichtlinearer Ausdruck

$${}_I r_{TC,x} = f({}_I\theta_{TC,Bwp})$$

zur Bestimmung der gesuchten quasistationären Plattformposition ableiten lässt. Das so ermittelte Positionsäquivalent dient anschließend als Eingang für die Berechnung des variablen Verstärkungsfaktors K_x nach Gleichung (5-3), wodurch die Kopplung zwischen den translatorischen und rotatorischen Freiheitsgraden der Bewegungsplattform korrekt und in Abhängigkeit der aktuellen Fahrsituation berücksichtigt wird.

Analog zu der in Bild 5-4 gezeigten Signalstruktur wurde eine identische Anpassung des CWA für die laterale Bewegungsrichtung implementiert. Auf diese Weise lassen sich auch niederfrequente Fahrzeugquerbeschleunigungen unter Verwendung eines Distributionskoeffizienten α_y mit einer entsprechenden Wankrotation des Shakers um den Winkel ${}_I\varphi_{TC,Sh}(t)$ und der äquivalenten Plattformposition ${}_I r_{TC,y}(t)$ mit dem Simulator nachbilden. Zur Abschätzung einer optimalen Koordination beider Teilbewegungssysteme wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit verschiedene Distributionskoeffizienten α_x und α_y im Wertebereich von 0,4 ... 1,0 mithilfe des in Abschnitt 4.3 hergeleiteten Ersatzmodells simulativ untersucht²¹. Dabei erwies sich eine Parametrierung von $\alpha_x = 0,65$ und $\alpha_y = 0,6$ in der Mehrheit aller betrachteten Fahrszenarien als besonders geeignet.

5.4 Resultierender Washout Algorithmus

Das Zusammenführen der in den vorangegangenen Abschnitten 5.2 und 5.3 vorgestellten Methoden liefert schließlich die resultierende Gesamtstruktur des modifizierten Washout Algorithmus gemäß Bild 5-5. Basierend auf den generellen Ideen des CWA ermöglicht diese filterbasierte Regelstrategie die Erzeugung geeigneter Stellsignale in Form von zulässigen Positions- und Orientierungsvorgaben ${}_I r_{Sim}(t)$ bzw. ${}_I \beta_{Sim}(t)$ für das hybridkinematische Bewegungssystem des ATMOS Fahrstimulators. Wie dargestellt, orientiert sich der MWA hierbei an der Grundstruktur des Classical Washout Algorithmus, erweitert diese jedoch um die in der Grafik farbig hervorgehobenen Elemente, mit welchen relevante Informationen aus dem vorangegangenen Modellbildungsprozess in die Signalverarbeitung integriert werden. Somit lässt sich eine effizientere Ausnutzung der verfügbaren Arbeitsräume beider

²¹Bei einer Wahl von $\alpha_{x,y} < 0,4$ wird ein Großteil der erforderlichen Simulatorneigung mit dem Shaker realisiert. Sein vergleichsweise kleiner Arbeitsraum bedingt dann jedoch eine starke Skalierung.

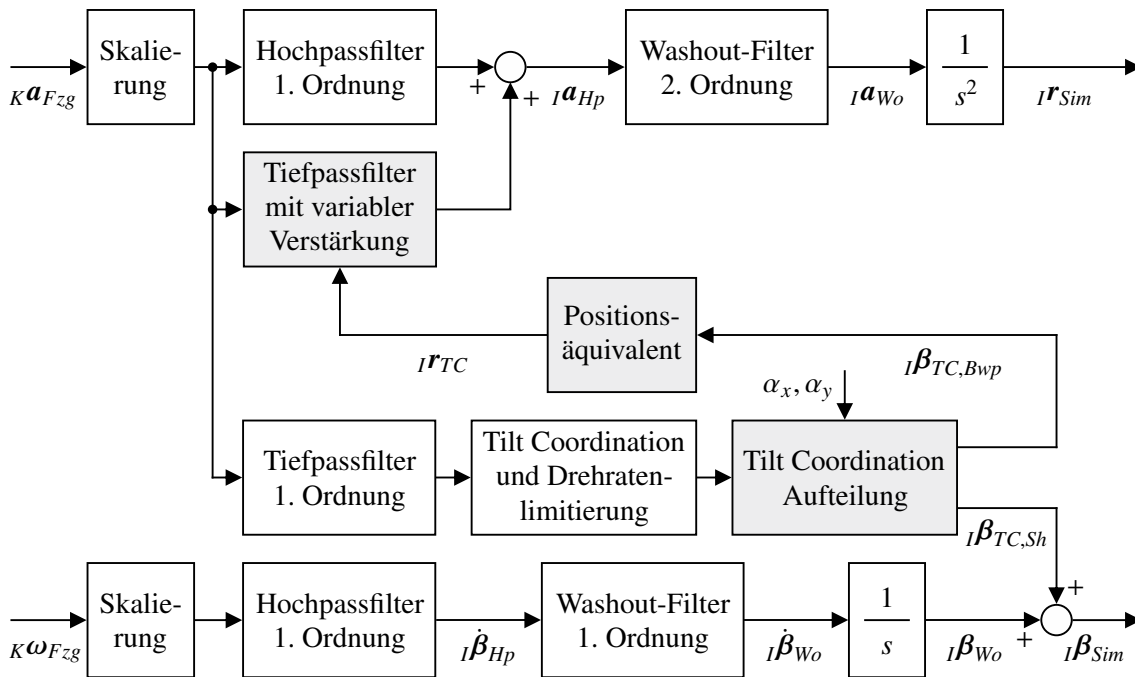


Bild 5-5: Signal- und Informationsstruktur des entwickelten Motion Cueing Algorithmus.

Teilbewegungssysteme sicherstellen, was eine originalgetreuere Wiedergabe der virtuellen Längs- und Querschleunigungen am Algorithmuseingang erlaubt. Die Reproduktion der Vertikalbeschleunigung ${}_K a_{Fzg,z}(t)$ sowie der rotatorischen Bewegungshinweise ${}_K \omega_{Fzg}(t)$ erfolgt hingegen unverändert zur klassischen Struktur des CWA durch eine Hochpassfilterung und anschließende Integration der Signale. Auf eine vollständige Kompensation der gekoppelten Hubbewegungen des Plattformmittelpunkts wurde an dieser Stelle bewusst verzichtet, da ein solches Vorgehen nur innerhalb eines kleinen Arbeitsbereichs möglich ist und zudem alle weiteren Freiheitsgrade des Shakers, beispielsweise zur Ausführung der Tilt Coordination Technik, maßgeblich einschränkt (siehe Abschnitt 4.2.3). Zugleich erhöht sich hiermit aber auch das Risiko falsche Motion Cues zu generieren, da nicht alle kinematischen Wechselwirkungen in der vergleichsweise einfachen Filterstruktur berücksichtigt werden können. Diese Problematik soll in Abschnitt 5.6 noch ausführlicher thematisiert werden.

Um den entwickelten Motion Cueing Algorithmus bestmöglich hinsichtlich des resultierenden Immersionsempfindens auf das Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators abzustimmen, wurde eine zweistufige, iterative Tuningprozedur der zugehörigen Algorithmusparameter vorgenommen. Entsprechend der in Abschnitt 3.1 beschriebenen Vorgehensweise beinhaltet diese zunächst ein offline durchgeführtes MiL Tuning, in welchem die gesuchten Parametersätze mithilfe des im vorherigen Kapitel hergeleiteten Ersatzmodells numerisch optimiert wurden. Dabei wurde eine quadratische Kostenfunktion zur Minimierung des Regelfehlers zwischen den Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten an der Kopfposition des Fahrers im Simulator und den simulierten Größen im virtuellen Fahrzeug gewählt. Allgemein resultiert hieraus ein manöverspezifischer Parametersatz, der selbstverständlich nicht die optimale Lösung für beliebige Fahrsituationen darstellt. Deshalb wurde eine Fahrt auf einer kurvigen Landstraße als Referenz gewählt, um einen guten Kompromiss zwischen moderaten Fahrszenarien und extremen Manövern im fahrdynami-

schen Grenzbereich abzubilden. Anschließend erfolgte eine Feinabstimmung der simulativ ermittelten Parameter durch ein nachgelagertes DiL Tuning im realen Simulator. Dazu wurde das Bewegungsempfinden von einem erfahrenen Testfahrer subjektiv anhand unterschiedlicher Fahrmanöver bewertet. In Anlehnung an die etablierte PROTEST Systematik nach Bild 3-7, konnte aus dem erhaltenen Feedback dann eine iterative Anpassung der Algorithmusparameter vorgenommen werden. Analog zum CWA ist es hier ein wesentlicher Vorteil der entwickelten filterbasierten Motion Cueing Strategie, dass dem Bewegungsverhalten des Simulators in jedem Freiheitsgrad ein definierter Parametersatz mit einer klaren physikalischen Bedeutung (siehe z. B. Bild 5-3) zugeordnet und gezielt durch einen erfahrenen Entwickler adaptiert werden kann. Tabelle 5-1 fasst den mit dem beschriebenen Vorgehen ermittelten Parametersatz zusammen.

Tabelle 5-1: Übersicht der applizierten Algorithmusparameter.

	Bewegungsfreiheitsgrad	Skalierung	Distributionskoeffizient	Hochpassfilter 1. Ordnung	Tiefpassfilter 1. Ordnung	Washout-Filter 2. Ordnung
Translation	Longitudinal	$k_x = 0,4$	$\alpha_x = 0,65$	$T_{Hp} = 0,95\text{ s}$	$T_{Tp} = 0,95\text{ s}$	$T_{Wo} = 0,49\text{ s}$ $D = 0,7$
	Lateral	$k_y = 0,4$	$\alpha_y = 0,6$	$T_{Hp} = 0,6\text{ s}$	$T_{Tp} = 0,6\text{ s}$	$T_{Wo} = 0,44\text{ s}$ $D = 1,0$
	Vertikal	$k_z = 1,0$	–	$T_{Hp} = 0,4\text{ s}$	–	$T_{Wo} = 0,45\text{ s}$ $D = 1,0$
		Skalierung	Distributionskoeffizient	Hochpassfilter 1. Ordnung	Tiefpassfilter 1. Ordnung	Washout-Filter 1. Ordnung
Rotation	Wanken	$k_\varphi = 1,0$	–	$T_{Hp} = 1,2\text{ s}$	–	$T_{Wo} = 0,8\text{ s}$
	Nicken	$k_\theta = 1,0$	–	$T_{Hp} = 0,3\text{ s}$	–	$T_{Wo} = 0,2\text{ s}$

Es sei darüber hinaus angemerkt, dass sich die in Bild 5-5 dargestellte Signalstruktur des modifizierten Washout Algorithmus hinsichtlich des erzeugten Rechenaufwands nur unwesentlich von dem klassischen Ansatz unterscheidet und allgemein keine Schwierigkeiten in der Einhaltung der Echtzeitanforderung zu erwarten sind. Dennoch soll zur Vervollständigung der in Abschnitt 3.4 definierten Analyse Kriterien ein Nachweis der Echtzeitfähigkeit erbracht werden. Zu diesem Zweck zeigt Bild 5-6 eine Gegenüberstellung der gemessenen Laufzeitverteilungen von CWA und MWA bei jeweils 10.000 Ausführungen auf der verwendeten Zielhardware, dem dSPACE DS1006 Prozessorboard. Aus dem Box-Plot geht deutlich hervor, dass beide Algorithmen in nur wenigen Mikrosekunden auf dem Echtzeitsystem ausgeführt werden können. Dabei lassen sich die Streuungen in den Verteilungen der Messdaten sowie die auftretenden Ausreißer weiteren Hintergrundoperationen auf Prozessebene zuordnen, welche im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht näher untersucht wurden. Folglich können die Algorithmen in Echtzeit auf einem gemeinsamen Prozessorkern mit dem ASM Fahrzeugmodell bei dessen Berechnungsfrequenz von 1 kHz abgearbeitet werden. Zudem legt die Laufzeitanalyse nahe, dass eine echtzeitfähige Implementierung des entwickelten MWA auch für kleinere Systeme mit reduzierter Rechenleistung problemlos möglich ist.

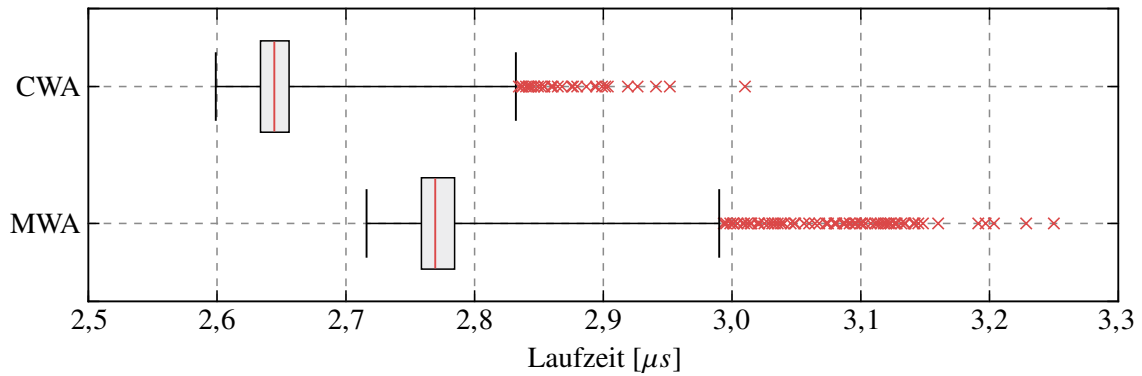


Bild 5-6: Laufzeitverteilung bei jeweils 10.000 Ausführungen auf der Zielhardware.

Obwohl der modifizierte Washout Algorithmus durch die spezifischen Eigenschaften des ATMOS Fahrsimulators motiviert wird, bietet besonders das Konzept eines dynamischen Washouts großes Potential für eine Kombination mit alternativen Motion Cueing Strategien und Simulatorkonzepten. So ist beispielsweise eine Integration dieses Ansatzes in prädiktive Algorithmen möglich, um Informationen über den aktuellen Fahrzeugzustand und die bevorstehende Fahrsituation zur Vorpositionierung des Bewegungssystems einzusetzen [Pit17]. Dadurch wird der verfügbare Arbeitsraum, insbesondere bei Hochleistungssystemen, die einen Hexapoden mit zusätzlichen Linearschlitten kombinieren, effizienter ausgenutzt. Hierzu können anstelle von $l^{r_{TC,x}}(t)$ und $l^{r_{TC,y}}(t)$ geeignete Positionsvorgaben zur Laufzeit bestimmt werden, zu denen das Schlittensystem nach Wiedergabe der hochfrequenten Initial Cues driftet, um eine für das bevorstehende Fahrmanöver günstige Ausgangslage einzunehmen. Die dabei erzeugten falschen Motion Cues lassen sich dann, wie im Kompensationsalgorithmus von Sammet [Sam07] (siehe Abschnitt 3.1) empfohlen, mithilfe der Gravitationsbeschleunigung durch eine zusätzliche Neigung des Bewegungssystems maskieren.

Wie für filterbasierte Motion Cueing Algorithmen üblich, muss auch beim MWA stets sichergestellt sein, dass die geplante Simulatortrajektorie ungestört und ohne zeitliche Verzögerung durch das Bewegungssystem realisiert werden kann. Andernfalls weichen die an der Fahrerkopfposition erzeugten sensorischen Stimuli von den gefilterten Beschleunigungen $l^{a_{Wo}}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten $l^{\dot{\beta}_{Wo}}(t)$ ab, was zu den in Abschnitt 2.2.4 diskutierten Phasen- und Darstellungsfehlern führt. Neben den kinematischen Eigenschaften ist in diesem Zusammenhang auch die Dynamik des Bewegungssystems ein wesentlicher Einflussfaktor. Daher wird im nachfolgenden Abschnitt ein modellbasierter Kompensationsansatz präsentiert, mit dem das dynamische Verhalten des Bewegungssystems explizit in seiner Ansteuerung berücksichtigt und somit die Wiedergabequalität der simulierten Fahrzeugbewegungen signifikant verbessert werden kann.

5.5 Modellbasierte Kompensation der Aktordynamik

In Abschnitt 3.1 wurde bereits erläutert, dass filterbasierte Motion Cueing Verfahren aufgrund einer fehlenden Rückführung des aktuellen Systemzustands in den MCA die typische Struktur einer Steuerung aufweisen. In der direkten Konsequenz werden unbekannte oder nur ungenau modellierte Störungen, die während des Betriebs auf das Bewegungssystem

wirken, nicht mit in die Ermittlung zulässiger Positions- und Orientierungsvorgaben ${}_I r_{Sim}(t)$ bzw. ${}_I \beta_{Sim}(t)$ einbezogen. Zu solchen Störungen gehören auch trägheitsbedingte Latenzen der unterlagert geregelten Aktoren, durch welche sich die Stellvorgaben aus dem MCA nicht beliebig schnell am Bewegungssystem einstellen lassen. Bei Annahme einer idealisierten Systemdynamik kann es deshalb leicht zu messbaren Abweichungen zwischen den virtuellen Fahrzeugbewegungen und den im Simulator nachgebildeten Motion Cues kommen, die das Immersionsempfinden des Fahrers beeinträchtigen. Erschwerend kommt hinzu, dass diese Regelabweichungen dann nur begrenzt durch die Parametrierung des MCA beeinflusst werden können und sich die Auslegung des Gesamtalgorithmus unnötig komplex gestaltet. Um dieses Problem zu lösen, wird im Folgenden ein modellbasierter Kompensationsansatz auf Basis etablierter Verfahren der Zustandsraummethodik vorgestellt, mit dem das dynamische Verhalten der geregelten Aktoren gezielt im MCA berücksichtigt und beeinflusst werden kann.

5.5.1 Kompensationsansatz und -struktur

An dieser Stelle soll zunächst die generelle Idee und Funktionsweise der entwickelten Kompensationsstrategie erläutert werden. Für eine tiefergehende systemtheoretische Analyse sei auf den nachfolgenden Abschnitt verwiesen. Die Grundlage des Ansatzes bildet die Integration des in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen linearen Aktormodells, in welchem das Übertragungsverhalten der winkelgeregelten Antriebe jeweils durch ein Verzögerungsglied dritter Ordnung mit der zugehörigen Übertragungsfunktion

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{\Psi(s)}{\Psi_{Soll}(s)} = \frac{b_0}{s^3 + a_2 \cdot s^2 + a_1 \cdot s + a_0} \quad (5-5)$$

definiert wird (siehe Gleichung (4-2)). Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird nachstehend nur ein Antrieb betrachtet. Da jedoch eine vollständige Entkopplung der geregelten Aktoren angenommen werden kann, lassen sich die folgenden Überlegungen uneingeschränkt auf jeden der insgesamt sieben geregelten Servo-Asynchronmotoren übertragen. Es wäre nun denkbar einfach, die verzögernde Aktordynamik aus Gleichung (5-5) durch eine Multiplikation mit der inversen Übertragungsfunktion

$$G(s)^{-1} = \frac{\Psi_{Soll}(s)}{\Psi(s)} = \frac{s^3 + a_2 \cdot s^2 + a_1 \cdot s + a_0}{b_0} \quad (5-6)$$

zu kompensieren, um die vom Washout Algorithmus geforderte ideale Systemdynamik

$$\Psi(s) = G(s) \cdot G(s)^{-1} \cdot \Psi_{Soll}(s) = \Psi_{Soll}(s) \quad (5-7)$$

zu erzeugen. Dabei wird allerdings direkt ersichtlich, dass das benötigte Kompensationsglied aus Gleichung (5-6) einen *relativen Grad*²² kleiner Null aufweist und somit ein akausales, nicht realisierbares Systemverhalten besitzt. Das beschriebene Vorgehen ist folglich impraktikabel und es muss stattdessen eine tatsächlich umsetzbare Lösung gefunden werden. Daher wurde in der vorliegenden Arbeit eine Erweiterung der klassischen Signalverarbeitung nach Bild 3-2 vorgenommen, aus welcher die in Bild 5-7 dargestellte Kompensationsstruktur hervorgeht. Wie abgebildet, sollen die vom MCA

²²Der relative Grad (auch Differenzordnung genannt) ist als Ordnung der niedrigsten Zeitableitung des Ausgangs $y(t)$ definiert, auf den die Eingangsgröße $u(t)$ direkt wirkt. Bei LZI Systemen entspricht dieser gerade der Differenz aus Zähler- und Nennergrad der Übertragungsfunktion [Ada18].

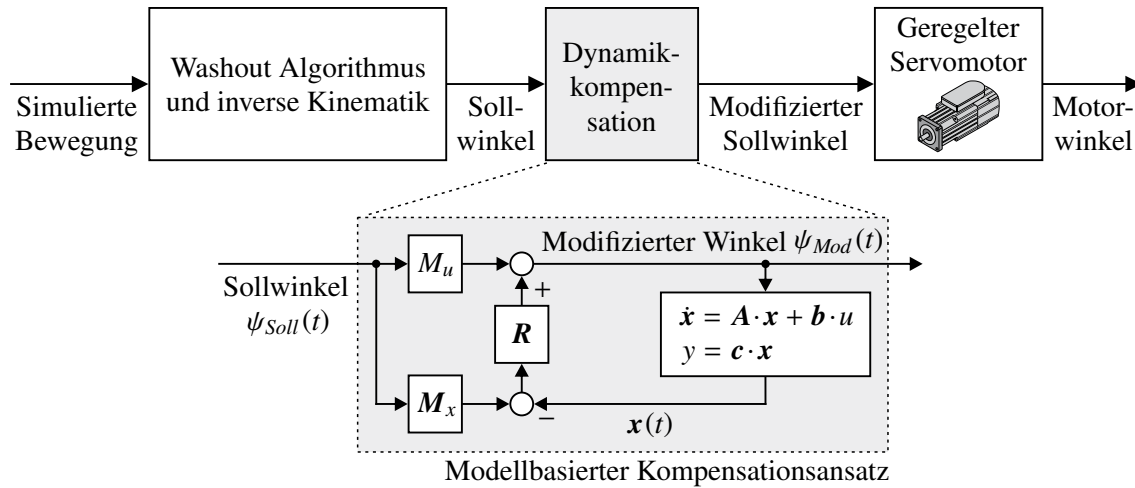


Bild 5-7: Signalstruktur zur modellbasierten Kompensation der Aktordynamik.

ermittelten Sollwinkelvorgaben mit diesem Ansatz nun in geeigneter Weise modifiziert werden, sodass die geregelten Aktoren ein gewünschtes und im Allgemeinen schnelleres dynamisches Verhalten besitzen. Hierzu wird ein zusätzlicher Modell-Regelkreis mit statischer Vorsteuerung eingeführt, mit denen dieser Ansatz an die prinzipielle Struktur der in [Föll13] dokumentierten *modellgestützt-dynamischen Vorsteuerung* erinnert. Das darin enthaltene Streckenmodell beschreibt das dynamische Verhalten der winkelgeregelten Motoren und wird aus der Übertragungsfunktion (5-5) in die korrespondierende Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} \cdot u, \\ y &= \mathbf{c} \cdot \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5-8)$$

überführt. Analog zu den Gleichungen (4-3) und (4-4) ergeben sich die Dynamikmatrix sowie der Eingangs- und Ausgangsvektor des Systems dann zu

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & b_0 \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}, \quad \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{1 \times 3}.$$

Mit dem einhergehenden Modellwissen kann schließlich auf Grundlage des zurückgeführten Modell-Zustandsvektors

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \psi & \dot{\psi} & \ddot{\psi} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^3$$

und einem linearen Regelgesetz

$$\psi_{Mod} = (\mathbf{M}_u + \mathbf{R} \cdot \mathbf{M}_x) \cdot \psi_{Soll} - \mathbf{R} \cdot \mathbf{x}$$

eine modifizierte Winkelvorgabe $\psi_{Mod}(t)$ ermittelt werden, die dem Streckenmodell ein gewünschtes Übertragungsverhalten aufzwingt. Schaltet man die neuen Stellgrößen gleichzeitig auf die reale Strecke, überträgt sich dieses Systemverhalten auch auf die geregelten Servomotoren, sofern das Ersatzmodell die Realität hinreichend genau wiedergibt.

Die Synthese der konstanten Rückführmatrix erfolgt mithilfe etablierter Verfahren der Zustandsraummethodik. Konkret wird hier der Reglerentwurf durch Polvorgabe herangezogen, dessen Grundgedanke bereits ausführlich in Abschnitt 2.5.2 erläutert wurde.

Dabei wird die Steuerbarkeit des Streckenmodells ohne einen entsprechenden Nachweis vorausgesetzt sein. Es lässt sich jedoch leicht für alle Aktoren zeigen, dass die jeweilige Steuerbarkeitsmatrix

$$\mathbf{Q}_S = \begin{bmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{A}\mathbf{b} & \mathbf{A}^2\mathbf{b} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$$

den Höchststrang $n = 3$ besitzt und das Modell somit vollständig steuerbar nach dem Kalman Kriterium ist [Föl13]. Die Ermittlung der gesuchten Reglermatrix

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$$

wird dann durch den Umstand begünstigt, dass die Zustandsraumbeschreibung aus Gleichung (5-8) in Regelungsnormalform vorliegt. In diesem Fall ist die Dynamikmatrix des zustandsrückgeführten Systems

$$\mathbf{A}_R = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -(a_0 + b_0 r_1) & -(a_1 + b_0 r_2) & -(a_2 + b_0 r_3) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \quad (5-9)$$

ebenfalls in Regelungsnormalform gegeben, wodurch das zugehörige charakteristische Polynom direkt als

$$P(s) = s^3 + (a_2 + b_0 r_3) s^2 + (a_1 + b_0 r_2) s + (a_0 + b_0 r_1) \quad (5-10)$$

aus den Zustandsgleichungen abgelesen werden kann. Da es sich bei dem applizierten Streckenmodell um ein SISO-System mit genau einer Regel- und Stellgröße handelt, existiert stets eine eindeutige Lösung für $\mathbf{R}$, mit der eine gewünschte Eigenwertkonfiguration sichergestellt wird [Ack72]. Identisch zum Ausdruck (2-37) bilden die drei Wunscheigenwerte λ_{W1} , λ_{W2} , λ_{W3} die Linearfaktoren des für den geschlossenen Regelkreis vorgeschriebenen charakteristischen Polynoms

$$P_W(s) = \prod_{i=1}^3 (s - \lambda_{Wi}) = (s - \lambda_{W1}) \cdot (s - \lambda_{W2}) \cdot (s - \lambda_{W3}) .$$

Das Ausmultiplizieren dieser Gleichung liefert schließlich das kubische Polynom

$$P_W(s) = s^3 + p_2 s^2 + p_1 s + p_0 \quad (5-11)$$

mit den entsprechenden Koeffizienten

$$\begin{aligned} p_2 &= -\lambda_{W1} - \lambda_{W2} - \lambda_{W3} , \\ p_1 &= \lambda_{W1} \cdot \lambda_{W2} + \lambda_{W1} \cdot \lambda_{W3} + \lambda_{W2} \cdot \lambda_{W3} , \\ p_0 &= -\lambda_{W1} \cdot \lambda_{W2} \cdot \lambda_{W3} . \end{aligned}$$

Gemäß der im Grundlagenkapitel 2 beschriebenen Vorgehensweise führt ein Vergleich der Koeffizienten aus den Gleichungen (5-10) und (5-11) anschließend auf die Synthesegleichungen zur Bestimmung der gesuchten Reglermatrixelemente:

$$r_1 = \frac{p_0 - a_0}{b_0} , \quad r_2 = \frac{p_1 - a_1}{b_0} , \quad r_3 = \frac{p_2 - a_2}{b_0}$$

Wie eingangs erwähnt, soll mit der vorgeschriebenen Polkonfiguration eine schnellere Systemdynamik eingestellt werden, um die störenden Aktorlatenzen auf ein akzeptables Niveau zu reduzieren. Gleichzeitig ist es im Sinne des Folgeverhaltens von Vorteil, die schwingfähigen komplexen Eigenwerte der Regelstrecke stärker zu dämpfen. Aus diesen Gründen wird für jeden Servomotor ein dreifacher reeller Pol $\lambda_{w1} = \lambda_{w2} = \lambda_{w3} = -150$ gewählt. Das aus der Linksverlegung der Streckeneigenwerte hervorgehende Regelverhalten ist dann deutlich aggressiver. Im konkreten Anwendungskontext ist dieses aber kein Problem, da aufgrund der charakteristischen Filterstrukturen von CWA und MWA ausschließlich stetige Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$ zu erwarten sind. Eine sprunghafte Änderung von $\psi_{Soll}(t)$, die extreme und vom Bewegungssystem nicht umsetzbare Stellimpulse verursachen würde, kann daher im regulären Simulatorbetrieb ausgeschlossen werden.

Um die Stellsignale aus dem Washout Algorithmus wie gewünscht am internen Modell-Regelkreis einstellen zu können, muss ein stationär genaues Führungsverhalten sichergestellt sein. Dazu ist die Zustandsregelung, wie in Bild 5-7 gezeigt, um eine statische Vorsteuerung zu ergänzen. Der Entwurf der zugehörigen Vorsteuermatrizen M_u und M_x richtet sich nach dem Vorgehen aus [Föl13]. Hierbei wird zunächst angenommen, dass eine Vorsteuerung existiert, die das geforderte Sollverhalten des Streckenmodells mit $y(t) = w(t)$ und $\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}_{Soll}(t)$ erzeugt. Folglich fällt der Sollwinkel $\psi_{Soll}(t)$ mit dem Motorwinkel $\psi(t)$ des Modells zusammen und seine Zustände entsprechen den dazu geforderten Größen aus der Vorsteuerung. Ein Eingriff der Zustandsregelung ist dementsprechend nicht notwendig, sodass die Zusammenhänge

$$\begin{aligned} u &= M_u \cdot w, \\ \mathbf{x} &= M_x \cdot w \end{aligned} \quad (5-12)$$

gelten. In diesem Fall wird das Streckenverhalten durch die Zustandsgleichungen

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} \cdot u, \\ w &= \mathbf{c} \cdot \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5-13)$$

wiedergegeben. Stellt man nun die gängige Forderung an die Führungsgröße $w(t)$, dass diese mit zunehmender Zeit t gegen einen stationären Wert w_∞ strebt und beschränkt sich darüber hinaus auf den eingeschwungenen Systemzustand, vereinfacht sich die Gleichung (5-13) somit zu:

$$\begin{aligned} \mathbf{0} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}_\infty + \mathbf{b} \cdot u_\infty, \\ w_\infty &= \mathbf{c} \cdot \mathbf{x}_\infty \end{aligned} \quad (5-14)$$

Es bleibt nun zu klären, wie die Vorsteuermatrizen M_u und M_x zu wählen sind, damit sich dieses Systemverhalten auch tatsächlich einstellt. Dazu werden die in Gleichung (5-12) aufgeführten Zusammenhänge herangezogen, mit denen sich die stationäre Zustandsraumbeschreibung (5-14) in einer kompakteren Form als

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ w_\infty \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c} & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} M_x \cdot w_\infty \\ M_u \cdot w_\infty \end{bmatrix}$$

bzw. nach dem Ausklammern und Kürzen von w_∞ auf beiden Seiten der Gleichung als

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c} & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} M_x \\ M_u \end{bmatrix}$$

darstellen lässt. Dieser Ausdruck kann offensichtlich nur dann für beliebige w_∞ erfüllt sein, wenn die gesuchten Matrizen entsprechend der Berechnungsvorschrift

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}_x \\ \mathbf{M}_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c} & 0 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (5-15)$$

gewählt werden. Der Vorsteuerungsentwurf ist hiermit abgeschlossen, sofern die Invertierbarkeit der in Gleichung (5-15) enthaltenen Hypermatrix gegeben ist. Da in dem betrachteten Anwendungsfall eine identische Anzahl der Regel- und Steuergrößen vorliegt, handelt es sich um eine quadratische Matrix. Diese besitzt zudem keine Eigenwerte $\lambda = 0$, wie sich unter Verwendung der in Tabelle 4-3 dokumentierten Modellparameter leicht für alle Aktoren prüfen lässt. Die Hypermatrix ist demnach regulär und ihre Inverse ist problemlos zu bestimmen.

Nachdem nun die Vorsteuerungs- und Regelungssynthese vollzogen ist, kann das Kompensationsglied für jeden Antrieb am realen System implementiert und mit der Ausgangssituation ohne Dynamikkompensation verglichen werden. Zu diesem Zweck zeigt Bild 5-8 die aufgezeichneten Messergebnisse am Beispiel der beiden winkelgeregelten Servomotoren im longitudinalen Freiheitsgrad der Bewegungsplattform. Für alle weiteren Aktoren lassen sich jedoch gleichwertige Resultate erzielen. Um das große Potential des vorgestellten Ansatzes zu verdeutlichen, ist der vom MCA erzeugte Sollwinkel $\psi_{Soll,x}(t)$ zusammen mit den gemessenen Motorwinkeln dargestellt, die während eines Standardfahrmanövers mit und ohne den Kompensationsansatz aufgenommen wurden. Zusätzlich wurde die jeweilige Regeldifferenz zwischen Soll- und Istwinkel für eine aussagekräftigere Bewertung der Ergebnisse gebildet. Es ist zu beobachten, dass an beiden Aktoren größere Regelfehler ohne Dynamikkompensation auftreten, insbesondere bei einer schnellen Änderung der

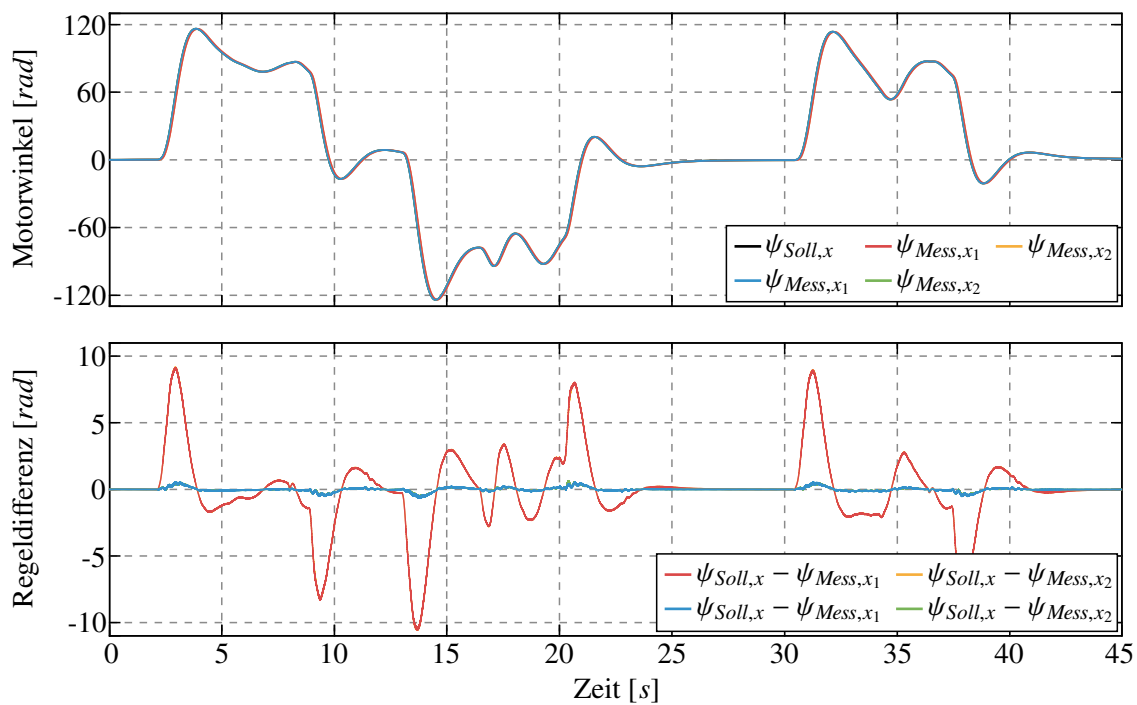


Bild 5-8: Validierung des Kompensationsansatzes am Beispiel der longitudinalen Servomotoren (—: unkompenzierte Aktordynamik, —: kompenzierte Aktordynamik).

Sollwinkel. Diese werden von der hohen Trägheit des Systems verursacht und führen dazu, dass die gefilterten Längsbeschleunigungen ${}_I a_{Wo,x}(t)$ aus dem Washout Algorithmus nicht unverzerrt mit dem Bewegungssystem wiedergegeben werden können. Dagegen bewirkt das Aufschalten der modifizierten Steuersignale $\psi_{Mod}(t)$ eine signifikante Reduktion der Abweichungen zwischen $\psi_{Soll,x}(t)$ und $\psi_{Mess,x}(t)$. Hierdurch wird die vom MCA geforderte ideale Systemdynamik nach Gleichung (5-7) nahezu im gesamten Messzeitraum sichergestellt, sodass das volle Potential des Washout Algorithmus ausgereizt werden kann.

Die präsentierte Kompensationsstrategie zeichnet sich dabei durch eine verhältnismäßig einfache Struktur und ein intuitives Tuning aus, welche sich aus der Anwendung etablierter Entwurfsverfahren der Zustandsraummethodik ergeben. Ein weiterer Vorteil des Ansatzes liegt in seiner Eigenschaft, dass er unabhängig von der zugrunde liegenden Bauform des Bewegungssystems anwendbar ist und daher auch auf alternative Simulatorkonzepte, beispielsweise Hexapoden, übertragen werden kann. Falls nötig, lassen sich dann ebenso nichtlineare Streckenmodelle in die Signalstruktur aus Bild 5-7 integrieren und mithilfe geeigneter Verfahren der nichtlinearen Regelungstheorie, wie etwa der *Methode der exakten Linearisierung* oder der *Sliding-Mode-Regelung* [Ada18], ein gewünschtes dynamisches Verhalten des internen Modell-Regelkreises einstellen.

Unabhängig von dem applizierten Aktormodell und dem gewählten Regelungsprinzip muss allerdings gewährleistet sein, dass die modifizierten Stellvorgaben $\psi_{Mod}(t)$ zu keinem Zeitpunkt Winkelgeschwindigkeiten und -beschleunigungen $\dot{\psi}(t)$ bzw. $\ddot{\psi}(t)$ hervorrufen, welche die auf den Frequenzumrichtern hinterlegten Leistungsgrenzen der winkelgeregelten Servomotoren überschreiten. Aus diesem Grund stellt die Berücksichtigung der in Tabelle 4-2 dokumentierten Leistungskennwerte eine sinnvolle Erweiterung der beschriebenen Kompensationsstruktur dar. Ein vielversprechender Lösungsansatz hierfür ist das von Hippe [Hip06] beschriebene *modellgestützte nichtlineare FührungsfILTER*, das bereits erfolgreich im Kontext unterschiedlicher Anwendungen zur Regelung eines Hexapoden eingesetzt wurde [Fis09; Kno17]. Dabei ist es das Ziel dieses Trajektorienfilters, die Führungsgröße $w(t) = \psi_{Soll}(t)$ derart anzupassen, dass die aus dem Kompensationsansatz hervorgehenden Zustandsgrößen des Streckenmodells stets innerhalb ihres linearen (ungesättigten) Wertebereichs verbleiben. Die Kombination beider Verfahren konnte allerdings im Rahmen dieser Arbeit noch nicht umgesetzt werden und eröffnet weiteres Forschungspotential für zukünftige Untersuchungen in diesem Bereich.

5.5.2 Systemtheoretische Analyse

Ebenso interessant wie der Kompensationsansatz selbst ist für den Regelungstechniker die Frage nach der systemtheoretischen Interpretation der zugrunde liegenden Prinzipien. Am anschaulichsten lässt sich diese mithilfe der in Bild 5-9 dargestellten schrittweisen Umformung des zugehörigen Blockschaltbilds herleiten. Das Ein-/Ausgangsverhalten des Kompensationsglieds bleibt dabei selbstverständlich auch in der umgeformten Signalstruktur erhalten. Wie abgebildet, wird zunächst der Soll-Istwert-Vergleich am Eingang der konstanten Rückführmatrix $\mathbf{R}$ durch eine Verlegung der entsprechenden Summationsstelle aufgebrochen. In der Folge können die statische Vorsteuerung und der geschlossene Modell-Regelkreis losgelöst voneinander betrachtet werden (vgl. Bild 5-9 **b**). Während

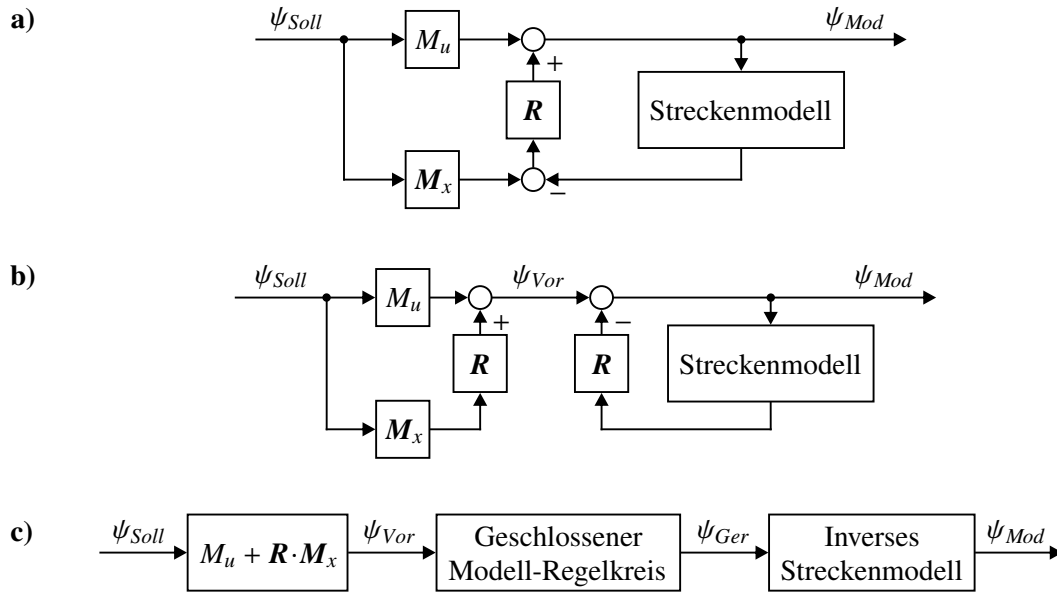


Bild 5-9: Blockschaltbildumformung zur Untersuchung der Kompensationsstrategie.

man die Vorsteuerung im linken Teil der Grafik nun direkt als Parallelschaltung der skalaren Größe M_u mit dem Produkt der Matrizen R und M_x zusammenfasst, empfiehlt sich eine weitere Vereinfachung der Gegenkopplung im rechten Bildabschnitt. Hierzu erfolgt eine Verlegung der Verzweigungsstelle hinter das Streckenmodell, sodass dieses nicht mehr Bestandteil der Rückkopplungsschleife ist. Gemäß Bild 5-9 c) bedingt die Forderung nach einem (bezüglich der Wirkung) unveränderten Ein-/Ausgangsverhalten in diesem Fall jedoch eine zusätzliche Multiplikation mit dem inversen Streckenmodell. Somit kann das beschriebene Kompensationsglied in eine Reihenschaltung aus der statischen Vorsteuerung und dem jeweiligen Übertragungsverhalten des geregelten und inversen Aktormodells überführt werden. Da die Dynamikmatrix A_R des geschlossenen Modell-Regelkreises in Regelungsnormalform vorliegt, lässt sich die äquivalente Übertragungsfunktion sehr einfach aus Gleichung (5-9) zu

$$G_{Ger}(s) = \frac{\Psi_{Ger}(s)}{\Psi_{Vor}(s)} = \frac{b_0}{s^3 + (a_2 + b_0 r_3) s^2 + (a_1 + b_0 r_2) s + (a_0 + b_0 r_1)} \quad (5-16)$$

ablesen. Analog dazu ergibt sich das Übertragungsverhalten des inversen Streckenmodells nach Gleichung (5-6) als

$$G_{Inv}(s) = \frac{\Psi_{Mod}(s)}{\Psi_{Ger}(s)} = \left(\frac{b_0}{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} \right)^{-1}. \quad (5-17)$$

Entsprechend Bild 5-9 c) resultiert die Gesamtübertragungsfunktion zur Beschreibung der Ein-/Ausgangsdynamik zwischen der Sollwinkelvorgabe $\psi_{Soll}(t)$ aus dem MCA und der kompensierenden Steuergröße $\psi_{Mod}(t)$ dann als Produkt der statischen Vorsteuerung und den Übertragungsfunktionen (5-16) bzw. (5-17):

$$G(s) = (M_u + R \cdot M_x) \cdot \frac{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0}{s^3 + (a_2 + b_0 r_3) s^2 + (a_1 + b_0 r_2) s + (a_0 + b_0 r_1)}$$

An dieser Stelle wird schließlich die Funktionsweise der Kompensationsstrategie klar ersichtlich: Während das Zählerpolynom die verzögernde Dynamik der realen geregelten

Servomotoren kompensiert, stellt das Polynom im Nenner von $G(s)$ ein gewünschtes Systemverhalten mit der zuvor spezifizierten Polkonfiguration ein. Für eine erfolgreiche Kompensation der Aktordynamik ist es daher zwingend notwendig, dass das reale Systemverhalten möglichst exakt von dem applizierten Streckenmodell wiedergegeben wird. Folglich bekräftigt das in Bild 5-8 aufgezeigte Regelverhalten nochmals die Modellgültigkeit der linearen Aktormodelle aus Abschnitt 4.3.1. Das vorgestellte Kompensationsglied kann also systemtheoretisch als sogenannter *Lead Compensator* dritter Ordnung interpretiert werden, welcher allgemein durch eine Anhebung der Phasenkennlinie innerhalb eines definierten Frequenzbands im Bode-Diagramm gekennzeichnet ist [MBXK07]. Wie Bild 5-10 exemplarisch für das Kompensationsglied im longitudinalen Bewegungsfreiheitsgrad verdeutlicht, lässt sich eine solche Phasenanhebung auch im Fall der in Bild 5-7 präsentierten Signalstruktur belegen. Ein charakteristisches Merkmal des beschriebenen Ansatzes ergibt sich jedoch aus dem hier verfolgten Syntheseverfahren des Kompensationsglieds, das sich entgegen dem konventionellen Entwurf im Frequenzbereich durch eine strikte Anwendung etablierter Verfahren der Zustandsraummethodik und den damit einhergehenden Entwurfsfreiheiten auszeichnet.

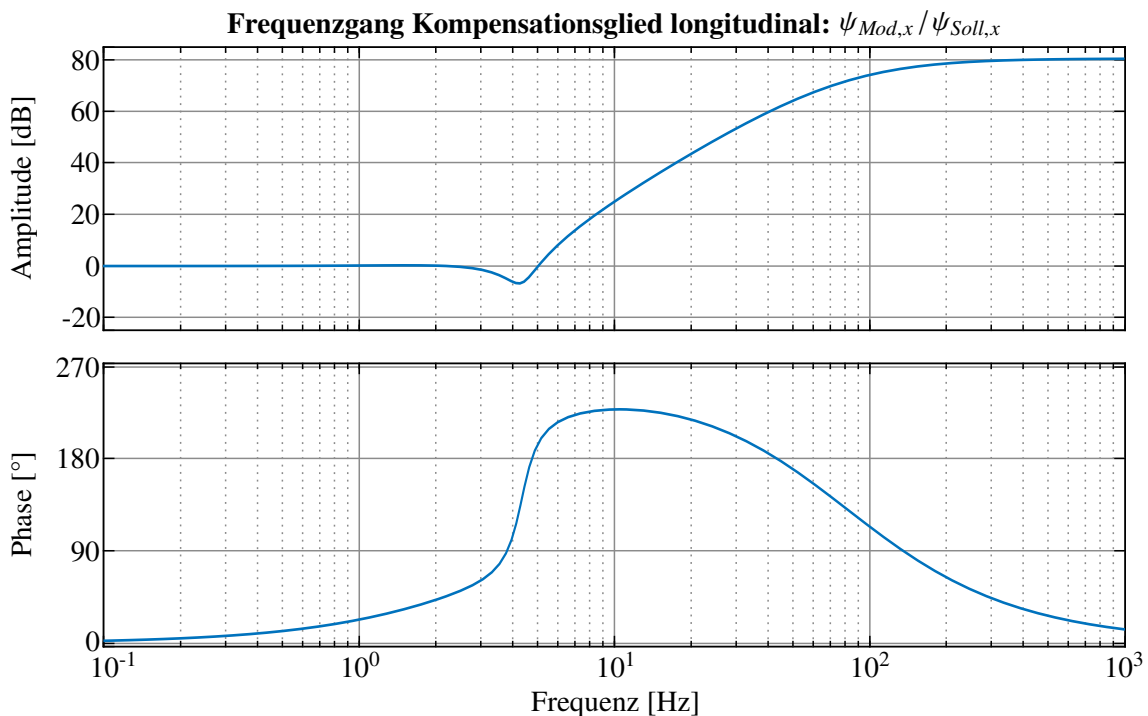


Bild 5-10: Frequenzgang des longitudinalen Kompensationsglieds im Bode-Diagramm.

5.6 Gegenüberstellung mit dem klassischen Washout Algorithmus

In Ergänzung zu der in Kapitel 8 präsentierten finalen Bewertung der entwickelten Motion Cueing Strategien, soll bereits an dieser Stelle auf das unterschiedliche Regelverhalten des klassischen und modifizierten Washout Algorithmus eingegangen und für die Fahrsimulation relevante Auswirkungen diskutiert werden. Hieraus ergeben sich weitere Anforderungen an den MCA, welche die im nachfolgenden Abschnitt 6 beschriebene modellprädiktive

Regelungsstrategie motivieren. Als einheitliche Vergleichsbasis dient dabei ein Abbiegevorgang an einer Kreuzung, der eine typische Fahrsituation aus dem alltäglichen Straßenverkehr darstellt. Da dieses Szenario auch im Rahmen der objektiven Evaluation in Abschnitt 8.1 herangezogen wird, ist eine detaillierte Manöverbeschreibung einschließlich der relevanten Fahrereingaben und Fahrzeugsignale im Anhang A3 dokumentiert.

Zum Vergleich der jeweils erzielbaren Regelgüte zeigt Bild 5-11 Messdaten der spezifischen Beschleunigungen ${}_K a_{Sim}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \omega_{Sim}(t)$, die während der Fahrversuche mit der verbauten IMU an der Fahrerkopfposition im ATMOS Fahr Simulator aufgezeichnet wurden²³. Es wird direkt ersichtlich, dass die simulierten Längs- und Querbeschleunigungen ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ bzw. ${}_K a_{Fzg,y}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs bei Verwendung des CWA um einen Faktor größer als zwei gegenüber dem MWA herunterskaliert werden müssen, da die maximal darstellbaren Beschleunigungsamplituden auf den kleinen Arbeitsraum des Shakers begrenzt sind. Der modifizierte MCA setzt hingegen beide Teilbewegungssysteme ein, wodurch sich das Potential der Hybridkinematik effizienter nutzen und somit die Intensität der Beschleunigungsnachbildung steigern lässt. Ob dies eine positive Auswirkung auf den resultierenden Fahreindruck hat, soll im Rahmen einer subjektiven Bewertung durch verschiedene Testfahrer in Abschnitt 8.2 näher untersucht werden. Unabhängig davon liefern beide Ansätze eine akzeptable Wiedergabequalität ihrer jeweiligen Sollbeschleunigungen mit der für filterbasierte MCA typischen Frequenzlücke (vgl. Abschnitt 3.1). Die Phasenverschiebungen der applizierten Hoch- und Tiefpassfilter bewirken allerdings eine zeitliche Verzögerung gegenüber dem Referenzsignal, die sich hier besonders in den gemessenen Querbeschleunigungen widerspiegelt. Es ist zu beobachten, dass diese Verzögerungen mit dem MWA deutlich reduziert werden können und besonders bei schnellen Änderungen der simulierten Fahrzeuglängsbeschleunigung, wie etwa zu den Zeitpunkten $t = 7s$ oder $t = 18,5s$, ein besseres Timing der Bewegungsrückmeldung vorliegt. In diesen Fahrsituationen generiert der CWA, analog zu Bild 4-11, erhebliche Phasenfehler, welche das Immersionsempfinden des Fahrers beeinträchtigen.

Gleichzeitig erzeugen beide Motion Cueing Strategien offensichtliche Darstellungsfehler in der Vertikalbeschleunigung, die den gekoppelten Freiheitsgraden des Bewegungssystems zuzuordnen sind. Oftmals fallen diese falschen Motion Cues bei Verwendung des MWA sogar größer aus als mit dem CWA, was in direktem Zusammenhang mit den korrespondierenden Sollwinkelvorgaben aus Bild 5-12 steht. Aufgrund des dynamischen Washouts und der statischen Tilt Coordination Aufteilung wird der verfügbare Arbeitsraum der Bewegungsplattform, ausgedrückt durch die eingeregelter Winkel der Servomotoren, wesentlich besser ausgenutzt. Dies verursacht gemäß Bild 4-7 aber zugleich eine größere Vertikalbewegung des Plattformmittelpunkts, die sich auf den Fahrer im Mockup überträgt und somit auch in den aufgezeichneten Beschleunigungsamplituden sichtbar wird. In der Konsequenz induziert der MWA zwangsläufig stärkere Vertikalbeschleunigungen zugunsten einer höheren Korrelation mit den simulierten Längs- und Querbeschleunigungen. Es sei jedoch darauf hingewiesen, dass selbst mit der deutlich konservativeren Skalierung des CWA fehlerhafte Bewegungshinweise oberhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwelle auftreten, beispielsweise zum Zeitpunkt $t = 22s$.

Ebenso weisen die gemessenen Zeitverläufe der Wank- und Nickwinkelgeschwindigkeit ${}_K \omega_{Sim,x}(t)$ bzw. ${}_K \omega_{Sim,y}(t)$ niederfrequente Abweichungen gegenüber den Referenzgrö-

²³Zum Zweck einer objektiven Vergleichbarkeit von CWA und MWA wurde die im vorherigen Abschnitt 5.5 vorgestellte Aktordynamikkompensation in beide Motion Cueing Strategien integriert.

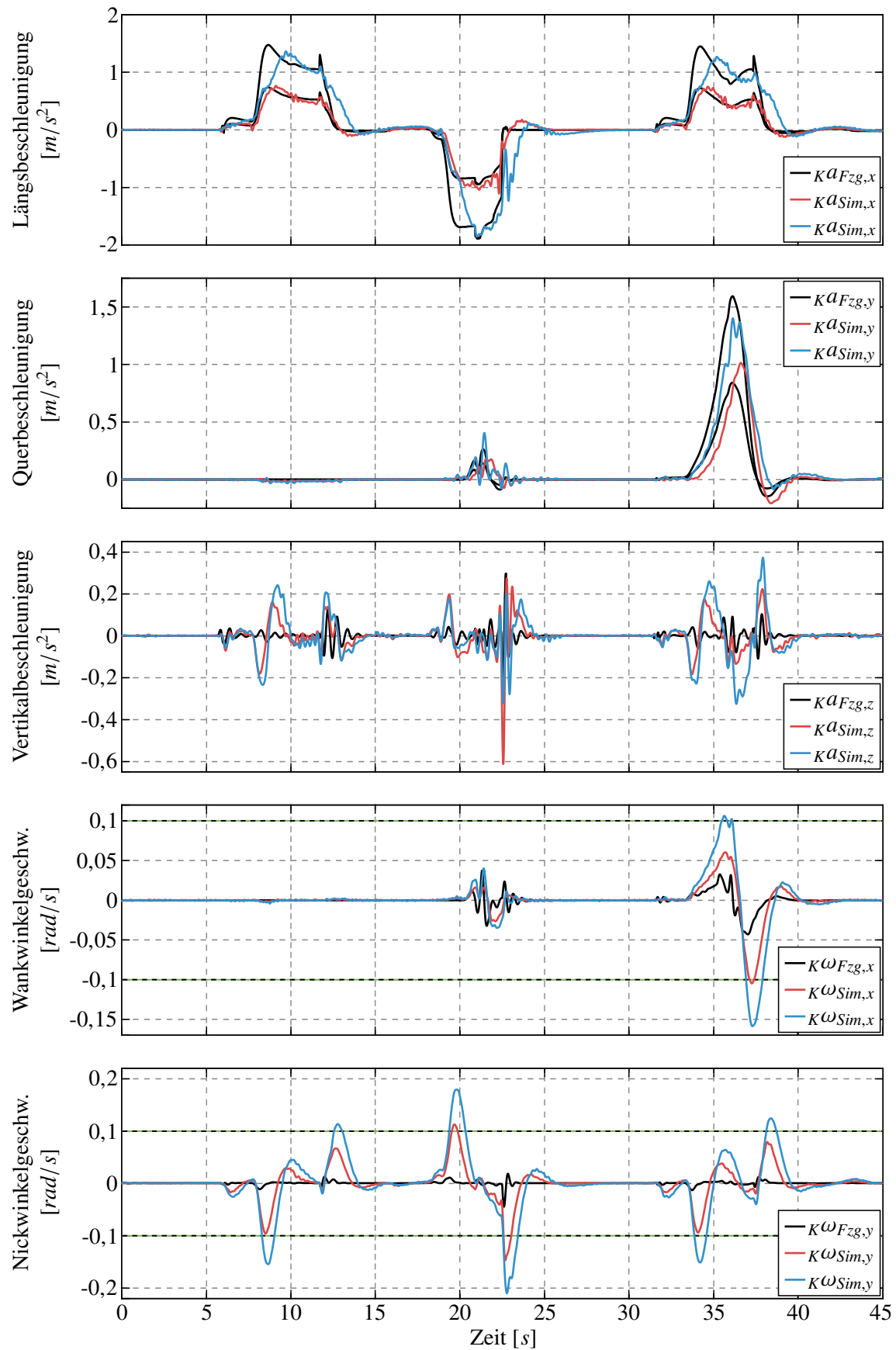


Bild 5-11: Gegenüberstellung der Washout Algorithmen am ATMOS Fahr Simulator: CWA (—), MWA (—), Tilt Coordination Drehratenbegrenzung (—).

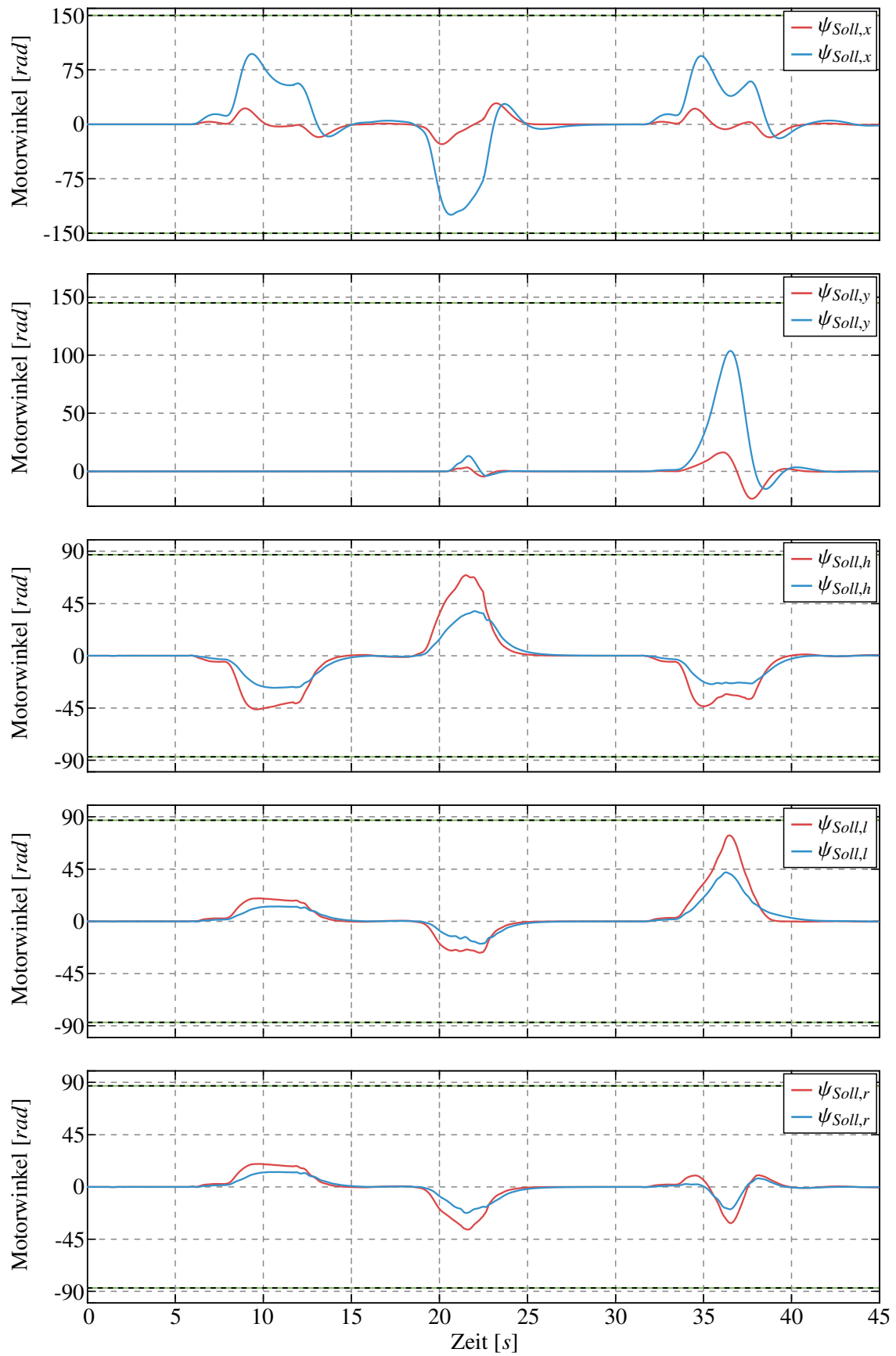


Bild 5-12: Vergleich der Stellsignale: CWA (—), MWA (—), Arbeitsraumlimitierung (—).

ßen aus der Fahrdynamiksimulation auf. Diese lassen sich einerseits mit den erforderlichen Rotationen der Tilt Coordination Technik erklären und sind daher unabhängig vom eingesetzten Bewegungssystem und der applizierten Motion Cueing Strategie unvermeidbar. Wie auch im Fall der hier betrachteten MCA wird die korrespondierende Drehrate dabei üblicherweise begrenzt, damit die unnatürlichen Drehbewegungen das Immersionsempfinden des Fahrers nicht beeinträchtigen. Aus dem Vergleich der Messdaten in Bild 5-11 geht jedoch hervor, dass die zuvor definierte Limitierung der Tilt Coordination Drehrate auf $\pm 5,7^\circ/s \approx \pm 0,1 \text{ rad/s}$ von beiden Algorithmen überschritten wird. Der Grund für diese Beobachtung liegt in der kinematischen Kopplung zwischen den translatorischen und rotatorischen Freiheitsgraden der Bewegungsplattform. Jede zur Nachbildung der hochfrequenten Initial Cues durchgeführte Plattformausslenkung erzeugt eine zusätzliche Drehung des Simulators, die in den verhältnismäßig einfachen Filterstrukturen von CWA und MWA nicht explizit berücksichtigt wird und somit die dargestellten Drehratenüberhöhungen verursacht. Wie schon an vorheriger Stelle erwähnt, ließe sich dieser Effekt zweifellos mithilfe einer kompensierenden Ansteuerung des Shakers innerhalb seiner Arbeitsraumgrenzen reduzieren. Dadurch würden aber störende Wechselwirkungen mit den translatorischen Freiheitsgraden auftreten, weil die zugehörige Drehpunktlage im Kardangelenk unterhalb des Mockups wiederum zu einer detektierbaren Längs- bzw. Querschleunigung des Fahrerkopfes führt (vgl. Abschnitt 4.2.4). Folglich bleibt auch mit dem MWA der für den betrachteten Simulator charakteristische Zielkonflikt zwischen einer möglichst genauen Wiedergabe der longitudinalen sowie lateralen Fahrzeugbeschleunigungen und der Vermeidung von wahrnehmbaren Darstellungsfehlern bestehen. In welchem Maße letztere das Fahrgefühl beeinträchtigen, soll in Abschnitt 8.2 durch eine subjektive Probandenstudie näher untersucht werden.

Schlussfolgernd bleibt also festzuhalten, dass filterbasierte Motion Cueing Verfahren bei konventionellen Simulatorkonzepten eine nahezu perfekte Bewegungsrückmeldung erzielen können, sofern ihre Algorithmusparameter auf das durchzuführende Fahrszenario und den verfügbaren Arbeitsraum abgestimmt sind [FSP10; EBS⁺18]. Im speziellen Anwendungsfall des ATMOS Fahrsimulators kann die gewünschte Regelgüte jedoch auch mit einem manöver- oder streckenabhängigen Tuning nur eingeschränkt gewährleistet werden, da das hybridkinematische Bewegungssystem die aus der Filterstruktur resultierende Forderung nach voneinander unabhängigen Freiheitsgraden nicht erfüllt. Zwar führen der dynamische Washout und die statische Tilt Coordination Aufteilung im MWA zu einer wesentlich effizienteren Ausnutzung von Bewegungsplattform und Shaker, was dann eine Steigerung der maximal darstellbaren Beschleunigungsamplituden ermöglicht, gleichzeitig treten infolgedessen aber auch unvermeidliche Kopplungseffekte in Form falscher Motion Cues auf. Diese gezielt im Regelalgorithmus zu berücksichtigen und durch eine geeignete Ansteuerung beider Teilsysteme auf die menschlichen Wahrnehmungsschwellen zu begrenzen, ist eine aus regelungstechnischer Sicht nicht triviale Aufgabe, welche nur mit einem deutlich höheren Grad der Modellintegration gelöst werden kann. Hier erweisen sich optimierungsbasierte MCA nach dem Prinzip der modellprädiktiven Regelung als prädestiniert, um die Stellsignale des Bewegungssystems fahrsituationsabhängig und unter Berücksichtigung der nichtlinearen Simulatorkinematik zur Laufzeit zu bestimmen. Daher ist das nachfolgende Kapitel 6 dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten MPC-basierten Regelungskonzept gewidmet.

6 Modellprädiktive Regelungsstrategie

Die Erkenntnisse des vorangegangenen Kapitels 5 verdeutlichen, dass sich filterbasierte MCA aufgrund ihrer charakteristischen Algorithmusstruktur nur bedingt eignen, um eine gewünschte Qualität der Bewegungsrückmeldung mit dem ATMOS Fahrsimulator zu gewährleisten. Davon motiviert wurde in [BHR⁺18] und [BGT20] eine modellprädiktive Motion Cueing Strategie vorgestellt, die sich durch ihren hohen Grad der Modellintegration von konventionellen prädiktiven MCA abgrenzt. Auf die grundlegenden Eigenschaften sowie etwaige Herausforderungen dieses MPC-basierten Regelalgorithmus soll in den folgenden Abschnitten im Detail eingegangen werden.

6.1 Problemdefinition und Zielsetzung

Wie in Kapitel 4 ausführlich beschrieben, unterscheidet sich das in dieser Arbeit zugrunde liegende hybridkinematische Bewegungssystem in seiner Funktionsweise gänzlich von klassischen Hexapoden. Hieraus ergeben sich zwangsläufig neue Anforderungen an ein modellprädiktives Regelungskonzept, welche von den in Abschnitt 3.3 dokumentierten Verfahren nicht im erforderlichen Umfang erfüllt werden und deshalb kein zufriedenstellendes Regelverhalten mit diesen Ansätzen erwarten lassen.

So berücksichtigen die wahrnehmungszentrierten prädiktiven MCA zwar typischerweise ein vereinfachtes Modell des menschlichen Vestibularsystems, wesentliche dynamische und kinematische Eigenschaften des Bewegungssystems gehen jedoch nicht in die Regelung ein. In der Konsequenz setzen diese Algorithmen voraus, dass die numerisch optimierte Bewegungstrajektorie ideal und ungestört vom Simulator umgesetzt werden kann. Etwaige Wechselwirkungen zwischen einzelnen Freiheitsgraden, wie beispielsweise die bei Drehbewegungen auftretenden Tangentialbeschleunigungen des Fahrerkopfes²⁴, werden dabei vernachlässigt. Bedingt durch die nichtlinearen Kopplungseffekte würden derartige Vereinfachungen im Fall des ATMOS Fahrsimulators allerdings unweigerlich falsche Motion Cues erzeugen, da wie schon zuvor beim CWA und MWA nicht alle relevanten Systemeigenschaften in die Planung der Simulatortrajektorie einfließen. Im Extremfall überwiegen diese Wahrnehmungskonflikte dann sogar die eigentlichen Vorzüge des modellprädiktiven MCA, sodass keine Verbesserung des Fahrindrucks gegenüber den filterbasierten MCA erzielt wird.

Auch die in Abschnitt 3.3.2 aufgeführten prädiktiven Ansätze zur Regelung physikalischer Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten integrieren keine, bzw. nur stark vereinfachte Informationen über die kinematischen Abhängigkeiten oder das tatsächliche dynamische Verhalten des Bewegungssystems in das Prozessmodell. Wie die jeweils publizierten Ergebnisse verdeutlichen, handelt es sich hierbei um ein legitimes Vorgehen im Fall der überwiegend betrachteten Hexapod-basierten Simulatoren. Übertragen auf den ATMOS Fahrsimulator würde die numerische Optimierung aber wieder eine Bewegungstrajektorie

²⁴Es sei darauf hingewiesen, dass sich der Drehpunkt des Bewegungssystems wie beim ATMOS Fahrsimulator konstruktionsbedingt nicht in die Fahrerkopfposition transformieren lässt.

liefern, die nicht exakt vom Bewegungssystem realisiert werden kann, da etwaige Kopp lungseffekte nicht ausreichend im Prozessmodell abgebildet sind. Infolgedessen ist nicht auszuschließen, dass ähnlich zum MWA falsche Motion Cues mit Amplituden deutlich oberhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwellen generiert werden.

Wie bereits an vorheriger Stelle diskutiert wurde, ist eine vollständige Entkopplung der einzelnen Bewegungsfreiheitsgrade am ATMOS Fahrsimulator nur innerhalb eines kleinen Arbeitsraumbereichs von Bewegungsplattform und Shaker möglich. Bei einer umfangreichen Ausnutzung des verfügbaren Gesamtarbeitsraums sind deshalb auch bei Verwendung eines optimierungsbasierten MCA falsche Bewegungshinweise in Folge der kinematischen Wechselwirkungen des Bewegungssystems und dem notwendigen Einsatz der Tilt Coordination Technik zu erwarten. Diese müssen jedoch durch ein koordiniertes Ansteuern beider Teilbewegungssysteme auf die Wahrnehmungs- bzw. Akzeptanzschwellen (vgl. Abschnitt 3.1) des Wahrnehmungssystems limitiert werden, um die Erzeugung detektierbarer Informationskonflikte während des Simulatorbetriebs zu vermeiden. Um dies sicherzustellen, müssen alle Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Bewegungsfreiheitsgraden hinreichend genau durch das applizierte Prozessmodell wiedergegeben werden und somit explizit in die numerische Optimierung der Stellgrößen eingehen.

Es erscheint daher naheliegend, das in Abschnitt 4.3 hergeleitete Ersatzmodell zur Prädiktion der zukünftigen Simulatorbewegungen heranzuziehen. Wie die Forschungen von Ellensohn et al. [EOS⁺18] und Bruschetta et al. [BMB16] zeigen, ist aber besonders die Integration der direkten kinematischen Zusammenhänge sehr rechenintensiv und unter Einhaltung der Echtzeitbedingung üblicherweise nicht möglich. Aus diesem Grund empfehlen die Autoren, einzelne Teilkomponenten, wie z. B. die Zentripetalbeschleunigung, zu vernachlässigen oder die in den Gleichungen (2-23) und (2-26) aufgeführten Jacobi-Matrizen in jeder Prädiktionssequenz als invariant anzunehmen. Ob sich derartige Vereinfachungen der physikalischen Zusammenhänge jedoch ebenso auf das hybridkinematische Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators übertragen lassen und wie dies die resultierende Regelgüte beeinflusst, ist fraglich. Deshalb sollen alternative Approximationsmethoden untersucht werden, um die nichtlineare Ausgangsgleichung (4-42) des erstellten Wiener-Modells mit hinreichender Genauigkeit innerhalb des Prädiktionshorizonts anzunähern. Dabei sind sowohl eine echtzeitfähige Ausführung auf der Zielhardware als auch die Verfügbarkeit benötigter Systemgrößen durch Messung oder Beobachtung am realen System zu gewährleisten.

Zusammenfassend lassen sich aus diesen Überlegungen vier grundsätzliche Anforderungen an einen MPC-basierten Regelalgorithmus für den ATMOS Fahrsimulator stellen:

- Explizite Berücksichtigung der spezifischen Simulatorkinematik und -dynamik in der numerischen Optimierung der Bewegungstrajektorie
- Begrenzung unvermeidbarer Kopplungseffekte auf die Akzeptanzschwellen der vestibulären Bewegungswahrnehmung
- Einhaltung des begrenzten physikalischen Arbeitsraums
- Echtzeitfähige Implementierbarkeit am Zielsystem

Die nachfolgenden Abschnitte behandeln die technischen Realisierungen zur Erfüllung dieser Zielsetzung, aus denen schließlich der entwickelte prädiktive MCA hervorgeht.

6.2 Beobachtung des vollständigen Zustandsvektors

Gemäß der im Grundlagenkapitel 2 vorgestellten Signalstruktur des MPC-basierten Regelkreises wird das zukünftige Systemverhalten der Regelstrecke, in diesem Fall des Fahrmodulators, auf Basis der zu ermittelnden Stellgrößenfolge und des aktuellen Systemzustands abgeschätzt. Letzterer wird zu Beginn jeder Prädiktionssequenz durch die Rückführung des vollständigen Zustandsvektors $x(t)$ erfasst. Entsprechend Gleichung (4-7) beinhalten die Zustandsgrößen des Prozessmodells gerade die Motorwinkel $\psi(t)$ sowie die Winkelgeschwindigkeiten $\dot{\psi}(t)$ und Winkelbeschleunigungen $\ddot{\psi}(t)$ aller fünf Servomotoren. Während die Motorwinkel und -winkelgeschwindigkeiten mittels der am System verbauten Sensorik aufgezeichnet werden können (vgl. Bild 4-2), besteht allerdings keine Möglichkeit die zugehörigen Winkelbeschleunigungen messtechnisch zu bestimmen.

Eine einfache Differentiation des Geschwindigkeitssignals kommt zur Lösung dieser Problematik nicht in Frage, da die Sensorgrößen mit einem natürlichen Messrauschen belegt sind, welches sich in dem zeitlich abgeleiteten Beschleunigungssignal um ein Vielfaches verstärkt widerspiegeln würde. Auch die Verwendung eines realen Differenzierglieds (D-Glieds) erscheint hier wenig zielführend, weil dessen Eckfrequenz aufgrund der zuvor genannten Rauscheffekte derart gering gewählt werden müsste, dass das gefilterte Beschleunigungssignal eine unbrauchbare Phasenverschiebung aufweisen würde.

Wesentlich geschickter ist daher der Entwurf eines Zustandsbeobachters, um die unbekannten Winkelbeschleunigungen mithilfe des bereits vorhandenen Modellwissens zur Laufzeit abzuschätzen. Da mit den Motorwinkeln und Winkelgeschwindigkeiten bereits eine Teilmenge der Zustandsvariablen $x(t)$ als Messgrößen vorliegt, wirkt der Einsatz des in [Lue71] beschriebenen Beobachters reduzierter Ordnung zunächst ideal zur Lösung der vorliegenden Problemstellung. Im Simulatorversuch hat sich jedoch herausgestellt, dass die Motorwinkelgeschwindigkeiten im Vergleich zu den Winkelpositionen nur mit einer deutlich größeren Auflösungsrate erfasst werden und somit relevante Informationen über den tatsächlichen Systemzustand verloren gehen können. Deshalb wird die in Bild 6-1 dargestellte Beobachterstruktur nach Luenberger [Lue64] für jeden winkelgeregelten Servomotor angesetzt, um den vollständigen Zustandsvektor $x(t)$ aus den verfügbaren

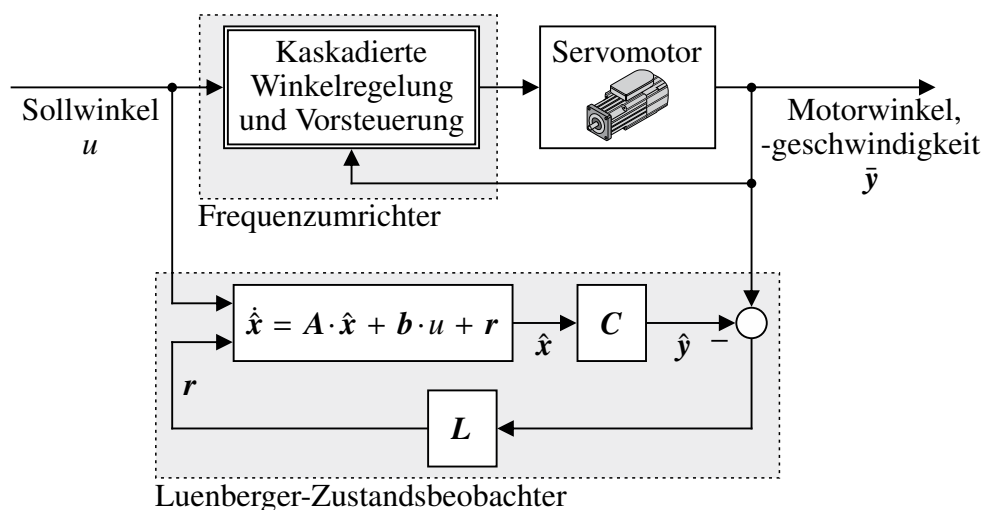


Bild 6-1: Strukturbild des applizierten Zustandsbeobachters.

Messdaten zu rekonstruieren. Die hierzu notwendige Bedingung der Beobachtbarkeit lässt sich für jeden Servomotor leicht mit dem Rang seiner Beobachtbarkeitsmatrix²⁵

$$\mathbf{Q}_B = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{C} \cdot \mathbf{A} \\ \mathbf{C} \cdot \mathbf{A}^2 \end{bmatrix}$$

prüfen, welcher jeweils dem Höchststrang $n = 3$ entspricht. Nach dem Kalman Kriterium lassen sich die Zustandsgrößen dann in einer endlichen Zeitspanne aus den gemessenen Ausgangsgrößen nachbilden.

Für eine bessere Übersichtlichkeit wird im Folgenden nur ein separater Antrieb betrachtet, durch die vollständige Entkopplung der Aktoren lässt sich das Vorgehen aber uneingeschränkt auf alle Servo-Asynchronmotoren übertragen. Wie abgebildet, ergeben sich die Eingangsgrößen des Zustandsbeobachters aus der skalaren Sollwinkelvorgabe $\psi_{\text{Soll}}(t)$ des Motion Cueing Algorithmus sowie dem am realen Antrieb gemessenen Motorwinkel und der Motorwinkelgeschwindigkeit im fiktiven Ausgangsvektor

$$\bar{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \psi & \dot{\psi} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^2.$$

Um nun auftretende Abweichungen zwischen den gemessenen und geschätzten Ausgangsgrößen zu berücksichtigen, wird analog zu Gleichung (2-40) eine Multiplikation mit der konstanten (3,2)-Beobachtermatrix $\mathbf{L}$ als Korrekturfunktion angesetzt. Hiermit ergibt sich der zugehörige Korrekturvektor $\mathbf{r}(t)$ in Abhängigkeit der Ausgangsgrößendifferenz $\mathbf{e}_y(t)$ als

$$\mathbf{r} = \mathbf{L} \cdot \mathbf{e}_y = \mathbf{L} \cdot (\bar{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{y}}),$$

wodurch für die Zustandsgleichungen des Beobachters schließlich

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A} \cdot \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{b} \cdot u + \mathbf{r} = (\mathbf{A} - \mathbf{L} \cdot \mathbf{C}) \cdot \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{b} \cdot u + \mathbf{L} \cdot \bar{\mathbf{y}} \quad (6-1)$$

folgt. Darin entsprechen die Dynamikmatrix $\mathbf{A}$ und der Eingangsvektor $\mathbf{b}$ denen des in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen PT3-Glieds. Im Gegensatz zu Gleichung (4-3) muss jedoch die Ausgangsgleichung um eine weitere Zeile ergänzt werden, um auch die gemessenen Motorwinkelgeschwindigkeiten in die Zustandsgrößenschätzung zu integrieren:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C} \cdot \hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{\psi} \\ \dot{\hat{\psi}} \\ \ddot{\hat{\psi}} \end{bmatrix} \quad (6-2)$$

Infolgedessen liegt dann ein Mehrgrößensystem mit zwei messbaren Ausgangsgrößen vor, was notwendigerweise in der Synthese der Beobachtermatrix $\mathbf{L}$ zu berücksichtigen ist. Bevor aber auf den konkreten Beobachterentwurf eingegangen wird, soll zunächst die Analogie zur Synthese eines Zustandsreglers thematisiert werden. Dazu sei angemerkt, dass eine beliebige quadratische Matrix $\mathbf{M}$ stets identische Eigenwerte wie ihre Transponierte $\mathbf{M}^T$ besitzt, da sich die Determinante durch eine Transposition nicht verändert:

$$\det(s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{M}) = \det(s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{M})^T = \det(s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{M}^T)$$

²⁵Die darin enthaltene Ausgangsmatrix $\mathbf{C}$ wird analog zu Gleichung (6-2) gebildet.

Ersetzt man in diesem Ausdruck nun die Matrix $\mathbf{M}$ durch die Dynamikmatrix

$$\mathbf{A}_B = \mathbf{A} - \mathbf{L} \cdot \mathbf{C}$$

des Zustandsbeobachters aus Gleichung (6-1) und ihre Transponierte $\mathbf{M}^T$ durch

$$\mathbf{A}_B^T = (\mathbf{A} - \mathbf{L} \cdot \mathbf{C})^T = \mathbf{A}^T - \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{L}^T \quad (6-3)$$

wird deutlich, dass in der Konsequenz auch die zugehörigen homogenen Zustandsdifferentialgleichungen ein identisches Stabilitätsverhalten und eine ähnliche Grobdynamik aufweisen [Föl13]. Diese Folgerung lässt sich dann gemäß der Berechnungsvorschrift

$$\dot{\mathbf{e}}_x = (\mathbf{A}^T - \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{L}^T) \cdot \mathbf{e}_x$$

ebenso auf die korrespondierende Schätzfehlerdifferentialgleichung (2-41) übertragen, woraus die unverkennbare Ähnlichkeit zur Struktur einer klassischen Zustandsregelung nach Gleichung (2-35) mit $\mathbf{A}^T$ anstelle von $\mathbf{A}$, $\mathbf{C}^T$ anstelle von $\mathbf{B}$ und $\mathbf{L}^T$ anstelle von $\mathbf{R}$ hervorgeht. Somit können etablierte Methodiken zur Reglersynthese im Zustandsraum zur Auslegung der Rückführmatrix $\mathbf{L}$ angewendet werden.

Daher wird an dieser Stelle das im Grundlagenkapitel vorgestellte Verfahren der Polvorgabe zum Beobachterentwurf eingesetzt. Wie bereits in Abschnitt 2.5.2 erläutert, muss hierzu allgemein zwischen Ein- und Mehrgrößensystemen differenziert werden. Durch die Rückführung der Motorwinkel und -winkelgeschwindigkeiten besitzt die Beobachtermatrix $\mathbf{L}$ im betrachteten Anwendungsfall sechs frei wählbare Elemente, die Vorgabe der $n = 3$ Systemeigenwerte liefert aber lediglich drei Synthesegleichungen. Es liegt also offensichtlich ein Mehrgrößensystem mit unendlich vielen Lösungen für $\mathbf{L}$ vor. Um zugleich alle Lösungen dieses Eigenwertproblems zu berücksichtigen, soll im Folgenden die Methode der vollständigen modalen Synthese nach Roppenecker [Rop81] herangezogen werden. Die Beobachtersynthese orientiert sich dabei an der in [Föl13] beschriebenen Notation und Vorgehensweise.

Es wird zunächst die Definitionsgleichung zu den Eigenvektoren der Dynamikmatrix aus Gleichung (6-3) betrachtet. Zu jedem Beobachtereigenwert $\lambda_{B1}, \lambda_{B2}, \lambda_{B3}$ existiert dann gemäß der Berechnungsvorschrift

$$(\lambda_{Bi} \cdot \mathbf{I} - (\mathbf{A}^T - \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{L}^T)) \cdot \mathbf{v}_{Bi} = \mathbf{0}$$

ein Eigenvektor $\mathbf{v}_{Bi}$. Mit der Distributivität der Matrizenmultiplikation lässt sich dieser Ausdruck zu

$$(\lambda_{Bi} \cdot \mathbf{I} - \mathbf{A}^T) \cdot \mathbf{v}_{Bi} = -\mathbf{C}^T \cdot \mathbf{L}^T \cdot \mathbf{v}_{Bi} \quad (6-4)$$

umformen. Entsprechend dem Grundgedanken dieses Entwurfsverfahrens werden nun sogenannte *Parametervektoren*

$$\mathbf{q}_i = \mathbf{L}^T \cdot \mathbf{v}_{Bi} \in \mathbb{R}^2 \quad (6-5)$$

eingeführt, mit denen Gleichung (6-4) wie folgt dargestellt werden kann:

$$(\lambda_{Bi} \cdot \mathbf{I} - \mathbf{A}^T) \cdot \mathbf{v}_{Bi} = -\mathbf{C}^T \cdot \mathbf{q}_i \quad (6-6)$$

Nachfolgend muss gefordert werden, dass alle Eigenwerte des Streckenmodells durch die Rückführung der Ausgangsgrößendifferenz $e_y(t)$ im Beobachterentwurf verschoben werden²⁶. Nur dann besitzen Beobachter und Modell gerade keine gemeinsamen Eigenwerte, sodass der in Klammern gesetzte Ausdruck auf der linken Seite von Gleichung (6-6) als regulär angenommen werden kann. In diesem Fall lassen sich die Eigenvektoren durch

$$\mathbf{v}_{Bi} = (\mathbf{A}^T - \lambda_{Bi} \cdot \mathbf{I})^{-1} \cdot \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{q}_i \quad (6-7)$$

beschreiben. Anschließend fasst man alle $n = 3$ Parametervektoren gemäß ihrer Definitionsgleichung (6-5) in einer gemeinsamen Matrixengleichung zusammen:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \mathbf{q}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}^T \cdot \mathbf{v}_{B1} & \mathbf{L}^T \cdot \mathbf{v}_{B2} & \mathbf{L}^T \cdot \mathbf{v}_{B3} \end{bmatrix} = \mathbf{L}^T \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{B1} & \mathbf{v}_{B2} & \mathbf{v}_{B3} \end{bmatrix} \quad (6-8)$$

Werden nur einfache Beobachtereigenwerte λ_{Bi} gewählt, sind die zugehörigen Eigenvektoren $\mathbf{v}_{Bi}$ stets linear unabhängig. Somit ist die aus ihnen gebildete Matrix regulär, wodurch sich die transponierte Beobachtermatrix $\mathbf{L}^T$ aus Gleichung (6-8) zu

$$\mathbf{L}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 & \mathbf{q}_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{B1} & \mathbf{v}_{B2} & \mathbf{v}_{B3} \end{bmatrix}^{-1} \quad (6-9)$$

ergibt. Berücksichtigt man ferner, dass die Transpositions- und Inversionsoperation einer regulären Matrix problemlos vertauscht werden kann, folgt aus Gleichung (6-9):

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{B1}^T \\ \mathbf{v}_{B2}^T \\ \mathbf{v}_{B3}^T \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{q}_1^T \\ \mathbf{q}_2^T \\ \mathbf{q}_3^T \end{bmatrix}$$

Werden abschließend noch die in diesem Ausdruck enthaltenen Eigenvektoren durch die in Gleichung (6-7) beschriebenen Zusammenhänge ersetzt, resultiert hieraus die gesuchte Berechnungsvorschrift zur Synthese des Mehrgrößenbeobachters als

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_1^T \cdot \mathbf{C} \cdot (\mathbf{A} - \lambda_{B1} \cdot \mathbf{I})^{-1} \\ \mathbf{q}_2^T \cdot \mathbf{C} \cdot (\mathbf{A} - \lambda_{B2} \cdot \mathbf{I})^{-1} \\ \mathbf{q}_3^T \cdot \mathbf{C} \cdot (\mathbf{A} - \lambda_{B3} \cdot \mathbf{I})^{-1} \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{q}_1^T \\ \mathbf{q}_2^T \\ \mathbf{q}_3^T \end{bmatrix} \quad (6-10)$$

Wie dargestellt, können nun die Wunscheigenwerte λ_{Bi} beliebig vorgegeben werden, um ein definiertes Stabilitätsverhalten und eine angestrebte Dynamik des Zustandsbeobachters sicherzustellen. Die Parametervektoren $\mathbf{q}_i$ lassen sich hingegen gezielt dazu einsetzen, die verbleibenden Freiheitsgrade des Beobachterentwurfs zur Realisierung weiterer technischer Anforderungen einzubeziehen [Föl13].

Entsprechend der Synthesegleichung (6-10) wurde für jeden der winkelgeregelten Servo-Asynchronmotoren ein Luenberger-Zustandsbeobachter mit der in Bild 6-1 dargestellten Signalstruktur ausgelegt und am realen Antrieb implementiert. Die Wahl der Beobachtereigenwerte orientiert sich üblicherweise an den Eigenwerten des geschlossenen Regelkreises ohne Beobachter, für den die geschätzten Zustandsvariablen als Rückführungsgrößen

²⁶Im konkreten Anwendungsfall schränkt dies den Entwurf des Beobachters nur geringfügig ein, da seine Dynamik ohnehin schneller sein sollte als die der modellprädiktiv geregelten Strecke.

bereitgestellt werden. So lässt sich mit einer Linksplatzierung der Wunscheigenwerte λ_{Bi} eine schnellere Beobachterdynamik realisieren, mit welcher das Verhalten der zustandsge-regelten Strecke unmittelbar erfasst wird. Im Fall der hier betrachteten modellprädiktiven Regelung führt die numerische Lösung des Optimierungsproblems zur Laufzeit jedoch auf ein nichtlineares Motion Cueing Verfahren, dessen Regelgesetz nicht explizit angegeben und ausgewertet werden kann. Einen Sonderfall bildet hier die LMPC ohne Beschränkungen. Diese besitzt aber, wie schon in Abschnitt 2.5.4 beschrieben, nur eine geringe praktische Relevanz. Somit sind auch die Eigenwerte des MPC-basierten Regelkreises nicht mehr analytisch bestimmbar. Aus diesem Grund erfolgte eine empirische Auslegung mit ausschließlich reellen Beobachtereigenwerten am Zielsystem. Hierbei erwies sich eine Verschiebung der Streckeneigenwerte aus Bild 4-24 um den Faktor vier auf der reellen Achse als besonders geeignet. Deutlich größere Linksverschiebungen resultieren hingegen in einem differenzierenden Systemverhalten, das unbrauchbar verrauschte Winkelbeschleunigungssignale $\ddot{\psi}(t)$ liefert. Diese spiegeln sich dann in einem starken Oszillieren der Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$ aus dem MCA wider. Der Einfluss der Parametervektoren q_i auf die Zustandsschätzung wurde anschließend simulativ mithilfe zuvor aufgezeichneter Messdaten untersucht.

Zur Bewertung der Schätzgüte zeigt Bild 6-2 die Gegenüberstellung der beobachteten Zustandsgrößen $\hat{x}(t)$ mit den gemessenen Motorwinkeln $\psi_{Mess}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten $\dot{\psi}_{Mess}(t)$ am Beispiel einer der beiden longitudinalen Antriebe der Bewegungsplattform. Um darüber hinaus auch die Wirkung des Korrekturvektors $r(t)$ zu verdeutlichen, sind zusätzlich die Zustandsgrößen $x_{Mod}(t)$ des linearen Ersatzmodells ohne Rückführung der Ausgangsgrößendifferenz $e_y(t)$ sowie die jeweiligen Abweichungen zwischen Messung und Modell bzw. Messung und Schätzung abgebildet. Aus der Grafik geht hervor, dass die am Servo-Asynchronmotor erfassten Messgrößen in sehr guter Übereinstimmung von dem implementierten Luenberger-Beobachter rekonstruiert werden. Besonders anschaulich zeigt sich der Einfluss der Korrekturfunktion dabei in einer vergrößerten Ansicht der Motorwinkelgeschwindigkeit. Wie dargestellt, werden etwaige Ungenauigkeiten des Aktormodells hochpräzise an das reale Systemverhalten angeglichen und somit die Abweichungen gegenüber den Sensordaten signifikant reduziert. Da die zugehörigen Winkelbeschleunigungen nicht messtechnisch bestimmt werden können, ist ein direkter Vergleich der wahren und geschätzten Größen an dieser Stelle nicht möglich. Allerdings bietet das Ersatzmodell eine gute Orientierung zur Beurteilung der beobachteten Winkelbeschleunigung. Grundsätzlich liefern Modell und Schätzung hier qualitativ ähnliche Beschleunigungswerte, konsequenterweise treten aber Abweichungen durch die Korrekturfunktion des Zustandsbeobachters auf. Diese lassen zusammen mit den Übereinstimmungen der gemessenen und geschätzten Motorwinkel und -geschwindigkeiten erwarten, dass die entsprechenden Winkelbeschleunigungen des Aktors korrekt durch den Mehrgrößenbeobachter approximiert werden.

Eine gleichwertige Schätzgüte wurde ebenso für die übrigen winkeligeregelten Servomotoren erzielt, sodass der aus den einzelnen Beobachtern aggregierte Zustandsvektor

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{Bwp}^T & \hat{x}_{Sh}^T \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \hat{x}_x^T & \hat{x}_y^T & \hat{x}_h^T & \hat{x}_l^T & \hat{x}_r^T \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{15}$$

eine valide Abbildung des am Bewegungssystem vorliegenden Systemzustands bereitstellt. Auf Basis dieser geschätzten Zustandsgrößen $\hat{x}(t)$ kann nach dem Grundprinzip der MPC dann im nächsten Schritt eine Vorhersage der künftigen Regelgrößen im betrachteten Prädiktionshorizont vorgenommen werden.

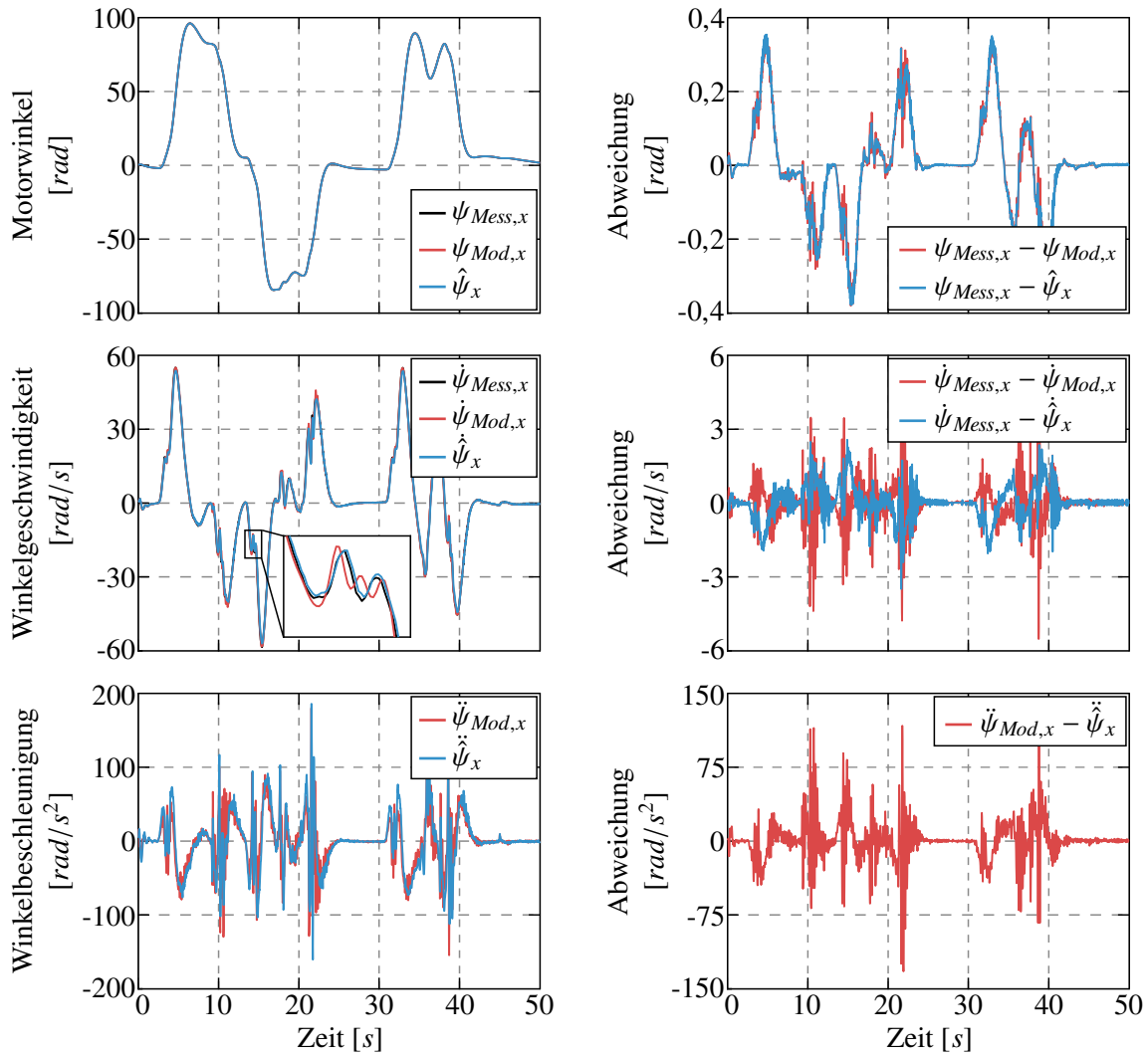


Bild 6-2: Experimentelle Validierung des Mehrgrößenbeobachters am Zielsystem.

6.3 Approximation der nichtlinearen Simulatorkinematik

Im vorangegangenen Abschnitt 6.1 wurde bereits die Notwendigkeit einer expliziten Berücksichtigung aller kinematischen Zusammenhänge und Wechselwirkungen im numerischen Optimierungsprozess des modellprädiktiven MCA diskutiert. Nur so lassen sich, entsprechend der eingangs formulierten Zielsetzung, die simulierten Fahrzeugbewegungen in der gewünschten Güte mit dem ATMOS Fahrsimulator reproduzieren und zugleich falsche Motion Cues durch die gekoppelten Freiheitsgrade des Bewegungssystems auf definierte Schwellwerte limitieren. Jedoch ist die Integration der direkten Simulatorkinematik in das Prozessmodell der MPC extrem rechenintensiv, weshalb eine Einhaltung der Echtzeitanforderung mit den in der Literatur dokumentierten Regelfrequenzen von 20 Hz [KFF⁺17] bis 250 Hz [LHG18] nicht realisiert werden kann²⁷.

²⁷Eine vertiefende Untersuchung der Echtzeitfähigkeit bei Einbeziehung der nichtlinearen Kinematikgleichungen (6-11) wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit in [Riz18] durchgeführt.

Aus diesem Grund muss die nichtlineare Ausgangsgleichung des erstellten Ersatzmodells

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot \mathbf{J}_g(\mathbf{q}) \cdot \ddot{\mathbf{q}} + {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot \mathbf{J}_{g_2}(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}}^2 - {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot \mathbf{g} \\ {}^{KI}\mathbf{A}(\mathbf{q}) \cdot \mathbf{H}(\mathbf{q}) \cdot \mathbf{J}_h(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}} \end{bmatrix} \quad (6-11)$$

in geeigneter Weise angenähert werden, um eine echtzeitfähige Ausführung des Regelalgorithmus auf der Zielhardware zu gewährleisten. Bruschetta et al. [BMB16] beschreiben diesbezüglich eine Vereinfachung der zugrunde liegenden physikalischen Zusammenhänge, indem einzelne Teilkomponenten der direkten Kinematikgleichungen, wie etwa die Zentripetalbeschleunigungen an der Fahrerkopfposition oder trigonometrische Beziehungen bei großen Neigungswinkeln des Simulators, als vernachlässigbar klein bewertet werden. Dies bewirkt eine direkte Vereinfachung des Prozessmodells und somit auch eine Reduktion des benötigten Berechnungsaufwands auf Kosten der Vorhersagegenauigkeit. Alternativ dazu empfehlen Ellensohn et al. [EOS⁺18], die in Gleichung (6-11) enthaltenen Jacobi-Matrizen im Prädiktionshorizont als konstant anzunehmen, um die Rechenlast zur Auswertung der Beschleunigungs- und Geschwindigkeitsgrößen während jeder Iteration der MPC zu verringern. Es sei allerdings angemerkt, dass in beiden Veröffentlichungen Hexapod-basierte Simulatoren eingesetzt werden und eine uneingeschränkte Übertragbarkeit der getroffenen Annahmen auf das in dieser Arbeit betrachtete hybridkinematische Bewegungssystem demnach in Frage gestellt werden muss.

Deshalb wurde parallel zu diesen Vorgehensweisen in [BHR⁺18] ein Verfahren zur linearaffinen Approximation der Simulatorkinematik vorgestellt. In diesem wird zu Beginn jeder Prädiktionssequenz eine Potenzreihe der nichtlinearen Ausgangsgleichung (6-11) nach dem Taylorschen Satz entwickelt und nach dem linearen Glied abgebrochen. Den Entwicklungspunkt bildet dann jeweils der zum aktuellen Zeitpunkt t_k zurückgeführte Zustandsvektor $\mathbf{x}(t_k)$:

$$\mathbf{y}(t) \approx \mathbf{f}(\mathbf{x}(t_k)) + \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}(t))}{\partial \mathbf{x}(t)} \right|_{\mathbf{x}(t_k)} \cdot (\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t_k)) \quad (6-12)$$

Hierin führen die partiellen Ableitungen der Vektorfunktion $\mathbf{f}$ nach den 15 Zustandsvariablen des Aktormodells auf die linearisierte Ausgangsmatrix

$$\mathbf{C}(t_k) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}(t))}{\partial \mathbf{x}(t)} \right|_{\mathbf{x}(t_k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{f}_1(\mathbf{x}(t))}{\partial x_1(t)} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{f}_1(\mathbf{x}(t))}{\partial x_{15}(t)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{f}_5(\mathbf{x}(t))}{\partial x_1(t)} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{f}_5(\mathbf{x}(t))}{\partial x_{15}(t)} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}(t_k)} \in \mathbb{R}^{5 \times 15} \quad (6-13)$$

des Systems, wobei die Zustandsgrößen $\mathbf{x}(t_k)$ im Entwicklungspunkt als Argumente zu wählen sind [FF82]. Auf die Bildung der partiellen Ableitungen soll an dieser Stelle nicht weiter eingegangen werden, eine detaillierte Ausführung unter Berücksichtigung der zugehörigen Differentiationsregeln ist jedoch im Anhang A4 dokumentiert. Durch das Einsetzen von Gleichung (6-13) lässt sich die Berechnungsvorschrift (6-12) schließlich in eine kompaktere Form überführen:

$$\mathbf{y}(t) \approx \mathbf{f}(\mathbf{x}(t_k)) + \mathbf{C}(t_k) \cdot (\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t_k)) = \mathbf{C}(t_k) \cdot \mathbf{x}(t) + \underbrace{\mathbf{f}(\mathbf{x}(t_k)) - \mathbf{C}(t_k) \cdot \mathbf{x}(t_k)}_{\mathbf{h}(t_k)} \quad (6-14)$$

Es resultiert die dargestellte linearaffine Abbildung mit der zeitvarianten Ausgangsmatrix $\mathbf{C}(t_k)$ und dem Stützvektor $\mathbf{h}(t_k)$, welche die kinematischen Beziehungen des Bewegungssystems in einer genügend engen Umgebung des Entwicklungspunkts $x(t_k)$ approximiert. Man erhält somit abhängig von der gewählten Abtastrate eine hochfrequent aktualisierte Näherungslösung der nichtlinearen Simulatorkinematik, mit der sich die zukünftigen Beschleunigungen ${}_K\mathbf{a}_{Sim}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K\boldsymbol{\omega}_{Sim}(t)$ sehr recheneffizient in Form einfacher algebraischer Matrixoperationen ermitteln lassen (siehe hierzu Abschnitt 6.4). Für große Prädiktionshorizonte wird so der zusätzliche Berechnungsaufwand, der durch die Auswertung von Gleichung (6-13) anfällt, um ein Vielfaches kompensiert und eine echtzeitfähige Implementierung des Regelalgorithmus begünstigt.

Entsprechend der Natur der Taylorreihe sinkt aber zugleich die Approximationsgenauigkeit, je weiter sich die Zustandsvariablen $x(t)$ vom Entwicklungszustand $x(t_k)$ entfernen. In der Konsequenz entstehen bei einem großen Vorhersagezeitraum zwangsläufig Abweichungen zwischen dem prädierten und realen Systemverhalten. Zur Untersuchung dieses Approximationsfehlers zeigt Bild 6-3 eine Gegenüberstellung des linearisierten und nichtlinearen Systemverhaltens am Beispiel eines longitudinalen Beschleunigungsmanövers sowie der

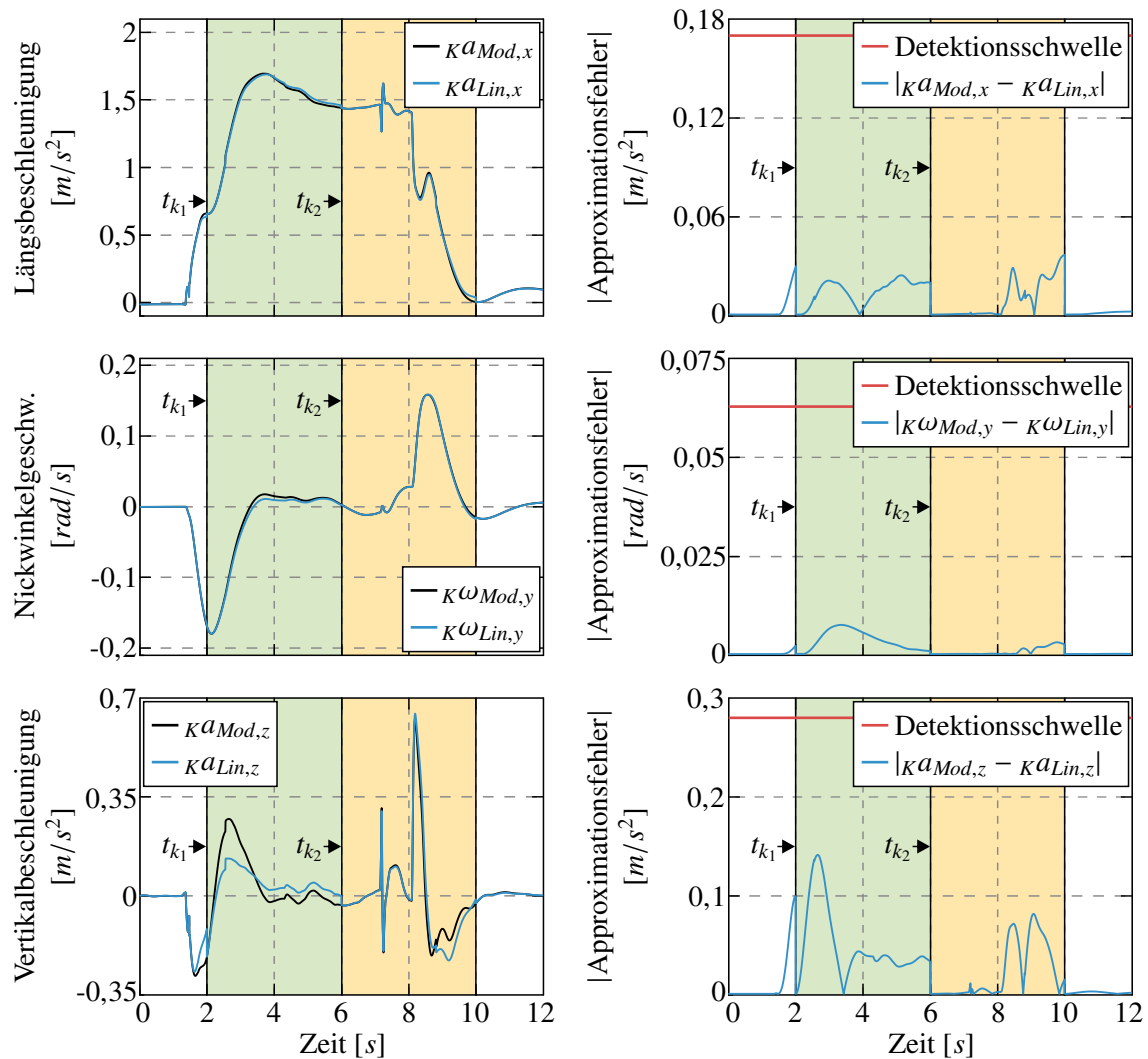


Bild 6-3: Simulativer Vergleich von nichtlinearem und approximiertem Systemverhalten.

daran gekoppelten Nickrotation und Vertikalbewegung. Dazu wird die nichtlineare Ausgangsgleichung zu den Zeitpunkten $t_{k_1} = 2\text{ s}$ und $t_{k_2} = 6\text{ s}$ um den jeweils zurückgeführten Zustandsvektor $\mathbf{x}(t_{k_1})$ bzw. $\mathbf{x}(t_{k_2})$ linearisiert. Der abgebildete Fehlerbetrag zwischen dem nichtlinear modellierten und dem linearaffin approximierten Systemverhalten weist zu diesen Zeitpunkten dementsprechend einen Wert von Null auf. In den darauffolgenden vier Sekunden werden beide Ausgangsgleichungen mit identischen Zustandsgrößen $\mathbf{x}(t)$ aus dem linearen Teilsystem des in Abschnitt 4.3.3 erstellten Wiener-Modells ausgewertet, um die Approximationsgenauigkeit in Folge der Abweichung vom Entwicklungszustand $\mathbf{x}(t_k)$ beurteilen zu können.

Aus der Grafik geht deutlich hervor, dass sowohl die Längsbeschleunigung ${}_K a_{Mod,x}(t)$ als auch die Nickwinkelgeschwindigkeit ${}_K \omega_{Mod,y}(t)$ des nichtlinearen Modells mit sehr guter Genauigkeit über den gesamten Vorhersagezeitraum angenähert werden. Die auftretenden Approximationsfehler liegen dabei weit unterhalb der jeweiligen Detektionsschwelle der menschlichen Bewegungswahrnehmung²⁸ und sind somit auch für erfahrene Testfahrer im Simulator nicht wahrnehmbar. Darüber hinaus erweist sich die Wiedergabequalität dieser Ausgangsgrößen als wenig sensitiv gegenüber der Lage des Entwicklungspunkts im Zustandsraum, da keine signifikanten Genauigkeitsunterschiede zwischen den beiden dargestellten Zeitintervallen auftreten. Der vorgestellte Approximationsansatz gewährleistet damit innerhalb des für MPC-basierte Motion Cueing Algorithmen charakteristischen Prädiktionshorizonts eine valide und zugleich robuste Näherungslösung der nichtlinearen kinematischen Beziehungen.

Gleichzeitig verursacht die gekoppelte Simulatorkinematik eine erzwungene Vertikalbeschleunigung ${}_K a_{Mod,z}(t)$ der Fahrerkopfposition, welche im ersten Approximationsintervall qualitativ richtig, aber mit einem größeren Fehler wiedergegeben wird. Die Abweichung liegt jedoch ebenfalls unterhalb der Wahrnehmungsschwelle und erfüllt somit die Genauigkeitsanforderungen der interaktiven Fahrsimulation. Das mit der beschriebenen Vorgehensweise auch eine wesentlich präzisere Abschätzung der gekoppelten Vertikalbewegungen über einen großen Vorhersagezeitraum möglich ist, zeigt ein Vergleich der jeweiligen Ausgangsgrößen ${}_K a_{Mod,z}(t)$ und ${}_K a_{Lin,z}(t)$ im zweiten Approximationsintervall von $t_{k_2} = 6\text{ s}$ bis $t = 10\text{ s}$. Die dargestellten Genauigkeitsunterschiede legen an dieser Stelle nahe, dass die Approximationsgüte im vertikalen Bewegungsfreiheitsgrad offensichtlich stärker von der Lage des Entwicklungspunkts im Zustandsraum beeinflusst wird, als im Fall der Längsbeschleunigung und Nickwinkelgeschwindigkeit. Bei einer „ungünstigen“ Kombination der Zustandsvariablen im Entwicklungspunkt können daher selbst bei kurzen Prädiktionshorizonten größere Approximationsfehler auftreten. Diese werden allerdings nach dem Grundgedanken der MPC, ähnlich wie unbekannte Störgrößen oder generelle Modellunsicherheiten, durch den iterativen Prozess aus Prädiktion und numerischer Optimierung ausgeglichen (vgl. Abschnitt 2.5.4).

6.4 Prädiktion des zukünftigen Systemverhaltens

Im Gegensatz zu konventionellen Ansätzen berücksichtigen modellprädiktive MCA eine Abschätzung der zukünftigen Regelabweichungen zur Planung einer optimalen Simu-

²⁸Es werden die von Reid und Nahon [RN85] dokumentierten Wahrnehmungsschwellen aus Tabelle 2-5 zugrunde gelegt.

latortrajektorie. Die Basis hierfür bildet ein funktionaler Zusammenhang zwischen den Optimierungsvariablen und den Ausgangs- bzw. Regelgrößen, der dem Optimierungsalgorithmus durch das Prozessmodell bereitgestellt wird. In Anlehnung an die Signalstruktur des zugrunde liegenden Wiener-Modells lässt sich die Vorhersage des künftigen Systemverhaltens gedanklich in die Prädiktion der linearen Zustandsgrößen und der nichtlinearen Ausgangsgrößen unterteilen. Im Folgenden soll die Vorhersage der jeweiligen Größen separat behandelt werden.

6.4.1 Prädiktion der Zustandsgrößen

Wie schon zuvor in Abschnitt 2.5.4 erwähnt, werden modellprädiktive Regelalgorithmen üblicherweise in zeitdiskreter Form formuliert, da eine zeitkontinuierliche Realisierung mit einem erhöhten Aufwand, aber ohne nennenswerte Vorteile verbunden ist [Mac02]. In der Konsequenz müssen die Systemgleichungen des Prozessmodells zunächst in eine zeitdiskrete Form überführt werden, was speziell im Fall nichtlinearer Zustandsgleichungen oftmals nur durch eine numerische Lösung des Anfangswertproblems, beispielsweise mit dem vierstufigen Runge-Kutta-Verfahren [GZQ⁺20], möglich ist. Bei großen Prädiktionshorizonten resultiert hieraus ein enormer Rechenaufwand, der eine echtzeitfähige Regelung von hochdynamischen Systemen mit einer kleinen diskreten Schrittweite T_s erschwert.

Zur Einhaltung der Echtzeitanforderung ist es daher notwendig, bereits im Modellbildungsprozess eine rechenzeiteffiziente Beschreibung der Systemeigenschaften zu verfolgen. Diesbezüglich erweist sich die in dieser Arbeit gewählte Wiener-Modellstruktur als sehr vorteilhaft, da die linearen Zustandsgleichungen mittels der *Transitionsmatrix* gemäß der Berechnungsvorschrift

$$\mathbf{x}(t) = e^{A(t-t_0)} \cdot \mathbf{x}(t_0) + \int_{t_0}^t e^{A(t-\tau)} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau$$

exakt gelöst werden können (siehe Abschnitt 2.5.1). Durch den Übergang zur zeitdiskreten Formulierung gilt dann im Zeitintervall $k \cdot T_s \leq t \leq (k+1) \cdot T_s$:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(\tau) &= \mathbf{u}(k), \\ \mathbf{x}(t_0) &= \mathbf{x}(k \cdot T_s) = \mathbf{x}(k), \\ \mathbf{x}(t) &= \mathbf{x}((k+1) \cdot T_s) = \mathbf{x}(k+1) \end{aligned}$$

Hieraus geht die zeitdiskrete Lösung der Zustandsgleichungen schließlich als

$$\mathbf{x}(k+1) = e^{A((k+1) \cdot T_s - k \cdot T_s)} \cdot \mathbf{x}(k) + \int_{k \cdot T_s}^{(k+1) \cdot T_s} e^{A((k+1) \cdot T_s - \tau)} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(k) d\tau \quad (6-15)$$

hervor. Neben der Eingangsmatrix $\mathbf{B}$ ist auch der Eingangsvektor $\mathbf{u}(k)$ im betrachteten Zeitintervall stückweise konstant und kann somit hinter das Integral gezogen werden. Ferner lässt sich der Ausdruck (6-15) mithilfe der Substitution

$$v = (k+1) \cdot T_s - \tau \quad \text{bzw.} \quad dv = -d\tau$$

und einer Vertauschung der Integrationsgrenzen zu

$$\mathbf{x}(k+1) = e^{A \cdot T_s} \cdot \mathbf{x}(k) + \int_0^{T_s} e^{A \cdot v} dv \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(k) \quad (6-16)$$

vereinfachen [Gün97]. Die Lösung des darin enthaltenen Integralterms kann nun sehr einfach analytisch bestimmt werden:

$$\int_0^{T_s} e^{A \cdot v} dv = \left[A^{-1} \cdot e^{A \cdot v} \right]_0^{T_s} = A^{-1} \cdot e^{A \cdot T_s} - A^{-1} \cdot \mathbf{I} = A^{-1} \cdot (e^{A \cdot T_s} - \mathbf{I})$$

Folglich muss an dieser Stelle vorausgesetzt werden, dass es sich bei der Dynamikmatrix $\mathbf{A}$ um eine reguläre Matrix handelt. Diese wesentliche Forderung an das Prozessmodell wird im konkreten Anwendungsfall jedoch erfüllt, da die Zustandsgleichungen gerade das stabile Übertragungsverhalten der winkelgeregelten Servomotoren abbilden und konsequenterweise alle Streckeneigenwerte, wie in Bild 4-24 dargestellt, links der imaginären Achse liegen. Das Einsetzen in Gleichung (6-16) liefert schlussendlich die zeitdiskrete Form der Zustandsgleichungen

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k) \quad (6-17)$$

mit den zugehörigen diskretisierten Systemmatrizen

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_d &= e^{A \cdot T_s}, \\ \mathbf{B}_d &= A^{-1} \cdot (e^{A \cdot T_s} - \mathbf{I}) \cdot \mathbf{B}. \end{aligned}$$

Ausgehend von der Zustandsdifferenzgleichung (6-17) lassen sich nun die künftigen Zustandsvariablen $x(k+1), \dots, x(k+n_p)$ im Prädiktionshorizont n_p in Abhängigkeit der zu bestimmenden Stellgrößenfolge $u(k+1), \dots, u(k+n_c)$ im Stellhorizont n_c ausdrücken. Dabei sollen Stelleingriffe bis zum Ende des Prädiktionshorizonts berücksichtigt werden, weshalb $n_c = n_p - 1$ gilt:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{x}(k+2) &= \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{x}(k+1) + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k+1) \\ &= \mathbf{A}_d^2 \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k+1) \\ \mathbf{x}(k+3) &= \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{x}(k+2) + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k+2) \\ &= \mathbf{A}_d^3 \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_d^2 \cdot \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k) + \mathbf{A}_d \cdot \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k+1) + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k+2) \\ &\vdots \\ \mathbf{x}(k+n_p) &= \mathbf{A}_d^{n_p} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_d^{n_p-1} \cdot \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k) + \dots + \mathbf{B}_d \cdot \mathbf{u}(k+n_p-1) \end{aligned} \quad (6-18)$$

Fasst man nun die prädizierten Zustandsvariablen und die zu optimierenden Stellgrößen in Form der Vektoren

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) \\ \mathbf{x}(k+2) \\ \mathbf{x}(k+3) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k+n_p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{15 \cdot n_p} \quad \text{bzw.} \quad \tilde{\mathbf{u}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{u}(k+1) \\ \mathbf{u}(k+2) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+n_p-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p}$$

zusammen, so können die algebraischen Matrixoperationen aus Gleichung (6-18) deutlich kompakter als Vektorgleichung

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+1) = \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{G} \cdot \tilde{\mathbf{u}}(k) \quad (6-19)$$

mit den zeitinvarianten Prädiktionsmatrizen

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_d \\ \mathbf{A}_d^2 \\ \mathbf{A}_d^3 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_d^{n_p} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{15 \cdot n_p \times 15} \quad \text{und} \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_d & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{A}_d \mathbf{B}_d & \mathbf{B}_d & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{A}_d^2 \mathbf{B}_d & \mathbf{A}_d \mathbf{B}_d & \mathbf{B}_d & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_d^{n_p-1} \mathbf{B}_d & \mathbf{A}_d^{n_p-2} \mathbf{B}_d & \mathbf{A}_d^{n_p-3} \mathbf{B}_d & \dots & \mathbf{B}_d \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{15 \cdot n_p \times 5 \cdot n_p}$$

dargestellt werden [Mac02]. Wie in Abschnitt 2.5.4 beschrieben, bewirkt eine Optimierung der im Vektor $\tilde{\mathbf{u}}(k)$ zusammengeführten Stellgrößenfolge grundsätzlich eine verbleibende Regeldifferenz im stationären Zustand. Es empfiehlt sich daher, die gesuchten Stellgrößen für jeden diskreten Zeitschritt $k+j$ mit $j = 0 \dots n_p - 1$ wie folgt durch ihre sprunghafte Veränderung $\Delta \mathbf{u}(k+j)$ auszudrücken, um die stationäre Genauigkeit des geregelten Systems nicht zu beeinträchtigen [Rau03]:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{u}(k+1) \\ \mathbf{u}(k+2) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+n_p-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k) + \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k) + \Delta \mathbf{u}(k+1) + \Delta \mathbf{u}(k+2) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k) + \Delta \mathbf{u}(k+1) + \dots + \Delta \mathbf{u}(k+n_p-1) \end{bmatrix}$$

Dieser Zusammenhang lässt sich in einer äquivalenten vektoriellen Form als

$$\tilde{\mathbf{u}}(k) = \mathbf{M} \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{N} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \quad (6-20)$$

mit den zugehörigen Hypermatrizen und -vektoren

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{I} \\ \mathbf{I} \\ \vdots \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p \times 5}, \quad \mathbf{N} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \mathbf{I} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \mathbf{I} & \dots & \mathbf{I} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p \times 5 \cdot n_p} \quad \text{und}$$

$$\Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}(k) \\ \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ \Delta \mathbf{u}(k+2) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k+n_p-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p}$$

beschreiben. Setzt man den Ausdruck (6-20) nun in die Gleichung (6-19) ein, resultiert hieraus die Berechnungsvorschrift zur Abschätzung der künftigen Zustandsgrößen im betrachteten Prädiktionshorizont:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}(k+1) &= \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{G} \cdot \mathbf{M} \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{G} \cdot \mathbf{N} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \\ &= \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \end{aligned} \quad (6-21)$$

Darin beschreibt der erste Summand die freie (autonome) Systemantwort als Funktion der zum aktuellen Zeitschritt zurückgeführten Zustandsvariablen $x(k)$, während es sich beim zweiten Summanden um die Reaktion der Regelstrecke auf die im vorherigen Zeitschritt aufgeschalteten Stellgrößen $u(k-1)$ handelt. Beide Terme sind bereits durch die im zurückliegenden Zeitintervall $0 \leq t \leq (k-1) \cdot T_s$ erfolgten Stelleingriffe vorgegeben und können nicht mehr verändert werden. Somit stehen dem Regelalgorithmus einzig die im dritten Summanden von Gleichung (6-21) aufgeführten Abhängigkeiten von den Optimierungsvariablen $\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+n_p-1)$ zur Verfügung, um eine gewünschte Zustandsgrößenfolge am System einzustellen. Als eine, im Hinblick auf die Einhaltung der Echtzeitanforderung, sehr vorteilhafte Eigenschaft erweist sich dabei die Zeitinvarianz des Übertragungsverhaltens der winkelgeregelten Servomotoren. Dadurch sind auch die höherdimensionalen Prädiktionsmatrizen F , G_M sowie G_N zeitinvariant und können bereits offline in der Initialisierungsphase des modellprädiktiven MCA berechnet werden.

6.4.2 Prädiktion der Ausgangsgrößen

Auf Basis der prädizierten Zustandsgrößenfolge $x(k+1), \dots, x(k+n_p)$ lässt sich nachfolgend ein funktionaler Zusammenhang zwischen den zukünftigen Ausgangs- bzw. Regelgrößen und den Optimierungsvariablen herstellen. Dem Grundgedanken aus Abschnitt 6.3 folgend wird hierbei die nichtlineare Ausgangsgleichung des Wiener-Modells zu Beginn jeder Prädiktionssequenz mittels einer linearaffinen Abbildung um die zurückgeführten Zustandsvariablen $x(k)$ approximiert. Entsprechend Gleichung (6-14) gilt für die angenäherten Ausgangsgrößen $y(k+1), \dots, y(k+n_p)$ im Prädiktionshorizont dann:

$$\begin{aligned}
 y(k+1) &= C(k) \cdot x(k+1) + h(k) \\
 y(k+2) &= C(k) \cdot x(k+2) + h(k) \\
 y(k+3) &= C(k) \cdot x(k+3) + h(k) \\
 &\vdots \\
 y(k+n_p) &= C(k) \cdot x(k+n_p) + h(k)
 \end{aligned} \tag{6-22}$$

Die darin enthaltene linearisierte Ausgangsmatrix $C(k)$ wird nach der Berechnungsvorschrift (6-13) aus dem im aktuellen Zeitschritt k bekannten Systemzustand gebildet. Wie auch der Stützvektor $h(k)$ ist sie deshalb zeitvariant, wird aber für die Dauer des Prädiktionshorizonts konstant gehalten. Durch die hochfrequente Aktualisierung von $C(k)$ und $h(k)$ kann das nichtlineare Systemverhalten einerseits hinreichend genau im MCA berücksichtigt werden, andererseits stellen die in Gleichung (6-22) durchgeführten Matrix-Vektor-Operationen keine unüberwindbare Hürde für eine Regelung in Echtzeit dar.

Wie schon im Fall der Zustandsgrößenfolge empfiehlt es sich, die zuvor aufgeführte Prädiktionsvorschrift in kompakterer Form als Vektorgleichung

$$\tilde{y}(k+1) = C \cdot \tilde{x}(k+1) + H$$

mit

$$\tilde{\mathbf{y}}(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(k+1) \\ \mathbf{y}(k+2) \\ \mathbf{y}(k+3) \\ \vdots \\ \mathbf{y}(k+n_p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p}, \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(k) \\ \mathbf{h}(k) \\ \mathbf{h}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{h}(k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p} \quad \text{und}$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}(k) & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}(k) & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{C}(k) & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{C}(k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p \times 15 \cdot n_p}$$

zusammenzufassen. Werden in diesem Ausdruck die künftigen Zustandsgrößen gemäß Gleichung (6-21) in Abhängigkeit der Stellgrößenänderungen $\Delta \tilde{\mathbf{u}}(k), \dots, \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k+n_p-1)$ formuliert, resultiert der gesuchte Zusammenhang zwischen den prädizierten Ausgangs- bzw. Regelgrößen und den Optimierungsvariablen schließlich als

$$\tilde{\mathbf{y}}(k+1) = \mathbf{C} \cdot \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{H}. \quad (6-23)$$

Mit dem einhergehenden Modellwissen stehen dem Regelalgorithmus nun alle relevanten Informationen über das künftige Systemverhalten des Simulators zur Verfügung. Etwaige Wechselwirkungen der dynamischen Eigenschaften des Bewegungssystems sowie der nichtlinearen Simulatorekinematik auf die Beschleunigungen ${}_K \mathbf{a}_{Sim}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \boldsymbol{\omega}_{Sim}(t)$ im Prädiktionshorizont sind somit bekannt und können explizit in der Planung einer optimalen Simulatortrajektorie durch die MPC berücksichtigt werden. Dies ermöglicht die eingangs geforderte Begrenzung der unvermeidbaren Kopplungseffekte auf definierte Schwellwerte der Bewegungswahrnehmung mithilfe der nachfolgend beschriebenen Methoden.

6.5 Begrenzung der Drehrate mit dem Penalty-Verfahren

Die wesentliche Herausforderung bei der Regelung des in dieser Arbeit betrachteten hybridkinematischen Bewegungssystems ist durch seine gekoppelten Freiheitsgrade gegeben. Werden die daraus hervorgerufenen Wechselwirkungen nicht vollständig bei der Ansteuerung berücksichtigt, führt dies wie im Fall filterbasierter MCA unweigerlich zu falschen Bewegungshinweisen, die den Fahreindruck maßgeblich beeinträchtigen. Hier bieten MPC-basierte Regelstrategien einen unverkennbaren Vorzug, da neben dem genutzten Arbeitsraum auch die von der Tilt Coordination Technik und den Kopplungseffekten erzeugten Winkelgeschwindigkeitsfehler erfasst und limitiert werden können.

Die Arbeitsraumgrenzen stellen dabei eine strenge Schranke dar und sollten deshalb als Nebenbedingungen ins Optimierungsproblem eingebunden werden (vgl. Abschnitt 6.6.1). Bezüglich der Drehrate ist jedoch zu bedenken, dass die subjektiven Wahrnehmungsschwellen des Menschen, wie im Grundlagenkapitel 2 beschrieben, von einer Vielzahl externer Umgebungseinflüsse abhängen und sich daher nur schwer durch einen strikten Schwellwert charakterisieren lassen. Aus diesem Grund soll nachfolgend eine alternative und

weniger restriktive Realisierung zur Drehratenbegrenzung präsentiert werden, die auf dem Verfahren der Straffunktionen, dem sogenannten *Penalty-Verfahren*, beruht [PLB15].

Dahinter steht der links in Bild 6-4 illustrierte Grundgedanke, dass in der Umgebung der Referenzwinkelgeschwindigkeiten ${}_K\omega_{Fzg,x}(t)$ und ${}_K\omega_{Fzg,y}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs ein Band der Breite $\varepsilon > 0$ existiert, in dem Darstellungsfehler für den Fahrer im Simulator nicht bzw. nur schwer detektierbar sind. Gemäß der Forderung

$$\begin{aligned} & \left| {}_K\omega_{Sim,i}(k+j) - {}_K\omega_{Fzg,i}(k+j) \right| < \varepsilon \quad \text{für } i = x, y \text{ und } j = 1 \dots n_p \\ \Leftrightarrow & \left| {}_K\omega_{Sim,i}(k+j) - {}_K\omega_{Fzg,i}(k+j) \right| - \varepsilon < 0 \end{aligned} \quad (6-24)$$

soll dieser Bereich nun bestmöglich durch den MCA ausgenutzt werden, damit die unnatürlichen Rotationen des Bewegungssystems einerseits keine deutlich wahrnehmbaren Motion Cues erzeugen und es andererseits nicht zu einer verzögerten Beschleunigungsreproduktion in Folge der Drehratenbegrenzung kommt. Somit stellt der Parameter ε einen annähernd konstanten Grenzwert dar, wenn die Fahrdynamiksimulation eine Winkelgeschwindigkeit ${}_K\omega_{Fzg,j}(t)$ nahe dem Wert Null ermittelt. Weichen die Referenzwinkelgeschwindigkeiten in Bild 6-4 aber deutlich von Null ab, wie etwa beim Einfedern des Fahrzeugaufbaus durch einen starken Bremsengriff zum Zeitpunkt $t = 10\text{ s}$, werden mit diesem Ansatz zugleich auch größere Drehraten des Simulators zugelassen, da der Fahrer mit einer Rotationsbewegung des virtuellen Fahrzeugs rechnet und selbst geringfügig wahrnehmbare Winkelgeschwindigkeiten noch immer zu einer stimmigen Bewegungsrückmeldung führen.

Zur technischen Realisierung dieses Vorhabens wird nun eine geeignete Straffunktion gesucht, welche die Nichterfüllung der Ungleichung (6-24) mit zusätzlichen Kosten in der Gütefunktion sanktioniert. Als besonders vielversprechend erscheint dazu der in [Kon87] beschriebene Einsatz einer Exponentialfunktion, mit der die Eigenwerte einer robusten Ausgangsrückführung in einem gewünschten Bereich der komplexen Zahlenebene platziert werden. Übertragen auf das hier verfolgte Ziel der Drehratenbegrenzung ergibt sich daraus der Strafterm

$$\rho_i(k+j) = e^{\sigma \cdot (|{}_K\omega_{Sim,i}(k+j) - {}_K\omega_{Fzg,i}(k+j)| - \varepsilon)} \quad \text{für } i = x, y \text{ und } j = 1 \dots n_p \quad (6-25)$$

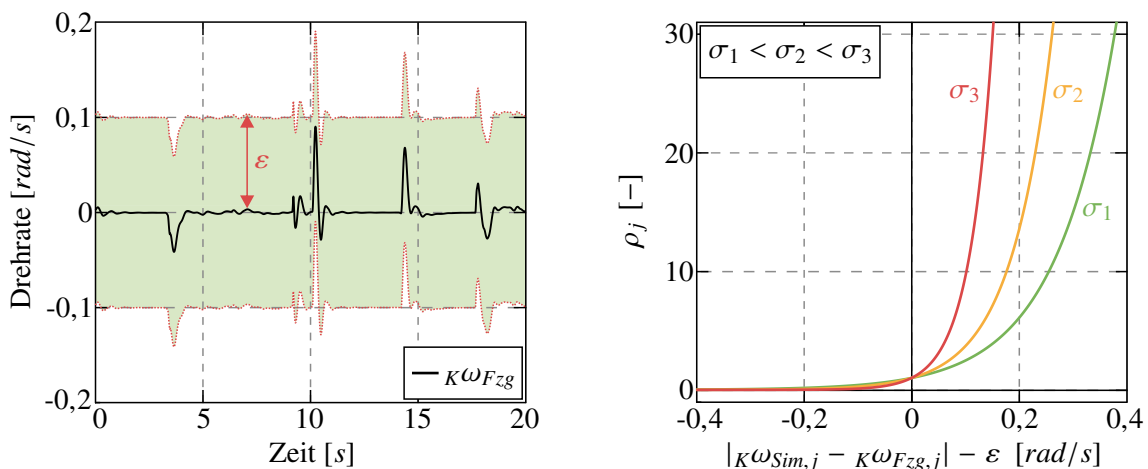


Bild 6-4: Begrenzung des Drehratenfehlers mit exponentiellen Straffunktionen.

mit dem wählbaren Gewichtungssparameter $\sigma > 1$. Dieser legt fest, mit welcher Genauigkeit die Beschränkung eingehalten werden soll. Wie rechts in Bild 6-4 dargestellt, bewirkt ein großer Wert σ einen schnelleren Anstieg des Strafterms und dadurch ein strikteres Einhalten der zuvor definierten ε -Umgebung. Es sollte allerdings berücksichtigt werden, dass sehr hohe Gewichtungen eine schlechte Konditionierung des Optimierungsproblems zur Folge haben, die auch effektive numerische Lösungsverfahren in Schwierigkeiten bringen kann [PLB15]. Mit einem genügend großen Gewichtungssparameter liefert die in Gleichung (6-25) aufgeführte Exponentialfunktion schließlich

$$\rho_i(k+j) \begin{cases} \ll 1 & \text{falls } |\kappa\omega_{Sim,i}(k+j) - \kappa\omega_{Fzg,i}(k+j)| < \varepsilon, \\ = 1 & \text{falls } |\kappa\omega_{Sim,i}(k+j) - \kappa\omega_{Fzg,i}(k+j)| = \varepsilon, \\ \gg 1 & \text{falls } |\kappa\omega_{Sim,i}(k+j) - \kappa\omega_{Fzg,i}(k+j)| > \varepsilon. \end{cases}$$

Fasst man nachfolgend die Exponentialterme für beide rotatorische Freiheitsgrade in einer Summe zusammen, resultiert hieraus die gesuchte Straffunktion als

$$\rho(k+j) = \rho_x(k+j) + \rho_y(k+j). \quad (6-26)$$

Sie ist $\ll 1$, wenn der Wank- und Nickwinkelgeschwindigkeitsfehler im Simulator kleiner als ε ist, da nur in diesem Fall beide Summanden in Gleichung (6-26) einen Wert $\ll 1$ aufweisen. Befindet sich hingegen die Winkelgeschwindigkeit in mindestens einem Freiheitsgrad außerhalb der ε -Umgebung, ist der zugehörige Exponentialterm (6-25) und damit auch die Straffunktion (6-26) $\gg 1$. Auf diese Weise lässt sich erzwingen, dass der modellprädiktive MCA die translatorischen Beschleunigungen $\kappa a_{Fzg}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs bestmöglich im Simulator nachbildet und dabei die von der Tilt Coordination und den gekoppelten Bewegungsfreiheitsgraden generierten Winkelgeschwindigkeiten auf einen definierten Schwellwert begrenzt.

6.6 Formulierung und Lösung des Optimalsteuerungsproblems

Das Hauptmerkmal einer modellprädiktiven Regelung bildet die wiederholte Lösung eines Optimalsteuerungsproblems über den gleitenden Prädiktionshorizont. Das dynamische Verhalten des geschlossenen Regelkreises wird dabei vornehmlich von der Gestalt der Gütefunktion und dem applizierten Optimierungsalgorithmus beeinflusst. Daher widmen sich die folgenden Abschnitte der Formulierung und numerischen Lösung des in dieser Arbeit betrachteten Optimierungsproblems auf der Zielhardware.

6.6.1 Formulierung des Optimalsteuerungsproblems

Zur Erfüllung der jeweiligen Regelziele müssen diese zunächst in geeigneter Weise durch die Gütefunktion ausgedrückt werden. Im speziellen Fall des Motion Cueing Algorithmus soll hierbei eine bestmögliche Wiedergabe der simulierten Fahrzeugbeschleunigungen $\kappa a_{Fzg}(t)$ und -winkelgeschwindigkeiten $\kappa\omega_{Fzg}(t)$ unter Berücksichtigung der physikali-

schen Systembeschränkungen und der vestibulären Wahrnehmungsschwellen garantiert werden. Um diese Zielsetzung zu realisieren, wird nun die Kostenfunktion

$$J = \sum_{j=1}^{n_p} \|\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=0}^{n_p-1} \|\Delta \mathbf{u}(k+j)\|_{\mathbf{R}}^2 + \|\mathbf{u}(k+n_p-1)\|_{\mathbf{S}}^2 + \sum_{j=1}^{n_p} \rho(k+j)$$

angesetzt, die neben den üblichen quadratischen auch exponentielle Anteile beinhaltet. Identisch zu der im Grundlagenkapitel beschriebenen Kostenfunktion (2-42) bewerten die quadratischen Anteile in den ersten beiden Summanden dabei gerade die vorhergesagten Regelabweichungen

$$\mathbf{y}(k+j) - \mathbf{r}(k+j) = \begin{bmatrix} {}_K \mathbf{a}_{Sim}(k+j) \\ {}_K \boldsymbol{\omega}_{Sim}(k+j) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} {}_K \mathbf{a}_{Fzg}(k+j) \\ {}_K \boldsymbol{\omega}_{Fzg}(k+j) \end{bmatrix}$$

innerhalb des Prädiktionshorizonts sowie die zu optimierenden Änderungsraten der Sollwinkelvorgaben

$$\Delta \mathbf{u}(k+j) = \begin{bmatrix} \Delta \psi_{Soll,x}(k+j) & \dots & \Delta \psi_{Soll,r}(k+j) \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5$$

mittels der diagonalen Gewichtungsmatrizen²⁹

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_{a_x} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{a_y} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{a_z} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{\omega_x} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{\omega_y} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 5} \quad \text{und} \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{\Delta \psi_x} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & r_{\Delta \psi_y} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & r_{\Delta \psi_h} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & r_{\Delta \psi_l} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & r_{\Delta \psi_r} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 5}.$$

Zusätzlich bestraft der dritte quadratische Summand die aus den Optimierungsvariablen berechneten Stellgrößen $\mathbf{u}(k+n_p-1)$ im letzten Zeitschritt des Stellhorizonts. Diese Endkosten bewirken, dass der Regelalgorithmus möglichst geringe Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(k+n_p-1)$ anstrebt, wodurch das Bewegungssystem in seine Ausgangsposition zurückgeführt wird und sich der in Abschnitt 2.2.3 beschriebene Washout-Effekt einstellt. Dabei kann die Intensität des Washouts mithilfe der Gewichtungsmatrix

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{\psi_x} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_{\psi_y} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_{\psi_h} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & s_{\psi_l} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & s_{\psi_r} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$$

so angepasst werden, dass es zu keinem Konflikt mit der Vorpositionierung des Simulators bei einer bevorstehenden Beschleunigungsnachbildung kommt. Die Berechnung der Endkosten erfolgt schließlich analog zur letzten Zeile des Vektors $\tilde{\mathbf{u}}(k)$ aus Gleichung (6-20) in Abhängigkeit der Optimierungsvariablen $\Delta \mathbf{u}(k), \dots, \Delta \mathbf{u}(k+n_p-1)$:

$$\mathbf{u}(k+n_p-1) = \mathbf{I} \cdot \mathbf{u}(k-1) + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{I} & \mathbf{I} & \dots & \mathbf{I} \end{bmatrix}}_{\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{5 \times 5 \cdot n_p}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \quad (6-27)$$

²⁹Bei $\mathbf{Q}$ handelt es sich um eine positiv semidefinite Matrix, während von $\mathbf{R}$ positive Definitheit gefordert werden muss, damit keine indefinite Kostenfunktion mit einem Minimum bei $-\infty$ vorliegt.

Im Folgenden sollen die quadratischen Anteile in den ersten drei Summanden der aufgeführten Kostenfunktion zunächst gesondert betrachtet werden. Es empfiehlt sich, die Summierung über die diskreten Zeitschritte $j = 1 \dots n_p$ in eine Matrix-Vektor-Notation zu überführen, aus welcher sich der Kostenfunktionsgradient besonders intuitiv berechnen lässt. Hierzu werden die quadratischen Anteile J^* der Kostenfunktion J in der äquivalenten Beschreibungsform

$$J^* = \left(\tilde{\mathbf{y}}(k+1) - \tilde{\mathbf{r}}(k+1) \right)^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \left(\tilde{\mathbf{y}}(k+1) - \tilde{\mathbf{r}}(k+1) \right) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \tilde{\mathbf{R}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{u}^T(k+n_p-1) \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{u}(k+n_p-1)$$

mit den diagonalen Gewichtungshypermatrizen

$$\tilde{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p \times 5 \cdot n_p}, \quad \tilde{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{R} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{R} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p \times 5 \cdot n_p}$$

und dem Vektor der zukünftigen Fahrzeugbewegungen

$$\tilde{\mathbf{r}}(k+1) = \left[\mathbf{r}^T(k+1) \quad \mathbf{r}^T(k+2) \quad \dots \quad \mathbf{r}^T(k+n_p) \right]^T \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p} \quad (6-28)$$

dargestellt. Durch das Einsetzen von Gleichung (6-27) und der Prädiktionsvorschrift (6-23) resultieren die quadratischen Teilkosten J^* dann als Funktion des zurückgeführten Systemzustands $\mathbf{x}(k)$, der im vorherigen Zeitschritt aufgeschalteten Stellgrößen $\mathbf{u}(k-1)$ und der zu optimierenden Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}(k), \dots, \Delta \mathbf{u}(k+n_p-1)$:

$$J^* = \left(\mathbf{C} \cdot \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{H} - \tilde{\mathbf{r}}(k+1) \right)^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \left(\mathbf{C} \cdot \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{H} - \tilde{\mathbf{r}}(k+1) \right) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \tilde{\mathbf{R}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \left(\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right)^T \cdot \mathbf{S} \cdot \left(\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right) \quad (6-29)$$

Anschließend werden für eine bessere Übersichtlichkeit die von den Optimierungsvariablen unabhängigen Terme in dem Vektor

$$\mathbf{d} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{H} - \tilde{\mathbf{r}}(k+1)$$

zusammengefasst, womit sich die in Gleichung (6-29) beschriebenen quadratischen Teilkosten J^* zu

$$J^* = \left(\mathbf{d}^T + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \right) \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \left(\mathbf{d} + \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \tilde{\mathbf{R}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \left(\mathbf{u}^T(k-1) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{P}^T \right) \cdot \mathbf{S} \cdot \left(\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right)$$

vereinfachen. Durch Ausmultiplizieren der darin enthaltenen Klammerterme erhält man schließlich den Ausdruck

$$J^* = \mathbf{d}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{d} + 2 \cdot \mathbf{d}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \tilde{\mathbf{R}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{u}^T(k-1) \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{u}(k-1) + 2 \cdot \mathbf{u}^T(k-1) \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k).$$

Da nicht der minimale Funktionswert von J^* von Interesse ist, sondern die Argumente $\Delta u(k), \dots, \Delta u(k + n_p - 1)$, welche zu diesem Minimum führen, können die von den Optimierungsvariablen unabhängigen Terme $\mathbf{d}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{d}$ und $\mathbf{u}^T(k-1) \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{u}(k-1)$ im Folgenden vernachlässigt werden, ohne die Ergebnisse der numerischen Optimierung zu verfälschen. Hieraus ergeben sich die quadratischen Teilkosten dann zu

$$J^* = \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot (\mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N + \tilde{\mathbf{R}} + \mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P}) \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + 2 \cdot (\mathbf{d}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N + \mathbf{u}^T(k-1) \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P}) \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k).$$

Abschließend wird diese Gleichung noch mit dem Faktor 0,5 multipliziert, um sie in die Standardform der quadratischen Programmierung zu überführen [Bes17]:

$$J^* = \frac{1}{2} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{K} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{g} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \quad (6-30)$$

mit

$$\mathbf{K} = \mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N + \tilde{\mathbf{R}} + \mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P},$$

$$\mathbf{g} = \mathbf{d}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N + \mathbf{u}^T(k-1) \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P}$$

Zusammen mit den im vorherigen Abschnitt 6.5 eingeführten exponentiellen Straffunktionen resultieren die im Optimierungsproblem zu berücksichtigenden Gesamtkosten als

$$J = J^* + \sum_{j=1}^{n_p} \rho(k+j) = \frac{1}{2} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{K} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{g} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \sum_{j=1}^{n_p} \rho(k+j). \quad (6-31)$$

Auf Basis dieser Gütefunktion kann die Bewegungstrajektorie des Simulators nun derart geplant werden, dass die simulierten Motion Cues des virtuellen Fahrzeugs bestmöglich vom Bewegungssystem wiedergegeben werden. Neben den dynamischen und kinematischen Eigenschaften des Simulators gehen dabei auch die unvermeidbaren Kopplungseffekte des Systems in die Kostenfunktion ein und lassen sich daher explizit bei der Berechnung einer optimalen Simulatorbewegung berücksichtigen.

Untersuchung der Konvexitätseigenschaft

Ein wesentlicher Einflussfaktor für die Lösung des Optimalsteuerungsproblems ist die Konvexitätseigenschaft der Gütefunktion, da jedes lokale Optimum einer konvexen Funktion zugleich auch ein globales Optimum darstellt. Ferner existiert höchstens ein globales Optimum, wenn eine strikt konvexe Kostenfunktion vorliegt [BL06]. Gelingt es also die Konvexität der hier verwendeten Kostenfunktion (6-31) nachzuweisen, kann sichergestellt werden, dass der Lösungsalgorithmus des modellprädiktiven MCA stets gegen ihr globales Optimum konvergiert. Diesbezüglich erweist es sich als sehr vorteilhaft, dass die Summe konvexer Funktionen wiederum konvex ist. Zudem liegt bereits dann strikte Konvexität vor, wenn nur ein einziger Summand strikt konvex ist [MW13]. Somit können die quadratischen und exponentiellen Anteile der Kostenfunktion (6-31) im Folgenden separat untersucht werden, um eine Aussage über die Konvexität ihrer Summe zu treffen.

Dazu sollen zunächst die exponentiellen Strafterme zur Drehratenbegrenzung betrachtet werden. Es gilt wieder, dass die Summe der Exponentialfunktionen $\rho(k+j)$ über die

diskreten Zeitschritte $j = 1 \dots n_p$ genau dann konvex ist, wenn ausschließlich konvexe Summanden eingehen. Die Exponentialfunktion ist streng konvex und außerdem streng monoton steigend auf ganz $\mathbb{R}$. Ebenso ist die Betragsfunktion eine konvexe Funktion, weshalb gezeigt werden kann, dass auch die Verkettung beider Funktionen nach Gleichung (6-25) schließlich eine konvexe Funktion liefert [MW13]. Diese Folgerung lässt sich konsequenterweise auf alle Glieder der Summe

$$\sum_{j=1}^{n_p} \rho(k+j) = \rho(k+1) + \dots + \rho(k+n_p)$$

übertragen, womit die Konvexität der exponentiellen Strafterme in Gleichung (6-31) nachgewiesen werden kann. Etwas aufwendiger gestaltet sich hingegen die Konvexitätsuntersuchung der quadratischen Teilkostenfunktion J^* aus Gleichung (6-30). Diese ist genau dann strikt konvex, wenn die Matrix $\mathbf{K}$ des quadratischen Terms

$$\Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{K} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) = \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \left(\mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N + \tilde{\mathbf{R}} + \mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P} \right) \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \quad (6-32)$$

symmetrisch und positiv definit ist [PLB15]. Die Symmetrie der Matrix $\mathbf{K}$ ist an dieser Stelle gegeben, da sie mit ihrer Transponierten übereinstimmt:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}^T &= \left(\mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \right)^T + \tilde{\mathbf{R}}^T + \left(\mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P} \right)^T \\ &= \mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N + \tilde{\mathbf{R}} + \mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P} \\ &= \mathbf{K} \end{aligned}$$

Zusätzlich heißt $\mathbf{K}$ positiv definit, wenn der in Gleichung (6-32) aufgeführte Term für alle $\Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \neq \mathbf{0}$ größer Null ist. Diese Eigenschaft kann anschaulich überprüft werden, indem man den Term in seine einzelnen Summanden zerlegt:

$$\begin{aligned} \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{K} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) &= \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \left(\mathbf{G}_N^T \cdot \mathbf{C}^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \right) \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \tilde{\mathbf{R}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \\ &\quad \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \left(\mathbf{P}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{P} \right) \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \\ &= \left(\mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right)^T \cdot \tilde{\mathbf{Q}} \cdot \left(\mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right) + \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \tilde{\mathbf{R}} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \\ &\quad \left(\mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right)^T \cdot \mathbf{S} \cdot \left(\mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right) \\ &= \underbrace{\left\| \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right\|_{\tilde{\mathbf{Q}}}^2}_{\geq 0} + \underbrace{\left\| \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right\|_{\tilde{\mathbf{R}}}^2}_{> 0} + \underbrace{\left\| \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right\|_{\mathbf{S}}^2}_{\geq 0} \end{aligned}$$

Für $\Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \neq \mathbf{0}$ ergeben die quadrierten Matrix-Vektor-Produkte $\left\| \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right\|^2$ und $\left\| \mathbf{P} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \right\|^2$ stets positive Werte. Zusammen mit den zuvor eingeführten Forderungen an die Definitheit der Gewichtungsmatrizen $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$ und $\mathbf{S}$ sind die einzelnen Summanden daher positiv semidefinit bzw. positiv definit und die Gleichung

$$\Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{K} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) > 0 \quad \forall \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \neq \mathbf{0}$$

wird immer erfüllt. Die positive Definitheit der Matrix $\mathbf{K}$ konnte damit gezeigt werden, weshalb es sich bei der Teilkostenfunktion J^* aus Gleichung (6-30) um einen strikt konvexen Ausdruck handelt. Wie eingangs erwähnt, lässt sich in Kombination mit der Konvexitätseigenschaft der exponentiellen Strafterme dann sogar eine strikte Konvexität für die gesamte

Kostenfunktion (6-31) und hieraus die Existenz eines globalen Minimums folgern. Die Erreichbarkeit dieses Optimums ist jedoch nur innerhalb der physikalischen Arbeitsraumgrenzen des Bewegungssystems möglich, weshalb diese unbedingt bei der Lösung des Optimalsteuerungsproblems zu berücksichtigen sind.

Berücksichtigung der physikalischen Arbeitsraumgrenzen

Anders als die im vorangegangenen Abschnitt 6.5 vorgestellte weiche Beschränkung der Drehraten stellen die physikalischen Arbeitsraumgrenzen des Simulators eine weitaus strengere Restriktion bei der Planung seiner Bewegungstrajektorie dar, die unter keinen Umständen verletzt werden darf. Zur technischen Realisierung dieser Forderung müssen die Leistungsgrenzen der verbauten Aktoren daher als Nebenbedingungen in die Formulierung des Optimalsteuerungsproblems eingebunden werden. Die in der Literatur dokumentierten modellprädiktiven MCA (siehe u. a. [BMB14; LHG18; KZGS20]) wenden dazu üblicherweise eine kinematische Transformation zwischen den globalen kartesischen Koordinaten des Endeffektors und den Gelenkkoordinaten der verbauten Aktoren an, was bei wiederholter Ausführung durch den Optimierungsalgorithmus jedoch sehr rechenintensiv sein kann. Im Gegensatz dazu ist es ein wesentlicher Vorteil des in dieser Arbeit vorgestellten Motion Cueing Algorithmus, dass die Zustands- und Stellgrößen des Prozessmodells bereits den generalisierten Koordinaten sowie deren erster und zweiter zeitlicher Ableitung entsprechen. Auf diese Weise lassen sich die Leistungsgrenzen der winkelgeregelten Servomotoren wie nachfolgend beschrieben als lineare Zustands- bzw. Stellgrößenbeschränkungen im Optimierungsproblem berücksichtigen.

So unterliegen die von der MPC bestimmten Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$ in jedem diskreten Zeitschritt $t = k + j$ den Stellgrößenbeschränkungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \psi_{Min,x} \\ \psi_{Min,y} \\ \psi_{Min,h} \\ \psi_{Min,l} \\ \psi_{Min,r} \end{bmatrix}}_{\mathbf{u}_{Min}} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \psi_{Soll,x}(k+j) \\ \psi_{Soll,y}(k+j) \\ \psi_{Soll,h}(k+j) \\ \psi_{Soll,l}(k+j) \\ \psi_{Soll,r}(k+j) \end{bmatrix}}_{\mathbf{u}(k+j)} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \psi_{Max,x} \\ \psi_{Max,y} \\ \psi_{Max,h} \\ \psi_{Max,l} \\ \psi_{Max,r} \end{bmatrix}}_{\mathbf{u}_{Max}}. \quad (6-33)$$

Dabei leiten sich die minimal und maximal zulässigen Sollwinkel jedes Antriebs aus den translatorischen Arbeitsräumen beider Teilbewegungssysteme ab und können aus Tabelle 4-2 übernommen werden. Innerhalb des Prädiktionshorizonts wird somit für alle berechneten Stelleingriffe $\mathbf{u}(k+j)$ mit $j = 0 \dots n_p - 1$ die Einhaltung der Ungleichung (6-33) gefordert, was auf die Bedingung

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{Min} \\ \mathbf{u}_{Min} \\ \mathbf{u}_{Min} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{Min} \end{bmatrix}}_{\tilde{\mathbf{u}}_{Min}} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{u}(k+1) \\ \mathbf{u}(k+2) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+n_p-1) \end{bmatrix}}_{\tilde{\mathbf{u}}(k)} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{Max} \\ \mathbf{u}_{Max} \\ \mathbf{u}_{Max} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{Max} \end{bmatrix}}_{\tilde{\mathbf{u}}_{Max}}$$

führt. Um diese in den numerischen Optimierungsprozess einbinden zu können, ist es auch an dieser Stelle erforderlich, die Stellgrößenbeschränkungen als Funktion der Optimierungsvariablen auszudrücken. Hierzu folgt aus dem Einsetzen von Gleichung (6-20) der Zusammenhang

$$\tilde{\mathbf{u}}_{Min} \leq \mathbf{M} \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{N} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \leq \tilde{\mathbf{u}}_{Max},$$

aus welchem die untere und obere Schranke der Optimierungsvariablen jeweils in Form des linearen Ungleichungssystems

$$\underbrace{\begin{bmatrix} -\mathbf{N} \\ \mathbf{N} \end{bmatrix}}_{\mathbf{W}_u} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \leq \underbrace{\begin{bmatrix} -\tilde{\mathbf{u}}_{Min} + \mathbf{M} \cdot \mathbf{u}(k-1) \\ \tilde{\mathbf{u}}_{Max} - \mathbf{M} \cdot \mathbf{u}(k-1) \end{bmatrix}}_{\mathbf{w}_u} \quad (6-34)$$

hervorgehen. Analog zu dem beschriebenen Vorgehen stellt eine Beschränkung der Zustandsgrößen gemäß der Forderung

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Min} \\ \mathbf{x}_{Min} \\ \mathbf{x}_{Min} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{Min} \end{bmatrix}}_{\tilde{\mathbf{x}}_{Min}} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) \\ \mathbf{x}(k+2) \\ \mathbf{x}(k+3) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k+n_p) \end{bmatrix}}_{\tilde{\mathbf{x}}(k+1)} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{x}_{Max} \\ \mathbf{x}_{Max} \\ \mathbf{x}_{Max} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{Max} \end{bmatrix}}_{\tilde{\mathbf{x}}_{Max}} \quad (6-35)$$

sicher, dass auch die zulässigen Arbeitsbereiche der Motorwinkel $\psi(t)$, Winkelgeschwindigkeiten $\dot{\psi}(t)$ und Winkelbeschleunigungen $\ddot{\psi}(t)$ aus Tabelle 4-2 explizit in die Planung einer optimalen Simulatoransteuerung eingehen. Das Einsetzen der Prädiktionsvorschrift (6-21) liefert dann die gesuchten Abhängigkeiten der Ungleichungen (6-35) von den Optimierungsvariablen als

$$\tilde{\mathbf{x}}_{Min} \leq \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{G}_N \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \leq \tilde{\mathbf{x}}_{Max}.$$

Durch anschließendes Umstellen dieser Bedingungen erhält man ein lineares Ungleichungssystem, mit dem sich die unteren und oberen Schranken der Optimierungsvariablen wie folgt darstellen lassen:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} -\mathbf{G}_N \\ \mathbf{G}_N \end{bmatrix}}_{\mathbf{W}_x} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) \leq \underbrace{\begin{bmatrix} -\tilde{\mathbf{x}}_{Min} + \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) \\ \tilde{\mathbf{x}}_{Max} - \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}(k) - \mathbf{G}_M \cdot \mathbf{u}(k-1) \end{bmatrix}}_{\mathbf{w}_x} \quad (6-36)$$

Die Integration der Ungleichungen (6-34) und (6-36) als Nebenbedingungen des zu lösenden Optimalsteuerungsproblems gewährleistet nun, dass der beschränkte Arbeitsraum des hybridkinematischen Bewegungssystems in jeder Fahrsituation strikt eingehalten wird. Hierdurch entfällt die für Washout Algorithmen typische Worst-Case-Auslegung und es resultiert auch in beliebigen Fahrszenarien eine originalgetreuere Bewegungsrückmeldung. Da zusätzlich die Leistungsgrenzen der winkeligeregelten Antriebe als Zustandsgrößenbeschränkungen einfließen, ist garantiert, dass die ermittelte Simulatortrajektorie vollständig mit dem Bewegungssystem umgesetzt werden kann.

Resultierendes Optimalsteuerungsproblem

Mit der Kostenfunktion (6-31) sowie den zuvor definierten Zustands- und Stellgrößenbeschränkungen resultiert schließlich ein nichtlineares Optimierungsproblem der Form

$$\begin{aligned} \underset{\Delta \tilde{\mathbf{u}}(k)}{\text{Minimiere}} \quad J(\mathbf{x}(k), \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k)) &= \frac{1}{2} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}^T(k) \cdot \mathbf{K} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \mathbf{g} \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) + \sum_{j=1}^{n_p} \rho(k+j) \\ \text{u.B.v.} \quad \mathbf{W}_u \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) &\leq \mathbf{w}_u, \\ \mathbf{W}_x \cdot \Delta \tilde{\mathbf{u}}(k) &\leq \mathbf{w}_x. \end{aligned} \quad (6-37)$$

Folglich handelt es sich hierbei um ein beschränktes Optimierungsproblem mit insgesamt $5 \cdot n_p$ Optimierungsvariablen, die bei jedem Aufruf der MPC in Echtzeit zu bestimmen sind. Das Auffinden des globalen Optimums unter Nebenbedingungen ist dann aber nicht mehr analytisch möglich, sodass ein numerischer Lösungsalgorithmus benötigt wird, um die optimale Stellratenfolge $\Delta u_{opt}(k), \dots, \Delta u_{opt}(k+n_p-1)$ zur Laufzeit auf der verwendeten Zielhardware zu berechnen.

6.6.2 Numerische Lösung des Optimalsteuerungsproblems

Wie eingangs beschrieben, besteht die generelle Herausforderung einer MPC-basierten Motion Cueing Strategie in der Einhaltung der Echtzeitbedingung, da die Lösung des Optimalsteuerungsproblems (6-37) bereits in normalen Fahrsituationen abseits des fahrdynamischen Grenzbereichs eine erhebliche Rechenlast verursacht. Es wird somit ein effizienter Lösungsalgorithmus benötigt, damit das vorgestellte Regelungskonzept echtzeitfähig auf dem eingesetzten dSPACE DS1006 Prozessorboard ausgeführt werden kann. Da die eigenständige Entwicklung eines solchen Lösungsalgorithmus jedoch nicht Bestandteil der in dieser Arbeit verfolgten Zielsetzung ist, wurde auf etablierte Verfahren zur Lösung nichtlinearer Optimierungsprobleme unter Nebenbedingungen zurückgegriffen.

Diesbezüglich existieren in der Literatur verschiedenste Softwaretools, wie beispielsweise das *Automatic Control and Dynamic Optimization* (ACADO) Toolkit [HFD11] oder die *Gradient Based MPC* (GRAMPC) Toolsuite [KG14], welche jeweils vorgefertigte modellprädiktive Regelungsansätze für unterschiedliche Systemklassen und Aufgabenstellungen bereitstellen. So wurde im Rahmen des hier vorgestellten MCA die Open-Source-Bibliothek für nichtlineare Optimierung *NLopt* [Joh21] implementiert. Diese bietet die Vorteile einer hohen Flexibilität bei der Formulierung des Optimierungsproblems und der Verfügbarkeit einer Vielzahl unterschiedlicher Lösungsalgorithmen als nativen C-Code, der dann problemlos auf dem Echtzeitsystem ausgeführt werden kann. Als besonders leistungsstark hat sich dabei die Methode der *Conservative Convex Separable Approximation* erwiesen, deren generelle Idee nachfolgend erläutert werden soll. Da dies jedoch keinen thematischen Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit darstellt, wird sich auf die deskriptive Ebene beschränkt. Für weiterführende Informationen zu dem Verfahren sei auf die angegebene Literatur verwiesen.

Methode der Conservative Convex Separable Approximation

Die Methode der Conservative Convex Separable Approximation (CCSA) beschreibt ein gradientenbasiertes Verfahren zur Lösung nichtlinearer Optimierungsprobleme unter Ungleichheitsnebenbedingungen und mit einer großen Anzahl von Optimierungsvariablen. Das grundlegende Prinzip dieses Algorithmus wurde erstmals als *Method of Moving Asymptotes* von Svanberg [Sva87] publiziert und in späteren Arbeiten [Sva95; Sva02] mit der Bezeichnung CCSA weiterentwickelt.

Ähnlich dem Verfahren der sequentiellen quadratischen Programmierung (SQP) approximiert die CCSA das nichtlineare Ausgangsproblem durch ein leicht zu lösendes Subproblem, mit dem das Optimum des ursprünglichen Problems iterativ bestimmt werden kann. Dabei spielt jedoch der Begriff der Konservativität eine zentrale Rolle. Um seine Bedeutung zu veranschaulichen, zeigt Bild 6-5 das Funktionsprinzip dieses Optimierungsverfahrens. Wie dargestellt, wird ausgehend von der initial geschätzten Lösung $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_0$ ein beschränktes Subproblem $P(\Delta \tilde{\mathbf{u}})$ generiert. Dieses approximiert die ursprüngliche Kostenfunktion und die Nebenbedingungen des Optimalsteuerungsproblems (6-37) durch bestimmte konvexe und zugleich separierbare Funktionen, deren Optimum sehr effizient mit dualen Methoden aufzufinden ist [Sva87]. Anschließend werden mit der so erhaltenen Lösung $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_{Opt}$ die Kosten- und Nebenbedingungsfunktionen des Ausgangsproblems ausgewertet. Sind sie kleiner oder gleich den Funktionswerten des Subproblems, bezeichnet man die Approximation als konservativ. Andernfalls wird das Subproblem nach einer speziellen Vorschrift angepasst und sein Optimum erneut berechnet, bis es die Konservativitätsbedingung erfüllt. Dieses Vorgehen beschreibt die innere Iteration des Algorithmus, welche sicherstellt, dass die optimale Lösung des Subproblems eine zulässige Lösung des Ausgangsproblems mit einem gleichzeitig niedrigeren Kostenfunktionswert als die vorherige Iteration bildet [Sva02]. Im nächsten Schritt wird geprüft, ob die ermittelte Lösung $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_{Opt}$ ein zuvor definiertes Abbruchkriterium, wie beispielsweise das Unterschreiten einer minimalen Änderungsrate des Kostenfunktionswerts oder eine maximale Anzahl an durchgeführten Iterationen, erfüllt. Ist dies der Fall, terminiert der Algorithmus und gibt die optimale Stellratenfolge $\Delta u_{Opt}(k), \dots, \Delta u_{Opt}(k + n_p - 1)$ aus. Erfüllt das gefundene Optimum des

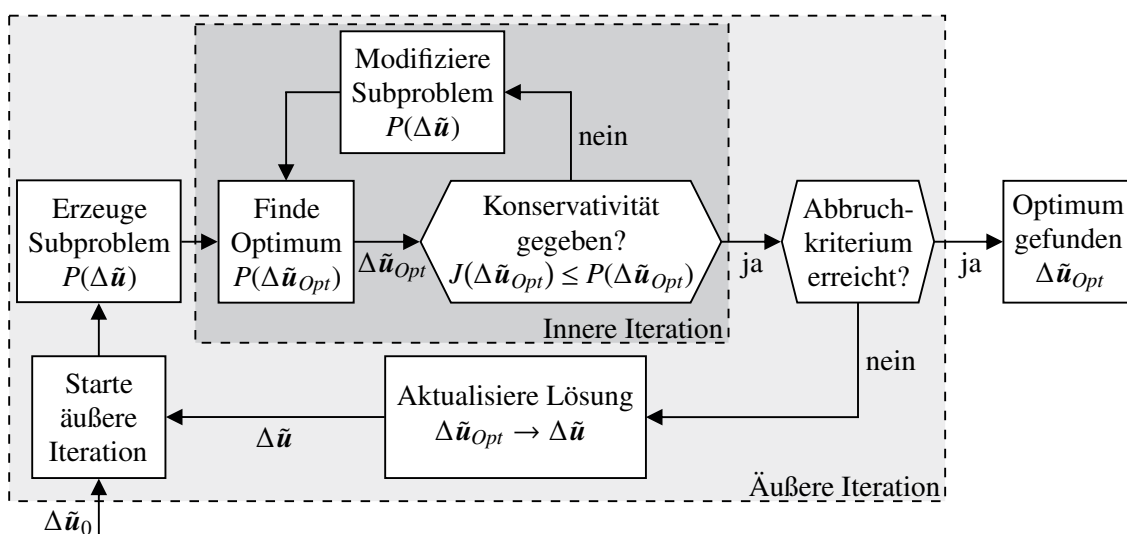


Bild 6-5: Schematische Funktionsweise des CCSA Algorithmus.

Subproblems die Abbruchkriterien jedoch nicht, startet eine weitere äußere Iteration. Die zuvor gefundene Lösung bildet dabei den Ausgangspunkt zur Erzeugung eines neuen Subproblems, das dann wieder iterativ gelöst und angepasst wird, bis die Konservativitätsbedingung erfüllt ist. Auf diese Weise konvergiert der Lösungsalgorithmus schrittweise gegen das gesuchte globale Minimum des im vorherigen Abschnitt 6.6.1 hergeleiteten Optimalsteuerungsproblems. Die Besonderheit des Algorithmus liegt in der Generierung des konservativen Subproblems, bestehend aus der approximierenden Kostenfunktion und den Nebenbedingungen. Hierdurch wird gegenüber den SQP-Methoden keine zusätzliche Liniensuche benötigt und die iterativ bestimmten Optima sind stets zulässige Lösungen der ursprünglichen Nebenbedingungen. Für eine ausführliche Erklärung dieser Folgerung und einen Nachweis der globalen Konvergenz des Verfahrens sei auf [Sva02] verwiesen.

Vor dem Hintergrund der in Abschnitt 2.2.5 analysierten Frequenzspektren alltäglicher Fahrscenarien ist zu erwarten, dass sich die aufeinanderfolgenden Lösungen $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_{opt}(k-1)$ und $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_{opt}(k)$ bei einer hochfrequenten Ausführung der MPC nur geringfügig unterscheiden. Es ist deshalb naheliegend, den Optimierungsprozess mit einer Warmstart-Strategie durchzuführen [KD14]. Dabei bildet die optimale Lösung $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_{opt}(k-1)$ aus der vorangegangenen Berechnungssequenz die geschätzte Initiaallösung $\Delta \tilde{\mathbf{u}}_0(k)$ im aktuellen Zeitschritt. Somit startet der Algorithmus seine Suche bereits in der vermuteten Nähe des Optimums und findet dieses mit einer geringeren Anzahl von Iterationen.

6.7 Resultierender Motion Cueing Algorithmus

Das Zusammenführen der zuvor beschriebenen Techniken und Methoden liefert schließlich die in Bild 6-6 dargestellte Gesamtstruktur der entwickelten modellprädiktiven Motion Cueing Strategie. Im Gegensatz zu filterbasierten Washout Algorithmen weist der MCA eine klassische Regelungsstruktur auf, in welcher der aktuelle Systemzustand durch die Rückführung der gemessenen Motorwinkel und -winkelgeschwindigkeiten aller fünf Antriebe im Vektor $\tilde{\mathbf{y}}(k)$ erfasst wird. Aus diesen Messdaten schätzt der in Abschnitt 6.2 vorgestellte Mehrgrößenbeobachter anschließend den vollständigen Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}(k)$ des applizierten Prozessmodells. Ausgehend von der Schätzung erfolgt im nächsten Schritt die Vorhersage des zukünftigen Systemverhaltens durch die Prädiktion der Zustands- und Regelgrößen. Dabei wird die nichtlineare Simulatorkinematik gemäß des Vorgehens aus Abschnitt 6.3 zu Beginn jeder Berechnungssequenz durch eine linearaffine Approximation angenähert, um den notwendigen Berechnungsaufwand zu reduzieren. Auf Basis der prädizierten Ausgangsgrößen $\tilde{\mathbf{y}}(k+1)$ bewertet die in Abschnitt 6.6 definierte Kostenfunktion nachfolgend die Differenz gegenüber den künftigen Fahrzeugbewegungen im Vektor $\tilde{\mathbf{r}}(k+1)$. Zusätzlich gehen hier auch die Entwurfparameter σ und ε ein, welche die Charakteristik der Drehratenbegrenzung aus Abschnitt 6.5 festlegen. So lässt sich über eine geeignete Parametrierung beispielsweise die Größenordnung der Regelabweichungen in den translatorischen Beschleunigungen beeinflussen, die von der MPC zugunsten einer begrenzten Drehrate toleriert werden. Die ermittelten Kosten bilden dann den Eingang der numerischen Optimierung mit dem CCSA Algorithmus, der eine optimale Simulatortrajektorie zur Minimierung der Kostenfunktion bei gleichzeitiger Berücksichtigung aller geltenden Systembeschränkungen bestimmt. Entsprechend dem Grundgedanken modellprädiktiver Regelungen wird lediglich das erste Element $\mathbf{u}_{opt}(k)$ der zugehörigen Stellsignalfolge am Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators aufgeschaltet, bevor der Prozess aus Prädik-

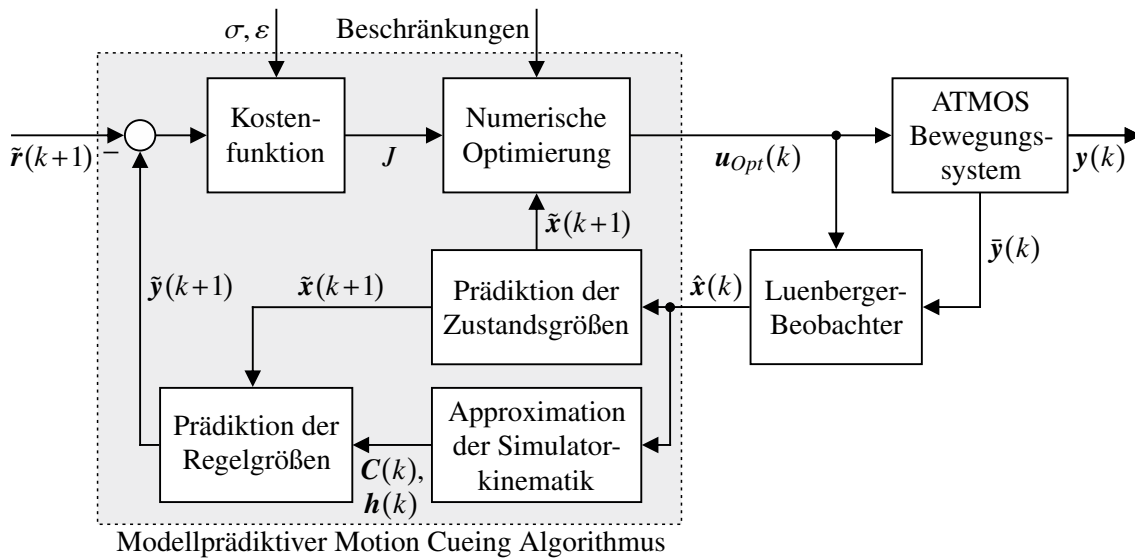


Bild 6-6: Resultierende Signalstruktur des MPC-basierten Motion Cueing Algorithmus.

tion und Optimierung um einen Zeitschritt in die Zukunft verschoben und auf Grundlage aktualisierter Systeminformationen wiederholt wird.

Um bei diesem Vorgang einen bestmöglichen Fahreindruck zu erzeugen, sind zusätzlich geeignete Algorithmusparameter zu ermitteln, die unabhängig vom betrachteten Fahr-szenario eine gewünschte Güte der Bewegungsrückmeldung im Simulator sicherstellen. Insbesondere prägen die diskrete Schrittweite T_s und der applizierte Prädiktionshorizont n_p das Regelverhalten der MPC und müssen daher an die zugrunde liegende Systemdynamik und die spezifische Regelaufgabe angepasst werden. Dabei richtet sich die Schrittweite nach den dominanten Signalfrequenzen der simulierten Fahrzeugbewegungen und sollte so gewählt sein, dass auch die höherfrequenten Anteile der Referenztrajektorie ohne einen Informationsverlust durch Aliasing-Effekte wiedergegeben werden können. Gleichzeitig verursachen geringe Schrittweiten aber einen enormen Berechnungsaufwand bei langen Prädiktionshorizonten, wodurch die Einhaltung der Echtzeitanforderung nur schwer zu gewährleisten ist. Um diese gegensätzlichen Anforderungen zu erfüllen, muss offensichtlich ein geeigneter Kompromiss bei der Wahl des Parameters T_s gefunden werden. Wie die Untersuchung der Fahrdynamikgrößen in Abschnitt 2.2.5 verdeutlicht, weisen die auf den Fahrer wirkenden Bewegungshinweise einen dominanten Frequenzbereich von maximal 5 Hz auf. Zur Reproduktion dieser Größen wird der MCA aus Bild 6-6 mit einer Regelfrequenz von 40 Hz auf der Zielhardware ausgeführt. Die Abtastrate entspricht damit dem achtfachen der Referenzsignalbandbreite, sodass ausreichende Reserven für korrigierende Stelleingriffe mit höherfrequenter Signalcharakteristik verbleiben. Hieraus ergibt sich eine Periodendauer von $T_s = 25\text{ ms}$, die in den typischen Bereich der in der Literatur veröffentlichten MCA von $T_s = 4\text{ ms}$ [LHG18] bis $T_s = 50\text{ ms}$ [KFF⁺17] fällt. Es sei jedoch erneut darauf hingewiesen, dass ein genereller Vergleich dieser Werte aufgrund der Unterschiede zwischen den jeweiligen Systemarchitekturen sowie den applizierten Prozessmodellen schwierig ist.

Bezüglich der Wahl des Prädiktionshorizonts n_p legen vorangegangene Studien [KDV⁺15] nahe, dass sich möglichst lange Vorhersagezeiträume bei exakter Kenntnis der künftigen Fahrzeugbewegungen vorteilhaft auf die erzielbare Regelgüte auswirken. Speziell bei

leistungsstarken Systemen mit großem translatorischen Arbeitsraum, wie z. B. dem Fahr Simulator der Daimler AG [Zee10], ist dieses Ergebnis wenig verwunderlich, da ein längeres Zeitfenster für eine Vorpositionierung des Bewegungssystems unterhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwellen verbleibt. Es ist jedoch fraglich, ob sich die Auswirkungen eines langen Prädiktionshorizonts uneingeschränkt auf die im Rahmen dieser Arbeit betrachtete Hybridkinematik des ATMOS Fahr Simulators übertragen lassen. Wie schon zuvor in Kapitel 4 erläutert, führt jede Vorpositionierung der Bewegungsplattform zu einer gekoppelten Rotationsbewegung, die identisch zur Tilt Coordination Technik einen quasistationären Bewegungshinweis durch die anteilige Gravitationsbeschleunigung erzeugt. Ist dieser vestibuläre Reiz inkonsistent zur simulierten Beschleunigung des virtuellen Fahrzeugs, wovon im Allgemeinen auszugehen ist, muss der Shaker die störende Neigung der Bewegungsplattform kompensieren, was nur innerhalb eines kleinen Arbeitsbereichs möglich ist und zudem alle weiteren Bewegungsfreiheitsgrade erheblich einschränkt (vgl. Abschnitt 4.2.3). Aus diesem Grund ist es unter Umständen gar nicht vorteilhaft, das System weit aus seiner Ausgangsposition heraus vorzupositionieren.

Zur Analyse dieses Zusammenhangs wurde eine simulative Untersuchung des mittleren quadratischen Regelfehlers (engl. Root-Mean-Square Error, RMSE) für fünf verschiedene Prädiktionshorizonte im Bereich von 0,25 Sekunden bis 4 Sekunden durchgeführt. Als einheitliche Vergleichsbasis dient hierbei das in Anhang A3 beschriebene Abbiegeszenario an einer Kreuzung, das mit dem topologieorientierten Mehrkörpermodell des ATMOS Fahr Simulators wiedergegeben werden sollte. Die zugehörigen Referenztrajektorien $\tilde{\mathbf{r}}(k+1)$ der nachzubildenden Fahrzeugbewegungen wurden über alle Horizontlängen als vollständig bekannt angenommen, was dem Optimalfall einer exakten Fahrerhaltensprädiktion entspricht. Wie Bild 6-7 verdeutlicht, wirkt sich ein sehr kurzer Vorhersagezeitraum von 0,25 Sekunden nachteilig auf die Reproduktion der simulierten Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten aus, da der MPC nicht genug Informationen über die bevorstehende Fahrsituation zur Verfügung stehen, um beide Teilbewegungssysteme des Simulators in geeigneter Weise zu koordinieren. Wie erwartet führen längere Prädiktionshorizonte hingegen zu einer Reduktion der Regelabweichungen, insbesondere der longitudinalen und lateralen Beschleunigungsfehler. Auffällig sind dabei die signifikanten Verbesserungen bei einem Prädiktionshorizont von einer Sekunde, während ein längerer

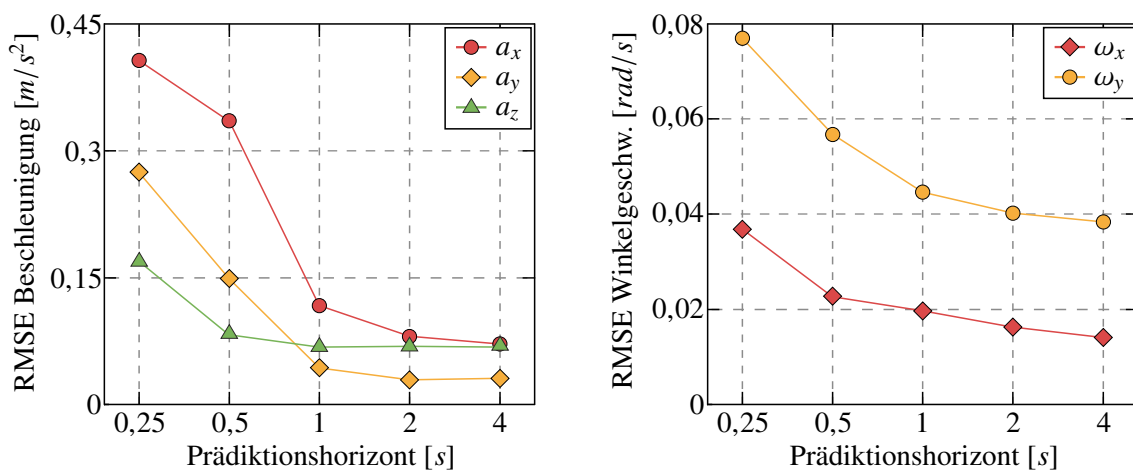


Bild 6-7: Mittlerer quadratischer Regelfehler in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts.

Vorhersagezeitraum von zwei bzw. vier Sekunden nur noch eine geringfügig genauere Nachbildung der Längs- und Querschleunigungen bzw. keine weitere Verbesserung im vertikalen Bewegungsfreiheitsgrad bewirkt. Letzteres ist auf die Kopplungseffekte der Hybridkinematik zurückzuführen, die mit dem modellprädiktiven Regelungskonzept zwar verringert, konstruktionsbedingt aber niemals vollständig kompensiert werden können. Ebenso reduziert ein langer Prädiktionshorizont von zwei oder vier Sekunden die mittleren Winkelgeschwindigkeitsfehler, allerdings nur in einem Bereich unterhalb der vestibulären Wahrnehmungsschwellen aus Tabelle 2-5, sodass im Vergleich zu einem Prädiktionshorizont von einer Sekunde keine deutliche Aufwertung des subjektiven Fahrindrucks zu erwarten ist. Somit erweist sich ein Vorhersagezeitraum von zwei oder sogar vier Sekunden selbst im Fall einer vollständig bekannten Referenztrajektorie als wenig immersionssteigernd. Gleichzeitig gilt es zu beachten, dass die idealisierte Annahme einer exakten Vorhersage der zukünftigen Fahrereingaben und Fahrzeugreaktionen für komplexe Fahrsituationen nur schwer im realen Simulatorbetrieb mit einem menschlichen Fahrer als Teil des geschlossenen Regelkreises zu realisieren ist (vgl. Abschnitt 3.3.3). In der Konsequenz ergeben sich gerade bei größeren Prädiktionshorizonten zwangsläufige Vorhersageunsicherheiten, welche die ohnehin geringen Unterschiede gegenüber einem Prädiktionshorizont von einer Sekunde weiter relativieren.

Vergleichbare Abhängigkeiten zwischen den mittleren Regelabweichungen und der Länge des Vorhersagezeitraums konnten zudem auch für andere Fahrszenarien nachgewiesen werden. Deshalb wird im Folgenden ein Prädiktionshorizont von einer Sekunde verwendet, was bei einer Periodendauer von $T_s = 25\text{ ms}$ gerade $n_p = 40$ äquidistanten Zeitschritten entspricht. Sofern nötig, lassen sich mithilfe sogenannter *Move Blocking Strategien* [CGKM07] oder einer nicht äquidistanten Schrittweite T_s (siehe z. B. [DOKB18]) aber auch längere Prädiktionshorizonte realisieren, ohne dadurch den Berechnungsaufwand zur Lösung des Optimierungsproblems übermäßig zu steigern [NBT20]. Basierend auf den vorangegangenen Überlegungen zum Vorhersagezeitraum wird ein Einsatz dieser Techniken im Rahmen der vorliegenden Arbeit jedoch als nicht notwendig erachtet.

Um ein gewünschtes Folgeverhalten des geschlossenen Regelkreises aus Bild 6-6 sicherzustellen, sind zusätzlich zur Periodendauer T_s und dem Prädiktionshorizont n_p ebenso die Elemente der Gewichtungsmatrizen $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$ und $\mathbf{S}$ auszulegen. Hierzu wurde eine simulative Parameterstudie unter Verwendung des in Abschnitt 4.4 validierten Mehrkörpermodells für unterschiedliche Fahrsituationen durchgeführt, aus welcher schließlich der in Tabelle 6-1 angeführte Parametersatz hervorgeht. Die darin enthaltenen Gewichtungsfaktoren zur Bewertung des Stellaufwands spiegeln gewissermaßen die unterschiedlich dimensionierten Teilarbeitsräume von Bewegungsplattform und Shaker wider. Es ist daher leicht ersichtlich, dass die mit dem Shaker durchgeführten Stelleingriffe aufgrund seines wesentlich kleineren Arbeitsraums stärker bestraft werden, als Auslenkungen der Bewegungsplattform. Darüber hinaus finden sich in Tabelle 6-1 ebenso Skalierungsfaktoren, mit denen insbesondere die Amplituden der simulierten Längs- und Querschleunigungen ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ bzw. ${}_K a_{Fzg,y}(t)$ abgesenkt werden. Durch die explizite Berücksichtigung der Aktorbeschränkungen als Nebenbedingungen in der numerischen Optimierung wird eine Skalierung der virtuellen Fahrzeugbewegungen zwar in der Theorie nicht zwingend benötigt, jedoch wurde bereits in Abschnitt 2.2.3 diskutiert, dass eine moderate Skalierung die Kohärenz zwischen vestibulären und visuellen Reizen nicht beeinträchtigt. Gleichzeitig kann so verhindert werden, dass das Bewegungssystem auch in normalen Fahrsituationen ausschließlich im Bereich seiner

Tabelle 6-1: Applizierte Algorithmusparameter des modellprädiktiven MCA.

Allgemeine Parameter				
$T_s = 0,025\text{ s}$	$n_p = 40$	$n_c = 40$	$\sigma = 1000$	$\varepsilon = 0,1\text{ rad/s}$
Skalierung				
$k_x = 0,4$	$k_y = 0,4$	$k_z = 1,0$	$k_\varphi = 1,0$	$k_\theta = 1,0$
Gewichtungsfaktoren				
$q_{a_x} = 1,0$	$q_{a_y} = 1,0$	$q_{a_z} = 1,0$	$q_{\omega_x} = 1,0$	$q_{\omega_y} = 1,0$
$r_{\Delta\psi_x} = 0,02$	$r_{\Delta\psi_y} = 0,02$	$r_{\Delta\psi_h} = 0,05$	$r_{\Delta\psi_l} = 0,05$	$r_{\Delta\psi_r} = 0,05$
$s_{\psi_x} = 0,001$	$s_{\psi_y} = 0,001$	$s_{\psi_h} = 0,05$	$s_{\psi_l} = 0,05$	$s_{\psi_r} = 0,05$

Arbeitsraumgrenzen operiert, wodurch zusätzlich auftretende Stimuli in allen weiteren Bewegungsfreiheitsgraden nur stark eingeschränkt oder gar nicht reproduziert werden. Es bleibt aber festzuhalten, dass infolge der effizienten Ansteuerung beider Teilbewegungssysteme durch die MPC weitaus weniger konservative Skalierungsfaktoren als mit dem CWA eingesetzt werden können.

Den offensichtlichen Vorteilen der modellprädiktiven Regelung steht im Vergleich zu den klassischen filterbasierten MCA allerdings ein enormer Anstieg des Rechenaufwands gegenüber. Aus diesem Grund wurde eine Laufzeitanalyse vorgenommen, um die Erfüllung der in Abschnitt 6.1 geforderten Echtzeitfähigkeit auf der Zielhardware zu prüfen. Bild 6-8 zeigt das Ergebnis der Untersuchung in Form der gemessenen Laufzeitverteilung bei 10.000 Ausführungen der MPC auf dem dSPACE DS1006 Prozessorboard. Wie aus dem Box-Plot im linken Teil der Grafik hervorgeht, wird der Regelalgorithmus stets innerhalb der vorgegebenen Periodendauer von $T_s = 25\text{ ms}$ ausgeführt. Folglich ist die Einhaltung der Echtzeitanforderung nachgewiesen. Verglichen mit den Laufzeiten von CWA und MWA weist der modellprädiktive MCA zudem eine breite Verteilung der Messdaten auf, was darauf hindeutet, dass die Laufzeiten stark in einem Bereich von ca. 10 bis 18 Millisekunden variieren. Diese Beobachtung steht in direktem Zusammenhang mit dem zur Lösung des Optimalsteuerungsproblems (6-37) erforderlichen Berechnungsaufwand. Lassen sich

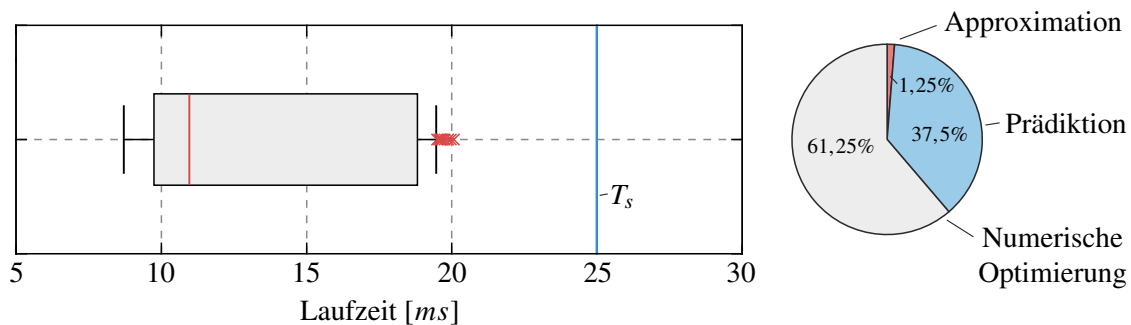


Bild 6-8: Laufzeitverteilung der MPC bei 10.000 Ausführungen auf der Zielhardware.

die Motion Cues des virtuellen Fahrzeugs gut mit dem Bewegungssystem nachbilden, konvergiert der Lösungsalgorithmus bereits in wenigen Iterationen gegen das gesuchte Optimum. Wenn das System hingegen in der Nähe seiner Arbeitsraumgrenzen operiert, ist die Planung einer optimalen Simulatortrajektorie weitaus komplexer und die Laufzeiten steigen auf ca. 18 bis 19 Millisekunden an. Vereinzelt treten dann sogar Ausreißer mit einer Laufzeit von bis zu 20 Millisekunden auf, die aber hinsichtlich der Echtzeitfähigkeit unkritisch sind. Während die Rechenzeit des Lösungsalgorithmus also an die Komplexität des Optimierungsproblems gebunden ist, beinhalten die gemessenen Gesamtlaufzeiten zusätzlich eine statische Komponente zur Approximation der nichtlinearen Simulatorkinematik und Prädiktion des zukünftigen Systemverhaltens. Die Anteile dieser Prozesse an der maximalen Gesamtlaufzeit von 20 Millisekunden werden durch das Kreisdiagramm rechts in Bild 6-8 verdeutlicht. Wie dargestellt, verursacht die Approximation der nichtlinearen kinematischen Zusammenhänge lediglich einen geringen numerischen Aufwand, dessen Anteil an der Gesamtlaufzeit des Regelalgorithmus als vernachlässigbar klein angesehen wird. Wesentlich rechenintensiver ist dagegen die Prädiktion des künftigen Systemverhaltens, die neben der Auswertung der Prädiktionsvorschriften aus Abschnitt 6.4 auch die Formulierung des Optimalsteuerungsproblems umfasst. Ursache der hohen Rechenzeiten ist hier insbesondere die große Anzahl der durchzuführenden Matrixoperationen. Mit einem Prädiktionshorizont von $n_p = 40$ handelt es sich bei der Matrix $\mathbf{K}$ aus Gleichung (6-30) beispielsweise um eine 200-dimensionale quadratische Matrix, deren 40.000 Elemente abhängig vom zurückgeführten Zustandsvektor $\mathbf{x}(k)$ online ausgewertet werden müssen. Trotz dieser enormen Anzahl an Einzelberechnungen nimmt die numerische Optimierung der Stellgrößen mit dem CCSA Algorithmus gemäß Bild 6-8 den Großteil der absoluten Gesamtlaufzeit ein.

Somit lassen sich die virtuellen Fahrzeugbewegungen nun in Echtzeit mit dem hybrid-kinematischen Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators nachbilden. Dabei setzt die bisherige Algorithmusstruktur nach Bild 6-6 jedoch eine Kenntnis der zukünftigen Referenztrajektorie $\tilde{\mathbf{r}}(k+1)$ aus Gleichung (6-28), wie etwa durch eine zuvor absolvierte Testfahrt, voraus. Ein Beispiel für einen solchen Anwendungsfall mit aufgezeichneten Fahrdynamikgrößen ist in Anhang A5 beschrieben und demonstriert die Überlegenheit der modellprädiktiven Motion Cueing Strategie gegenüber einer konventionellen Optimalsteuerung, da generelle Modellungenauigkeiten und nicht modellierte Störungen durch die Rückführung des Zustandsvektors präzise ausgeregelt werden können. Dies erlaubt eine bessere Planung der Simulatortrajektorie und resultiert, wie dargestellt, in einer hervorragenden Regelgüte. Um sich im Folgenden von der Einschränkung einer vorab bekannten Referenztrajektorie zu lösen, wird im nachstehenden Kapitel 7 ein Lösungsansatz präsentiert, mit dem die unbekannte Referenztrajektorie verlässlich zur Laufzeit abgeschätzt werden kann. Hieraus ergibt sich eine Erweiterung der Signalstruktur aus Bild 6-6, die es ermöglicht, das entwickelte modellprädiktive Regelungskonzept auch mit einem menschlichen Fahrer im geschlossenen Regelkreis Fahrer-Fahrzeug-Umwelt einzusetzen.

7 Modellbasierte Prädiktion der Referenztrajektorie

Die Notwendigkeit einer Kenntnis der zukünftigen Fahrzeugbewegungen als Referenzwerte der numerischen Optimierung stellt eine bislang nur unzureichend gelöste Herausforderung für den Einsatz modellprädiktiver Regelungskonzepte in der interaktiven Fahrsimulation dar (vgl. Abschnitt 3.3.3). Um dieses Problem zu adressieren, wurde in [BLGT20] eine modellbasierte Prädiktionsstrategie zur Abschätzung der unbekannten Referenztrajektorie zur Laufzeit vorgestellt, deren Kernelemente ein reduziertes Fahrdynamikmodell sowie ein auf nichtlinearen Regelalgorithmen basierendes Fahrermodell bilden. Das vorliegende Kapitel behandelt die wesentlichen Ideen hinter diesem Verfahren und verdeutlicht seine Funktionsweise.

7.1 Problemdefinition und Zielsetzung

Es ist leicht ersichtlich, dass die zahlreichen Vorteile modellprädiktiver Regelungskonzepte gegenüber filterbasierten MCA nur dann vollständig ausgeschöpft werden können, wenn das zu lösende Optimalsteuerungsproblem das reale Systemgeschehen hinreichend genau im Prädiktionshorizont wiedergibt. Diese Einschränkung beinhaltet neben einer validen Beschreibung des Streckenverhaltens durch das applizierte Prozessmodell auch eine korrekte Abbildung der bevorstehenden Fahrsituation mittels der Referenztrajektorie $\tilde{\mathbf{r}}(k+1)$. Während das Sollverhalten der Regelstrecke in den meisten Anwendungen direkt aus der eigentlichen Regelaufgabe hervorgeht, z. B. um einen gewünschten Arbeitspunkt zu stabilisieren, lässt sich eine exakte Kenntnis der zukünftigen Fahrereingaben und den daraus resultierenden Fahrzeugbeschleunigungen ${}_K a_{Fzg}(t)$ und -winkelgeschwindigkeiten ${}_K \omega_{Fzg}(t)$ im Kontext der interaktiven Fahrsimulation jedoch nicht selbstverständlich voraussetzen. Liegt der durch die MPC geplanten Bewegungstrajektorie des Simulators eine falsch angenommene Referenz zugrunde, weil etwa die individuellen Steuereingaben des Fahrers vom erwarteten Idealverhalten abweichen, kann es gerade bei langen Prädiktionshorizonten leicht zu einer ungünstigen Vorpositionierung des Bewegungssystems kommen. Die tatsächlich auftretenden Bewegungshinweise können dann nur unvollständig oder gar nicht innerhalb des verbleibenden Arbeitsraums reproduziert werden, was gegebenenfalls sogar zu einer schlechteren Qualität der Bewegungsnachbildung als mit konventionellen Washout Algorithmen führt. Somit wird die erzielbare Regelgüte neben den konstruktionsbedingten Einschränkungen des Bewegungssystems auch maßgeblich von der Verfügbarkeit einer zuverlässigen Referenztrajektorie $\tilde{\mathbf{r}}(k+1)$ beeinflusst, an welche die modellprädiktive Regelung die Simulatorbewegungen optimiert.

Aus diesem Grund finden sich in der Literatur verschiedene Ansätze, um die Bewegungen des virtuellen Fahrzeugs innerhalb des Prädiktionshorizonts zur Laufzeit abzuschätzen. Für eine detaillierte Übersicht, Einordnung und Bewertung der publizierten Verfahren sei auf Abschnitt 3.3.3 verwiesen. Unter den aufgeführten Arbeiten erscheinen insbesondere die modellbasierten Methoden von Drop et al. [DOKB18] sowie Lamprecht et al. [LSHG19b] sehr aussichtsreich, um in ausgewählten Fahrsituationen eine ausreichend präzise Vorhersage der unbekannten Referenzgrößen sicherzustellen. Identisch zu der im

nachstehenden Abschnitt 7.2 beschriebenen Prädiktionsstrategie nutzen diese Verfahren verfügbare Kontextinformationen aus der bevorstehenden Fahrsituation, um hieraus die zu erwartenden Steuereingaben des Fahrers und die daraus entstehenden Fahrzeugreaktionen mittels vereinfachter Modelle zu antizipieren. Um die Echtzeitfähigkeit des resultierenden Gesamtalgorithmus gewährleisten zu können, müssen dabei jedoch starke Einschränkungen in der Modellierungstiefe vorgenommen werden, die eine Vernachlässigung wesentlicher Komponenten zur Beschreibung der Fahrdynamik bedingen. Insbesondere ist in den angeführten Veröffentlichungen die Nichtbeachtung der Wechselwirkungen zwischen den Rädern und der Umgebung durch ein geeignetes Reifenmodell kritisch zu bewerten, da sie eine entscheidende Bedeutung für die Modellierung der Dynamik von Kraftfahrzeugen aufweisen [SHB13]. Daher tritt ohne eine Berücksichtigung der nichtlinearen Reifeneigenschaften, wie beispielsweise der reibwertabhängigen Kraftschlussgrenze, zwangsläufig ein unplausibles Fahrzeugverhalten auf, sodass selbst bei idealer Vorhersage des Fahrerhaltens unvermeidbare Prädiktionsfehler entstehen. Es muss also ein annehmbarer Kompromiss aus Modellgenauigkeit und -komplexität gefunden werden, um die bestmögliche Regelgüte für ein breites Spektrum an Fahrsituationen sicherzustellen und zugleich die Echtzeitanforderungen einzuhalten.

Die Integration der Kontakteigenschaften zwischen Reifen und Fahrbahn führt aber ebenso zu neuen Herausforderungen an den Prädiktionsalgorithmus. Speziell sollte die Abschätzung der zukünftigen Fahrereingaben unter Einbeziehung der Kraftschlussgrenze erfolgen, so wie es auch vom menschlichen Fahrer im Simulator bei z. B. witterungsbedingt niedrigem Reibwert μ erwartet wird. Hierzu eignen sich die in [DOKB18] applizierten linearen Regelgesetze allerdings nicht. Auch die Anwendbarkeit der in [LSHG19b] vorgestellten Methoden aus dem Bereich der Optimalsteuerung ist aufgrund des mit der Erweiterung um ein Reifenmodell verbundenen Berechnungsaufwands fraglich, da nicht bewertet werden kann, ob noch in jeder Fahrsituation eine echtzeitfähige und sicher konvergente Lösung des zugehörigen Optimierungsproblems gewährleistet ist. Weitaus vorteilhafter erscheinen deshalb analytische Ansätze aus dem Bereich der nichtlinearen Regelungstheorie, die eine stabile Fahrzeugführung unter Beachtung der Kraftschlussgrenze erlauben. Auf Basis der so berechneten Steuereingaben lässt sich die unbekannte Referenztrajektorie im Prädiktionshorizont dann zuverlässig und besonders recheneffizient für eine Vielzahl an Fahrsituationen vorhersagen.

Basierend auf den vorangegangenen Überlegungen lassen sich somit drei übergeordnete Ziele identifizieren, um die zukünftigen Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten des virtuellen Fahrzeugs präzise zur Laufzeit abzuschätzen:

- Approximation der unbekannten Fahrereingaben mittels etablierter Regelungsansätze zur Längs- und Querführung von Kraftfahrzeugen
- Vorhersage der zu erwartenden Fahrzeugreaktionen durch ein reduziertes Fahrdynamikmodell mit angemessener Modellierungstiefe
- Integration in den modellprädiktiven MCA unter Berücksichtigung der echtzeitfähigen Ausführbarkeit auf der Zielhardware

Der technischen Umsetzung dieser Zielsetzung in Form des entwickelten modellbasierten Prädiktionsalgorithmus widmet sich der nachstehende Abschnitt.

7.2 Modellbasierte Prädiktion der Referenzgrößen zur Laufzeit

Das Führen eines Kraftfahrzeugs kann als komplexe regelungstechnische Anwendung verstanden werden, in welcher der menschliche Fahrer als Regler fungiert, um eine definierte Fahraufgabe zu erfüllen. Dabei ist sein Handeln innerhalb gewisser Grenzen deterministisch und lässt sich unter Berücksichtigung grundlegender Gesetzmäßigkeiten, die aus den geltenden Verkehrsregeln sowie der Fahraufgabe selbst hervorgehen, antizipieren. Aus Sicht des Motion Cueing Algorithmus stellen die Steuereingaben des Fahrers und die daraus hervorgehende Fahrzeugbewegung jedoch einen nicht beeinflussbaren Systemeingang dar, auf den die MPC nur reaktiv eingehen kann, um ein gewünschtes dynamisches Verhalten des Simulators einzustellen. Für den Regelungstechniker handelt es sich bei der unbekannten Referenztrajektorie somit um eine Störgröße, deren Abschätzung innerhalb des Vorhersagehorizonts folglich als Störgrößenprädiktion zu interpretieren ist.

Ausgehend von dieser Grundidee wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein modellbasierter Prädiktionsalgorithmus entwickelt, der in seiner endgültigen Form erstmals in [BLGT20] beschrieben worden ist. Seine wesentlichen Signal- und Informationsflüsse sind im zugehörigen Strukturbild 7-1 aufgezeigt. Wie dargestellt, sind ein Fahrermodell und ein reduziertes Fahrdynamikmodell die zentralen Elemente des entwickelten Ansatzes. Das Fahrermodell kombiniert hierbei geeignete Verfahren zur Längs- und Querführung des virtuellen Fahrzeugs, um die zukünftigen Pedalbetätigungen und Lenkeingriffe des menschlichen Fahrers vorherzusagen. Dazu stehen ersterem notwendige Kontextinformationen über die bevorstehende Fahrsituation, beispielsweise der Streckenverlauf oder zu beachtende Geschwindigkeitsbegrenzungen, sowie der interne Systemzustand des reduzierten Fahrdynamikmodells zur Verfügung. Für eine detaillierte Beschreibung der zugrunde liegenden Mechanismen wird auf die Abschnitte 7.2.2 und 7.2.3 verwiesen.

Die so approximierten Fahrereingaben bilden nachfolgend den Systemeingang des reduzierten Fahrdynamikmodells. Dieses beinhaltet ein nichtlineares ebenes Einspurmodell, mit dem sich die Longitudinal- und Lateral-dynamik des Fahrzeugs sehr recheneffizient und zugleich hinreichend genau beschreiben lässt [MW14]. Damit ein konsistentes Systemverhalten gegenüber dem ASM Referenzfahrzeugmodell gewährleistet ist, wurde zusätzlich eine Erweiterung um Reifenmodelle sowie ein vereinfachtes Modell des Antriebsstrangs und des Bremssystems vorgenommen. Eine detaillierte Übersicht der

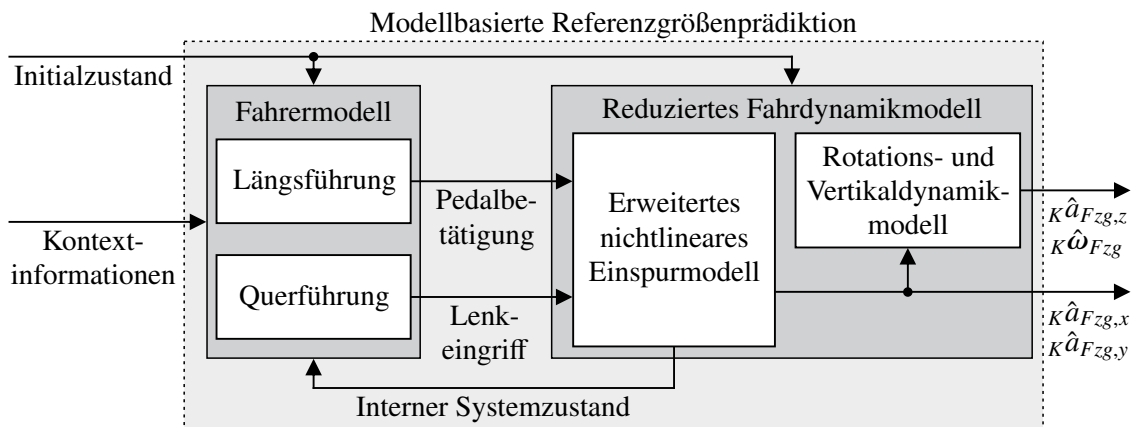


Bild 7-1: Signal- und Informationsstruktur des modellbasierten Prädiktionsalgorithmus.

resultierenden Modellstruktur wird im nachstehenden Abschnitt 7.2.1 präsentiert. Mithilfe der modellierten Zusammenhänge erfolgt anschließend eine Vorhersage der gesuchten Fahrzeugbeschleunigungen ${}_K\hat{a}_{Fzg,x}(t)$ und ${}_K\hat{a}_{Fzg,y}(t)$ in Abhängigkeit der prädizierten Lenk- und Pedaleingriffe durch das Fahrermodell³⁰. Die ermittelten Längs- und Querbeschleunigungen stellen dann gleichzeitig die Eingangsgrößen eines nachgelagerten räumlichen Rotations- und Vertikaldynamikmodells dar, welches die Wank-, Nick- und Hubdynamik des Fahrzeugaufbaus infolge der Beschleunigungs- sowie weiterer Straßenanregungen abbildet [SHB13]. Man erhält somit eine modellbasierte Abschätzung aller fünf Fahrdynamikgrößen des Referenzvektors

$$\hat{\mathbf{r}}(t) = \begin{bmatrix} {}_K\hat{\mathbf{a}}_{Fzg}(t) \\ {}_K\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg}(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^5.$$

Durch Rückführung der internen Systemzustände des reduzierten Fahrzeugmodells entsteht auf diese Weise ein virtueller Regelkreis, in dem das Fahrermodell entsprechend dem eingangs formulierten Grundgedanken als Regler agiert. Das Übertragungsverhalten des geschlossenen Regelkreises aus Fahrer- und Fahrzeugmodell kann dabei mittels nichtlinearer Differentialgleichungen beschrieben werden, sodass sein künftiges Systemverhalten für beliebige Zeiten $t > t_0$ eindeutig festgelegt ist, wenn der Anfangszustand zum Zeitpunkt t_0 und die zugehörigen Eingangsgrößen für $t > t_0$ bekannt sind.

Wie in Bild 7-1 dargestellt, werden die initialen Zustandsvariablen hierfür zu Beginn jeder Prädiktionssequenz mit den korrespondierenden Größen aus dem ASM Referenzfahrzeugmodell aktualisiert, um einen identischen Initialzustand beider Systeme im aktuellen Zeitschritt zu gewährleisten. Unter Berücksichtigung der verfügbaren Kontextinformationen über das bevorstehende Fahrszenario lassen sich die Systemgleichungen des geschlossenen Regelkreises anschließend numerisch mit dem expliziten Euler-Verfahren um einen Zeitschritt in die Zukunft integrieren und es ergibt sich ein neuer interner Systemzustand. Dieser wird wiederum in das Fahrermodell zurückgeführt und bildet dort den Ausgangspunkt zur Berechnung der im nächsten Zeitschritt erwarteten Fahrereingaben. Durch die iterative Ausführung des Vorgangs aus numerischer Integration und Auswertung der Systemgleichungen können die unbekannten Referenzgrößen somit für alle künftigen Zeitschritte innerhalb des Prädiktionshorizonts antizipiert werden. Analog zu Gleichung (6-28) resultiert die zur Planung der Simulatortrajektorie benötigte Referenztrajektorie dann als

$$\tilde{\mathbf{r}}(k+1) = \left[\hat{\mathbf{r}}^T(k+1) \quad \hat{\mathbf{r}}^T(k+2) \quad \dots \quad \hat{\mathbf{r}}^T(k+n_p) \right]^T \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p}.$$

Im Folgenden werden die einzelnen Teilsysteme der beschriebenen Prädiktionsstrategie im Detail erläutert, um hierdurch ein tieferes Verständnis ihrer Funktionsweise zu vermitteln. Dazu erfolgt zunächst eine Beschreibung des reduzierten Fahrzeugmodells, bevor anschließend die im Fahrermodell angewandten Verfahren zur Prädiktion der longitudinalen und lateralen Steuereingaben im Fokus stehen. Abschließend wird eine Einordnung des Prädiktionsalgorithmus in den Gesamtkontext der MPC-basierten Motion Cueing Strategie aus Kapitel 6 vorgenommen.

³⁰Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei ${}_K\hat{a}_{Fzg,x}(t)$ bzw. ${}_K\hat{a}_{Fzg,y}(t)$ um Schätzwerte der physikalischen Beschleunigungen und nicht um wahrgenommene Größen (vgl. Abschnitt 2.3.2) handelt.

7.2.1 Reduziertes Fahrdynamikmodell

Es ist offensichtlich, dass die Referenztrajektorie selbst bei einer idealen Vorhersage der Fahrereingaben nur dann korrekt durch den Prädiktionsalgorithmus abgeschätzt werden kann, wenn dieser die Fahrdynamik des virtuellen Fahrzeugs hinreichend präzise abbildet. Deshalb stellt die mathematische Beschreibung der Fahrzeugreaktionen einen wesentlichen Einflussfaktor für die Vorhersagegenauigkeit der unbekannten Referenzgrößen und damit auch für die erzielbare Regelgüte des modellprädiktiven MCA dar. Gleichzeitig bedingt das iterative Prädiktionsschema aus Bild 7-1 aber zwangsläufig eine Vereinfachung der Fahrphysik, da die Einhaltung der Echtzeitanforderung bei wiederholter Berechnung des ASM Referenzfahrzeugmodells nicht realisierbar wäre. Ähnlich zur Vorhersage der künftigen Simulatorbewegungen in Abschnitt 6.4 ergibt sich hieraus also ein Zielkonflikt zwischen der geforderten Modellgenauigkeit und einer praktikablen Modellkomplexität.

Um dem gerecht zu werden, wird das dynamische Verhalten des ASM Fahrzeugmodells im Folgenden durch ein nichtlineares Einspurmodell angenähert, dessen geometrische Zusammenhänge und beschreibende Größen in Bild 7-2 aufgezeigt sind. Bei diesem handelt es sich um ein etabliertes Entwurfsmodell für fahrdynamische Regelsysteme, das die Räder einer Fahrzeugachse jeweils zu einem gemeinsamen Radelement in der Mittelebene zusammenfasst. Dadurch können die Fahrzeugparameter auf die Schwerpunktmasse m , das Trägheitsmoment J_z um die Fahrzeughochachse sowie die Geometrieparameter l_v und l_h zur Beschreibung der Schwerpunktlage reduziert werden. Weiterführende Informationen zu den geltenden Modellannahmen und -einschränkungen sind u. a. in [SHB13] oder [MW14] dokumentiert und sollen an dieser Stelle nicht im Detail erläutert werden. Unter Vernachlässigung äußerer Störungen, wie beispielsweise Seitenwinden, liefert die Anwendung des Newtonschen Impulserhaltungssatzes die Bewegungsdifferentialgleichungen in den beiden translatorischen Modellfreiheitsgraden der xy -Ebene:

$$\begin{aligned} m \cdot {}_K\ddot{x}_{Fzg} &= F_{v,x} \cdot \cos(\delta) - F_{v,y} \cdot \sin(\delta) + F_{h,x} - F_L, \\ m \cdot {}_K\ddot{y}_{Fzg} &= F_{v,y} \cdot \cos(\delta) + F_{v,x} \cdot \sin(\delta) + F_{h,y} \end{aligned} \quad (7-1)$$

Da die Geschwindigkeit des Fahrzeugschwerpunkts $v_{Fzg,x}(t)$ längs seiner Bahnkurve im betrachteten Anwendungsfall nicht als konstant angesehen werden kann, gehen neben den lateralen Reifenkraftkomponenten $F_{v,y}(t)$ und $F_{h,y}(t)$ ebenso die longitudinalen Um-

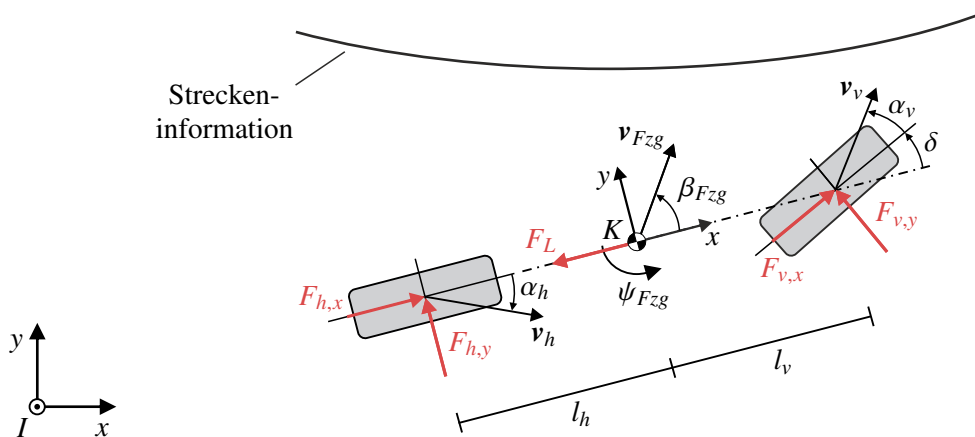


Bild 7-2: Geometrische Zusammenhänge und Kräfte des Einspurmodells nach [SHB13].

fangskräfte $F_{v,x}(t)$ bzw. $F_{h,x}(t)$ in die Beschreibung der Fahrzeugbewegungen ein. Darüber hinaus muss auch die wirkende Luftwiderstandskraft

$$F_L = \frac{c_W \cdot A \cdot \rho}{2} \cdot {}_K\dot{x}_{Fzg}^2 \cdot \operatorname{sgn}({}_K\dot{x}_{Fzg}) \quad (7-2)$$

mit dem fahrzeugspezifischen Widerstandsbeiwert c_W , der projizierten Stirnfläche A sowie der Luftdichte ρ berücksichtigt werden. Aufgrund seiner quadratischen Abhängigkeit trägt der Luftwiderstand bereits bei moderaten Längsgeschwindigkeiten den größten Anteil zum Fahrwiderstand bei und kann daher, im Gegensatz zum Rollwiderstand, nicht vernachlässigt werden. Aus diesen sehr einfachen Beziehungen gehen die abzuschätzenden Fahrzeugbeschleunigungen dann als

$${}_K \begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = \frac{1}{m} \cdot \begin{bmatrix} F_{v,x} \cdot \cos(\delta) - F_{v,y} \cdot \sin(\delta) + F_{h,x} - F_L \\ F_{v,y} \cdot \cos(\delta) + F_{v,x} \cdot \sin(\delta) + F_{h,y} \end{bmatrix} \quad (7-3)$$

hervor. Um daraus die absoluten Positions- und Geschwindigkeitsgrößen des Fahrzeugschwerpunkts durch eine numerische Integration bestimmen zu können³¹, müssen die körperfesten Schwerpunktbeschleunigungen ${}_K\ddot{x}_{Fzg}(t)$ und ${}_K\ddot{y}_{Fzg}(t)$ zunächst in das ortsfeste Bezugssystem I überführt werden. Dazu erfolgt eine Transformation der im K -System beschriebenen Beschleunigungsgrößen aus Gleichung (7-3) entsprechend der Berechnungsvorschrift

$${}_I \begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = {}^{IK}A \cdot {}_K \begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi_{Fzg} & -\sin \psi_{Fzg} \\ \sin \psi_{Fzg} & \cos \psi_{Fzg} \end{bmatrix} \cdot {}_K \begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix}. \quad (7-4)$$

Die darin aufgeführte Drehmatrix ${}^{IK}A$ entspricht einem Sonderfall der allgemeinen Transformationsmatrix aus Gleichung (2-10), in dem ausschließlich Gierrotationen des Fahrzeugaufbaus gegenüber der ebenen Fahrbahn zugelassen werden. Zur Bestimmung des korrespondierenden Drehwinkels $\psi_{Fzg}(t)$ lässt sich im Folgenden die Gierdynamik des Einspurmodells heranziehen. Nach dem Drehimpulserhaltungssatz und unter Berücksichtigung der geometrischen Zusammenhänge aus Bild 7-2 gilt hierbei die Beziehung

$$J_z \cdot {}_K\ddot{\psi}_{Fzg} = F_{v,x} \cdot l_v \cdot \sin(\delta) + F_{v,y} \cdot l_v \cdot \cos(\delta) - F_{h,y} \cdot l_h, \quad (7-5)$$

welche die eindimensionale Rotation des Fahrzeugs in der xy -Ebene beschreibt. Gemäß den Gesetzmäßigkeiten der Starrkörperkinematik handelt es sich bei der Winkelbeschleunigung ${}_K\ddot{\psi}_{Fzg}(t)$ zugleich auch um die zeitlich abgeleitete Komponente ${}_I\dot{\omega}_{Fzg,z}(t)$ des inertialen Winkelgeschwindigkeitsvektors (siehe Gleichung (2-12)), weshalb der gesuchte Gierwinkel ${}_K\psi_{Fzg}(t)$ und die zugehörige Winkelgeschwindigkeit ${}_K\dot{\psi}_{Fzg}(t)$ direkt aus der körperfesten Winkelbeschleunigung ${}_K\ddot{\psi}_{Fzg}(t)$ integriert werden können.

Damit ist das dynamische Verhalten des Einspurmodells in allen drei Freiheitsgraden der xy -Ebene als Funktion des Lenkwinkels $\delta(t)$ und der am jeweiligen Radelement eingprägten Kräfte beschrieben. Wie die resultierenden Bewegungsgleichungen (7-1) und (7-5) verdeutlichen, wird die Fahrdynamik dabei im Wesentlichen von der nichtlinearen Kraftübertragung zwischen Reifen und Fahrbahn beeinflusst. Eine hinreichend präzise Nachbildung dieser Größen im Prädiktionsalgorithmus ist daher unabdingbar, um die zukünftigen Längs- und Querbeschleunigungen des ASM Referenzmodells in

³¹Die Ermittlung der Fahrzeugposition ist u. a. zur Querdynamikregelung in Abschnitt 7.2.3 notwendig.

der erforderlichen Genauigkeit abschätzen zu können. Simulative Untersuchungen haben diesbezüglich gezeigt, dass die in der Literatur häufig angewandte Näherung durch ein lineares Reifenkraftgesetz im Rahmen der hier verfolgten Anwendung ungeeignet ist und bereits in moderaten Fahrscenarien zu signifikanten Prädiktionsfehlern führt.

Aus diesem Grund wurde eine Erweiterung des nichtlinearen Einspurmodells vorgenommen, das die charakteristischen Reifeneigenschaften des Referenzfahrzeugmodells zuverlässig in beliebigen Fahrsituationen wiedergibt. Bild 7-3 zeigt eine Übersicht der einzelnen Modellkomponenten, deren Zusammenwirken im Folgenden erläutert werden soll. Zum leichteren Verständnis wird sich dabei auf die deskriptive Ebene beschränkt. Darüber hinaus kann eine detaillierte Beschreibung der einzelnen Subsysteme einschließlich ihrer mathematischen Beziehungen [Lin19] entnommen werden. Ein integraler Bestandteil der dargestellten Struktur bildet die Erweiterung des Einspurmodells um je ein Reifenmodell an der Vorder- und Hinterachse. Analog zum ASM Referenzmodell wird mit dem sogenannten *TMeasy Reifenmodell* von Rill [Ril13; Ril19] ein semi-empirischer Ansatz verwendet. Die Implementierung im Prädiktionsalgorithmus orientiert sich an der Umsetzung des ASM Fahrzeugmodells, jedoch wurden einzelne Teilkomponenten mit geringem Einfluss auf die Reifenkräfte nur stark vereinfacht berücksichtigt oder vollständig ausgespart. Auf diese Weise können die relevanten Effekte des Reifenverhaltens, wie z. B. seine reibwertabhängigen Kraftschlussgrenzen, in die Vorhersage der Fahrzeugbewegungen einbezogen werden. Die applizierten Modellgleichungen basieren auf der Nachbildung der Reifenlatschverformung in Längs- und Querrichtung sowie der Beschreibung der Raddrehung um seine Nabe mit jeweils einer Differentialgleichung erster Ordnung. Somit werden lediglich drei weitere Zustandsvariablen pro Radelement eingeführt, wodurch der Ansatz sehr recheneffizient ist und sich ideal für den Einsatz in einer iterativen Prädiktionsstrategie eignet. Die Eingangsgrößen der Reifenmodelle beinhalten neben den translatorischen Radgeschwindigkeiten, aus denen der Reifenschlupf an der Vorder- und Hinterachse errechnet

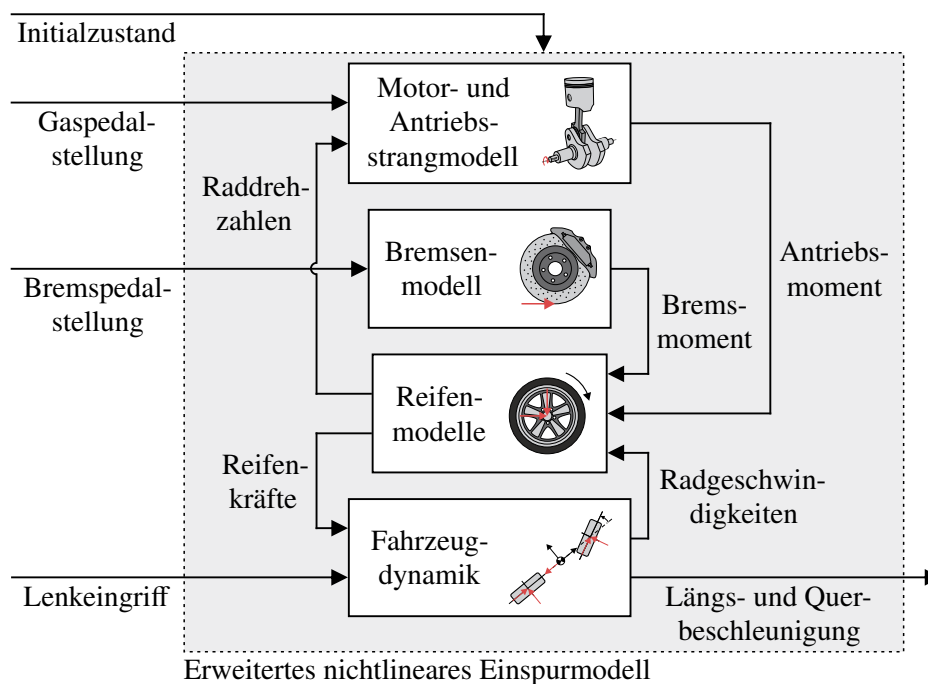


Bild 7-3: Modellstruktur des erweiterten Einspurmodells.

wird, auch die am Rad angreifenden Antriebs- und Bremsmomente. Da diese in direktem Zusammenhang mit der Gas- und Bremspedalbetätigung durch den Fahrer stehen, ist eine Ergänzung um die in Bild 7-3 dargestellten Modelle des Antriebsstrangs und des hydraulischen Bremskreislafs für eine präzise Abschätzung der Längsdynamik unumgänglich. Die mathematische Beschreibung der Teilsysteme orientiert sich, wie schon zuvor das Reifenmodell, an der physikalischen Modellierung im ASM Referenzmodell, damit ein möglichst identisches Systemverhalten sichergestellt werden kann. Es ist aber offensichtlich, dass aufgrund der Anforderungen an die Komplexität des erweiterten Einspurmodells gewisse Vereinfachungen vorgenommen werden müssen.

So wird die Dynamik des Bremsenmodells durch ein schnelles PT1-Glied angenähert, das den verzögerten Druckaufbau im Hauptbremszylinder abbildet. Proportional zur Pedalstellung stellt sich dann ein Bremsdruck im System ein, aus dem das wirkende Bremsmoment an der jeweiligen Fahrzeugachse berechnet wird. Dazu werden die geometrischen Eigenschaften der modellierten Scheibenbremsen, ihre zugehörigen Reibungskoeffizienten und die fahrzeugspezifische Bremskraftverteilung zwischen Vorder- und Hinterachse herangezogen. Folglich besitzt das vereinfachte Bremsenmodell ausschließlich eine Zustandsgröße und wirkt sich damit nur unwesentlich auf die resultierende Modellordnung aus. Deutlich umfangreicher ist hingegen das Motor- und Antriebsstrangmodell gestaltet, wenngleich auch hier eine erhebliche Modellreduktion gegenüber dem Referenzfahrzeugmodell vorgenommen wurde. Den Kern des Modells bildet das in Bild 7-4 illustrierte zweidimensionale Kennfeld, welches das aus dem Verbrennungsprozess umgewandelte Drehmoment als Funktion von Pedalstellung und aktueller Motordrehzahl approximiert. Wie dargestellt, steigt das Motormoment für eine gegebene Drehzahl mit Betätigung des Gaspedals zunächst stark an und wird anschließend gesättigt. Andersherum ist bei konstanter Pedalstellung und steigender Drehzahl ebenfalls ein Anstieg des Drehmoments zu erkennen, bis es im oberen mittleren Drehzahlbereich sein Maximum erreicht und anschließend wieder abfällt. Für die Kombination aus hohen Drehzahlen und geringen Pedalbetätigungen resultieren zusätzlich auch negative Motormomente, die das sogenannte Schleppmoment annähern. Dadurch ergibt sich die charakteristische Drehzahl-Drehmoment-Kennlinie eines Verbren-

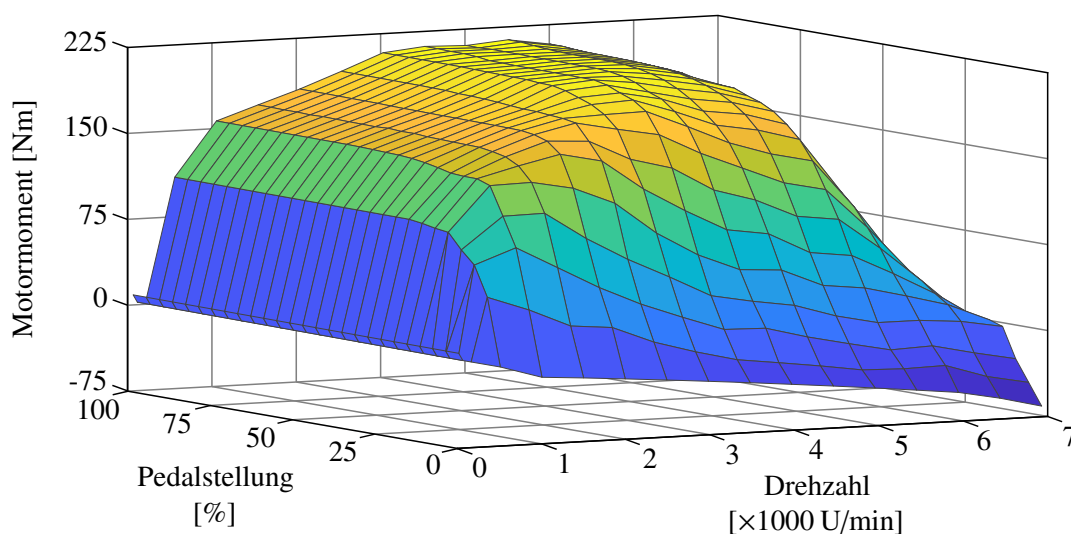


Bild 7-4: Motorkennfeld des ASM Referenzfahrzeugmodells nach [Lin19].

nungsmotors, ohne dass der zugrunde liegende Verbrennungsprozess durch ein komplexes physikalisches Modell beschrieben werden muss. Da der Drehmomentaufbau aber nicht beliebig schnell erfolgen kann, wird seine Dynamik identisch zum ASM Referenzmodell mithilfe eines PT1-Glieds berücksichtigt, welches mit dem statischen Kennfeld aus Bild 7-4 in Reihe geschaltet ist und das aus ihm interpolierte Motormoment verzögert. So entsteht ein ausreichender Detaillierungsgrad, um alle für die Fahrdynamik relevanten Eigenschaften eines Verbrennungsmotors präzise und mit geringem Rechenaufwand abbilden zu können. Ergänzend dazu berücksichtigt das applizierte Motor- und Antriebsstrangmodell auch das dynamische Verhalten der Kurbelwelle, welche losgelöst vom zuvor präsentierten Motormodell als eigenständiges Teilsystem behandelt wird. Sie ist als trägheitsbehafteter Körper mit einem rotatorischen Freiheitsgrad modelliert und wird durch das verzögerte Motormoment und einem Gegenmoment aus dem Antriebsstrang angeregt. Durch eine Differentialgleichung erster Ordnung lässt sich aus dieser Momentendifferenz die Winkelbeschleunigung der Kurbelwelle bestimmen, deren Integration schließlich die zugehörige Motordrehzahl liefert. Mit dem Ziel, einen kausalen Zusammenhang zwischen dem Motormoment und dem am Reifenmodell angreifenden Antriebsmoment herzustellen, wurden außerdem die zentralen Komponenten des Antriebsstrangs einbezogen. Hierbei handelt es sich um Modelle des Drehmomentwandlers, des Getriebes sowie des Differentials. Ihre mathematische Beschreibung folgt streng der des Referenzfahrzeugmodells, jedoch wurden erneut diverse Vereinfachungen zur Reduktion der Modellkomplexität vorgenommen. Für nähere Informationen zu diesen Teilsystemen und ihrer Modellierung wird ebenfalls auf [Lin19] verwiesen.

Mit dem reduzierten Antriebsstrangmodell werden drei weitere Zustände eingeführt, sodass sich zusammen mit der Motor- und Kurbelwellendynamik insgesamt fünf Zustandsvariablen ergeben. Wie zuvor beschrieben, gehen sie auf die bewegten Massen des Motor- und Antriebsstrangmodells zurück und werden zu Beginn jeder Prädiktionssequenz mit den entsprechenden Größen aus dem ASM Fahrzeugmodell initialisiert, um ein vergleichbares Systemverhalten in der bevorstehenden Fahrsituation sicherzustellen. Durch die getroffenen Vereinfachungen entfallen darüber hinaus einzelne Komponenten des Referenzmodells, deren Berücksichtigung im Hinblick auf die Einhaltung der Echtzeitanforderung impraktikabel erscheint. Dazu zählt beispielsweise die Signalverarbeitung des Getriebesteuergeräts, welche die Schaltvorgänge des verbauten Automatikgetriebes koordiniert. Da die Getriebeübersetzung aber in jedem Fall bei der Berechnung des Antriebsmoments beachtet werden muss, wird ihr Wert aus dem aktuellen Zeitschritt über die Dauer des Prädiktionshorizonts konstant gehalten. Dies ist gleichbedeutend mit der Annahme, dass während des betrachteten Vorhersagezeitraums keine Gangwechsel stattfinden. Ein analoges Vorgehen findet ebenso für ausgewählte Größen im Modell des Drehmomentwandlers und die dynamischen Radlasten der Reifenmodelle Anwendung. Wie noch an späterer Stelle ersichtlich wird, ergeben sich hieraus lediglich geringe Prädiktionsfehler, die in den meisten Fahrszenarien problemlos zu vernachlässigen sind.

Die beschriebenen Erweiterungen des Einspurmodells ermöglichen es nun, die Längs- und Querdynamik des ASM Fahrzeugmodells auf sehr einfache Weise als Funktion der künftigen Fahrereingaben abzuschätzen. Bedingt durch die zugrunde liegenden Modellannahmen werden dabei jedoch nur drei der insgesamt sechs Bewegungsfreiheitsgrade des Fahrzeugaufbaus im Raum berücksichtigt, weshalb mit diesem Ansatz ausschließlich eine Teilmenge der unbekannten Referenztrajektorie zur Laufzeit vorhergesagt werden

kann. Um dieses Problem zu umgehen, nehmen bekannte Arbeiten (z. B. [LSHG19b]) die nicht prädizierbaren Referenzgrößen im Vorhersagehorizont als konstant an, was in den allermeisten Fahrsituationen unweigerlich zu Prädiktionsfehlern führt. Im Gegensatz dazu verfolgt die im Kontext der vorliegenden Arbeit entstandene Prädiktionsstrategie eine Abschätzung der vollständigen Referenztrajektorie mithilfe eines nachgeschalteten Rotations- und Vertikaldynamikmodells. Sein mechanisches Ersatzbild ist in Bild 7-5 aufgezeigt. Darin wird die Masse m des Fahrzeugaufbaus in seinem Schwerpunkt konzentriert, welcher sich im Ursprung des körperfesten Bezugssystems K befindet. Zur Approximation der Rotationsdynamik wirken zusätzlich die Drehträgheitsmomente J_x und J_y um die Längs- und Querachse des K -Systems. Dabei wird vereinfachend angenommen, dass sich die Wank- und Nickachse auf Höhe des Schwerpunkts befinden. Eingangsgrößen des Systems bilden die vertikalen Fahrbahnanregungen ξ an den Kontaktpunkten von Rädern und Straße. Da mit dem Bewegungssystem des Fahrersimulators ohnehin keine hochfrequenten Anregungen im Bereich typischer Radeigenfrequenzen von 10 Hz und höher nachgebildet werden können (siehe Abschnitt 4.4.2), wird das Übertragungsverhalten der elastischen Reifen zugunsten einer geringeren Modellordnung vernachlässigt. Die mechanische Kopplung zwischen der Fahrbahn und dem Fahrzeugaufbau erfolgt somit einzig über die Radaufhängungen, deren dynamisches Verhalten zur Reduktion der Modellkomplexität jeweils durch ein lineares Feder-Dämpfer-Element angenähert wird. Damit der Algorithmus zudem auch die von den Fahrereingaben induzierten Wank- und Nickbewegungen prädizieren kann, müssen neben den vertikalen Straßenanregungen auch die Längs- und Querbeschleunigungen des erweiterten Einspurmodells berücksichtigt werden. Dazu gehen die eingepprägten longitudinalen und lateralen Reifenkräfte ein, die sich gemäß Bild 7-2 in Abhängigkeit des Lenkwinkels $\delta(t)$ aufsummieren lassen:

$$\begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \delta & -\sin \delta \\ \sin \delta & \cos \delta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} F_{v,x} \\ F_{v,y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_{h,x} \\ F_{h,y} \end{bmatrix}$$

Es wird vereinfachend angenommen, dass diese Kräfte in einem zum Schwerpunkt konstanten Abstand l_z in den Fahrzeugaufbau eingeleitet werden, dessen absolute Änderung infolge etwaiger Straßenanregungen und der Aufbaudynamik vernachlässigbar klein ist. Die Validität dieser Annahme konnte, wie auch schon im Fall der zuvor getroffenen Vereinfachungen, durch einen simulativen Vergleich mit dem ASM Referenzfahrzeugmodell für verschiedenste Fahrszenarien nachgewiesen werden. Unter Berücksichtigung der geometri-

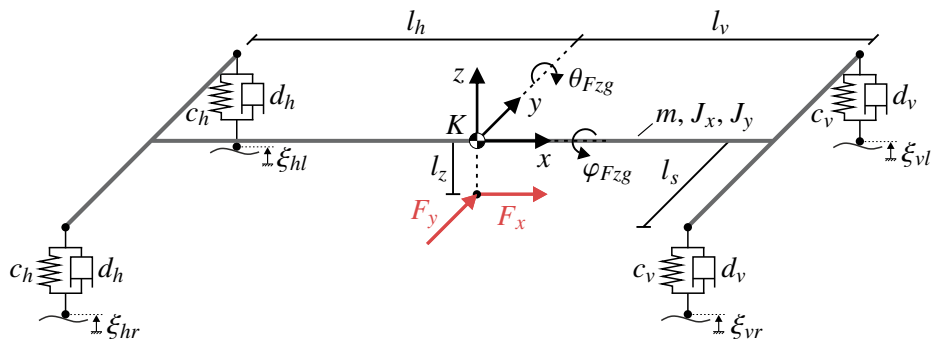


Bild 7-5: Ersatzmodell zur Approximation der Rotations- und Vertikaldynamik.

schen Zusammenhänge aus Bild 7-5 lässt sich das dynamische Verhalten des Ersatzmodells mit den Differentialgleichungen

$$\begin{aligned} m \cdot {}_K\ddot{z}_{Fzg} &= F_{vl} + F_{vr} + F_{hl} + F_{hr}, \\ J_x \cdot {}_K\ddot{\varphi}_{Fzg} &= l_s \cdot (F_{vl} + F_{hl}) - l_s \cdot (F_{vr} + F_{hr}) + l_z \cdot F_y, \\ J_y \cdot {}_K\ddot{\theta}_{Fzg} &= l_h \cdot (F_{hl} + F_{hr}) - l_v \cdot (F_{vl} + F_{vr}) - l_z \cdot F_x \end{aligned} \quad (7-6)$$

beschreiben. Die kinematischen Nichtlinearitäten können hierbei aufgrund der üblicherweise geringen Neigung des Fahrzeugaufbaus gegenüber der Fahrbahn problemlos mittels der Kleinwinkelnäherung $\sin x \approx x$ und $\cos x \approx 1$ linearisiert werden. Schließlich lassen sich die in Gleichung (7-6) enthaltenen Reaktionskräfte der Feder-Dämpfer-Elemente als Funktionen der Zustandsvariablen und Fahrbahnanregungen formulieren, was eine Vorhersage der gesuchten Vertikalbeschleunigung ${}_K\ddot{z}_{Fzg}(t)$ sowie der Winkelgeschwindigkeitsgrößen ${}_K\dot{\varphi}_{Fzg}(t)$ bzw. ${}_K\dot{\theta}_{Fzg}(t)$ innerhalb des Prädiktionshorizonts ermöglicht.

Ausgehend von den drei Bewegungsfreiheitsgraden des Rotations- und Vertikaldynamikmodells werden sechs weitere Zustandsvariablen eingeführt. Zusammen mit den 18 Zuständen des erweiterten Einspurmodells verfügt das im Prädiktionsalgorithmus applizierte Fahrdynamikmodell aus Bild 7-1 somit über insgesamt 24 interne Systemzustände, die zu Beginn jeder Prädiktionssequenz mit den korrespondierenden Größen aus dem Referenzmodell initialisiert und anschließend numerisch in die Zukunft integriert werden. Wegen der getroffenen Modellvereinfachungen führt eine identische Parametrierung bei diesem Verfahren jedoch zu unvermeidbaren Abweichungen gegenüber dem Ein-/Ausgangsverhalten des ASM Fahrzeugmodells. Daher wurde im Anschluss an die Modellbildung eine umfangreiche Parameterstudie und -optimierung vorgenommen, um die von der reduzierten Systemordnung generierten Vorhersagefehler bestmöglich durch eine Anpassung der Fahrzeugparameter zu kompensieren. Eine ausführliche Beschreibung der dabei angewandten Vorgehensweise ist in [Lin19] dokumentiert und soll nachfolgend nicht im Detail erläutert werden.

Zur Untersuchung der mit dem vorgestellten Modellansatz erzielbaren Vorhersagegenauigkeit zeigt Bild 7-6 eine Gegenüberstellung von Prädiktion und tatsächlich auftretenden Fahrdynamiksignalen für ein exemplarisches Fahrscenario. Dazu wird der Prädiktionsalgorithmus bei den Zeitpunkten $t_1 = 49\text{ s}$, $t_2 = 50\text{ s}$, $t_3 = 51\text{ s}$ sowie $t_4 = 52\text{ s}$ mit den Anfangszuständen aus dem ASM Fahrzeugmodell initialisiert und die noch unbekannten Fahrzeugreaktionen in Abhängigkeit der Fahrereingaben über den Prädiktionshorizont von einer Sekunde iterativ vorhergesagt. Da hierbei zunächst nur die Prädiktionsgüte des reduzierten Fahrdynamikmodells bewertet werden soll, liegt den abgebildeten Signalverläufen die idealisierte Annahme exakt bekannter Fahrereingaben zugrunde. Die Grafik zeigt, dass die prädizierten Längs- und Querschleunigungen ${}_K\hat{a}_{Fzg,x}(t)$ bzw. ${}_K\hat{a}_{Fzg,y}(t)$ die tatsächlichen Beschleunigungen ${}_Ka_{Fzg,x}(t)$ und ${}_Ka_{Fzg,y}(t)$ nahezu fehlerfrei abschätzen. Es sei erneut darauf hingewiesen, dass das Fahrzeugverhalten des ASM Referenzmodells zu den Vorhersagezeitpunkten t_1 bis t_4 nicht bekannt ist und dem Prädiktionsalgorithmus lediglich Informationen aus den aktuellen Systemzuständen sowie den zukünftigen Steuereingaben des Fahrers zur Verfügung stehen. Somit verdeutlichen die dargestellten Ergebnisse eine hervorragende Prädiktionsgenauigkeit durch das erweiterte Einspurmodell aus Bild 7-3, sofern die bevorstehenden Pedalbetätigungen und Lenkeingriffe akkurat mit dem Fahrermodell abgeschätzt werden. Im Gegensatz dazu weist die Vorhersage der unbekannten Vertikalbeschleunigung ${}_Ka_{Fzg,x}(t)$ und der Winkelgeschwindigkeiten ${}_K\omega_{Fzg,x}(t)$

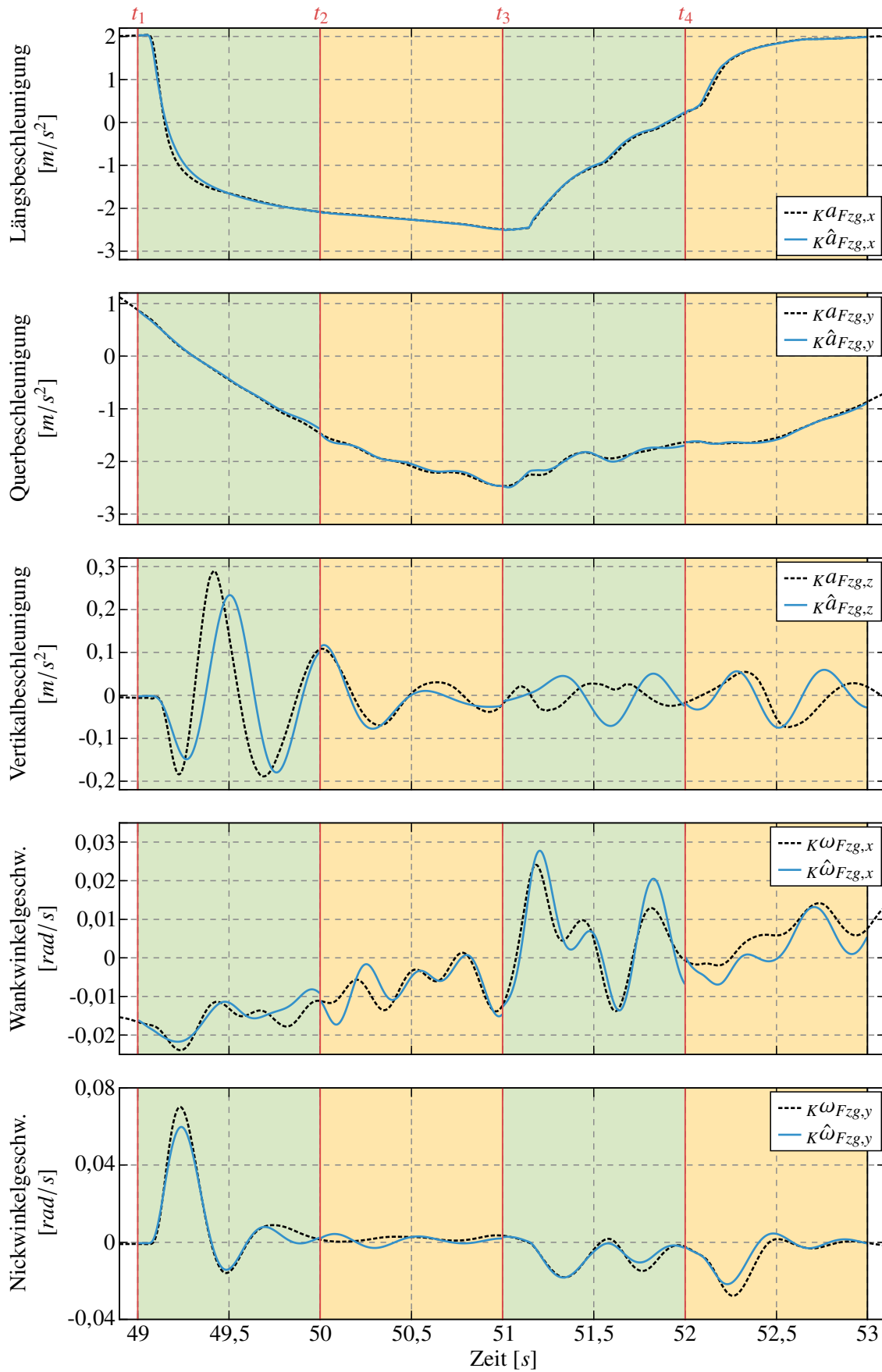


Bild 7-6: Prädiktion der Fahrzeugreaktionen bei exakter Kenntnis der Fahrereingaben.

bzw. ${}_K\omega_{Fzg,y}(t)$ mit dem Ersatzmodell nach Bild 7-5 größere Ungenauigkeiten gegenüber dem Referenzverhalten des ASM Fahrzeugmodells auf. Diese stehen in direktem Zusammenhang mit den getroffenen Modellvereinfachungen, wobei insbesondere die vernachlässigte Kinematik der Radaufhängung zu Abweichungen in der Prädiktion der Vertikalbeschleunigung führt. Andererseits ist eine Reduktion der Modellordnung zur Einhaltung der in Abschnitt 7.1 geforderten Echtzeitfähigkeit des MCA aber unumgänglich, weshalb vertretbare Zugeständnisse in der Vorhersagegenauigkeit an dieser Stelle zwangsläufig in Kauf genommen werden müssen. Es ist jedoch offensichtlich, dass der modellbasierte Ansatz trotz der dargestellten Unsicherheiten eine höhere Vorhersagequalität gewährleistet, als eine über die Dauer des Prädiktionshorizonts konstant gehaltene Referenztrajektorie entsprechend Bild 3-17.

Folglich lassen sich die zukünftigen Fahrzeugreaktionen des komplexen ASM Referenzmodells hinreichend genau mit dem reduzierten Fahrdynamikmodell approximieren. Um hiermit eine valide Vorhersage der gesuchten Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsgrößen sicherstellen zu können, müssen zusätzlich auch die unbekannten Steuereingaben des Fahrers aus den verfügbaren Kontextinformationen der bevorstehenden Fahrsituation abgeleitet werden. Zu diesem Zweck beinhaltet das Fahrermodell zwei unterschiedliche Prädiktionsstrategien, um die Längs- und Querführung des virtuellen Fahrzeugs durch den menschlichen Fahrer zur Laufzeit abzuschätzen. Die dazu applizierten Verfahren werden in den nachfolgenden Abschnitten 7.2.2 und 7.2.3 vorgestellt.

7.2.2 Prädiktion der longitudinalen Fahrereingaben

Wie eingangs beschrieben, wird die Fahrzeugführung im vorgestellten Prädiktionsansatz als regelungstechnische Aufgabe verstanden, in welcher der Fahrer als Regler agiert. Für den Regelungstechniker erscheint es daher naheliegend, die zukünftigen Gas- und Bremspedalbetätigungen des Fahrers mithilfe etablierter Methoden der Regelungstheorie abzuschätzen, wie sie beispielsweise in [AZHK17] zu finden sind.

Nach diesem Grundgedanken wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit in [Lin19] zunächst eine kaskadierte Längsdynamikregelung mit Vorsteuerung und Störgrößenaufschaltung implementiert und bezüglich der erzielbaren Prädiktionsgüte untersucht. Bild 7-7 zeigt die zugrunde liegende Signal- und Datenstruktur. Hierin bildet die Sollgeschwindigkeit ${}_K\dot{x}_{Soll}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs die Führungsgröße des äußeren Geschwindigkeitsregelkreises. Zusätzlich wird ihre zeitliche Ableitung, die Fahrzeugsollbeschleunigung ${}_K\ddot{x}_{Soll}(t)$, berücksichtigt. Beide Größen gehen in Form von verfügbaren Kontextinformationen über die aktuelle Fahrsituation aus dem ASM Fahrzeug- und Umgebungsmodell hervor, wie etwa beim Durchfahren eines Streckenabschnitts mit zulässiger Höchstgeschwindigkeit oder zur fahrdynamischen Realisierbarkeit von Kurven mit sehr engen Radien, und können daher zu Beginn jeder Prädiktionssequenz aus selbigem übernommen werden. Durch Rückführung der aktuellen Geschwindigkeit ${}_K\dot{x}_{Fzg}(t)$ des reduzierten Fahrdynamikmodells aus Abschnitt 7.2.1 lässt sich dann ein Regelgesetz formulieren, mit dem die geforderte Sollgeschwindigkeit präzise eingestellt werden kann. Dabei wird zur Erhöhung der Regelgüte auch die auf das Fahrzeug wirkende Luftwiderstandskraft mittels der dargestellten Störgrößenaufschaltung und dem Zusammenhang aus Gleichung (7-2) kompensiert. Die Summe aus Störgrößenaufschaltung, Reglerausgang und Momentenvorsteuerung führt

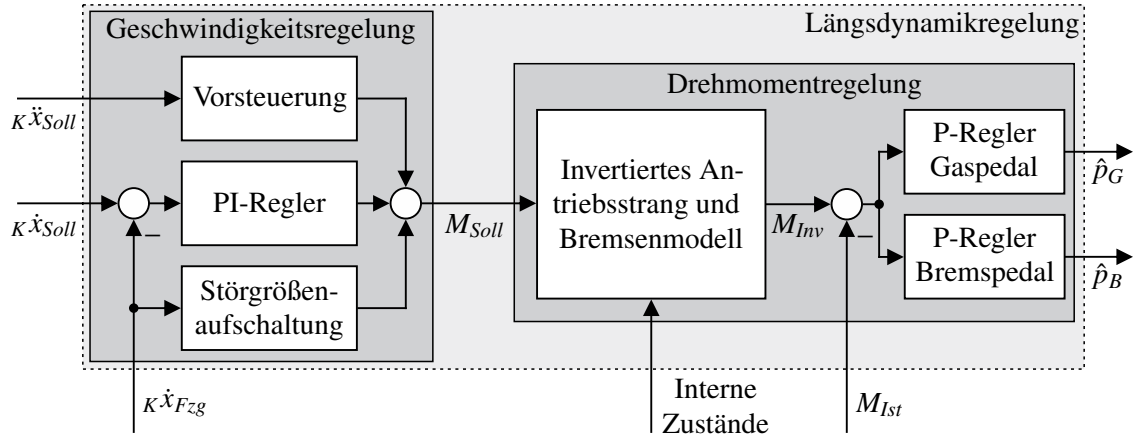


Bild 7-7: Schematischer Signalfluss der in [Lin19] präsentierte Längsdynamikregelung.

schließlich auf die Stellgröße $M_{Soll}(t)$ des äußeren Regelkreises, bei welcher es sich um ein kombiniertes Antriebs- und Bremsmoment handelt. Dies am reduzierten Fahrdynamikmodell einzustellen, ist die Aufgabe der inneren Drehmomentregelung. Dazu werden inverse Modelle der relevanten Teilsysteme von Antriebsstrang und Bremse herangezogen, um das erforderliche Sollmoment $M_{Soll}(t)$ in ein vom Fahrzeug umsetzbares Moment $M_{Inv}(t)$ zu überführen, das sich im Idealfall nicht von $M_{Soll}(t)$ unterscheidet. Hierbei wird stets der aktuelle Fahrzeugzustand mithilfe der rückgeführten internen Zustandsgrößen, wie z. B. der prädizierten Motordrehzahl, berücksichtigt. Die Regelabweichung zwischen $M_{Inv}(t)$ und dem derzeit am reduzierten Fahrdynamikmodell anliegenden Drehmoment $M_{Ist}(t)$ stellt nachfolgend die Eingangsgröße der Gas- und Bremspedalregler dar, deren Ausgangsgrößen $\hat{p}_G(t)$ bzw. $\hat{p}_B(t)$ die gesuchten Pedalstellungen in jeder Iteration des Prädiktionsalgorithmus approximieren. Eine Koordinationslogik verhindert dabei, dass beide Pedale gleichzeitig betätigt werden, da dieses dem natürlichen Verhalten des menschlichen Fahrers widerspricht. Für eine detailliertere Ausführung der beschriebenen Mechanismen sowie der zugehörigen Reglersynthese wird auf [Lin19] verwiesen.

Obwohl die in Bild 7-7 gezeigte Struktur der Längsdynamikregelung in offline Simulationen zunächst ein schnelles und stationär genaues Führungsverhalten gewährleisten konnte, traten im praktischen Fahrversuch oftmals signifikante Abweichungen zwischen den vorhergesagten und den tatsächlich auftretenden Längsbeschleunigungen $\kappa \hat{a}_{Fzg,x}(t)$ bzw. $\kappa a_{Fzg,x}(t)$ auf. Die Validierung des reduzierten Fahrzeugmodells gemäß Bild 7-6 legt diesbezüglich nahe, dass sich die besagten Prädiktionsfehler eindeutig auf eine falsche Vorhersage der longitudinalen Fahrereingaben zurückführen lassen. Identisch zu dieser Erkenntnis konnte auch in den Studien von Drop et al. [DOKB18] sowie Lamprecht et al. [LSHG19b; LSHG21] beobachtet werden, dass eine verlässliche Abschätzung der bevorstehenden Längsdynamik häufig sehr schwierig ist. Der Grund hierfür liegt in dem Umstand, dass das Verhalten eines menschlichen Fahrers stark von äußeren Randbedingungen sowie dem subjektiven Fahrstil geprägt ist und sich daher nur innerhalb gewisser Grenzen vorhersehbar verhält. Sehr anschaulich lässt sich dies am Beispiel der Einfahrt in einen geschwindigkeitsbegrenzten Streckenabschnitt, beispielsweise eine geschlossene Ortschaft, nachvollziehen. Zwar kann in diesem Szenario zweifellos eine generelle Reduktion der Fahrzeuggeschwindigkeit erwartet werden, die genaue Ausführung dieses Manövers durch den Fahrer ist jedoch auf verschiedene Arten denkbar: Leitet er den

Bremsvorgang direkt beim Erblicken des zugehörigen Verkehrszeichens ein? Wird so verzögert, dass das Fahrzeug mit Erreichen des Verkehrszeichens die geforderte Höchstgeschwindigkeit aufweist, oder lässt der Fahrer das Fahrzeug einfach ausrollen und falls ja, wann beginnt er damit? Wird eventuell eine Kombination dieser Möglichkeiten angestrebt? Diese Fragen können mit einem verhältnismäßig einfachen Regelalgorithmus kaum beantwortet werden und führen selbst bei identischen Fahrern zwangsläufig zu uneinheitlichen Ergebnissen. Hierdurch kann es leicht vorkommen, dass die vorhergesagte Referenztrajektorie sogar noch fehlerbehafteter ist als im Fall konstant gehaltener Beschleunigungsgrößen. In der Konsequenz plant die MPC dann eine für die tatsächlich eintreffende Fahrsituation ungünstige Simulatortrajektorie, wodurch die offensichtlichen Vorteile modellprädiktiver Regelungen gegenüber den klassischen filterbasierten MCA weitgehend ungenutzt bleiben.

Um dieses Problem zu umgehen, wurde in [BLGT20] ein denkbar einfacher, aber effektiver Lösungsansatz vorgestellt. Ausgehend von den bekannten aktuellen Fahrereingaben wird dabei eine lineare Extrapolation der Gas- und Bremspedalstellung vorgenommen, sodass der jeweilige Differenzenquotient

$$\begin{aligned}\frac{\Delta p_G}{\Delta t} &= \frac{p_G(k) - p_G(k-1)}{T_s}, \\ \frac{\Delta p_B}{\Delta t} &= \frac{p_B(k) - p_B(k-1)}{T_s}\end{aligned}\tag{7-7}$$

aus dem gegenwärtigen Abtastzeitpunkt k der MPC und dem vorherigen Zeitschritt $k-1$ über die Dauer des Prädiktionshorizonts konstant gehalten wird. Es liegt folglich die Annahme zugrunde, dass der Fahrer seine derzeitigen Pedalbetätigungen innerhalb der nächsten Sekunde mit gleicher Geschwindigkeit fortsetzt. In Anbetracht des charakteristischen Frequenzbereichs longitudinaler Fahrdynamiksignale (siehe Abschnitt 2.2.5) erscheint diese Vereinfachung für den Großteil normaler Fahrsituationen durchaus valide. Unabhängig vom jeweils zurückgeführten internen Systemzustand des reduzierten Fahrdynamikmodells ergeben sich die gesuchten longitudinalen Fahrereingaben mit den Differenzenquotienten aus Gleichung (7-7) somit zu

$$\begin{aligned}\hat{p}_G(k+j) &= \frac{\Delta p_G}{\Delta t} \cdot T_s \cdot j + p_G(k) \quad \forall j = 1, \dots, n_p, \\ \hat{p}_B(k+j) &= \frac{\Delta p_B}{\Delta t} \cdot T_s \cdot j + p_B(k) \quad \forall j = 1, \dots, n_p.\end{aligned}$$

Wie im Folgenden gezeigt, liefert dieses Vorgehen eine gute Approximation der realen Fahrereingaben für kurze Vorhersagehorizonte, während die Prädiktionsgüte mit steigendem Zeithorizont unweigerlich abnimmt und dadurch insbesondere die Vorpositionierung von Bewegungssystemen mit großem Arbeitsraum beeinträchtigt. Unter Berücksichtigung der vorangegangenen Überlegungen sei jedoch darauf hingewiesen, dass eine zuverlässige Vorhersage der unbekannten Fahrereingaben über einen Zeitraum von mehreren Sekunden ohnehin kritisch zu bewerten ist, da das individuelle Fahrerverhalten auch mit deutlich komplexeren Ansätzen nur sehr ungenau prädiziert werden kann.

Eine Gegenüberstellung der mit dem Regelungs- und Extrapolationsansatz erzielbaren Prädiktionsgüte ist in Bild 7-8 für ein exemplarisches Fahrszenario dargestellt. Es zeigt die

jeweils prädizierte Gaspedalstellung $\hat{p}_G(t)$ sowie die daraus resultierende Längsbeschleunigung $K\hat{a}_{Fzg,x}(t)$ und Nickwinkelgeschwindigkeit $K\hat{\omega}_{Fzg,y}(t)$ des reduzierten Fahrzeugmodells, wenn der Fahrer im Simulator einer zuvor definierten Geschwindigkeitsvorgabe folgt. Hierbei wird der Prädiktionsalgorithmus zu den Zeitpunkten t_1 bis t_5 mit den aktuellen Zustandsgrößen des ASM Referenzmodells initialisiert und das zukünftige Systemverhalten über einen Vorhersagehorizont von einer Sekunde abgeschätzt. Analog zu Bild 7-6 sind die tatsächlichen Fahrereingaben und Fahrzeugreaktionen bei Durchführung der Prädiktion noch nicht bekannt und nur zu Vergleichszwecken in der Grafik aufgeführt. Es zeigt sich bereits zum Zeitpunkt der ersten Prädiktionssequenz bei $t_1 = 32\text{ s}$ eine geringe Abweichung zwischen der durch die Längsdynamikregelung aus Bild 7-7 prädizierten und der anschließend vom Fahrer ausgeführten Gaspedalbetätigung. Offensichtlich verfolgt der Mensch im Simulator also eine andere Strategie, um die vorgegebene Zielgeschwindigkeit zu erreichen, indem er z. B. früher mit dem Beschleunigungsvorgang beginnt. Dies bewirkt einen deutlichen Prädiktionsfehler in den gesuchten Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsgrößen, der sich aufgrund des individuellen Fahrerverhaltens kaum vermeiden lässt. Mit der linearen Extrapolation der Gaspedalstellung wird die aktuelle Pedalbetätigung hingegen

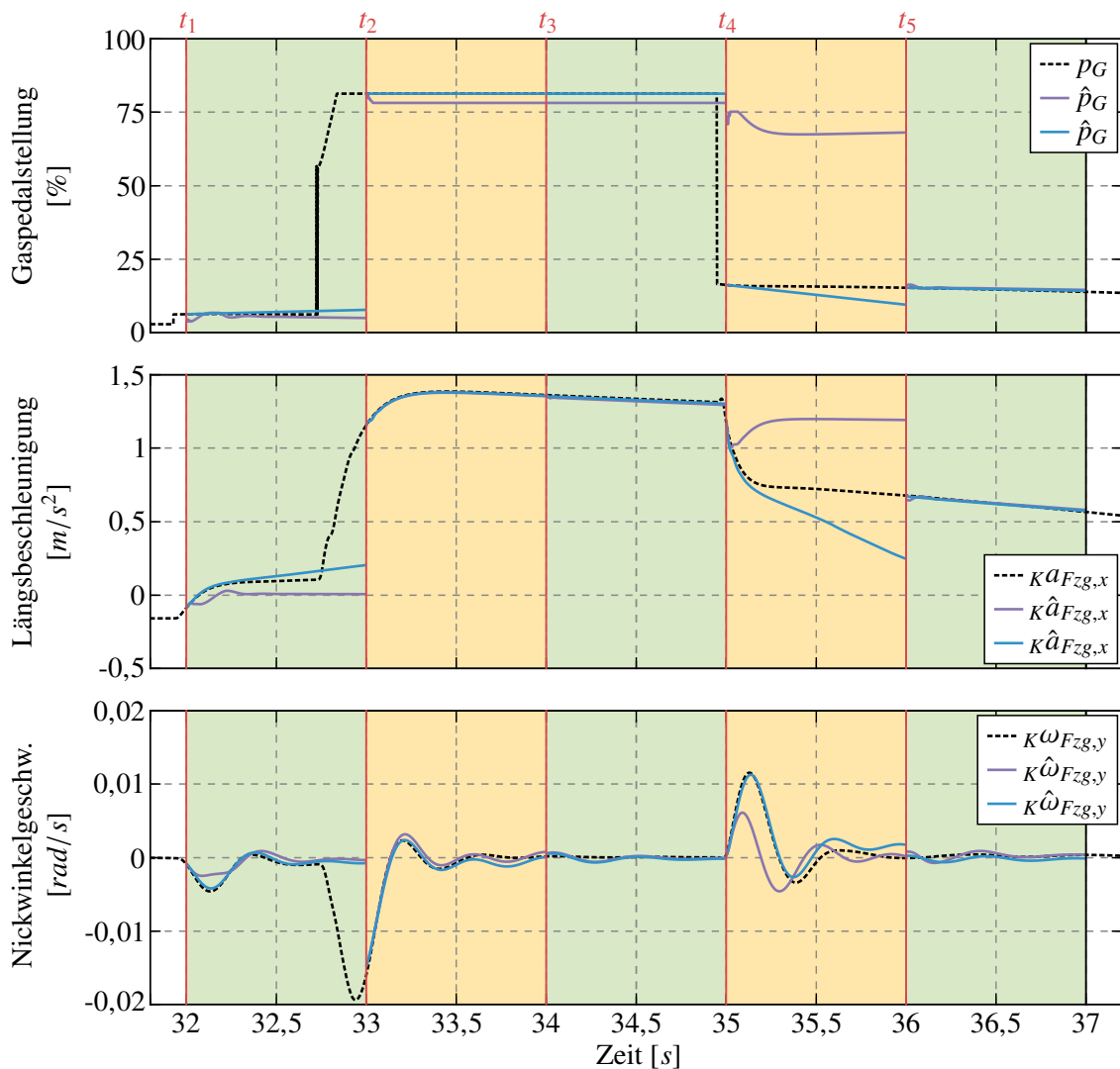


Bild 7-8: Prädiktionsgüte bei Regelung (—) und Extrapolation (—) der Gaspedalstellung.

gleichförmig weitergeführt, was im ersten Prädiktionsintervall zu einer besseren Übereinstimmung mit der tatsächlichen Fahrereingabe führt. Wie zuvor beschrieben, treten mit steigender Vorhersagedauer jedoch zwangsläufige Ungenauigkeiten auf. Durch das nichtlineare Übertragungsverhalten des reduzierten Fahrdynamikmodells werden die unbekannte Längsbeschleunigung ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ und Winkelgeschwindigkeit ${}_K \omega_{Fzg,y}(t)$ des ASM Fahrzeugmodells dennoch über weite Teile des Prädiktionshorizonts akkurat vorhergesagt.

Während beide Verfahren zu den Zeitpunkten $t_2 = 33\text{ s}$ und $t_3 = 34\text{ s}$ eine ausgezeichnete Vorhersagequalität erzielen, verdeutlicht besonders das vierte Prädiktionsintervall die Vorteile des Extrapolationsansatzes. Kurz vor Beginn der Prädiktion bei $t_4 = 35\text{ s}$ reduziert der Fahrer die Gaspedalstellung, etwa um die Zielgeschwindigkeit mit einer geringeren Beschleunigungsamplitude anzufahren. Damit weicht er von dem erwarteten und in der Längsdynamikregelung abgebildeten Fahrerverhalten ab, welches in der bevorstehenden Fahrsituation einen Beschleunigungsvorgang mit größerer Amplitude vorsieht. Damit diese am reduzierten Fahrdynamikmodell eingestellt wird, reagiert der Regelalgorithmus mit einer Erhöhung der Gaspedalstellung. Aus regelungstechnischer Sicht ist das zwar durchaus sinnvoll, sofern die geforderte Sollgeschwindigkeit ${}_K \dot{x}_{Soll}(t)$ in kürzerer Zeit erreicht werden soll, allerdings entspricht es augenscheinlich nicht dem individuellen Fahrstil des Probanden. In der Konsequenz resultieren signifikante Prädiktionsfehler, die eine optimale Planung der zukünftigen Simulatortrajektorie durch die MPC nahezu unmöglich machen. Dagegen stellen die extrapolierten Fahrereingaben den qualitativen Verlauf der Fahrzeugreaktion zunächst noch ausreichend genau und schließlich in der Tendenz richtig dar.

Die hierdurch erzeugte Vorhersageungenauigkeit lässt sich dann, wie schon in [BLGT20] beschrieben, mittels einer über den Prädiktionshorizont exponentiell abnehmenden Gewichtung der Regelabweichung in der Gütefunktion der MPC kompensieren, sodass die weiter in der Zukunft prädizierten Referenzbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten ${}_K \hat{a}_{Fzg,x}(t)$ bzw. $\hat{\omega}_{Fzg,y}(t)$ einen geringeren Einfluss auf das Regelverhalten des modellprädiktiven MCA ausüben. Zusätzlich sei daran erinnert, dass es sich bei den in Bild 7-8 dargestellten Signalverläufen lediglich um eine Momentaufnahme handelt. Durch Aktualisierung der Differenzenquotienten aus Gleichung (7-7) können daher insbesondere die mit dem Extrapolationsansatz ermittelten Referenztrajektorien im nächsten Aufruf des Prädiktionsalgorithmus nach $T_s = 25\text{ ms}$ bereits eine erheblich präzisere Abschätzung der tatsächlich bevorstehenden Fahrzeugbewegungen liefern.

Die beschriebene Untersuchung der Prädiktionsgüte verdeutlicht, wie komplex sich die Vorhersage des Fahrerverhaltens selbst in sehr einfachen Fahrsituationen ohne Interaktionen mit anderen Verkehrsteilnehmern und -infrastrukturen, wie z. B. Lichtsignalanlagen, gestaltet. Die wesentliche Unsicherheit stellt hier der menschliche Fahrer dar, dessen Verhalten nur innerhalb gewisser Grenzen und oftmals nicht mit der benötigten Genauigkeit durch einen deterministischen Regelalgorithmus reproduziert werden kann. Im Gegensatz dazu weist der beschriebene Extrapolationsansatz für den verwendeten Prädiktionshorizont von einer Sekunde klare Vorteile gegenüber einer regelungsbasierten Vorhersage der longitudinalen Fahrereingaben auf. Deshalb wird im weiteren Verlauf der Arbeit dieses sehr einfache Verfahren herangezogen, um die zukünftigen Pedalbetätigungen des Fahrers und die daraus resultierenden Fahrzeugreaktionen zur Laufzeit abzuschätzen.

7.2.3 Prädiktion der lateralen Fahrereingaben

Anders als im Fall der Längsdynamik legen die Arbeiten von Drop et al. [DOKB18] sowie Lamprecht et al. [LSHG19b] nahe, dass die lateralen Fahrereingaben zur Querverführung des virtuellen Fahrzeugs auch über einen langen Vorhersagezeitraum wesentlich zuverlässiger prädiziert werden können. Voraussetzung hierfür ist die Annahme eines bekannten Streckenverlaufs, dem der Fahrer im Simulator möglichst ideal zu folgen versucht. Auf diese Weise lassen sich bevorstehende Kurvenfahrten und die daraus resultierenden Querbeschleunigungen für mehrere Sekunden in die Zukunft antizipieren. Den Ausgangspunkt bilden dabei Informationen über den aktuellen Fahrzeugzustand, von denen insbesondere die Kontakteigenschaften zwischen Reifen und Fahrbahn einen maßgeblichen Einflussfaktor auf die in der zukünftigen Fahrsituation realisierbare Querdynamik darstellen. Folglich sollten die Kraftschlussgrenzen der Reifen in der Prädiktion zukünftiger Lenkeingriffe durch das Fahrermodell berücksichtigt werden, damit dieses auch weit über den linearen Reifenkraftbereich hinaus eine stabile Fahrzeugführung ermöglicht und so das erwartete Verhalten des menschlichen Fahrers in einem breiten Spektrum verschiedener Fahrsituationen valide annähert (z. B. bei witterungsbedingt niedrigem Reibwert). Da konventionelle lineare Ansätze zur Erfüllung dieser Aufgabe aber offensichtlich ungeeignet sind, wird mit dem Verfahren der *exakten Linearisierung* nachfolgend eine Methodik aus der nichtlinearen Regelungstheorie herangezogen, die im Kontext der Fahrzeugführung erstmals in [KNW07] vorgestellt und in der vorliegenden Arbeit zu einem prädiktiven Fahrermodell erweitert wurde.

Mathematische Beschreibung der Fahrzeugquerdynamik

Die Herleitung des zugehörigen Regelgesetzes beruht auf einer vereinfachten Beschreibungsform des nichtlinearen Einspurmodells aus Abschnitt 7.2.1, in welcher seine Querdynamik zunächst als Funktion des Schwimmwinkels ${}_K\beta_{Fzg}(t)$, der Gierrate ${}_K\dot{\psi}_{Fzg}(t)$ sowie dem Geschwindigkeitsvektor ${}_I\mathbf{v}_{Fzg}(t)$ ausgedrückt wird. Analog zur Transformationsvorschrift (7-4) gilt hierbei:

$${}_K\begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = {}^IK\mathbf{A}^T \cdot {}_I\begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos({}_I\psi_{Fzg}) & \sin({}_I\psi_{Fzg}) \\ -\sin({}_I\psi_{Fzg}) & \cos({}_I\psi_{Fzg}) \end{bmatrix} \cdot \frac{d}{dt} \left(\begin{bmatrix} v_{Fzg,x} \\ v_{Fzg,y} \end{bmatrix} \right) \quad (7-8)$$

Mit den geometrischen Beziehungen aus Bild 7-2 ergeben sich die darin enthaltenen Komponenten des inertialen Geschwindigkeitsvektors ${}_I\mathbf{v}_{Fzg}(t)$ dann in Abhängigkeit des zugehörigen Vektorbetrags ${}_Iv_{Fzg}(t)$ sowie des Schwimm- und Gierwinkels zu

$${}_I\begin{bmatrix} v_{Fzg,x} \\ v_{Fzg,y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}_Iv_{Fzg} \cdot \cos({}_I\psi_{Fzg} + {}_I\beta_{Fzg}) \\ {}_Iv_{Fzg} \cdot \sin({}_I\psi_{Fzg} + {}_I\beta_{Fzg}) \end{bmatrix}. \quad (7-9)$$

Durch Einsetzen dieses Ausdrucks in Gleichung (7-8) und Anwendung der Additionstheoreme für Winkelfunktionen lassen sich die körperfesten Fahrzeugbeschleunigungen schließlich als

$${}_K\begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -{}_Iv_{Fzg} \cdot \sin({}_K\beta_{Fzg}) \cdot ({}_K\dot{\psi}_{Fzg} + {}_K\dot{\beta}_{Fzg}) + {}_I\dot{v}_{Fzg} \cdot \cos({}_K\beta_{Fzg}) \\ {}_Iv_{Fzg} \cdot \cos({}_K\beta_{Fzg}) \cdot ({}_K\dot{\psi}_{Fzg} + {}_K\dot{\beta}_{Fzg}) + {}_I\dot{v}_{Fzg} \cdot \sin({}_K\beta_{Fzg}) \end{bmatrix} \quad (7-10)$$

beschreiben³². Wie u. a. [Kön09] anführt, beeinflussen die kinematischen Nichtlinearitäten des Einspurmodells sein dynamisches Verhalten nur geringfügig, da der relevante Schwimm- und Lenkwinkelbereich selbst bei Fahrmanövern im Grenzbereich lediglich $\pm 20^\circ$ beträgt. Für die modellbasierte Reglersynthese empfiehlt es sich deshalb, die trigonometrischen Terme mittels der Kleinwinkelnäherung zu linearisieren, wodurch sich die Zusammenhänge aus Gleichung (7-10) weiter zu

$$\begin{bmatrix} \ddot{x}_{Fzg} \\ \ddot{y}_{Fzg} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -l \dot{v}_{Fzg} \cdot {}_K\beta_{Fzg} \cdot ({}_K\dot{\psi}_{Fzg} + {}_K\dot{\beta}_{Fzg}) + l \dot{v}_{Fzg} \\ l \dot{v}_{Fzg} \cdot ({}_K\dot{\psi}_{Fzg} + {}_K\dot{\beta}_{Fzg}) + l \dot{v}_{Fzg} \cdot {}_K\beta_{Fzg} \end{bmatrix}$$

vereinfachen. Eingesetzt in die ebenfalls linearisierte Bewegungsgleichung (7-1) gilt somit für den lateralen Freiheitsgrad des Einspurmodells:

$$m \cdot (l \dot{v}_{Fzg} \cdot ({}_K\dot{\psi}_{Fzg} + {}_K\dot{\beta}_{Fzg}) + l \dot{v}_{Fzg} \cdot {}_K\beta_{Fzg}) = F_{v,y} + F_{v,x} \cdot \delta + F_{h,y}$$

Aufgrund der Multiplikation mit dem Lenkwinkel $\delta(t)$ ist der Reifenkraftanteil entlang der Fahrzeuglängsachse (besonders bei näherungsweise konstanter Fahrzeuggeschwindigkeit) betragsmäßig sehr viel kleiner als die Summe der Seitenkräfte und kann daher vernachlässigt werden. Hieraus resultiert eine Differentialgleichung erster Ordnung, welche die Dynamik des Schwimmwinkels ${}_K\beta_{Fzg}(t)$ gemäß

$${}_K\dot{\beta}_{Fzg} = \frac{1}{m \cdot l \dot{v}_{Fzg}} \cdot (F_{v,y} + F_{h,y}) - \frac{l \dot{v}_{Fzg}}{l \dot{v}_{Fzg}} \cdot {}_K\beta_{Fzg} - {}_K\dot{\psi}_{Fzg}$$

wiedergibt. Der mittlere Summand charakterisiert dabei gerade die kinematische Kopplung zwischen der Längs- und Querdynamik des Einspurmodells. Weil sich diese auch bei großen Längsbeschleunigungen nur unwesentlich auf die Querbewegung des Fahrzeugs auswirkt [Kön09], kann der Term nachfolgend zugunsten einer weiteren Modellvereinfachung problemlos vernachlässigt werden:

$${}_K\dot{\beta}_{Fzg} = \frac{1}{m \cdot l \dot{v}_{Fzg}} \cdot (F_{v,y} + F_{h,y}) - {}_K\dot{\psi}_{Fzg} \quad (7-11)$$

Für eine vollständige Beschreibung des Bewegungsverhaltens in der xy -Ebene wird zusätzlich die Gierdynamik aus Gleichung (7-5) herangezogen und unter der Annahme kleiner Lenkwinkel $\delta(t)$ zu

$${}_K\ddot{\psi}_{Fzg} = \frac{1}{J_z} \cdot (F_{v,y} \cdot l_v - F_{h,y} \cdot l_h) \quad (7-12)$$

verkürzt. Um auch mit den vereinfachten Zusammenhängen eine ausreichend genaue Nachbildung der Querdynamik bis in den Grenzbereich gewährleisten zu können, muss die nichtlineare Charakteristik der auf das Fahrzeug einwirkenden Seitenkräfte $F_{v,y}(t)$ bzw. $F_{h,y}(t)$ in die Gleichungen (7-11) und (7-12) einbezogen werden. Es ist jedoch leicht ersichtlich, dass sich ein detailliertes Reifenmodell, wie beispielsweise der im erweiterten Einspurmodell aus Abschnitt 7.2.1 implementierte semi-empirische Ansatz von Rill [Ril13; Ril19], aufgrund der resultierenden Modellkomplexität nicht für den Entwurf

³²Da beim Einspurmodell vereinfachend nur ebene Rotationen um die Fahrzeughochachse angenommen werden, gilt an dieser Stelle ${}_K\psi_{Fzg}(t) = l\psi_{Fzg}(t)$ bzw. ${}_K\beta_{Fzg}(t) = l\beta_{Fzg}(t)$.

einer Querdynamikregelung eignet. Zur Lösung dieses Problems muss folglich ein geeigneter Kompromiss gefunden werden, mit dem die degressive Gestalt der Reifenkraftkennlinie bei zugleich vertretbarer Modellierungstiefe in die Reglersynthese eingebunden werden kann. König et al. [KNW07] empfehlen hierzu eine Approximation der Seitenkräfte durch nichtlineare Arkustangensfunktionen

$$\begin{aligned} F_{v,y} &= c_{v,1} \cdot \arctan(c_{v,2} \cdot \alpha_v), \\ F_{h,y} &= c_{h,1} \cdot \arctan(c_{h,2} \cdot \alpha_h) \end{aligned} \quad (7-13)$$

der Schräglaufwinkel $\alpha_v(t)$ und $\alpha_h(t)$. Anders als bei einem linearen Reifenkraftgesetz lassen sich auf diese Weise die jeweiligen Kraftschlussgrenzen an der Vorder- und Hinterachse berücksichtigen.

Um die Seitenkraftübertragung bestmöglich an die spezifischen Reifeneigenschaften des ASM Referenzmodells anzupassen, wurde in [Lin19] eine numerische Optimierung der zugehörigen Parameter $c_{v,1}$, $c_{v,2}$, $c_{h,1}$ sowie $c_{h,2}$ vorgenommen und anhand verschiedener Fahrscenarien validiert. Bild 7-9 zeigt eine Gegenüberstellung der simulierten Seitenkräfte aus dem ASM Fahrzeugmodell und den angenäherten Kräften bei schneller Fahrt auf einer kurvigen Straße. Wie dargestellt, bilden die Arkustangensfunktionen die laterale Kraftübertragung des TMeasy Reifenmodells aus dem ASM bis weit in den fahrdynamischen Grenzbereich, nahe der Kraftschlussgrenze, präzise ab. Aufgrund von dynamischen Achslastschwankungen beim Beschleunigen oder Verzögern des Fahrzeugs treten mit dem komplexen Reifenmodell jedoch besonders an der Hinterachse geringe Streuungen auf, die mit der vergleichsweise einfachen Berechnungsvorschrift (7-13) nicht wiedergegeben werden können. Basierend auf den in [Kön09] dokumentierten Ergebnissen ist aber davon auszugehen, dass derartige Effekte für den Entwurf eines Querdynamikreglers ohne eine nennenswerte Beeinträchtigung der Regelgüte zu vernachlässigen sind.

Zur Ermittlung der Schräglaufwinkel $\alpha_v(t)$ und $\alpha_h(t)$ können nun die jeweiligen Geschwindigkeitsbeziehungen am Kontaktpunkt von Rad und Fahrbahn herangezogen wer-

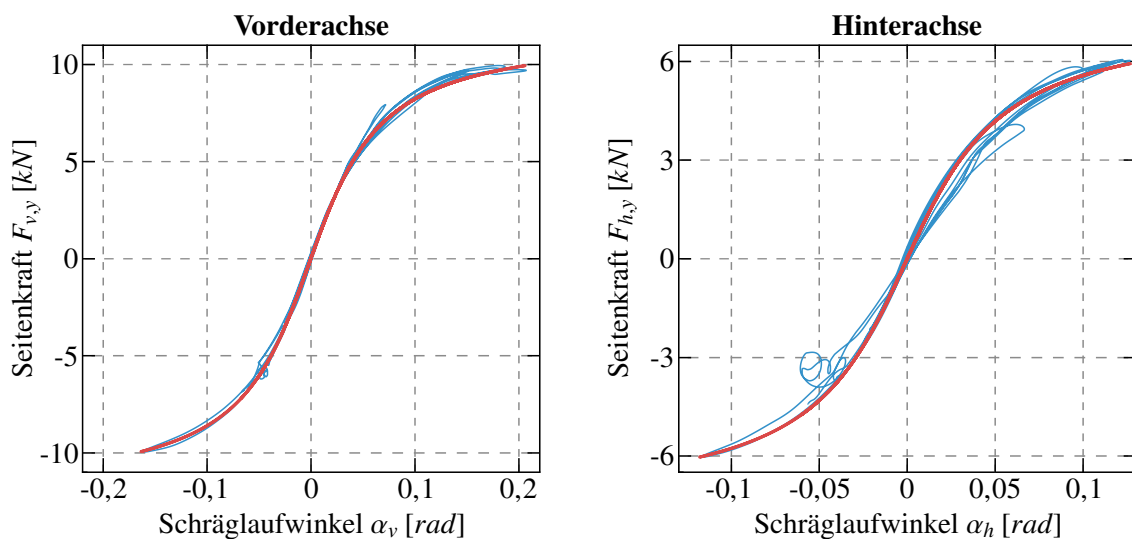


Bild 7-9: Seitenkräfte des ASM Referenzmodells (—) und der Arkustangensfunktion (—).

den [MW14]. Hieraus gehen unter Berücksichtigung der Eulerschen Differentiationsregel aus Gleichung (2-21) die Zusammenhänge

$$\tan(\delta - \alpha_v) = \frac{{}_I v_{Fzg} \cdot \sin({}_K \beta_{Fzg}) + l_v \cdot {}_K \dot{\psi}_{Fzg}}{{}_I v_{Fzg} \cdot \cos({}_K \beta_{Fzg})},$$

$$\tan(\alpha_h) = \frac{-{}_I v_{Fzg} \cdot \sin({}_K \beta_{Fzg}) + l_h \cdot {}_K \dot{\psi}_{Fzg}}{{}_I v_{Fzg} \cdot \cos({}_K \beta_{Fzg})}$$

hervor, welche sich mit der zuvor angewandten Kleinwinkelnäherung zu

$$\alpha_v = \delta - {}_K \beta_{Fzg} - \frac{l_v}{{}_I v_{Fzg}} \cdot {}_K \dot{\psi}_{Fzg},$$

$$\alpha_h = -{}_K \beta_{Fzg} + \frac{l_h}{{}_I v_{Fzg}} \cdot {}_K \dot{\psi}_{Fzg}$$
(7-14)

vereinfachen. Da der Querdynamikregler das virtuelle Fahrzeug entlang eines vorgegebenen Fahrwegs führen soll, muss zusätzlich die Relativbewegung gegenüber der Sollspur entsprechend den in Bild 7-10 dargestellten geometrischen Verhältnissen hergeleitet werden. Anstelle des Fahrzeugschwerpunkts wird die Regelabweichung $\epsilon(t)$ hierbei auf einen körperfesten Referenzpunkt P bezogen, der sich in einem konstanten Vorausschauabstand l_P vor dem Schwerpunkt befindet. Wie die Untersuchungen von König [Kön09] verdeutlichen, wirkt sich der Vorausschauabstand dann dämpfend auf das Regelverhalten des spurgeführten Fahrzeugs aus. Abhängig vom bekannten Ortsvektor ${}_I \mathbf{r}_{Fzg}(t)$ des Fahrzeugschwerpunkts lässt sich die Position ${}_I \mathbf{r}_P(t)$ des Referenzpunkts nun wie folgt im inertialen Bezugssystem ausdrücken:

$${}_I \mathbf{r}_P = {}_I \mathbf{r}_{Fzg} + {}^I K \mathbf{A} \cdot \begin{bmatrix} l_P \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}_I x_{Fzg} + l_P \cdot \cos({}_K \psi_{Fzg}) \\ {}_I y_{Fzg} + l_P \cdot \sin({}_K \psi_{Fzg}) \end{bmatrix}$$

Entsprechend Gleichung (2-18) lassen sich nachfolgend die korrespondierenden Geschwindigkeitsgrößen durch Differentiation des Ortsvektors ${}_I \mathbf{r}_P(t)$ nach der Zeit zu

$${}_I \mathbf{v}_P = \frac{d}{dt} {}_I \mathbf{r}_P = \begin{bmatrix} {}_I \dot{x}_{Fzg} - l_P \cdot \sin({}_K \psi_{Fzg}) \cdot {}_K \dot{\psi}_{Fzg} \\ {}_I \dot{y}_{Fzg} + l_P \cdot \cos({}_K \psi_{Fzg}) \cdot {}_K \dot{\psi}_{Fzg} \end{bmatrix}$$

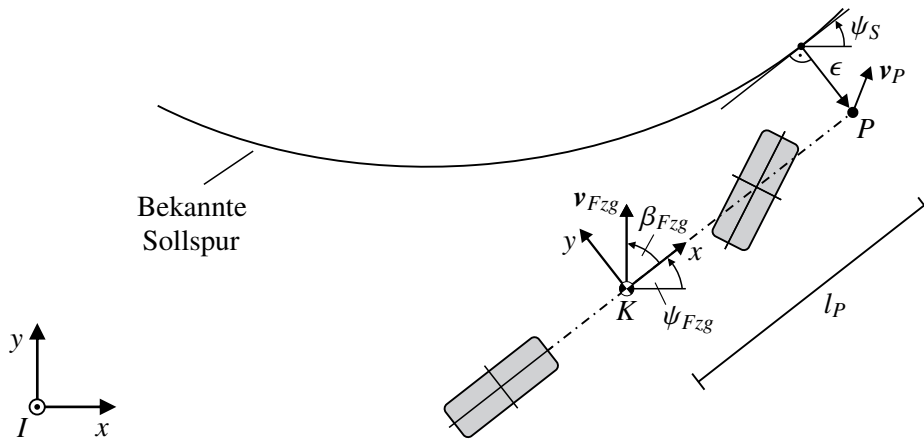


Bild 7-10: Geometrische Beziehungen der lateralen Spurabweichung nach [KNW07].

bestimmen. Aus der Transformation in ein fahrbahnfestes Koordinatensystem, das gegenüber dem I -System um den Fahrbahngierwinkel ${}_I\psi_S(t)$ gedreht ist, kann die Änderung $\dot{\epsilon}(t)$ der Querabweichung senkrecht zur Sollspur beschrieben werden:

$$\dot{\epsilon} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos({}_I\psi_S) & \sin({}_I\psi_S) \\ -\sin({}_I\psi_S) & \cos({}_I\psi_S) \end{bmatrix} \cdot {}_I\mathbf{v}_P$$

Das Ausmultiplizieren dieser Gleichung liefert unter Berücksichtigung der bekannten trigonometrischen Additionstheoreme sowie der in Gleichung (7-9) eingeführten Geschwindigkeitsbeziehungen

$$\begin{aligned} {}_I\dot{x}_{Fzg} &= {}_Iv_{Fzg} \cdot \cos({}_K\psi_{Fzg} + {}_K\beta_{Fzg}), \\ {}_I\dot{y}_{Fzg} &= {}_Iv_{Fzg} \cdot \sin({}_K\psi_{Fzg} + {}_K\beta_{Fzg}) \end{aligned}$$

schließlich den Ausdruck

$$\dot{\epsilon} = {}_Iv_{Fzg} \cdot \sin({}_K\psi_{Fzg} + {}_K\beta_{Fzg} - {}_I\psi_S) + l_P \cdot {}_K\dot{\psi}_{Fzg} \cdot \cos({}_K\psi_{Fzg} - {}_I\psi_S). \quad (7-15)$$

Wird ferner vorausgesetzt, dass die hierin enthaltene Fahrtrichtung ${}_K\psi_{Fzg}(t) + {}_K\beta_{Fzg}(t)$ bei aktivem Querdynamikregler zu keinem Zeitpunkt deutlich vom Fahrbahngierwinkel ${}_I\psi_S(t)$ abweicht, kann der Ausdruck (7-15) ebenfalls linearisiert werden, wodurch für die zeitliche Änderung der Regelabweichung am Referenzpunkt P

$$\dot{\epsilon} = {}_Iv_{Fzg} \cdot ({}_K\psi_{Fzg} + {}_K\beta_{Fzg} - {}_I\psi_S) + l_P \cdot {}_K\dot{\psi}_{Fzg} \quad (7-16)$$

gilt. Zur Vervollständigung des Streckenmodells ist es zudem notwendig, die begrenzte Bandbreite der mit diesem Verfahren zu prädiszierenden Lenkeingriffe abzubilden. Mitschke und Wallentowitz [MW14] benennen diesbezüglich eine Frequenz von 1,5 Hz als die vom menschlichen Fahrer maximal ausführbare Lenkfrequenz, weshalb dieser Wert für ein möglichst realitätsnahes Lenkverhalten des Fahrermodells nicht überschritten werden sollte. Hierzu wird die Dynamik zukünftig erwarteter Lenkbewegungen auf sehr einfache Weise durch ein Verzögerungsglied erster Ordnung mit der Differentialgleichung

$$\dot{\delta} + \omega_0 \cdot \delta = \omega_0 \cdot u_L \quad (7-17)$$

modelliert, in der die Variable $u_L(t)$ den Stelleingang des Querdynamikmodells kennzeichnet, während ω_0 die Eckfrequenz des Tiefpassfilters beschreibt. Nach Einführung des Zustandsvektors

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} {}_K\psi_{Fzg} & {}_K\dot{\psi}_{Fzg} & {}_K\beta_{Fzg} & \epsilon & \delta \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5 \quad (7-18)$$

erhält man aus den Gleichungen (7-11), (7-12), (7-16) und (7-17) anschließend die Systembeschreibung des Querdynamikmodells als nichtlineares Differentialgleichungssystem der Form

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, \\ \dot{x}_2 &= \frac{1}{J_z} \cdot (F_{v,y} \cdot l_v - F_{h,y} \cdot l_h), \\ \dot{x}_3 &= \frac{1}{m \cdot {}_Iv_{Fzg}} \cdot (F_{v,y} + F_{h,y}) - x_2, \\ \dot{x}_4 &= {}_Iv_{Fzg} \cdot (x_1 + x_3) + l_P \cdot x_2 - {}_Iv_{Fzg} \cdot {}_I\psi_S, \\ \dot{x}_5 &= -\omega_0 \cdot x_5 + \omega_0 \cdot u_L, \end{aligned} \quad (7-19)$$

mit den zugehörigen Seitenkraftgesetzen aus den Gleichungen (7-13) und (7-14):

$$F_{v,y} = c_{v,1} \cdot \arctan \left(c_{v,2} \cdot x_5 - c_{v,2} \cdot x_3 - \frac{c_{v,2} \cdot l_v}{l v_{Fzg}} \cdot x_2 \right),$$

$$F_{h,y} = c_{h,1} \cdot \arctan \left(-c_{h,2} \cdot x_3 + \frac{c_{h,2} \cdot l_h}{l v_{Fzg}} \cdot x_2 \right)$$

Hierin können der Lenkeingriff $u_L(t)$ des Fahrers und der bekannte Fahrbahngierwinkel ${}_I\psi_S(t)$ als Stell- bzw. Störeingang aufgefasst werden, welche jeweils linear mit den Eingangsvektoren

$$\mathbf{g}_u = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \omega_0 \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5 \quad \text{und} \quad \mathbf{g}_z = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -l v_{Fzg} & 0 \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5$$

in das vereinfachte Querdynamikmodell eingehen. Somit können die Systemgleichungen (7-19) in die kompakte Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_u \cdot u_L + \mathbf{g}_z \cdot {}_I\psi_S, \\ y &= h(\mathbf{x}) \end{aligned} \tag{7-20}$$

des nichtlinearen Einspurmodells überführt werden. Dabei entspricht der skalare Ausgang $y(t)$ der seitlichen Regelabweichung $\epsilon(t)$ von der Sollspur und geht folglich in linearer Form aus dem Zustandsvektor hervor:

$$y = \epsilon = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{x}$$

Aus der Beschreibungsform (7-20) ist dann direkt ersichtlich, dass das betrachtete Fahrdynamikmodell einer besonderen Klasse von nichtlinearen Systemen, den sogenannten *eingangsaffinen Systemen*, zuzuordnen ist [Föll14]. Die besonderen Eigenschaften derartiger Systeme lassen sich sehr vorteilhaft im Entwurf einer Querdynamikregelung ausnutzen, was nachfolgend im Detail beleuchtet wird.

Synthese des nichtlinearen Lenkreglers

Basierend auf den vorangegangenen Überlegungen soll der im Prädiktionsalgorithmus aus Bild 7-1 eingesetzte Spurführungsregler die nichtlineare Seitenkraftcharakteristik der Reifen berücksichtigen, um eine präzise Abschätzung der lateralen Fahrzeugbewegungen bis in den fahrdynamischen Grenzbereich zu gewährleisten. Der Reglersynthese liegt dabei die zuvor hergeleitete Systembeschreibung (7-20) als Strecke zugrunde, sodass analytische Entwurfsverfahren der nichtlinearen Regelungstheorie herangezogen werden können. Dazu eignen sich im Fall der hier betrachteten Klasse der eingangsaffinen Systeme speziell Verfahren nach dem Prinzip der *exakten Linearisierung* [Föll14], weshalb diese Methode im Folgenden zur Auslegung des Lenkreglers Anwendung findet. Die Herleitung des Regelgesetzes orientiert sich hierbei an dem in [Kön09] dokumentierten Vorgehen.

Gemäß der schematischen Darstellung in Bild 7-11 beruht der Grundgedanke dieses Verfahrens auf einer Eliminierung der in der Regelstrecke enthaltenen Nichtlinearitäten durch einen geeigneten Kompensationsterm. Das so erhaltene linearisierte System lässt sich dann im nächsten Schritt mithilfe einer linearen Rückführung und dem Aufschalten

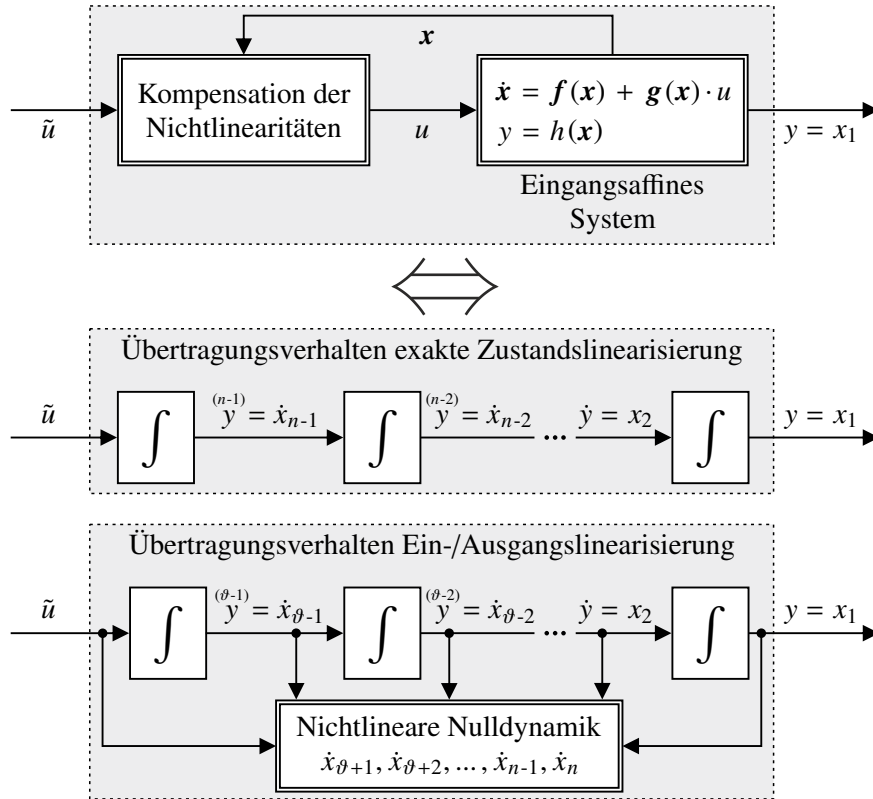


Bild 7-11: Funktionsschema der exakten Linearisierung nach [Kön09].

eines neuen Systemeingangs $\tilde{u}(t)$ gezielt beeinflussen. Wie abgebildet, muss jedoch abhängig vom relativen Grad ϑ der Strecke zwischen *exakter Zustandslinearisierung* und *Ein-/Ausgangslinearisierung* differenziert werden. Liegt ein System in nichtlinearer Regulationsnormalform vor³³, so ist die Differenzordnung ϑ identisch der Systemordnung n und das Übertragungsverhalten vom neuen Eingang $\tilde{u}(t)$ lässt sich auf jede einzelne Zustandsvariable $x_1(t), \dots, x_n(t)$ exakt linearisieren, wodurch das in Bild 7-11 mittig gezeigte n -fache Integratorverhalten resultiert. Ist die Differenzordnung ϑ hingegen kleiner der Systemordnung n , kann lediglich das Ein-/Ausgangsverhalten exakt linearisiert werden. Nach Kompensation der Nichtlinearitäten im Streckenmodell verbleiben somit noch $n - \vartheta$ weitere Zustandsgrößen, welche die sogenannte *Nulldynamik* des Systems kennzeichnen. Wie unten in Bild 7-11 verdeutlicht, übt diese interne Dynamik keinerlei Rückwirkung auf den Systemausgang aus und kann deshalb auch nicht mittels einer zusätzlichen Rückführung über den Eingang $\tilde{u}(t)$ beeinflusst werden. In der Konsequenz ist es zwingend erforderlich, dass die Nulldynamik ein asymptotisch stabiles Verhalten aufweist, damit ein unbegrenztes Anwachsen der nicht regelbaren Zustandsvariablen $x_{\vartheta+1}(t), \dots, x_n(t)$ zu jedem Zeitpunkt auszuschließen ist [Sva06; Rüb17].

Um die Differenzordnung des hier betrachteten Fahrzeugmodells aus Gleichung (7-20) untersuchen zu können, werden nun die zeitlichen Ableitungen des Systemausgangs

$$\epsilon = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{x} = x_4$$

³³Oder kann es durch eine geeignete Transformation auf Regulationsnormalform überführt werden.

gebildet, bis ein Durchgriff des Stelleingangs $u_L(t)$ auf den abgeleiteten Ausgang existiert (vgl. Abschnitt 5.5.1). Die Anwendung der Kettenregel liefert dabei unmittelbar den Zusammenhang

$$\dot{\epsilon} = \frac{d\epsilon(h(\mathbf{x}))}{dt} = \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \cdot \frac{d\mathbf{x}}{dt} = \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \cdot \left(\mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_u \cdot u_L + \mathbf{g}_z \cdot {}_I\psi_S \right),$$

welcher mit der in Anhang A6 aufgeführten Definition der *Lie-Ableitung* sehr übersichtlich zu dem Ausdruck

$$\dot{\epsilon} = L_f h(\mathbf{x}) + \underbrace{L_{\mathbf{g}_u} h(\mathbf{x}) \cdot u_L + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\psi_S}_0 = L_f h(\mathbf{x}) + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\psi_S$$

zusammengefasst werden kann. Ausgehend hiervon berechnen sich dann ebenso die zweite und dritte Zeitableitung des Ausgangs gemäß den nachstehenden Beziehungen:

$$\begin{aligned} \ddot{\epsilon} &= \frac{d\dot{\epsilon}(h(\mathbf{x}), {}_I\psi_S)}{dt} = \frac{\partial \dot{\epsilon}(h(\mathbf{x}), {}_I\psi_S)}{\partial \mathbf{x}} \cdot \frac{d\mathbf{x}}{dt} + \frac{\partial \dot{\epsilon}(h(\mathbf{x}), {}_I\psi_S)}{\partial {}_I\psi_S} \cdot \frac{d{}_I\psi_S}{dt} \\ &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left(L_f h(\mathbf{x}) + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\psi_S \right) \cdot \left(\mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_u \cdot u_L + \mathbf{g}_z \cdot {}_I\psi_S \right) + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\dot{\psi}_S \\ &= L_f^2 h(\mathbf{x}) + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\dot{\psi}_S, \\ \ddot{\ddot{\epsilon}} &= \frac{d\ddot{\epsilon}(h(\mathbf{x}), {}_I\dot{\psi}_S)}{dt} = \frac{\partial \ddot{\epsilon}(h(\mathbf{x}), {}_I\dot{\psi}_S)}{\partial \mathbf{x}} \cdot \frac{d\mathbf{x}}{dt} + \frac{\partial \ddot{\epsilon}(h(\mathbf{x}), {}_I\dot{\psi}_S)}{\partial {}_I\dot{\psi}_S} \cdot \frac{d{}_I\dot{\psi}_S}{dt} \\ &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left(L_f^2 h(\mathbf{x}) + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\dot{\psi}_S \right) \cdot \left(\mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_u \cdot u_L + \mathbf{g}_z \cdot {}_I\psi_S \right) + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\ddot{\psi}_S \\ &= L_f^3 h(\mathbf{x}) + L_{\mathbf{g}_u} L_f^2 h(\mathbf{x}) \cdot u_L + L_{\mathbf{g}_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\ddot{\psi}_S \end{aligned} \tag{7-21}$$

Daraus ist sofort ersichtlich, dass die Wirkung der Stellgröße $u_L(t)$ erstmals im dritten Derivat $\ddot{\ddot{\epsilon}}(t)$ des Systemausgangs auftritt und folglich die Differenzordnung $\vartheta = 3$ vorliegt. Mit dem Zustandsvektor $\mathbf{x}(t)$ aus Gleichung (7-18) resultiert hingegen eine Systemordnung von $n = 5$, sodass an dieser Stelle $\vartheta < n$ gilt. Wie eingangs beschrieben kann somit lediglich das Ein-/Ausgangsverhalten des Streckenmodells mithilfe eines Kompensationsterms linearisiert werden. Es verbleibt also eine nichtlineare Nulldynamik im System, die als nicht beeinflussbare Gierbewegung des Fahrzeugs interpretiert werden kann, obwohl der Referenzpunkt P exakt der vorgegebenen Sollspur folgt ($\epsilon = \dot{\epsilon} = \ddot{\epsilon} = \ddot{\ddot{\epsilon}} = 0$). Durch Transformation auf die nichtlineare Ein-/Ausgangsnormalform wird jedoch in [KNW07] nachgewiesen, dass die Forderung nach asymptotischer Stabilität der Nulldynamik erfüllt ist und ihre Existenz die Fahrzeugquerführung daher nicht beeinträchtigt.

Damit gestaltet sich der eigentliche Entwurf des Lenkreglers wenig aufwändig. Zunächst wird ein entsprechender Kompensationsterm eingeführt, um einen linearen Zusammenhang der Form

$$\ddot{\ddot{\epsilon}} = \ddot{\ddot{\epsilon}} = \tilde{u}$$

zwischen der abgeleiteten Ausgangsgröße $\ddot{\ddot{\epsilon}}(t)$ und dem neuen Systemeingang $\tilde{u}(t)$ herzustellen. Infolgedessen entspricht das neue Ein-/Ausgangsverhalten analog zu Bild 7-11 einem dreifachen Integrator:

$$\ddot{\ddot{\epsilon}}(t) = \tilde{u}(t) \quad \circ \text{---} \bullet \quad Y(s) = \frac{1}{s^3} \cdot \tilde{U}(s) \tag{7-22}$$

Die hierzu notwendige Kompensationsvorschrift kann nun direkt aus Gleichung (7-21) abgeleitet werden:

$$\begin{aligned}\tilde{u} &= L_f^3 h(\mathbf{x}) + L_{g_u} L_f^2 h(\mathbf{x}) \cdot u_L + L_{g_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\ddot{\psi}_S \\ \Leftrightarrow u_L &= \frac{1}{L_{g_u} L_f^2 h(\mathbf{x})} \cdot \left(-L_f^3 h(\mathbf{x}) - L_{g_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\ddot{\psi}_S + \tilde{u} \right)\end{aligned}\quad (7-23)$$

Das auf diese Weise erzeugte lineare Teilsystem der Ordnung $\vartheta = 3$ besitzt die in Gleichung (7-22) geforderte Ein-/Ausgangsdynamik und lässt sich schließlich mittels einer klassischen linearen Zustandsrückführung

$$\tilde{u} = -\mathbf{r} \cdot \begin{bmatrix} \epsilon \\ \dot{\epsilon} \\ \ddot{\epsilon} \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} h(\mathbf{x}) \\ L_f h(\mathbf{x}) + L_{g_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\dot{\psi}_S \\ L_f^2 h(\mathbf{x}) + L_{g_z} h(\mathbf{x}) \cdot {}_I\ddot{\psi}_S \end{bmatrix}\quad (7-24)$$

regeln. Ergänzend zu dem in [Föl14] dokumentierten Verfahren wird hierbei auch die Kenntnis über die Störgröße ${}_I\psi_S(t)$ geschickt in die Rückführgesetze (7-23) und (7-24) eingebunden. Dies lässt sich als reglerinterne Vorsteuerung interpretieren, sodass die lineare Komponente des in Bild 7-12 dargestellten geschlossenen Regelkreises nur für das Ausregeln äußerer Störungen sowie Modellunsicherheiten zuständig ist und ihre Dynamik relativ langsam gewählt werden kann [Kön09].

Wie bei jedem Regelungsentwurf sind nun noch geeignete Reglerparameter zu bestimmen, mit denen sich eine gewünschte Systemdynamik einstellt. Dazu wird zunächst das charakteristische Polynom des geschlossenen Regelkreises betrachtet, welches ausgehend von dem in Gleichung (7-22) geforderten Integratorverhalten der ein-/ausganglinearisierten Strecke wie folgt lautet:

$$P(s) = s^3 + r_3 \cdot s^2 + r_2 \cdot s + r_1 \quad (7-25)$$

Soll die Dynamik des geregelten Systems nachfolgend ein lineares Übertragungsverhalten mit einem dreifachen Wunscheigenwert λ_W aufweisen, resultiert das zugehörige charakteristische Wunschpolynom als

$$P_W(s) = (s - \lambda_W)^3 = s^3 - 3 \cdot \lambda_W \cdot s^2 + 3 \cdot \lambda_W^2 \cdot s - \lambda_W^3. \quad (7-26)$$

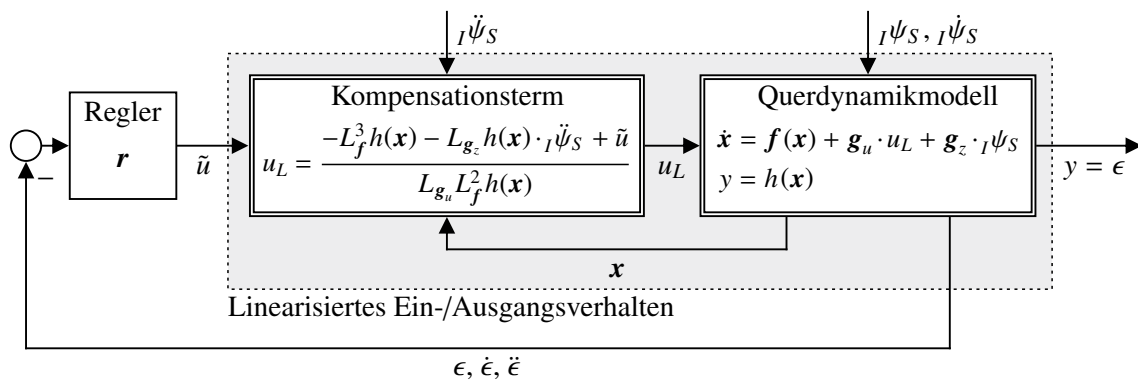


Bild 7-12: Signalfluss des geschlossenen Querdynamikregelkreises im Blockschaltbild.

Nach dem Prinzip des Reglerentwurfs durch Polvorgabe (siehe Abschnitt 2.5.2) erhält man die Synthesegleichungen der Reglermatrixelemente dann unmittelbar aus dem Koeffizientenvergleich der Gleichungen (7-25) und (7-26):

$$r_1 = -\lambda_w^3, \quad r_2 = 3 \cdot \lambda_w^2, \quad r_3 = -3 \cdot \lambda_w$$

Weil mit dem linearisierten Übertragungsverhalten der Strecke ein SISO-System vorliegt, ist die aufgeführte Lösung des Rückführvektors $\mathbf{r}$ zudem auch eindeutig. Die gesamte Parametrierung des nichtlinearen Lenkreglers reduziert sich somit auf die Vorgabe der Polstelle λ_w . Diese bestimmt die Zeit, nach der die Anfangsauslenkungen ϵ_0 zu Beginn jeder Prädiktionssequenz durch das Fahrermodell ausgegelt werden und weist daher eine sehr anschauliche physikalische Bedeutung auf, was einen wesentlichen Vorteil gegenüber den in der Literatur publizierten Ansätzen von [DOKB18] bzw. [LSHG19b] darstellt. Darüber hinaus zeichnet sich das beschriebene Verfahren durch seine herausragende Applikationsfreundlichkeit und dem damit einhergehenden geringen Berechnungsaufwand aus, wodurch es hervorragend für den Einsatz im iterativen Prädiktionsalgorithmus aus Bild 7-1 geeignet ist.

Zur Evaluation der mit dem vorgestellten Ansatz realisierbaren Prädiktionsgüte zeigt Bild 7-13 die vorhergesagten Fahrereingaben und Fahrzeugreaktionen im Vergleich zu den tatsächlich aufgetretenen Größen im Fahrversuch. Für eine bessere Übersichtlichkeit ist hier nur ein Teilausschnitt der vollständigen Simulationsdauer über fünf Prädiktionsintervalle in einer Kurvenfahrt dargestellt. Dabei geht die abgebildete Lenkwinkelschätzung $\hat{\delta}(t)$ entsprechend Gleichung (7-17) aus der PT1-Filterung der Stellgröße $u_L(t)$ nach Gleichung (7-23) hervor. Es ist ersichtlich, dass der Querdynamikregler die zu Beginn jeder Prädiktionssequenz unbekannten Lenkbewegungen $\delta(t)$ präzise annähert, sofern der Fahrer dem vorgegebenen Streckenverlauf folgt. Lediglich die zum Zeitpunkt $t_2 = 32\text{ s}$ durchgeführte Prädiktion weist einen geringfügig größeren Vorhersagefehler auf, was mit dem individuellen Lenkverhalten des menschlichen Fahrers erklärt werden kann. Das virtuelle Fahrzeug befindet sich zu diesem Zeitpunkt gerade am Kurvenausgang, weshalb der Regler eine Reduktion des Lenkwinkels prädiziert. Diese fällt aber geringer aus als die tatsächlich eintretende Lenkbewegung, beispielsweise weil sich der Fahrer an der mittleren Fahrbahnmarkierung orientiert und die Kurve daher leicht schneidet. Derartige Abweichungen sind kaum zu vermeiden, da der Mensch das Fahrzeug im Gegensatz zu einem Regelalgorithmus häufig nicht exakt in der Fahrspurmitte führt. Die prädizierten Lenkwinkel $\hat{\delta}(t)$ werden anschließend am reduzierten Fahrdynamikmodell aufgeschaltet, um die vom MCA benötigten Informationen über die zukünftigen Querbeschleunigungen ${}_K\hat{a}_{Fzg,y}(t)$ und Wankwinkelgeschwindigkeiten ${}_K\hat{\omega}_{Fzg,x}(t)$ zu erhalten.

Wie Bild 7-13 verdeutlicht, wird dadurch auch die Querbeschleunigung mit sehr guter Qualität vorhergesagt. Dies ist wenig verwunderlich, da bereits in Abschnitt 7.2.1 gezeigt werden konnte, dass das nichtlineare Einspurmodell die Querdynamik des ASM Referenzmodells ausgezeichnet wiedergibt, wenn die prädizierten Lenkwinkel die realen Fahrereingaben korrekt abbilden. In der Konsequenz überträgt sich die Vorhersagegenauigkeit der zum Zeitpunkt t_2 durchgeführten Prädiktion ebenso auf die Querbeschleunigung ${}_K\hat{a}_{Fzg,y}(t)$. Trotz dieses Vorhersagefehlers ist es allerdings offensichtlich, dass die modellbasiert prädizierten Beschleunigungsgrößen die bevorstehende Fahrsituation wesentlich genauer annähern als eine konstant gehaltene Referenztrajektorie und folglich eine effizientere Ansteuerung des Fahrersimulators durch die MPC erwartet werden kann.

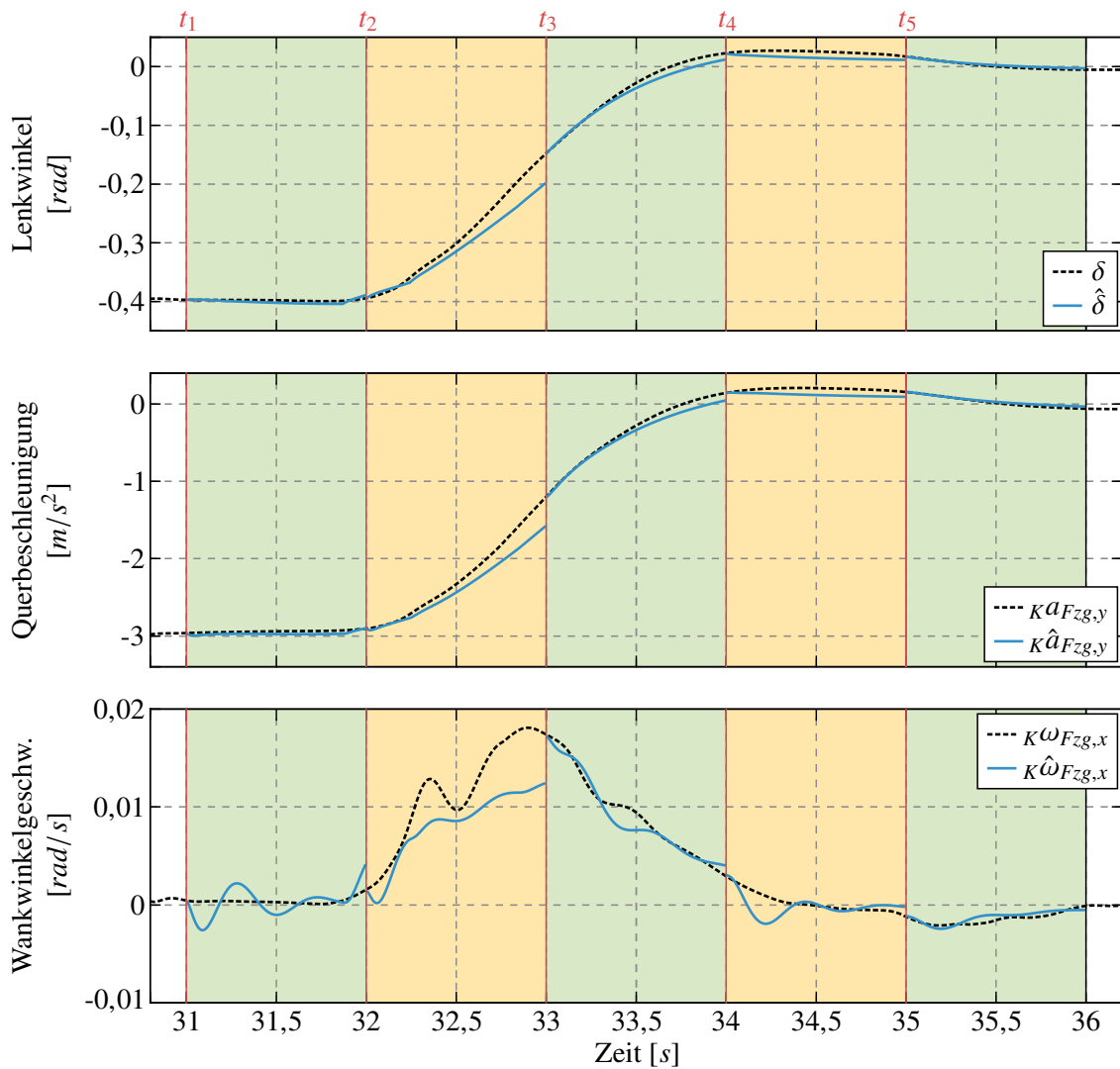


Bild 7-13: Regelungsbasierte Prädiktion der Querdynamik am Beispiel einer Kurvenfahrt.

Dagegen unterliegen die prädizierten Wankwinkelgeschwindigkeiten $K\hat{\omega}_{Fzg,x}(t)$ einer größeren Abweichung gegenüber dem Referenzsignal aus dem ASM Fahrzeugmodell. Neben der Vorhersagegenauigkeit des Lenkverhaltens sind diese Fehler zusätzlich auf die getroffenen Modellvereinfachungen des Rotations- und Vertikaldynamikmodells, etwa die vernachlässigte Kinematik der Radaufhängungen einschließlich der Stabilisatoren, zurückführen. Beachtet man jedoch die Achsenskalierung, so wird deutlich, dass es sich um betragsmäßig kleine Abweichungen unterhalb der in Tabelle 2-5 dokumentierten Wahrnehmungsschwelle handelt. Weil zudem die Drehraten des Bewegungssystems aufgrund der Tilt Coordination Neigung ohnehin von denen des virtuellen Fahrzeugs abweichen, ist durch die abgebildeten Prädiktionsfehler keine relevante Beeinträchtigung des Fahrindrucks im Simulator zu erwarten. Damit erfüllt die vorgestellte Prädiktionsstrategie, bestehend aus nichtlinearem Lenkregler und reduziertem Fahrdynamikmodell, alle Genauigkeitsanforderungen der interaktiven Fahrsimulation.

7.3 Resultierender modellprädiktiver Motion Cueing Algorithmus

Unter Verwendung der in den vorherigen Abschnitten eingeführten Techniken und Methoden können die unbekannten Fahrzeugbewegungen nun zuverlässig in Abhängigkeit der bevorstehenden Fahrsituation und des aktuellen Systemzustands angenähert werden. Somit stellt die modellbasierte Referenzgrößenprädiktion eine notwendige und zugleich logische Ergänzung des modellprädiktiven Regelalgorithmus aus Kapitel 6 dar, aus der die in Bild 7-14 dargestellte Gesamtstruktur des entwickelten MCA hervorgeht. Wie abgebildet, wird vor jedem Aufruf der MPC eine modellbasierte Schätzung der im Prädiktionshorizont zu erwartenden Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten

$$\hat{\mathbf{r}}(k+j) = \begin{bmatrix} {}_k\hat{\mathbf{a}}_{Fzg}^T(k+j) & {}_k\hat{\boldsymbol{\omega}}_{Fzg}^T(k+j) \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^5 \quad \forall j = 1, \dots, n_p$$

vorgenommen, damit stets eine mittels Fahrer- und reduziertem Fahrdynamikmodell vorhergesagte Referenztrajektorie

$$\tilde{\mathbf{r}}(k+1) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{r}}^T(k+1) & \hat{\mathbf{r}}^T(k+2) & \dots & \hat{\mathbf{r}}^T(k+n_p) \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{5 \cdot n_p}$$

für die Planung der optimalen Simulatortrajektorie zur Verfügung steht. Folglich muss für die Einhaltung der Echtzeitanforderung sichergestellt sein, dass der iterative Prädiktionsalgorithmus aus Bild 7-1 und das modellprädiktive Regelungskonzept nach Bild 6-6 unterhalb der zuvor definierten Periodendauer von $T_s = 25 \text{ ms}$ ausgeführt werden. Zum Nachweis der Echtzeitfähigkeit wurde daher eine Laufzeitanalyse bei 10.000 Ausführungen des Motion Cueing Algorithmus auf dem verwendeten dSPACE DS1006 Prozessorboard vorgenommen. Die dabei gemessenen Rechenzeiten und deren Verteilung sind in Bild 7-15 aufgezeigt. Aus dem Box-Plot im linken Teil der Grafik ist ersichtlich, dass der modellprädiktive MCA trotz des zusätzlichen Rechenaufwands durch die Online-Prädiktion der Referenztrajektorie $\tilde{\mathbf{r}}(k+1)$ innerhalb der Abtastzeit und somit in Echtzeit ausgeführt wird. Identisch zur idealisierten Annahme einer exakt bekannten Referenztrajektorie (vgl. Bild 6-8) variieren die einzelnen Laufzeiten deutlich, was auf den fahrsituationsabhängigen Berechnungsaufwand zur Lösung des Optimalsteuerungsproblems (6-37) zurückzuführen ist. Insbesondere in Situationen, in denen das Bewegungssystem nahe seiner Arbeitsraumgrenzen operiert, gestaltet sich die Ermittlung eines optimalen Stellungsangangs $\mathbf{u}_{Opt}(k)$ üblicherweise als sehr komplex, wodurch die Rechenzeiten vereinzelt auf bis zu 22,5 Millisekunden ansteigen. Hiervon entfallen ca. 19,5 % auf die Vorhersage

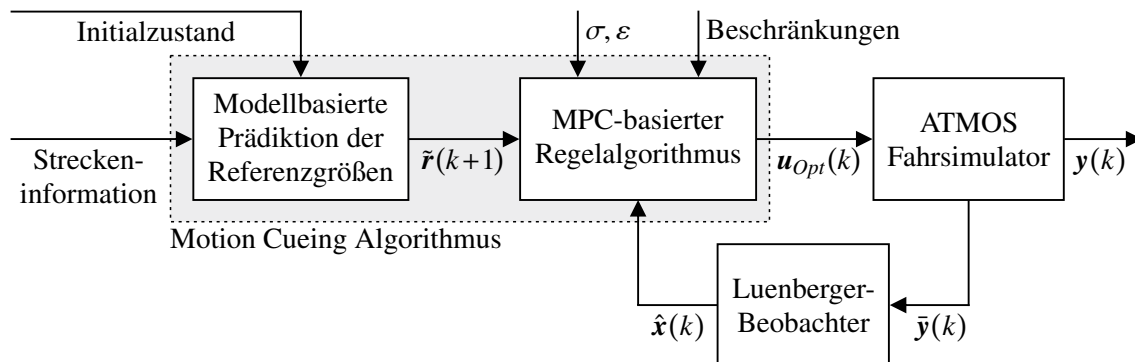


Bild 7-14: Signalstruktur der entwickelten modellprädiktiven Motion Cueing Strategie.

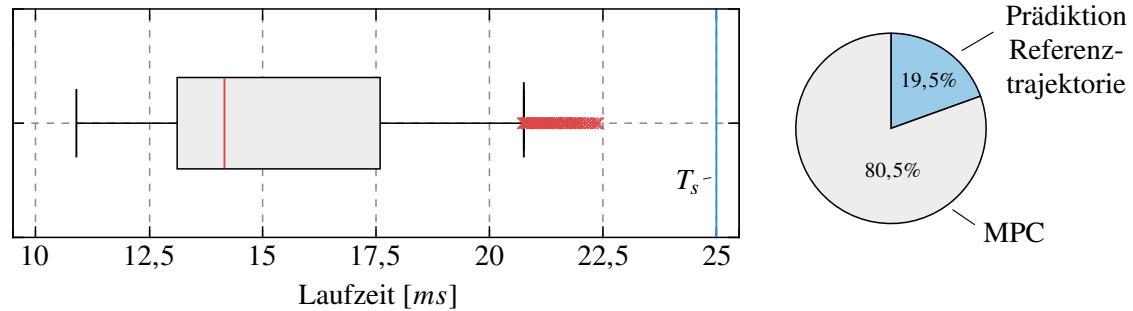


Bild 7-15: Laufzeitverteilung des MCA bei 10.000 Ausführungen auf der Zielhardware.

der unbekannten Fahrzeugbewegungen durch den Prädiktionsalgorithmus. Zwar erscheint dieser Wert zunächst relativ hoch, jedoch verursacht die iterative Berechnung des geschlossenen Regelkreises aus Fahrer- und reduziertem Fahrzeugmodell zwangsläufig einen erheblichen numerischen Aufwand, der nur mit einer effizienten Implementierung aller Teilsysteme bewältigt werden kann.

Damit stellt sich unmittelbar die Frage, wie sich die Prädiktion der Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsgrößen zur Laufzeit auf die Wiedergabequalität der vestibulären Motion Cues im Simulator auswirkt und ob die zusätzlich generierte Rechenlast im Vergleich zu einer konstanten Referenztrajektorie gemäß Gleichung (3-35) gerechtfertigt ist. Um dies zu untersuchen, wurde in [BLGT20] eine objektive Gegenüberstellung der jeweils erzielten Regelgüte vorgenommen, deren Ergebnisse in Bild 7-16 dargestellt sind. Die Grafik zeigt die während der Fahrt auf einer Landstraße simulierten Beschleunigungen ${}_K a_{Fzg}(t)$ und Winkelgeschwindigkeiten ${}_K \omega_{Fzg}(t)$ des virtuellen Fahrzeugs sowie die mit dem Bewegungssystem nachgebildeten Bewegungshinweise im Fall konstant gehaltener, zur Laufzeit prädikzierter und exakt bekannter Referenzgrößen. Letzteres ist in aktiven Fahrsimulationen mit einem menschlichen Fahrer als Teil des geschlossenen Regelkreises selbstverständlich nicht umsetzbar und soll an dieser Stelle lediglich als Richtwert für die Bewertung des Regelverhaltens dienen. Es ist ersichtlich, dass der MCA mit allen Vorhersagestrategien eine adäquate Reproduktion der Längs- und Querbeschleunigungen aus der Fahrdynamiksimulation liefert, was die Robustheit des modellprädiktiven Regelungskonzepts in Bezug auf Prädiktionsunsicherheiten unterstreicht. Identisch zu den Beobachtungen von Grotto et al. [GCP⁺19] verursacht die Verwendung konstanter Referenzgrößen jedoch im gesamten Messzeitraum sichtbare Phasenfehler gegenüber den simulierten Fahrzeugbewegungen, die insbesondere bei schnellen Beschleunigungsänderungen, wie etwa zu den Zeitpunkten $t = 5\text{ s}$ oder $t = 58\text{ s}$, eine Beeinträchtigung des Fahrindrucks erwarten lassen (siehe Abschnitt 2.2.4). Im Gegensatz dazu führt die Online-Prädiktion zu einer wesentlich höheren Übereinstimmung mit dem idealisierten Fall einer exakt bekannten Referenztrajektorie, da das Potential des Bewegungssystems von dem entwickelten Verfahren nahezu optimal ausgenutzt werden kann. Darüber hinaus verdeutlichen die abgebildeten Messsignale, dass die Reproduktion der Vertikalbeschleunigung nur geringfügig durch die verschiedenen Prädiktionsstrategien beeinflusst wird. Unabhängig vom applizierten Ansatz ergeben sich hier niederfrequente Abweichungen gegenüber der Fahrzeugreferenz ${}_K a_{Fzg,z}(t)$, welche auf die gekoppelten Bewegungsfreiheitsgrade des Simulators zurückzuführen sind und auch mit einem optimierungsbasierten Regelungskonzept wie der MPC nicht vollständig kompensiert werden können. Diese unvermeidbaren Regelfehler liegen aber größtenteils

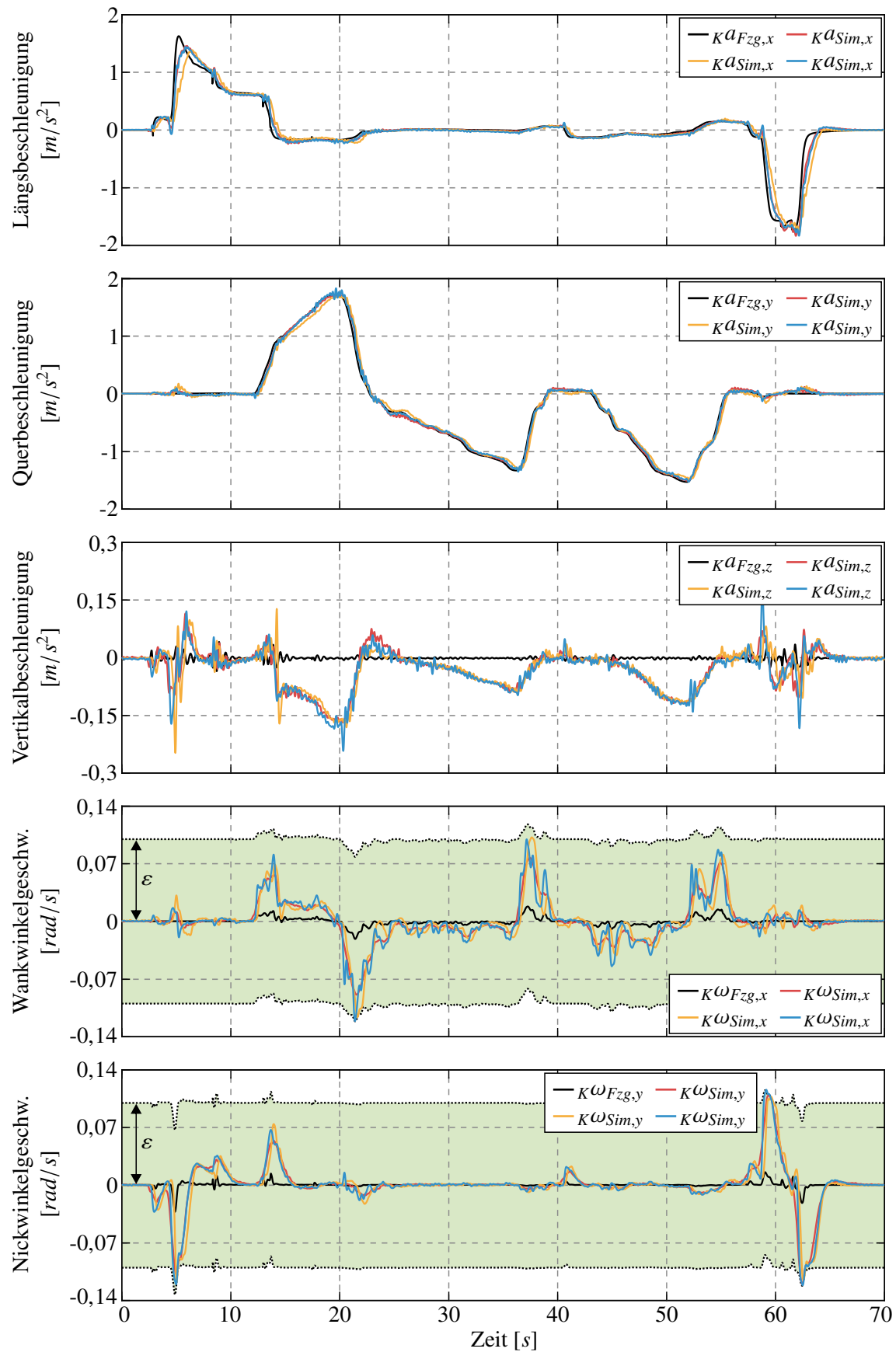


Bild 7-16: Vergleich der erzielbaren Regelgüte bei vollständig bekannter (—), konstanter (—) und prädizierter (—) Referenztrajektorie [BLGT20].

weit unterhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwelle, sodass sie das Immersionsempfinden des Fahrers nicht stören. Ebenso weisen die zeitlichen Verläufe der Wank- und Nickwinkelgeschwindigkeit die durch den Einsatz der Tilt Coordination Technik typischen niederfrequenten Drehratenfehler auf. Wie bereits ausführlich in Abschnitt 4.2.4 diskutiert, werden die Diskrepanzen zwischen den Soll- und Istsignalen im speziellen Anwendungsbeispiel des ATMOS Fahrsimulators zusätzlich von den erzwungenen Rotationen der Bewegungsplattform verstärkt. Jedoch lassen sich die Regelabweichungen unabhängig von der Prädiktionsstrategie erfolgreich mithilfe des im vorherigen Kapitel eingeführten Penalty-Verfahrens auf den definierten Grenzwert $\varepsilon = 0,1 \text{ rad/s}$ aus Tabelle 6-1 limitieren. Dabei ist ersichtlich, dass der Bereich des zulässigen Darstellungsfehlers vollständig ausgenutzt wird, um die Referenzbeschleunigungen des virtuellen Fahrzeugs bestmöglich im Simulator wiedergeben zu können. Dennoch muss die MPC offenbar selbst bei einer vollständig bekannten Referenztrajektorie Abweichungen zu den longitudinalen und lateralen Fahrzeugbeschleunigungen zulassen, damit die für den Fahrer unnatürlichen Rotationen des Simulators keine störenden Wahrnehmungskonflikte erzeugen.

Ergänzend zu diesen Erkenntnissen wird in [BLGT20] eine objektive Gegenüberstellung der Vorhersagestrategien anhand der im nachfolgenden Abschnitt 8.1.1 eingeführten Bewertungsmetrik vorgenommen. Hierdurch bestätigt sich der visuelle Eindruck, dass die Verwendung der modellbasierten Referenzgrößenprädiktion eine effizientere Ansteuerung des Bewegungssystems durch die MPC bewirkt und infolgedessen eine originalgetreuere Darstellung der vestibulären Motion Cues ermöglicht. Da sich der entwickelte Prädiktionsalgorithmus uneingeschränkt auf beliebige Simulatorkonzepte und -bauformen übertragen lässt, entsteht somit ein genereller Mehrwert für die interaktive Fahrsimulation, der den bisherigen Stand der Technik bedeutend ergänzt.

8 Validierung am ATMOS Fahrsimulator

Zur Vervollständigung des in dieser Arbeit erbrachten Forschungsbeitrags widmet sich das vorliegende Kapitel einer experimentellen Erprobung der neu entwickelten Motion Cueing Algorithmen am ATMOS Fahrsimulator. Die Basis hierfür bildet ein zweistufiger Evaluationsprozess, dessen erste Komponente die objektive Bewertung der Regelgüte anhand gemessener Soll-Istwert-Vergleiche darstellt. Um beurteilen können, ob sich die erzielten Resultate auch auf verschiedenste Verkehrsszenarien und Fahrertypen übertragen lassen, erfolgt zusätzlich eine subjektive Evaluation des Fahreindrucks mittels Probandenstudien im Simulator. Die nachstehenden Abschnitte beschreiben die jeweiligen Versuchsbedingungen und analysieren die gewonnenen Erkenntnisse.

8.1 Objektive Bewertung der Regelgüte

In der Regelungstechnik ist ein Vergleich der gemessenen Soll- und Istsignale üblicherweise ein probates Mittel zur Beurteilung der erzielten Regelgüte. Hierdurch können wesentliche Eigenschaften des geschlossenen Regelkreises, wie etwa seine Schnelligkeit oder die stationäre Genauigkeit, direkt untersucht werden. Im Kontext des Motion Cueing muss zur Einschätzung des erzeugten Bewegungsempfindens jedoch ebenso die spezifische Charakteristik des menschlichen Vestibularapparats hinzugezogen werden, um relevante Wahrnehmungseffekte im Evaluationsprozess zu berücksichtigen. Nur so lässt sich bewerten, ob ein messbarer Darstellungsfehler innerhalb des wahrnehmbaren Frequenz- und Amplitudenspektrums liegt und damit überhaupt für den Fahrer im Simulator detektierbar ist. In der Konsequenz erfordert die objektive Bewertung eines MCA deshalb die Einführung quantifizierbarer Kenngrößen, welche sowohl die gemessenen als auch die wahrgenommenen Regelfehler $e(t)$ bzw. $\hat{e}(t)$ widerspiegeln. Bild 8-1 zeigt den Zusammenhang dieser Fehlerarten und ordnet sie in die bekannte Signal- und Informationsarchitektur eines dynamischen Fahrsimulators (vgl. Abschnitt 2.1.2) ein. Ausgehend von den dar-

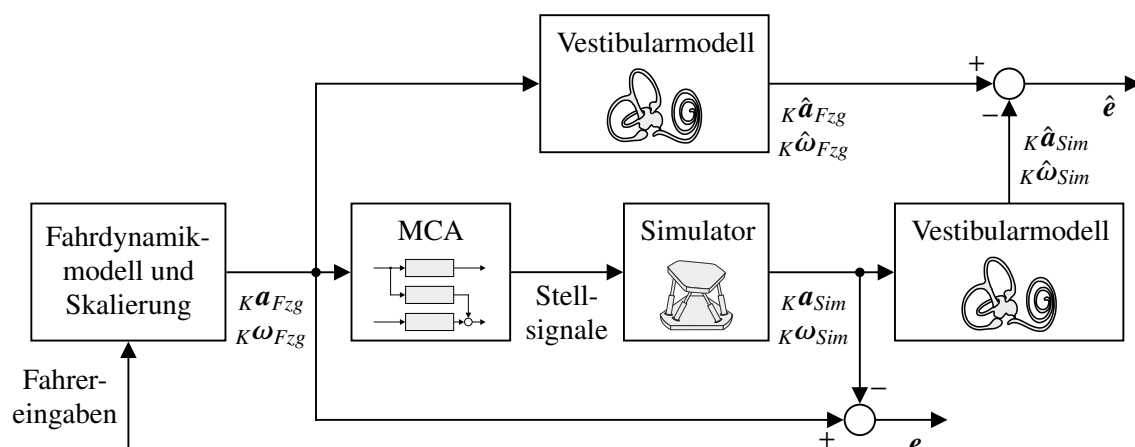


Bild 8-1: Objektive Fehlerkriterien zur Bewertung der Motion Cueing Güte nach [Fis09].

gestellten Beziehungen wurde in [BMR⁺19; BGT20] eine objektive Bewertungsmetrik vorgestellt, deren Kerngedanken nachstehend im Detail erläutert werden sollen.

8.1.1 Definition objektiver Bewertungskriterien

Entsprechend den vorangestellten Überlegungen bedarf eine objektive Gegenüberstellung unterschiedlicher Motion Cueing Algorithmen der Definition geeigneter Bewertungskriterien, mit denen die physikalischen und wahrgenommenen Regelfehler gleichermaßen in die Beurteilung der Regelqualität einfließen. Hierzu werden in Anlehnung an die Arbeiten von Pouliot et al. [PGN98] sowie Al Qaisi und Trächtler [AT12] nachfolgend zwei Güteindikatoren λ_1 und λ_2 gemäß

$$\lambda_1 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{j=1}^N \sqrt{\left(\frac{e_{a_x,j}}{a_{x,norm}}\right)^2 + \left(\frac{e_{a_y,j}}{a_{y,norm}}\right)^2 + \left(\frac{e_{a_z,j}}{a_{z,norm}}\right)^2} + \frac{1}{N} \cdot \sum_{j=1}^N \sqrt{\left(\frac{e_{\omega_x,j}}{\omega_{x,norm}}\right)^2 + \left(\frac{e_{\omega_y,j}}{\omega_{y,norm}}\right)^2}$$

und

$$\lambda_2 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{j=1}^N \sqrt{\left(\frac{\hat{e}_{a_x,j}}{a_{x,norm}}\right)^2 + \left(\frac{\hat{e}_{a_y,j}}{a_{y,norm}}\right)^2 + \left(\frac{\hat{e}_{a_z,j}}{a_{z,norm}}\right)^2} + \frac{1}{N} \cdot \sum_{j=1}^N \sqrt{\left(\frac{\hat{e}_{\omega_x,j}}{\omega_{x,norm}}\right)^2 + \left(\frac{\hat{e}_{\omega_y,j}}{\omega_{y,norm}}\right)^2}$$

eingeführt. Für die aufgeführten Regelfehler gilt analog zu Bild 8-1:

$$\begin{aligned} e_{a_i} &= K a_{Fzg,i} - K a_{Sim,i} \mid_{i=x,y,z} & \text{und} & & e_{\omega_i} &= K \omega_{Fzg,i} - K \omega_{Sim,i} \mid_{i=x,y}, \\ \hat{e}_{a_i} &= K \hat{a}_{Fzg,i} - K \hat{a}_{Sim,i} \mid_{i=x,y,z} & \text{und} & & \hat{e}_{\omega_i} &= K \hat{\omega}_{Fzg,i} - K \hat{\omega}_{Sim,i} \mid_{i=x,y} \end{aligned}$$

Der Güteindikator λ_1 liefert folglich ein Maß für die physikalischen Abweichungen zwischen den skalierten Referenzbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten $K a_{Fzg}(t)$ bzw. $K \omega_{Fzg}(t)$ der Fahrdynamiksimulation und den in jedem Freiheitsgrad messbaren Bewegungsgrößen im Simulator. Somit handelt es sich um den über die Anzahl N der aufgenommenen Messwerte gemittelten normierten Regelfehler. Die Normierung ist dabei zwingend notwendig, um einheitenlose Größen zu erhalten, die eine gleichzeitige Berücksichtigung von Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten auf einer gemeinsamen Skala ermöglichen. Wie von Grant et al. [GBAG09] vorgeschlagen, werden an dieser Stelle die menschlichen Wahrnehmungsschwellen als korrespondierende Normierungsfaktoren $a_{i,norm}$ und $\omega_{i,norm}$ herangezogen³⁴. Darüber hinaus vermittelt der Güteindikator λ_2 einen Richtwert für die wahrgenommene Motion Cueing Qualität, die sich aufgrund des frequenzabhängigen Übertragungsverhaltens der menschlichen Gleichgewichtsorgane sowie vorhandener Wahrnehmungsschwellen von der gemessenen physikalischen Regelgüte unterscheiden kann. So wirken sich beispielsweise Darstellungsfehler in wahrnehmbaren Frequenz- und Amplitudenbereichen störender auf den Fahreindruck aus, als Soll-Istwert-Differenzen in für den Fahrer nicht detektierbaren Bereichen. Um derartige Effekte in dem Güteindikator λ_2 abbilden zu können, werden die im Grundlagenkapitel 2 beschriebenen Ersatzmodelle der Makula- und Bogengangsorgane entsprechend der Signalstruktur aus Bild 8-2 integriert. Wie schon in [RN85] beschrieben, kann das

³⁴Um die Vergleichbarkeit mit den vorherigen Kapiteln zu wahren, werden hier die in Tabelle 2-5 dokumentierten Schwellwerte nach Reid und Nahon [RN85] verwendet.

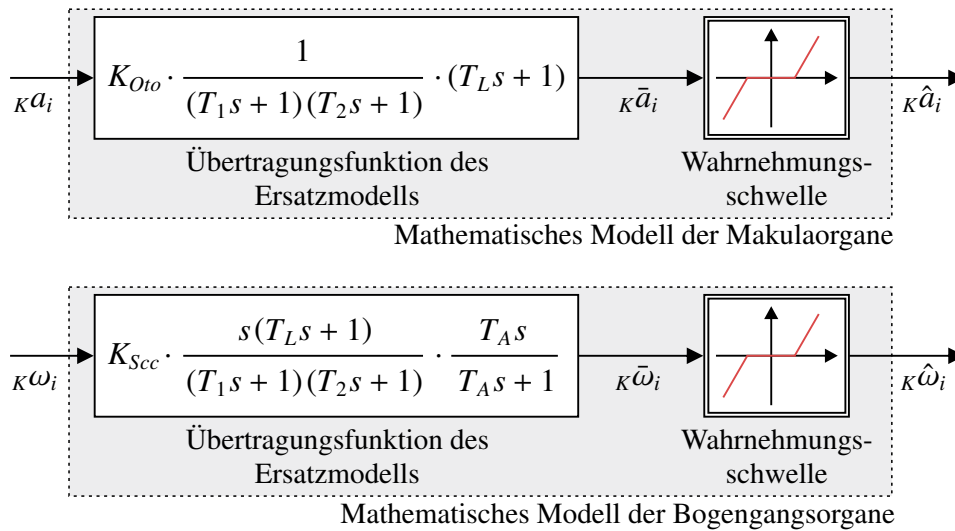


Bild 8-2: Applizierte Modelle der Vestibularorgane nach [BMR⁺19; BGT20].

Systemverhalten des Vestibularapparats hierbei in guter Näherung durch die Reihenschaltung aus einer rationalen Übertragungsfunktion (siehe Abschnitt 2.3.2) und einer nichtlinearen Totzone dargestellt werden. Während erstere die frequenzabhängige Empfindlichkeit der Gleichgewichtsorgane wiedergeben, berücksichtigen die nachgeschalteten Kennlinienglieder die Schwellwerte $a_{Lim,i}$ bzw. $\omega_{Lim,i}$ der Bewegungswahrnehmung mittels den nachstehenden Beziehungen:

$${}_K \hat{a}_i = \begin{cases} 0 & \text{falls } |{}_K \bar{a}_i| \leq a_{Lim,i} \\ {}_K \bar{a}_i - \text{sgn}({}_K \bar{a}_i) \cdot a_{Lim,i} & \text{falls } |{}_K \bar{a}_i| > a_{Lim,i} \end{cases}$$

$${}_K \hat{\omega}_i = \begin{cases} 0 & \text{falls } |{}_K \bar{\omega}_i| \leq \omega_{Lim,i} \\ {}_K \bar{\omega}_i - \text{sgn}({}_K \bar{\omega}_i) \cdot \omega_{Lim,i} & \text{falls } |{}_K \bar{\omega}_i| > \omega_{Lim,i} \end{cases}$$

Demzufolge ist die Reproduktionsgüte der virtuellen Fahrzeugbewegungen umso besser, je kleiner die mit der vorgestellten Bewertungsmetrik ermittelten Güteindikatoren λ_1 und λ_2 sind. Ein Wert von Null entspricht dabei einer perfekten Nachbildung der vestibulären Motion Cues durch das Bewegungssystem. Es sei jedoch angemerkt, dass dies insbesondere in Bezug auf λ_1 nur einen theoretischen Wert darstellt, welcher ausschließlich von Simulatoren mit nahezu unbegrenztem Arbeitsraum erreicht werden kann. Bedingt durch den notwendigen Einsatz von Tilt Coordination Technik und Washout-Effekt kommt es dagegen bei realen technischen Systemen zwangsläufig zu Abweichungen gegenüber den simulierten Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten, die dann zu einem Güteindikator $\lambda_1 \neq 0$ führen.

Ergänzend zu den im vorliegenden Abschnitt präsentierten Gütemaßen existieren in der Literatur weitere Metriken zur objektiven Beurteilung von Motion Cueing Algorithmen. Diese konzentrieren sich aber häufig nur auf ausgewählte Teilaspekte der Bewegungssimulation, wie z. B. die Zeitverzögerung zwischen den Soll- und Istsignalen, die Arbeitsraumnutzung durch den MCA oder den Energiebedarf des Bewegungssystems. Da hieraus nur begrenzt Rückschlüsse auf das resultierende Bewegungsempfinden im Simulator gezogen werden können, wird im Folgenden von einer Verwendung derartiger Bewertungskriterien abgese-

hen. Ein detaillierter Überblick über die verschiedenen Verfahren und ihre Anwendungen ist jedoch in [KVPM20] dokumentiert.

8.1.2 Auswahl zu untersuchender Fahrszenarien

Mithilfe der zuvor eingeführten Bewertungsmetrik lässt sich die Wiedergabequalität der simulierten Fahrzeugdynamik mit dem Bewegungssystem durch die Güteindikatoren λ_1 bzw. λ_2 quantifizieren. Um auf dieser Basis einen aussagekräftigen Vergleich verschiedener Motion Cueing Strategien zu erzielen, müssen zudem geeignete Fahrszenarien definiert werden, die ein möglichst breites Spektrum repräsentativer Testfälle abdecken. Diesbezüglich empfehlen sich ISO standardisierte Open- und Closed-Loop Manöver, welche für Entwicklungs- und Optimierungsanwendungen in der Automobilindustrie etabliert sind. Von diesen sollen nachfolgend die Fahrmanöver

- Beschleunigen aus dem Stillstand
- Bremsen aus Geradeausfahrt nach DIN ISO 70028
- Doppelter Fahrspurwechsel nach DIN ISO 3888-1
- Lenkwinkelsprung nach DIN ISO 7401
- Bremsen aus der stationären Kreisfahrt nach DIN ISO 7975

in den hier beschriebenen Evaluationsprozess einbezogen werden. Da die aufgelisteten Testszenarien jedoch in erster Linie dazu dienen, die fahrdynamischen Eigenschaften eines Fahrzeugs zu analysieren, spiegeln sie nur bedingt alltagsnahe Fahrsituationen wider. Aus diesem Grund wird die Evaluation der erzielbaren Regelgüte zusätzlich durch moderate Szenarien aus dem alltäglichen Straßenverkehr ergänzt. Sie umfassen die Manöver:

- Abbiegevorgang an einer Kreuzung
- Landstraßenfahrt
- Durchfahrt durch einen Kreisverkehr
- Durchfahrt durch ein Autobahnkreuz

Insgesamt ergeben sich somit neun Testszenarien, die eine objektive Gegenüberstellung der neu entwickelten Regelalgorithmen für verschiedenste longitudinale und laterale Fahrsituationen gewährleisten. Der Analyse und Interpretation der erhobenen Messdaten widmet sich der nachstehende Abschnitt 8.1.3.

8.1.3 Gegenüberstellung und Diskussion der Regelungskonzepte

Gemäß der eingangs beschriebenen Vorgehensweise erfolgt an dieser Stelle zunächst eine objektive Erprobung der in den Kapiteln 5 und 6 präsentierten neuen MCA anhand gemessener Soll-Istwert-Vergleiche am ATMOS Fahrsimulator. Hierzu wurden beide Regelungskonzepte am Zielsystem implementiert und die an der Fahrerkopfposition wirkenden Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitsgrößen mittels der installierten IMU aufgezeichnet. Die so erhobenen Messdaten dienen anschließend als Eingangsgrößen der

Bewertungsmetrik aus Abschnitt 8.1.1. Es sei jedoch angemerkt, dass mit dieser Methode kein direkter Vergleich der neu entwickelten Motion Cueing Strategien mit dem Classical Washout Algorithmus möglich ist, da sich die konservative Skalierung des CWA unweigerlich auf die ermittelten Güteindikatoren auswirkt und so zu einer Verfälschung der Versuchsergebnisse führen würde³⁵. Zur Datenerhebung wurden die einzelnen Fahrmanöver von einem erfahrenen Testfahrer im Simulator absolviert, der angewiesen wurde, die jeweils vorgegebene Streckenführung unter Beachtung festgelegter Geschwindigkeitsbegrenzungen einzuhalten. Im Fall des modellprädiktiven MCA wurde die unbekannte Referenztrajektorie hierbei mit dem iterativen Prädiktionsalgorithmus aus Kapitel 7 zur Laufzeit abgeschätzt. In Ergänzung dazu ist eine objektive Untersuchung der erzielbaren Regelgüte mit exakt bekannten Referenzgrößen in [BGT20] dokumentiert.

Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden im Folgenden lediglich die Soll-Istwert-Vergleiche eines Fahr Szenarios aus jeder Manöverklasse im Detail analysiert. Dabei handelt es sich um das Szenario „Beschleunigen aus dem Stillstand“, als Beispiel eines etablierten Testmanövers aus der Automobilindustrie, sowie das Szenario „Abbiegevorgang an einer Kreuzung“, das eine alltagsnahe Fahr situation darstellt. Um ein tieferes Verständnis für beide Manöver zu vermitteln, ist eine detaillierte Szenariobeschreibung einschließlich der relevanten Fahrereingaben und Fahrzeugsignale im Anhang A3 aufgeführt. Alle weiteren Test Szenarien werden abschließend im Rahmen einer übergreifenden Auswertung zusammengefasst.

Fahr Szenario „Beschleunigen aus dem Stillstand“

Es soll zunächst die Regelgüte während eines simulierten Beschleunigungsvorgangs aus dem Stillstand bis zu einer Fahrzeuggeschwindigkeit von 130 km/h untersucht werden. Dabei finden keine Lenkeingriffe des Fahrers statt, sodass ein rein longitudinales Fahrmanöver ohne seitliche Fahrzeuganregung vorliegt. Bild 8-3 zeigt die Gegenüberstellung der mit beiden Algorithmen erzeugten Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitssignale. Hieraus wird deutlich, dass unabhängig vom MCA eine sehr gute Wiedergabequalität der spezifischen Längsbeschleunigung ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ aus der Fahrdynamiksimulation erreicht wird. Lediglich bei schnellen Änderungen der Beschleunigungsreferenz, wie etwa zum Zeitpunkt $t = 6\text{ s}$, treten Abweichungen zwischen den simulierten und gemessenen Signalverläufen auf. Im Fall des MWA können diese auf die Signalverzerrung der Washout-Filter zurückgeführt werden, die einer unbeschränkten Auslenkung der Bewegungsplattform entgegenwirken. Gleichzeitig ist die Nachbildung der niederfrequenten Längsbeschleunigungsanteile auf die verzögernde Dynamik der implementierten Tiefpassfilter begrenzt, wodurch die für filterbasierte MCA typische Frequenzlücke (vgl. Abschnitt 3.1) in den Messdaten beobachtet werden kann. Dagegen generiert die MPC an dieser Stelle einen wesentlich geringeren Darstellungsfehler. Dennoch kann auch mit dem optimierungsbasierten Ansatz keine exakte Reproduktion der simulierten Längsbeschleunigung realisiert werden, was mit der Begrenzung der korrespondierenden Nickwinkelgeschwindigkeit ${}_K \omega_{Sim,y}(t)$ zu erklären ist. Wie in Abschnitt 6.5 beschrieben, limitiert der modellprädiktive MCA etwaige Drehratenfehler auf den definierten Schwellwert von $\varepsilon = 0,1\text{ rad/s}$, weshalb bei Errei-

³⁵Bspw. liefert eine Skalierung mit dem konstanten Faktor Null ebenso Güteindikatoren $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ und suggeriert somit fälschlicherweise eine nahezu perfekte Bewegungsnachbildung.

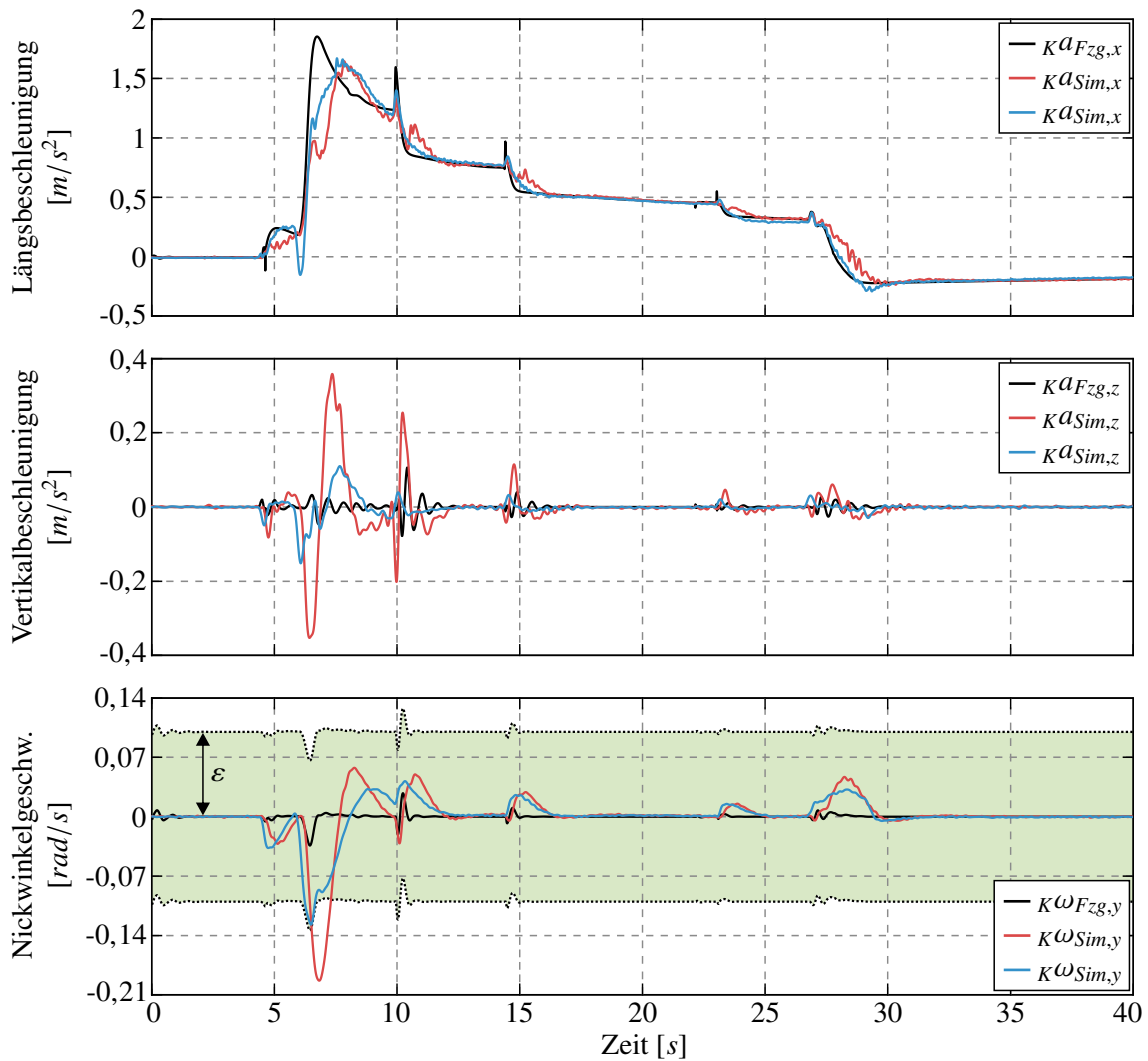


Bild 8-3: Gegenüberstellung von MWA (—) und MPC (—) am ATMOS Fahrsimulator.

chen der Drehratenbegrenzung zum Zeitpunkt $t = 6 \text{ s}$ die dargestellten Beschleunigungsabweichungen zugunsten einer für den Fahrer akzeptablen Nickwinkelgeschwindigkeit toleriert werden. Im Gegensatz dazu lassen sich die kinematischen Kopplungen zwischen den translatorischen und rotatorischen Freiheitsgraden des Bewegungssystems mit der verhältnismäßig einfachen Filterstruktur des MWA nur bedingt berücksichtigen. In der Konsequenz erzeugt der Algorithmus daher im Moment des Beschleunigungsanstiegs eine signifikant höhere Drehrate, die die in Tabelle 2-5 aufgeführten Wahrnehmungsschwellen der Vestibularorgane um ein vielfaches überschreitet. Ob und in welchem Maße dieses das Immersionsempfinden beeinträchtigt, soll in Abschnitt 8.2 mithilfe einer subjektiven Probandenstudie geprüft werden. Vergleichbare Erkenntnisse liefert darüber hinaus auch die Untersuchung der gemessenen Vertikalbeschleunigung $Ka_{Sim,z}(t)$. Aufgrund der konstruktionsbedingten Wechselwirkungen zwischen ihren translatorischen Freiheitsgraden, bewirkt jede Auslenkung der Bewegungsplattform eine vertikale Verschiebung des Plattformmittelpunkts, aus welcher die abgebildeten niederfrequenten Vertikalbeschleunigungsfehler hervorgehen. Während der MWA hierdurch für den Fahrer detektierbare falsche Cues erzeugt, nutzt die MPC das in den Regelalgorithmus integrierte Modellwissen und plant die Bewegungstrajektorie des Simulators derart, dass die Abweichungen unter-

halb der menschlichen Wahrnehmungsschwelle verbleiben und keine Beeinträchtigung des Fahreindrucks zu erwarten ist.

Ausgehend von den erhobenen Messdaten liefert die Anwendung der zuvor eingeführten Bewertungsmetrik die Güteindikatoren $\lambda_{1,MWA} = 0,50$ und $\lambda_{2,MWA} = 0,22$ für den modifizierten Washout Algorithmus sowie $\lambda_{1,MPC} = 0,41$ und $\lambda_{2,MPC} = 0,16$ für die modellprädiktive Regelung. Diese Objektivierung der Regelgüte bestätigt den visuellen Eindruck, dass mit dem MPC-basierten Regelungskonzept eine höhere Qualität der Bewegungswiedergabe erreicht werden kann, da sich kleinere Güteindikatoren aus dem Soll-Istwert-Vergleich ergeben. Eine Ursache für dieses Ergebnis findet man in einer geschickteren Koordination der Stelleingriffe beider Teilbewegungssysteme durch den modellprädiktiven MCA. Um dies zu veranschaulichen, zeigt Bild 8-4 die von beiden Regelalgorithmen ermittelten Stellgrößen in Form der Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$. Hieraus ist ersichtlich, dass die Stellsignale der Servomotoren in Längs- und Querrichtung der Bewegungsplattform sowie der drei am Shaker verbauten Aktoren zu jeder Zeit innerhalb ihrer Arbeitsraumgrenzen verbleiben. Zusätzlich verdeutlicht die Grafik eine generell unterschiedliche Funktionsweise der beiden Motion Cueing Strategien. Während die Koordination zwischen Bewegungsplattform und Shaker im filterbasierten Washout Algorithmus primär über die statischen Filterparameter und den Distributionskoeffizienten α_x vorgegeben ist, werden beide Teilsysteme von der MPC entsprechend der bevorstehenden Fahrsituation und dem beobachteten Istzustand der Antriebe angesteuert. Abhängig von den äußeren Rahmenbedingungen stellt sich somit eine variable Verteilung zwischen Bewegungsplattform und Shaker ein. Wie etwa zum Zeitpunkt $t = 6\text{ s}$ werden die Teilbewegungssysteme dabei auch asynchron eingesetzt, um der prädizierten Beschleunigungsreferenz möglichst exakt zu folgen und gleichzeitig störende Kopplungseffekte zu kompensieren. Zu diesem Zweck nutzt die numerische Optimierung insbesondere den Arbeitsraum des Shakers effizienter und verfährt die vorderen Aktoren bis an die Grenzen ihres Arbeitsbereichs.

Fahrszenario „Abbiegevorgang an einer Kreuzung“

Ergänzend zum zuvor diskutierten Beschleunigungsmanöver wird nachstehend der Abbiegevorgang an einer innerstädtischen Kreuzung als Beispiel einer alltagsnahen Fahrsituation betrachtet. Dieser ist für die Evaluation der neu entwickelten Regelalgorithmen besonders interessant, da Stadtfahrten aufgrund der Frequenz- und Amplitudencharakteristik der nachzubildenden Fahrdynamikgrößen allgemein ein herausforderndes Umfeld für die interaktive Fahrsimulation darstellen [Eil20; LSHG21]. Um diesen Aspekt näher zu untersuchen, ist in Bild 8-5 ein Vergleich der im Simulator reproduzierten Motion Cues mit den Referenzgrößen des virtuellen Fahrzeugs aufgezeigt. Identisch zum Beschleunigungsmanöver weisen beide Ansätze darin eine zufriedenstellende Wiedergabequalität der simulierten Fahrzeuglängsbeschleunigung ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ auf. Jedoch enthalten die Messdaten bei Verwendung des MWA, wie u. a. bei $t = 12\text{ s}$ ersichtlich, eine größere Verzögerung gegenüber dem Sollsignal, die auf das charakteristische Übertragungsverhalten der implementierten Hoch- und Tiefpassfilter zurückzuführen ist. Der modellprädiktive MCA ermöglicht hingegen ein genaueres Timing der Bewegungsrückmeldung, das sowohl beim Beschleunigen als auch im Bremsfall eine bessere Übereinstimmung mit der Fahrzeugreferenz bewirkt. Ebenso wird die während des Abbiegens auftretende Fahrzeugquerbeschleunigung ${}_K a_{Fzg,y}(t)$ mit einem geringeren Regelfehler vom MPC Ansatz nachgebildet. Bedingt durch die zugrunde

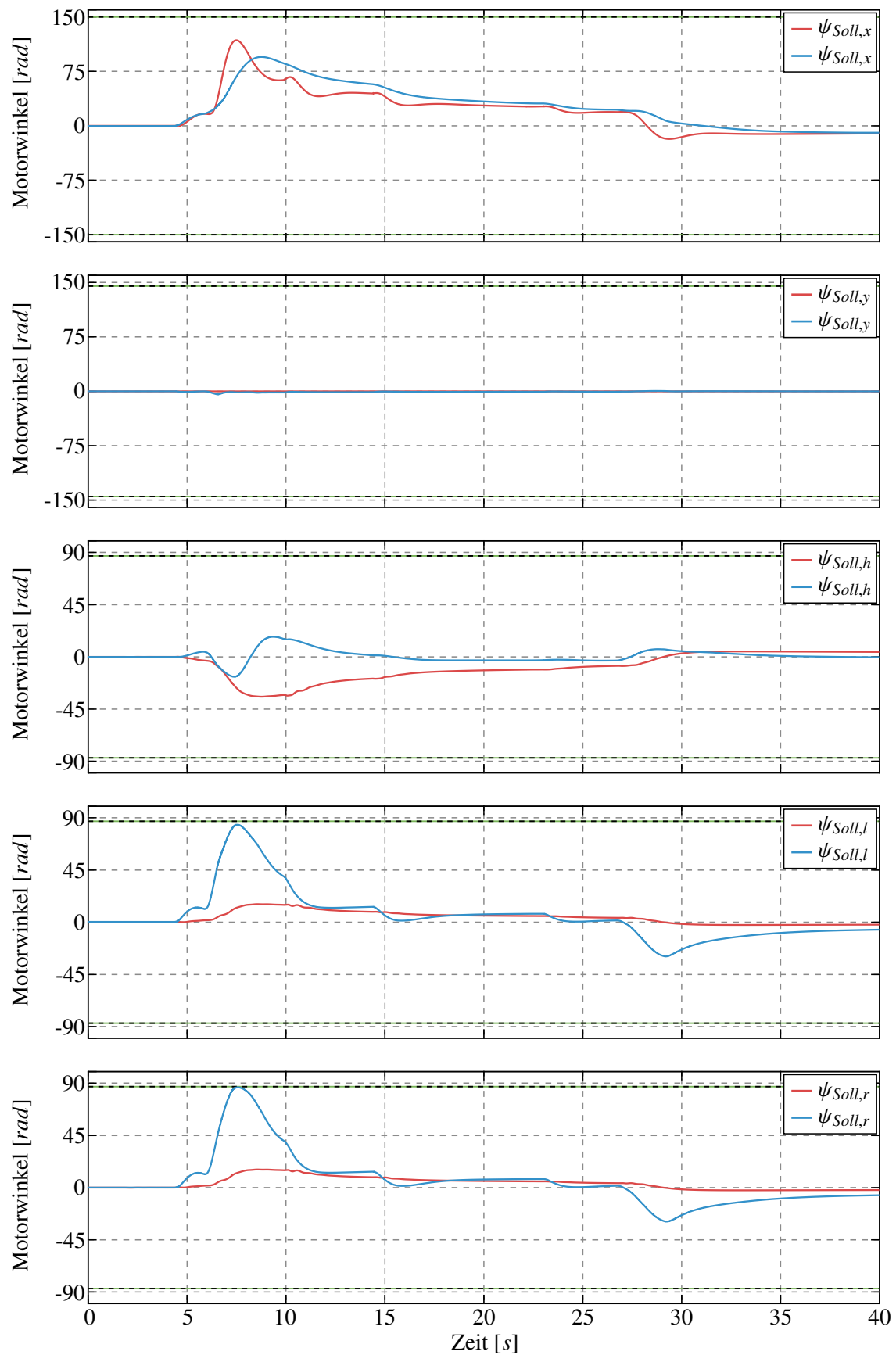


Bild 8-4: Vergleich der Stellsignale: MWA (—), MPC (—), Arbeitsraumlimitierung (—).

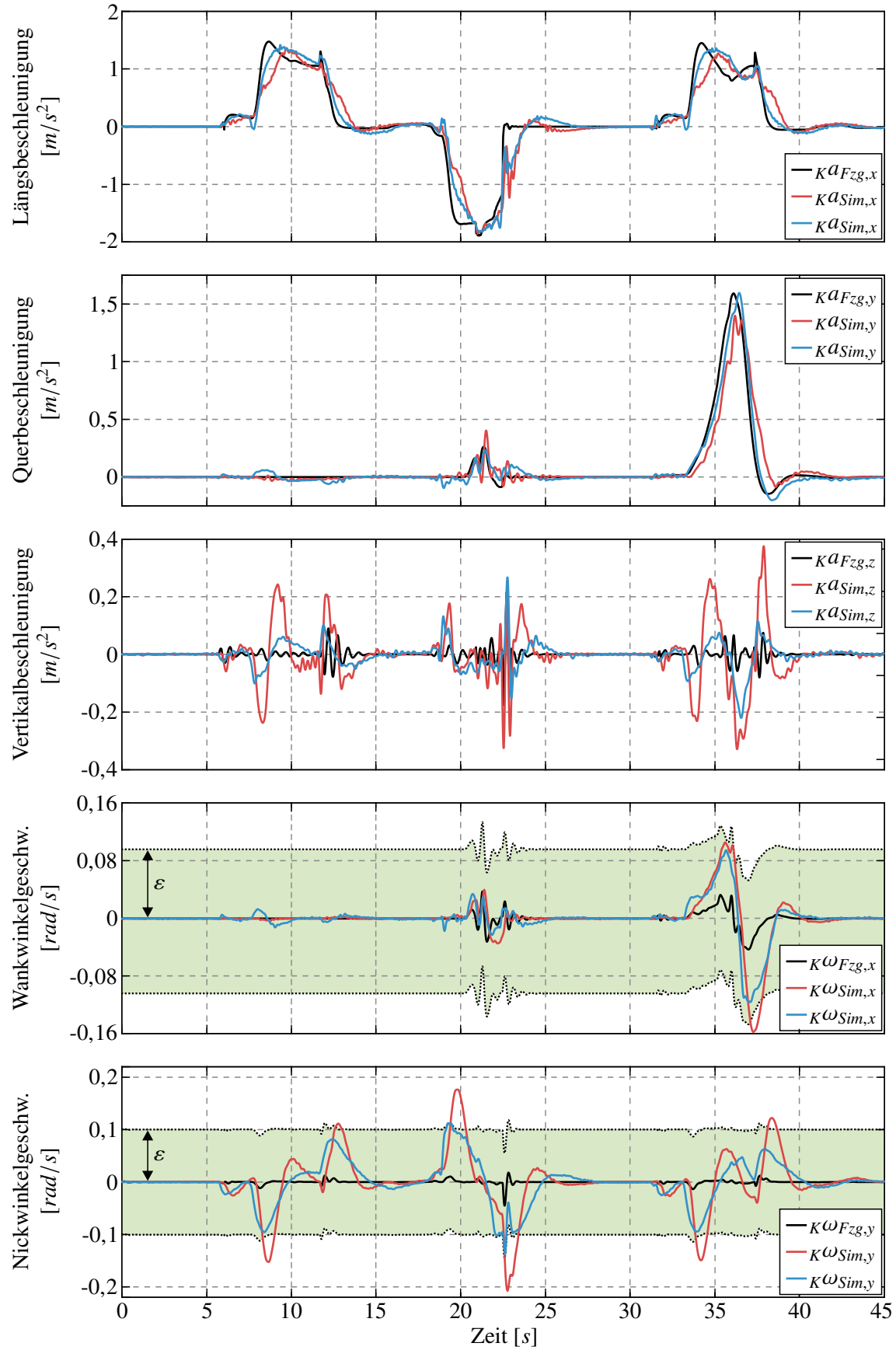


Bild 8-5: Gegenüberstellung von MWA (—) und MPC (—) am ATMOS Fahr Simulator.

liegende Filterstruktur erzeugt der MWA an dieser Stelle einen größeren Phasenfehler, der sich auf den Fahrereindruck auswirkt und unter Umständen sogar die Querverführung des Fahrzeugs beeinträchtigen kann (siehe Abschnitt 2.2.4). Darüber hinaus fällt auch bei diesem Manöver auf, dass infolge der gekoppelten Freiheitsgrade des Bewegungssystems unerwünschte Vertikalbeschleunigungen ${}_K a_{Sim,z}(t)$ auftreten, welche von keiner der beiden Regelungsstrategien vollständig unterdrückt werden können. Diese Darstellungsfehler sind jedoch bei Verwendung des modellprädiktiven MCA wesentlich geringer und unterhalb der menschlichen Wahrnehmungsschwelle. Der Washout Algorithmus generiert im Gegensatz dazu für den Fahrer detektierbare Abweichungen, da etwaige Wechselwirkungen zwischen horizontalen und vertikalen Simulatorbewegungen nicht in der Algorithmusstruktur nach Bild 5-5 berücksichtigt werden.

Wie zu erwarten, enthalten die zugehörigen Winkelgeschwindigkeitsgrößen ${}_K \omega_{Sim,x}(t)$ bzw. ${}_K \omega_{Sim,y}(t)$ auch in diesem Testszenario niederfrequente Regelfehler. Sie ergeben sich gleichermaßen aus den erzwungenen Rotationen der Bewegungsplattform und dem notwendigen Einsatz der Tilt Coordination Technik, um anhaltende Beschleunigungskomponenten innerhalb der physikalischen Arbeitsraumgrenzen durch eine zusätzliche Neigung des Bewegungssystems wiederzugeben. Verursacht durch die abrupten Änderungen der Längsbeschleunigung und der damit verbundenen Auslenkung der Bewegungsplattform, weist insbesondere die gemessene Nickwinkelgeschwindigkeit deutliche Abweichungen von der simulierten Fahrzeugreferenz ${}_K \omega_{Fzg,y}(t)$ auf. Bei Verwendung des MWA überschreitet die Fehleramplitude die Wahrnehmungsschwellen des Vestibularapparats erheblich, sodass zweifellos eine Detektion dieser unnatürlichen Drehbewegungen durch den Fahrer anzunehmen ist. Demgegenüber nutzt der prädiktive Motion Cueing Algorithmus die aus dem Prozessmodell hervorgehenden Kinematikinformationen, um die unvermeidbaren Drehratenfehler auf den vorgegebenen Grenzwert $\varepsilon = 0,1 \text{ rad/s}$ zu beschränken. Wie z. B. zu den Zeitpunkten $t = 19 \text{ s}$ und $t = 22 \text{ s}$ erkennbar, wird der Bereich der zulässigen Abweichungen dabei vollständig von der MPC ausgenutzt, um die Beschleunigungsreferenz ${}_K a_{Fzg,x}(t)$ möglichst exakt reproduzieren zu können. Infolge der Drehratenbegrenzung kommt es dann zwangsläufig zu Regelfehlern in der Nachbildung der Fahrzeuglängsbeschleunigung, die allerdings zugunsten einer geringeren Winkelgeschwindigkeit von der numerischen Optimierung akzeptiert werden.

Zur Objektivierung dieses visuellen Soll-Istwert-Vergleichs wurde auch hier eine Quantifizierung der Wiedergabequalität mithilfe der zuvor präsentierten Bewertungsmetrik durchgeführt. Auf Basis der erhobenen Messdaten ergeben sich schließlich die Güteindikatoren $\lambda_{1,MWA} = 1,36$ und $\lambda_{2,MWA} = 0,63$ für den Washout Algorithmus, sowie $\lambda_{1,MPC} = 1,20$ und $\lambda_{2,MPC} = 0,54$ für die prädiktive Regelung. Die kleineren Zahlenwerte der Güteindikatoren belegen somit, dass der MPC Ansatz eine höhere physikalische und wahrnehmbare Regelgüte erzielt, was vorrangig auf die bessere Handhabung der spezifischen Simulatorkinematik und der damit verbundenen Kopplungseffekte zurückzuführen ist. Die unterschiedliche Arbeitsweise der Motion Cueing Strategien wird zudem auch in den zeitlichen Verläufen der ermittelten Stellsignale ersichtlich, die in Bild 8-6 dargestellt sind. Wie abgebildet nutzen beide Verfahren den verfügbaren Arbeitsraum der Bewegungsplattform in ähnlichem Umfang und überschreiten dabei zu keinem Zeitpunkt die maximal zulässigen Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$. Identisch dem zuvor betrachteten Testszenario setzt die MPC den Shaker jedoch sehr viel stärker ein und kompensiert damit die störenden Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Freiheitsgraden der Bewegungs-

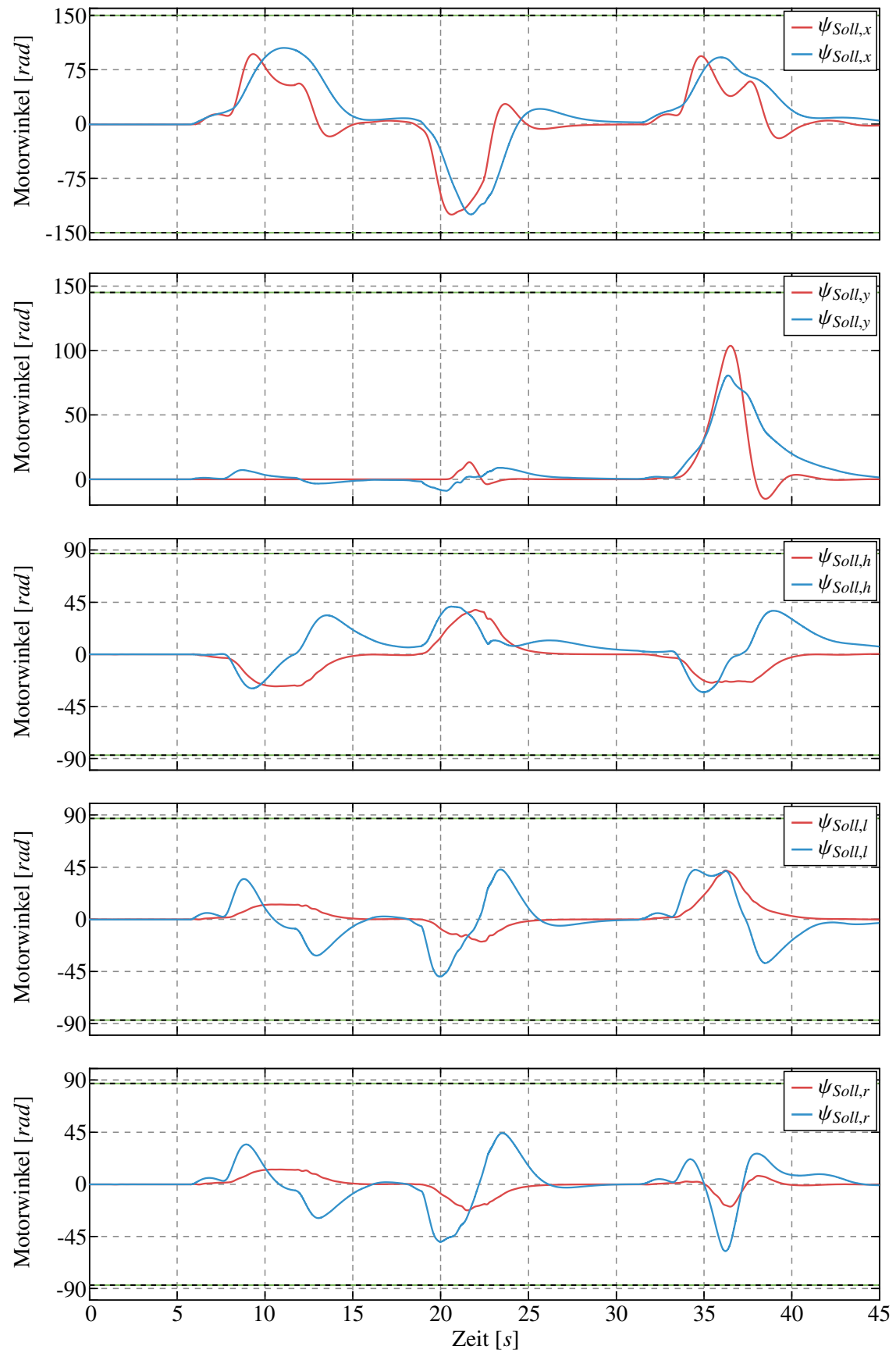


Bild 8-6: Vergleich der Stellsignale: MWA (—), MPC (—), Arbeitsraumlimitierung (—).

plattform innerhalb der konstruktiven Grenzen. Hierzu werden die Trajektorien beider Teilbewegungssysteme häufig asynchron geplant (etwa zum Zeitpunkt $t = 20\text{ s}$), um der erzwungenen Rotation der Bewegungsplattform mit dem Shaker entgegenzuwirken und so die geforderte Drehratenbegrenzung einzuhalten. Dagegen sieht die verhältnismäßig einfache Signalverarbeitung des modifizierten Washout Algorithmus keine derartigen Kompensationsoperationen vor, was zu den in Bild 8-5 illustrierten höheren Drehraten- und Vertikalbeschleunigungsfehlern führt.

Übergreifende Auswertung der Testszenarien

Analog zu den beiden im Detail vorgestellten Fahrmanövern „Beschleunigen aus dem Stillstand“ und „Abbiegevorgang an einer Kreuzung“, wurde der eingangs beschriebene Evaluationsprozess auf alle neun Testszenarien aus Abschnitt 8.1.2 angewandt. Das Ergebnis dieser Untersuchung liefert die in Tabelle 8-1 aufgeführten Güteindikatoren. Ergänzend hierzu zeigt Bild 8-7 eine grafische Auswertung aller Manöver in einem gemeinsamen Netzdiagramm. Wie dargestellt, variieren die numerischen Werte der Güteindikatoren, da sich die fahrdynamische Beanspruchung je nach Szenario zum Teil signifikant unterscheidet. So resultieren aus rein längsdynamischen Fahrsituationen, wie beispielsweise dem Manöver „Bremsen aus Geradeausfahrt“, naturgemäß niedrigere Werte für λ_1 und λ_2 , als in anspruchsvollen Szenarien mit überlagerten Longitudinal- und Lateralanregungen. Ein direkter Vergleich der einzelnen Testmanöver miteinander ist daher nicht sinnvoll. Jedoch erlaubt der vorgestellte Bewertungsansatz eine separate Gegenüberstellung beider Motion Cueing Strategien für jede Fahrsituation.

Tabelle 8-1: Übersicht der ermittelten Güteindikatoren.

Testszenario	Güteindikatoren der objektiven Bewertungsmetrik			
	$\lambda_{1,MWA}$	$\lambda_{2,MWA}$	$\lambda_{1,MPC}$	$\lambda_{2,MPC}$
Beschleunigen aus dem Stillstand	0,50	0,22	0,41	0,16
Bremsen aus Geradeausfahrt	1,19	0,54	0,96	0,41
Doppelter Fahrspurwechsel	1,98	1,09	1,63	0,83
Lenkwinkelsprung	1,10	0,47	0,89	0,35
Bremsen aus der stationären Kreisfahrt	0,85	0,35	0,66	0,24
Landstraßenfahrt	1,02	0,41	0,81	0,27
Abbiegevorgang an einer Kreuzung	1,36	0,63	1,20	0,54
Durchfahrt durch einen Kreisverkehr	1,58	0,82	1,41	0,66
Durchfahrt durch ein Autobahnkreuz	0,81	0,32	0,66	0,26

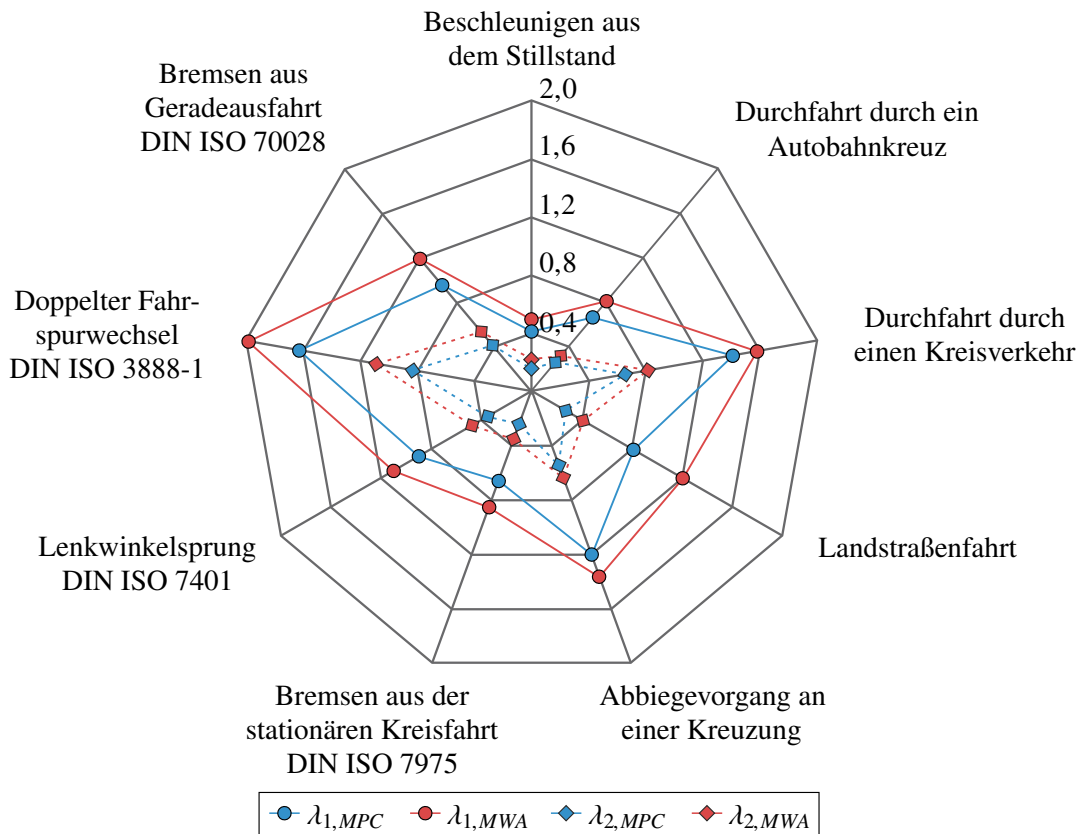


Bild 8-7: Grafische Darstellung der Güteindikatoren im Netzdiagramm.

Die dokumentierten Messdaten verdeutlichen dabei die Überlegenheit des modellprädiktiven MCA gegenüber dem filterbasierten Washout Algorithmus, da in jedem der untersuchten Szenarien niedrigere Güteindikatoren erzielt werden. Zudem fällt auf, dass die wahrgenommene Wiedergabequalität, ausgedrückt durch die Kenngröße λ_2 , bei Verwendung der MPC stets kleine Zahlenwerte aufweist und folglich ein guter subjektiver Fahreindruck im Simulator erwartet werden kann. Wie bereits an vorheriger Stelle ausführlich erläutert, lassen sich diese Ergebnisse auf größere Darstellungsfehler des MWA in den Winkelgeschwindigkeiten sowie der Vertikalbeschleunigung zurückführen, welche sich aus den gekoppelten Freiheitsgraden des ATMOS Fahrsimulators ergeben und eine adäquate Reproduktion der simulierten Fahrzeugbewegungen zu einer anspruchsvollen Regelaufgabe machen. Hier ist ein entscheidender Vorteil der MPC, dass die spezifische Simulatorkinematik durch das integrierte Prozessmodell direkt in den Optimierungsalgorithmus eingebunden ist. Auf diese Weise können störende Kopplungseffekte in der Planung der Bewegungstrajektorie berücksichtigt und weitestgehend kompensiert werden. Im Vergleich zur idealisierten Annahme einer exakt bekannten Referenztrajektorie, auf der die in [BGT20] publizierte Gegenüberstellung der Regelungskonzepte beruht, sind die Unterschiede zwischen MPC und MWA allerdings weniger stark ausgeprägt. Die Ursache für diese Beobachtung liegt in den jeweils auftretenden Vorhersageungenauigkeiten, welche in aktiven Fahrsimulationen mit einem menschlichen Fahrer als Teil des geschlossenen Regelkreises unabhängig von der Prädiktionsstrategie aber niemals vollständig vermieden werden können. Insbesondere bewirkt die Abschätzung der zu erwartenden Längsbeschleunigung mit dem in Abschnitt 7.2.2 präsentierten Extrapolationsansatz, dass die MPC erst auf einen bevorstehenden Beschleunigungsanstieg reagieren kann, wenn der Fahrer das

Gaspedal betätigt. Demgegenüber ermöglichen vorab bekannte Referenzgrößen eine für die zukünftige Fahrsituation effizientere Ansteuerung des Bewegungssystems, was zu einer bestmöglichen Kompensation der Kopplungseffekte und noch geringeren Güteindikatoren führt (vgl. [BGT20]).

Als Fazit der objektiven Evaluation beider Motion Cueing Strategien bleibt somit festzuhalten, dass die präsentierten Ansätze eine zufriedenstellende Wiedergabequalität der virtuellen Fahrzeugbeschleunigungen für eine Vielzahl unterschiedlicher Fahrszenarien gewährleisten. Durch einen deutlich höheren Grad der Modellintegration können mit der MPC jedoch störende Wechselwirkungen zwischen den gekoppelten Freiheitsgraden des ATMOS Fahrsimulators vollständig im Regelalgorithmus berücksichtigt und mittels einer geschickten Koordination beider Teilbewegungssysteme in gewissen Grenzen kompensiert werden. Dieser wesentliche Vorteil gegenüber der modifizierten Filterstruktur des MWA wirkt sich in allen untersuchten Testmanövern positiv auf die physikalische und wahrgenommene Regelgüte aus. Für eine abschließende Bewertung der Algorithmen bleibt allerdings zu klären, ob die aus den Soll-Ist-Vergleichen gewonnenen Erkenntnisse auch uneingeschränkt auf den subjektiven Fahreindruck und das Immersionsempfinden im Simulator übertragbar sind. Weil eine Beantwortung dieser Frage anhand rein objektiver Kriterien aber kaum möglich ist, stellt der im Folgenden beschriebene Vergleich des individuellen Bewegungsempfindens den nächst notwendigen Schritt im Evaluationsprozess der entwickelten Motion Cueing Algorithmen dar.

8.2 Subjektive Evaluation des Fahreindrucks

Aus den vorangegangenen Überlegungen zu den jeweiligen Mechanismen, Effekten und Interaktionen der menschlichen Wahrnehmungssysteme (siehe hierzu Abschnitt 2.3) ist leicht ersichtlich, dass eine aussagekräftige Bewertung der Regelstrategien nicht allein durch den Vergleich gemessener Soll- und Istsignale erfolgen kann. Ergänzend zur objektiven Evaluation der Regelgüte wurde daher in [BBGT21] eine Untersuchung des subjektiven Fahreindrucks mithilfe einer Probandenstudie im ATMOS Fahrsimulator vorgestellt, deren Gestaltung die folgenden drei Forschungsfragen adressiert:

- Variieren die einzelnen Fahrerbewertungen in Abhängigkeit des applizierten Motion Cueing Algorithmus und der jeweiligen Präsentationsreihenfolge?
- Existieren Korrelationen zwischen den Ergebnissen der subjektiven Evaluation und den Erkenntnissen der objektiven Bewertung der Wiedergabequalität?
- Entspricht das Fahrverhalten im Simulator einem realistischen Fahrstil? Wie wird es durch die unterschiedlichen Regelalgorithmen beeinflusst?

Von der Beantwortung dieser Fragen wird eine allgemeingültige Aussage über die Leistungsfähigkeit der neuen Motion Cueing Strategien im Vergleich zum CWA sowie die Identifikation weiterer Optimierungspotenziale zur Verbesserung des subjektiven Fahreindrucks erwartet. Die nachstehenden Abschnitte beschreiben die Konzeption, Durchführung und statistische Auswertung der Studie und diskutieren die gewonnenen Erkenntnisse hinsichtlich ihrer Bedeutung für die interaktive Fahrsimulation.

8.2.1 Studienlayout und Datenerhebung

Die aus praktischen Fahrversuchen in einem Simulator abgeleiteten Resultate stehen oftmals in direktem Zusammenhang mit dem zugrunde liegenden Studiendesign [Zöl15]. Daher sollen im Folgenden zunächst die Rahmenbedingungen des zur Beantwortung der einleitend definierten Forschungsfragen durchgeführten Experiments vorgestellt werden. Hierbei liegt der Fokus auf den demografischen Merkmalen der Probanden, den untersuchten Fahrscenarien sowie dem Versuchsablauf und der Datenerhebung.

Versuchsteilnehmer

An der angeführten Simulatorstudie zur subjektiven Bewertung des Fahrindrucks nahmen anfänglich 31 Testpersonen teil. Vier Probanden klagten jedoch bereits nach kurzer Zeit über typische Symptome der Simulatorkrankheit (vgl. Abschnitt 2.2.4) und mussten die Fahrversuche deshalb vorzeitig abbrechen. Ob dieser Umstand tatsächlich auf eine ungünstige Kombination der eingesetzten Motion Cueing Algorithmen zurückzuführen ist, konnte im Kontext des Experiments nicht eindeutig verifiziert werden. Es fällt allerdings auf, dass alle vier keinerlei Simulatorerfahrung besaßen und zudem von einer allgemeinen Empfindlichkeit gegenüber Kinetose, z. B. bei Reisen mit dem Schiff oder Flugzeug, berichteten. Weil dies erwartungsgemäß zu einer erheblichen Verzerrung der subjektiven Urteile führt, wurden die Bewertungen dieser Personen ausgeschlossen und nur die Beurteilungen der übrigen 27 Teilnehmer im Alter von 22 bis 68 Jahren (Durchschnitt 35,6 Jahre; Standardabweichung 12,8 Jahre) in die Studienauswertung einbezogen. Daraus ergibt sich eine Abbruchquote von etwa 13%, die mit anderen in der Literatur dokumentierten Studien (siehe u. a. [Fis09], [KHP⁺15] oder [FHK⁺18]) vergleichbar ist. Die demografischen Daten der verbleibenden Probanden sind in Tabelle 8-2 zusammengefasst. Alle hatten normales oder normal korrigiertes Sehvermögen und besaßen zum Zeitpunkt der Versuchsdurchführung eine gültige Fahrerlaubnis. Ihre durchschnittliche Fahrleistung betrug etwa 9000 km pro Jahr. Folglich handelte es sich hier um eine homogen verteilte Gruppe aus routinierten Fahrern, von denen der Großteil aber zuvor keine Erfahrung mit virtuellen Testfahrten in einem Simulator gemacht hatte.

Tabelle 8-2: Demografische Daten der Versuchsteilnehmer.

	Weiblich	Männlich	Divers
Geschlechterverteilung	9	18	-
	Minimum	Maximum	Durchschnitt
Altersprofil (Jahre)	22	68	35,6
	Keine	< 5 Stunden	≥ 5 Stunden
Fahrersimulatorerfahrung	19	4	4

Fahrszenarien

Um das mit den entwickelten Regelalgorithmen erzeugte Bewegungsempfinden anhand eines möglichst repräsentativen Spektrums alltagsnaher Fahrsituationen analysieren zu können, wurden im Rahmen der Studienkonzeption vier virtuelle Testszenarien mit einer Gesamtlänge von insgesamt ca. 16 Kilometern entworfen. Eine Übersicht dieser Manöver einschließlich der zugehörigen Streckenbeschreibungen zeigt Bild 8-8. Weitere Fahrzeuge oder Fußgänger wurden der Simulationsumgebung an dieser Stelle nicht hinzugefügt, damit den Fahrversuchen jeweils eine vergleichbare Verkehrssituation zugrunde lag. Zur Erfüllung der Fahraufgabe mussten die Probanden dann einer vom Versuchsleiter vorgegebenen Fahrroute folgen und die durch Schilder spezifizierten Verkehrsregeln beachten. Auf die Ausübung zusätzlicher Sekundäraufgaben (bspw. die Bedienung eines Navigationsgerätes) während der Fahrt wurde verzichtet, um den Aufmerksamkeitsschwerpunkt vollständig auf die Fahrzeugführung sowie die Bewegungsrückmeldung des Simulators zu legen.

Wie dargestellt, umfasste das Experiment ein urbanes Fahrszenario durch ein fiktives Stadtgebiet (siehe Bild 8-8 a), das speziell auf die Untersuchung longitudinaler Motion Cues abzielt. Diese wirken insbesondere beim Beschleunigen oder Bremsen an Kreuzungen sehr dominant auf den Fahrer ein. Hierdurch werden wichtige Erkenntnisse über das Timing der mit den verschiedenen MCA erzeugten Bewegungsrückmeldungen erwartet, anhand derer sich beurteilen lässt, ob und wie stark auftretende Beschleunigungsverzögerungen von den Testpersonen wahrgenommen werden können. Weiterhin wurde eine virtuelle Autobahnfahrt (Bild 8-8 b) ergänzt, um den subjektiven Bewegungseindruck bei hohen Geschwindigkeiten oberhalb von 100 km/h zu analysieren. Wie bereits im Grundlagenkapitel 2 erläutert ist die Unterschätzung der Fahrzeuggeschwindigkeit ein bekanntes und vielfach diskutiertes Problem in der interaktiven Fahrsimulation, weshalb die Untersuchung eventueller Abhängigkeiten dieses Effekts vom Regelalgorithmus einen interessanten Forschungsaspekt darstellt. Die Straßenführung basiert dabei auf GPS-Daten eines realen Autobahnabschnitts nahe Paderborn. Während der Fahrt auf der Kurvenstrecke (vgl. Bild 8-8 c) sollte insbesondere die Wiedergabe niederfrequenter Quer-

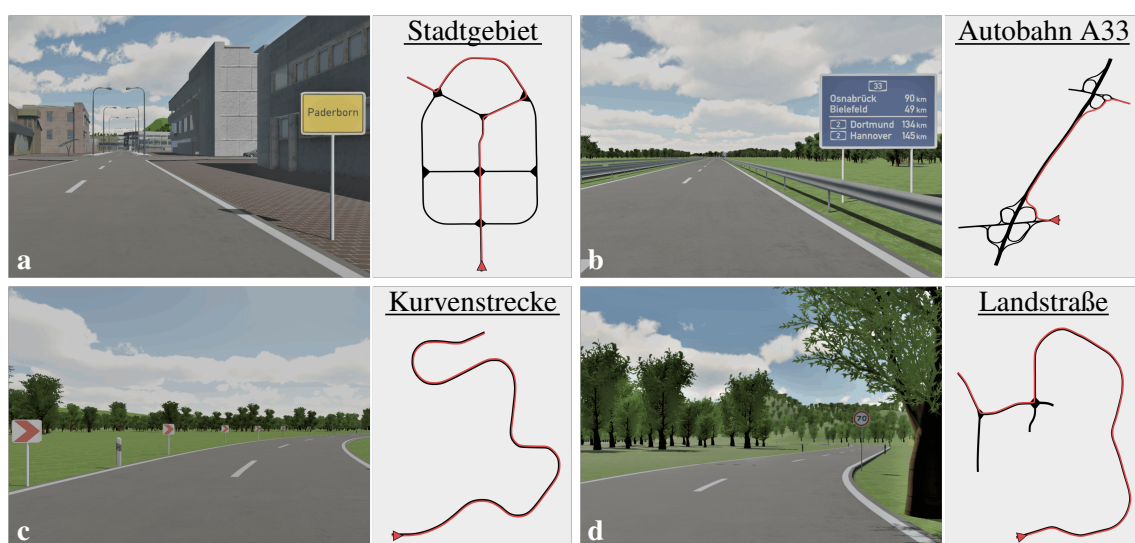


Bild 8-8: Virtuelle Szenen aus der Fahrerperspektive und Routenbeschreibungen der im Experiment untersuchten Fahrszenarien: Straßennetz (—), Fahrroute (—).

beschleunigungen durch die jeweiligen Motion Cueing Strategien untersucht werden. Zu diesem Zweck wurden diverse Kurven mit unterschiedlichen Radien vorgesehen, welche es mit Geschwindigkeiten von ca. 70 bis 100 km/h zu durchfahren galt. Ergänzend dazu wurde ein Landstraßenszenario (Bild 8-8 d) entworfen, das die Signalcharakteristika der simulierten Längs- und Querbeschleunigungen aus den Fahrten im Stadtgebiet und der Kurvenstrecke kombiniert.

Versuchsablauf und Datenerfassung

Zur Gewöhnung an die virtuelle Fahrumgebung absolvierten alle Teilnehmer im Anschluss an die Begrüßung und Sicherheitsunterweisung durch den Versuchsleiter zunächst eine kurze Trainingsphase auf einer ovalen Teststrecke mit einem der drei zu untersuchenden Regelalgorithmen. Bei der Streckengestaltung wurde darauf geachtet, dass dem Straßenverlauf möglichst einfach gefolgt werden kann und die Route keine anspruchsvollen Fahrmanöver beinhaltet. Die Dauer der Trainingsphase wurde darüber hinaus nicht vorgegeben und konnte individuell von den Probanden festgelegt werden, um dem unterschiedlichen Grad der Simulatorerfahrung Rechnung zu tragen. Ebenso wurden die Teilnehmer im Vorhinein weder über das Forschungsziel der Studie informiert, noch war ihnen (bis auf wenige Ausnahmen) die genaue Funktionsweise des Bewegungssystems bekannt, sodass eine Verfälschung der Versuchsergebnisse durch das Vorwissen der Probanden weitestgehend ausgeschlossen werden konnte.

In den eigentlichen Fahrversuchen musste anschließend jedes der im vorigen Absatz vorgestellten Szenarien zweimal hintereinander mit jeweils unterschiedlichen Motion Cueing Strategien von den Probanden absolviert werden. Dabei handelte es sich gerade um die Algorithmen, die nicht schon zuvor in der Trainingsphase eingesetzt wurden. Auf diese

Tabelle 8-3: Exemplarische Darstellung des Versuchsablaufs.

Studienteilnehmer 1		Studienteilnehmer 2	
Fahrszenario	Motion Cueing Algorithmus	Fahrszenario	Motion Cueing Algorithmus
Trainingsphase	CWA	Trainingsphase	MPC
Stadtgebiet	MWA	Autobahn A33	CWA
Stadtgebiet	MPC	Autobahn A33	MWA
Autobahn A33	MWA	Landstraße	CWA
Autobahn A33	MPC	Landstraße	MWA
Kurvenstrecke	MWA	Stadtgebiet	CWA
Kurvenstrecke	MPC	Stadtgebiet	MWA
Landstraße	MWA	Kurvenstrecke	CWA
Landstraße	MPC	Kurvenstrecke	MWA

Weise konnten stets zwei Regelungskonzepte direkt miteinander verglichen werden, ohne, dass Adaptionseffekte durch eine vorzeitige Gewöhnung an einen der beiden MCA zu befürchten waren. Um unerwünschten *Reihenfolgeeffekten*³⁶ vorzubeugen, wurden sowohl die Testszenarien als auch die Motion Cueing Algorithmen in randomisierter Abfolge präsentiert, wie Tabelle 8-3 beispielhaft für zwei Teilnehmer verdeutlicht. Unmittelbar nach jeder Testfahrt wurden die subjektiven Probandenbewertungen mittels eines virtuellen Fragebogens auf einem Tablet-PC erfasst. Dazu wurden zehn verschiedene Bewertungskriterien definiert, mit denen die Intensität, das Timing und der Gesamteindruck der Bewegungsrückmeldung zusammen mit dem daraus resultierenden Immersionsempfinden beurteilt werden sollte. Die zugehörige Evaluationsoberfläche wurde im Kontext dieser Arbeit in [Böh20] mit dem Softwaretool *PsychoPy*³ (Version 2020.v1.3) der Universität Nottingham [PGS⁺19] erstellt und ist exemplarisch in Bild 8-9 gezeigt. Wie darin abgebildet, gaben die Versuchsteilnehmer ihre Urteile zu jedem Bewertungskriterium auf kontinuierlichen Skalen ab, was eine feiner differenzierte Unterscheidung des jeweils wahrgenommenen Bewegungseindrucks ermöglicht. Die Daten wurden nachfolgend direkt in eine CSV-Datei (engl. Comma-Separated Values) exportiert, wo sie für eine weitere Aufbereitung und Analyse zur Verfügung standen.

Wie bewerten Sie die virtuelle Testfahrt im Vergleich zu einer realen Fahrt?

Verschieden Identisch

Timing der Bewegungsrückmeldung auf Betätigungen des Gaspedals?

Verzögert Stimmig

Weiter

Bild 8-9: Digitaler Fragebogen zur Erfassung der subjektiven Teilnehmerbewertungen.

Statistische Datenaufbereitung und -auswertung

Da die meisten Probanden keinerlei Erfahrung mit Simulatoren hatten, war anzunehmen, dass sie unterschiedliche Erwartungshorizonte besaßen und daher verschiedene Bereiche der Bewertungsskalen nutzen. Um diese individuellen Urteile auf einen vergleichbaren Skalenbereich zu transformieren, wurden die Bewertungen aller Teilnehmer separat nach der u. a. von Bortz und Schuster [BS10] beschriebenen Methodik standardisiert. Dabei handelt es sich um ein etabliertes Vorgehen der deskriptiven Statistik, weshalb im Folgenden nur der Grundgedanke des Verfahrens vermittelt werden soll. Für weiterführende Informationen wird auf die angeführte Literatur verwiesen. Im ersten Schritt der Standardisierung erfolgt zunächst eine Normalisierung mit dem Mittelwert $\bar{x}$ sowie der

³⁶Diese beschreiben in der experimentellen Psychologie eine Verzerrung in der Bewertung und Interpretation der Studienergebnisse durch die Abfolge der gestellten Aufgaben bzw. Fragen [Hel12].

Standardabweichung σ über alle im Experiment abgegebenen Urteile x_i eines Probanden. Unter Anwendung der zugehörigen Berechnungsvorschrift

$$x_{i, Norm} = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \quad (8-1)$$

resultiert hieraus die sogenannte *Standardnormalverteilung*, mit dem Mittelwert $\bar{x} = 0$ und der Standardabweichung $\sigma = 1$. Basierend darauf können die normalisierten Einzelbewertungen $x_{i, Norm}$ anschließend durch eine Rücktransformation mit der in [Böh20] ermittelten Gesamtstichprobenvarianz $\sigma^2 = 24,01$ und dem Erwartungswert $\mu = 53,03$ standardisiert werden [Osc19]:

$$x_{i, Stan} = x_{i, Norm} \cdot \sigma^2 + \mu \quad (8-2)$$

Zum besseren Verständnis des Verfahrens zeigt Bild 8-10 eine grafische Interpretation der beschriebenen Vorgehensweise am Beispiel zweier Probanden. Diese verwenden bei der Beurteilung anhand vier definierter Kriterien jeweils verschiedene Bereiche der aufgeführten Bewertungsskala, wie im oberen linken Teil der Grafik dargestellt ist. Während Proband 2 den Skalenbereich nahezu vollständig ausnutzt, tendiert Proband 1 stets zu deutlich besseren Bewertungen im oberen Bereich der Skala, was neben der individuellen Wahrnehmung beider Teilnehmer auch mit einer unterschiedlichen Erwartungshaltung oder den Vorkenntnissen zu begründen ist. Mittels der zuvor beschriebenen Transformation nach den Gleichungen (8-1) und (8-2) werden die Einzelbewertungen schließlich auf einen vergleichbaren Skalenbereich (siehe unten links in Bild 8-10) gebracht, der eine valide Analyse der erhobenen Daten erlaubt.

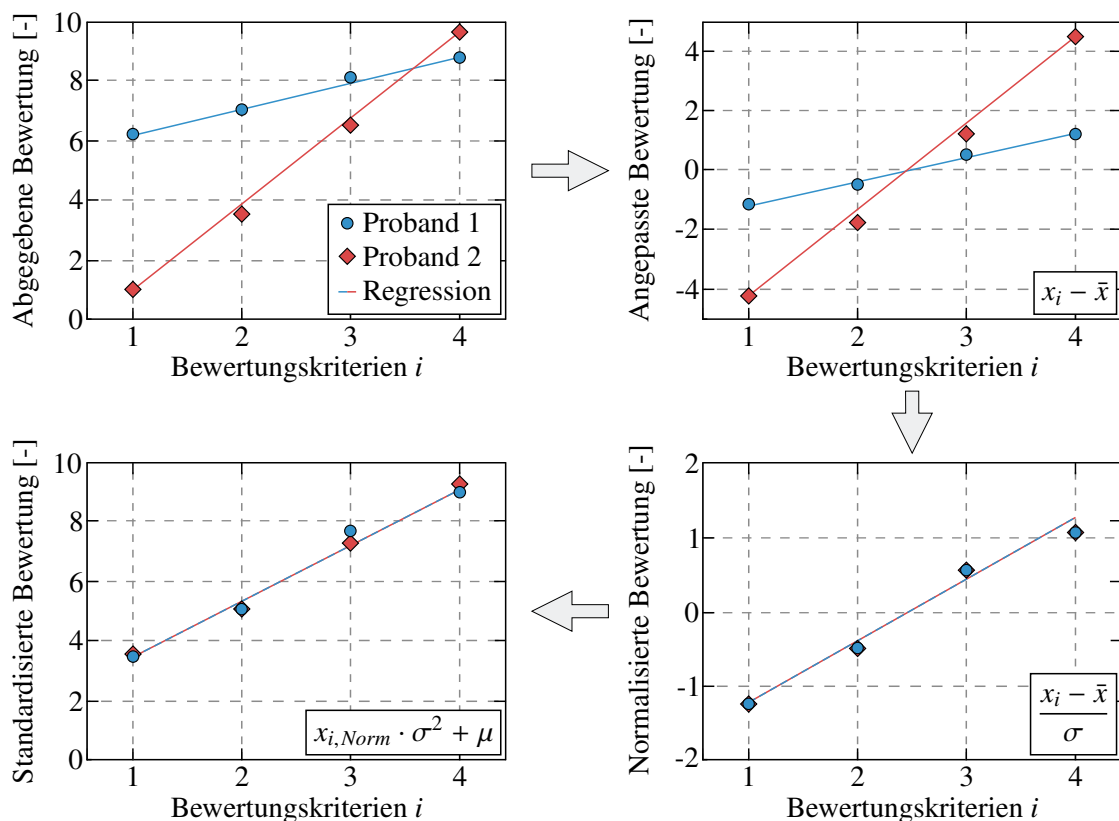


Bild 8-10: Standardisierung der subjektiven Probandenbewertungen nach [Osc19].

Ausgehend von den so standardisierten Teilnehmerbewertungen zu allen zehn Evaluationskriterien wurde im nächsten Schritt eine Faktorenanalyse durchgeführt, die eine Zwei-Faktor-Lösung mit den zugehörigen Konstrukten „Fahreindruck“ und „Intensität“ hervorbrachte. Nähere Informationen zur Umsetzung und Auswertung der Faktorenanalyse sind in [Böh20] dokumentiert, sollen im Kontext der vorliegenden Arbeit aber nicht im Detail diskutiert werden. Der Faktor „Fahreindruck“ fasst dabei das Timing, die Immersion und den Gesamteindruck der Bewegungsrückmeldung zusammen, wogegen der zweite Faktor „Intensität“ die Wahrnehmung der Wank- und Nickrotationen innerhalb des Simulators widerspiegelt. Daran anschließend wurde eine *multivariate Varianzanalyse* (engl. Multivariate Analysis of Variance, MANOVA) vorgenommen, mit welcher der Einfluss der untersuchten Regelalgorithmen (hier die unabhängigen Variablen) auf die subjektiven Teilnehmerbewertungen (hier die abhängigen Variablen) evaluiert werden kann. Den Ergebnissen dieser statistischen Analyse widmet sich der nachstehende Abschnitt 8.2.2.

Zusätzlich wurden in allen Fahrversuchen objektive Kennwerte der Fahrzeugführung aufgezeichnet, aus denen wichtige Rückschlüsse über das jeweilige Fahrerverhalten abgeleitet werden können. Hierzu zählen beispielsweise die Geschwindigkeiten und Beschleunigungen des virtuellen Fahrzeugs, die Spurabweichung gegenüber dem vorgegebenen Streckenverlauf oder die Lenkrad- bzw. Pedalbetätigungen der Probanden. Im Kontext der Versuchsauswertung wurde dann mittels einer *univariaten Varianzanalyse* (engl. Analysis of Variance, ANOVA) geprüft, ob eine Abhängigkeit dieser Daten von den applizierten MCA, ihrer Darstellungsreihenfolge und den verschiedenen Fahrszenarien besteht.

8.2.2 Diskussion der Ergebnisse

Zur Beantwortung der eingangs formulierten Forschungsfragen werden im Folgenden ausgewählte Ergebnisse der statistischen Versuchsauswertung vorgestellt sowie ihre Bedeutung für die interaktive Fahrsimulation diskutiert. Die Evaluation konzentriert sich dabei zunächst auf die Beeinflussung des subjektiven Fahreindrucks und der Intensität der jeweils wahrgenommenen Rotationsbewegungen durch die verschiedenen MCA. Im Anschluss erfolgt eine Bewertung der Fahrerverhaltensvalidität in Abhängigkeit der applizierten Regelalgorithmen.

Aus der MANOVA ergab sich ein signifikanter Haupteffekt der Motion Cueing Strategie auf den ersten Faktor „Fahreindruck“ ($F(2; 212) = 3,8; p < 0,05; \eta^2 = 0,04$)³⁷. Anders ausgedrückt konnte somit ein statistisch signifikanter Einfluss des MCA auf die Bewertung des Fahreindrucks durch die Probanden festgestellt werden, welcher in Bild 8-11 näher spezifiziert ist. In dieser standardisierten Darstellung entspricht ein Wert von Null dem Mittelwert aller Bewertungen, während die Werte Eins und minus Eins der zugehörigen positiven bzw. negativen Standardabweichung entsprechen (vgl. Abschnitt 8.2.1). Es zeigt sich, dass der erzeugte Fahreindruck einen deutlichen Unterschied zwischen CWA und MPC zugunsten des optimierungsbasierten Ansatzes aufweist. Darüber hinaus ergibt auch der direkte Vergleich mit dem CWA eine positivere Bewertung des MWA, die allerdings statistisch nur marginal signifikant mit $p = 0,08$ ist. Im Rahmen des Experiments konnte damit nachge-

³⁷Die *Fisher-Statistik (F-Statistik)* ist ein parameterabhängiges Testverfahren der Varianzanalyse. Es wird verwendet, um zu prüfen, ob sich zwei normalverteilte Stichproben wesentlich in ihrer Varianz unterscheiden [HS16]. Für nähere Informationen zur Interpretation der F-Statistik siehe Anhang A7.

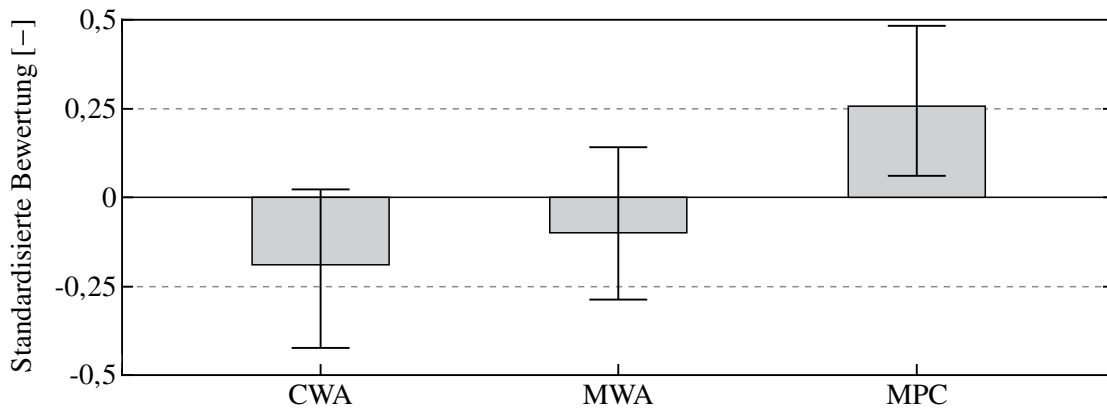


Bild 8-11: Standardisierte Teilnehmerbewertung zum subjektiven Fahreindruck.

wiesen werden, dass mit dem entwickelten modellprädiktiven MCA ein wesentlich besserer Fahreindruck erzielt wird, als mit den beiden filterbasierten Regelungskonzepten. Um auch den zweiten Teilaspekt der ersten Forschungsfrage zu beleuchten, wurde ein möglicher Zusammenhang zwischen der Darbietungsreihenfolge der Algorithmen und der Beurteilung des Fahreindrucks untersucht. Zu diesem Zweck wurde zusätzlich aufgeschlüsselt, ob die Teilnehmerbewertungen aus Bild 8-11 nach dem ersten oder zweiten Versuchsdurchlauf eines jeden Fahrszenarios erhoben wurden. Dabei konnte, wie in Bild 8-12 gezeigt, eine hochsignifikante Abhängigkeit ($F(2; 212) = 11,67$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,11$) der abgegebenen Urteile von der Algorithmenreihenfolge detektiert werden. Es sei angemerkt, dass die Probanden in der zweiten Versuchsfahrt stets mit dem Streckenverlauf und der Fahraufgabe vertraut waren und daher auch eine differenziertere Bewertung des jeweils präsentierten MCA vermutet werden konnte. Dies führte beim CWA dazu, dass der Algorithmus in allen Szenarien erheblich schlechter eingeschätzt wurde, wenn er im Anschluss an die MPC oder dem MWA aufgeschaltet wurde. Dagegen verhält es sich mit den neu entwickelten Ansätzen genau umgekehrt. Sie wurden im zweiten Versuchsdurchgang immer besser bewertet als der Classical Washout Algorithmus, wobei insbesondere die offensichtliche Überlegenheit der MPC hervorsticht. Dies verdeutlicht die Schwierigkeiten der Teilnehmer, ein absolutes Urteil zu fällen. Stattdessen bewerteten sie die Algorithmen grundsätzlich im Vergleich zur vorherigen Testfahrt.

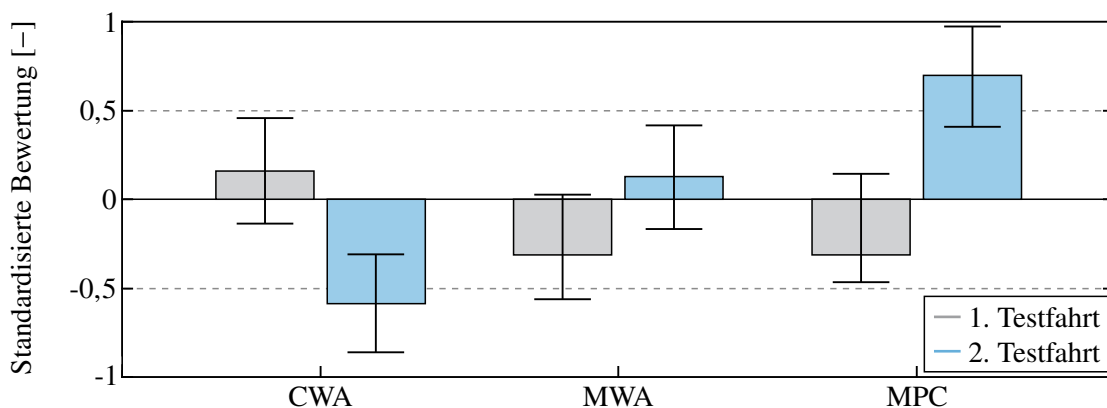


Bild 8-12: Einfluss der Darbietungsreihenfolge auf die Bewertung des Fahreindrucks.

Um zu prüfen, ob die gewonnenen Erkenntnisse mit der Wahrnehmung unerwarteter Rotationsbewegungen durch die gekoppelten Systemfreiheitsgrade des ATMOS Fahrsimulators sowie dem notwendigen Einsatz der Tilt Coordination Technik zusammenhängen, wurde eine weitere MANOVA für den zweiten Faktor „Intensität“ durchgeführt. Ihre Auswertung liefert die in Bild 8-13 dargestellten standardisierten Bewertungen für alle drei Regelstrategien. Anders als im Fall des ersten Faktors „Fahreindruck“ war der Haupteffekt aufgrund der großen Streuung in den subjektiven Urteilen zwar nicht statistisch signifikant, jedoch zeigt die Grafik eine leichte Tendenz in den Bewertungen. Dieser deutet darauf hin, dass die unerwünschten Rotationen des Bewegungssystems am intensivsten mit dem MWA und am schwächsten mit der MPC von den Probanden wahrgenommen werden. Eine mögliche Erklärung für die große Varianz liegt in dem überwiegenden Anteil von Testfahrern ohne jegliche Simulatorerfahrung (vgl. Tabelle 8-2). Speziell diesen Studienteilnehmern fällt es oftmals sehr schwer, ihren subjektiven Gesamteindruck gezielt nach einzelnen Bewegungsmerkmalen, wie etwa unnatürlich stark empfundene Drehbewegungen, zu differenzieren. Es ist deshalb zu erwarten, dass ein separates Experiment mit ausschließlich geschulten Probanden, optimalerweise Domänenexperten mit fundierten Fahrdynamikkenntnissen, die in Bild 8-13 dargestellten Tendenzen eindeutiger bestätigt hätte.

Wie aber aus Bild 8-14 hervorgeht, konnte mithilfe der MANOVA wieder eine signifikante Interaktion zwischen den Urteilen und der Darbietungsreihenfolge der Algorithmen identifiziert werden ($F(2; 212) = 3,04; p < 0,05; \eta^2 = 0,03$). Während die Wahrnehmung der rotatorischen Motion Cues mit dem CWA nahezu unbeeinflusst von der Präsentationsreihenfolge ist, muss bei Verwendung des MWA und der MPC strikt zwischen der ersten und zweiten Versuchsfahrt unterschieden werden. Mit dem modifizierten Washout Algorithmus wurden die Rotationen des Bewegungssystems immer dann als intensiver von den Teilnehmern bewertet, wenn er direkt nach dem CWA oder der MPC präsentiert wurde. Im Gegensatz dazu wurde die Stärke der Wank- und Nickbewegungen mit dem modellprädiktiven Regelalgorithmus nach dem zweiten Testdurchlauf, d. h. wenn unmittelbar zuvor einer der beiden filterbasierten MCA aufgeschaltet wurde, durchweg geringer und damit zugleich als realitätsnäher empfunden.

An dieser Stelle weist die subjektive Bewertung durch die Probanden eine deutliche Übereinstimmung mit den Resultaten der objektiven Evaluation aus Abschnitt 8.1 auf und beantwortet somit die zweite Forschungsfrage der vorgestellten Simulatorstudie. Aufgrund eines besseren Timings sowie einer höheren Intensität der Beschleunigungswiedergabe

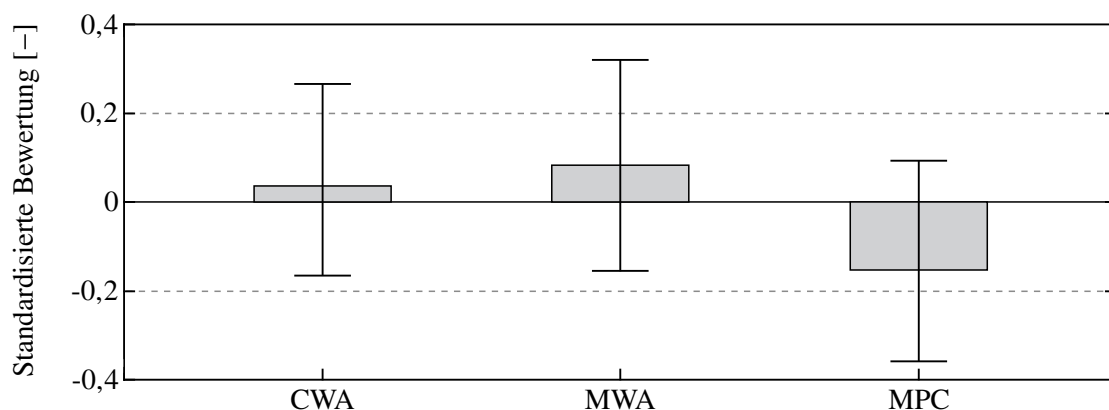


Bild 8-13: Subjektive Bewertung zur Wahrnehmung von Rotationsbewegungen.

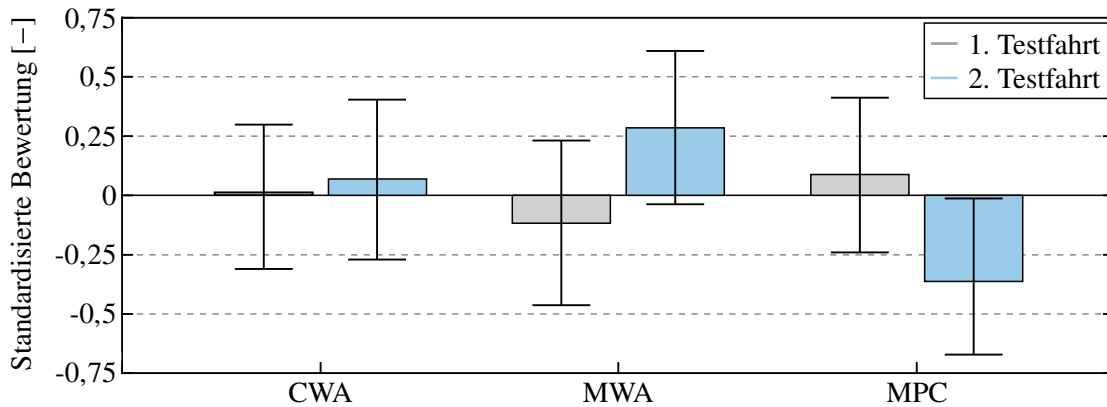


Bild 8-14: Wahrnehmung von Rotationen in Abhängigkeit der Darbietungsreihenfolge.

durch die Berücksichtigung der dynamischen Eigenschaften des Bewegungssystems, erzeugte der MPC-basierte Motion Cueing Algorithmus stets die geringsten Regelfehler und den besten subjektiven Fahrindruck im Experiment. Darüber hinaus ermöglicht die Integration der spezifischen Simulator kinematik in die numerische Optimierung ein besseres Handling der Kopplungseffekte, weshalb die störenden Rotationsbewegungen des Systems mit der MPC am wenigsten wahrgenommen werden. Ebenso interessant ist die Erkenntnis, dass der modifizierte Washout Algorithmus aus Kapitel 5 zu einer besseren Bewertung des Fahrindrucks führt als der CWA, wenngleich die generierten falschen Motion Cues beim MWA eine höhere Intensität aufweisen (vgl. Abschnitt 5.6). Übereinstimmend mit den Ergebnissen früherer Forschungsarbeiten [Fis09] lässt dies den Rückschluss zu, dass die Probanden wahrnehmbare Drehratenfehler zugunsten einer originalgetreueren Beschleunigungsrückmeldung tolerieren.

Weiterhin wurde im Zuge der statistischen Versuchsauswertung untersucht, ob und welche der in Tabelle 8-2 aufgeführten demografischen Faktoren einen Einfluss auf die Teilnehmerbewertungen hatten. Dabei konnten keine Abhängigkeiten vom Geschlecht, der jährlichen Fahrleistung oder dem jeweils absolvierten Fahrscenario festgestellt werden. Allerdings gab es einen Alterseffekt in den erhobenen Daten, der sich signifikant im Faktor „Fahrindruck“ ($F(1; 212) = 14,23$; $p < 0,05$; $\eta^2 = 0,04$) und tendenziell signifikant im Faktor „Intensität“ ($F(1; 212) = 6,3$; $p < 0,1$; $\eta^2 = 0,03$) äußerte. Konkret zeigte sich, dass ältere Probanden zu einer schlechteren Bewertung des Fahrindrucks neigten, obwohl sie die Intensität der wahrgenommenen Simulatordrehungen im Vergleich zu den jüngeren Versuchsteilnehmern generell als schwächer beurteilten. Für eine grafische Analyse dieser Zusammenhänge sei auf [Böh20] verwiesen.

Innerhalb der dritten Forschungsfrage sollte geprüft werden, in welcher Relation die bisherigen Erkenntnisse zum individuellen Fahrverhalten in der virtuellen Umgebung stehen. Dazu wurden verschiedenste Fahrdynamiksignale während der Fahrversuche aufgezeichnet und in Bezug auf die Regelalgorithmen, deren Darbietungsreihenfolgen und dem zugrunde liegenden Fahrscenario ausgewertet. Die Analyse der Fahrzeuggeschwindigkeit mittels den zuvor eingesetzten Varianzanalyseverfahren ergab diesbezüglich keinen signifikanten Effekt des jeweils applizierten MCA. Wie zu erwarten konnte jedoch ein maßgeblicher Einfluss ($F(3; 212) = 187$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,77$) des untersuchten Fahrscenarios auf die Durchschnittsgeschwindigkeit nachgewiesen werden, den das Boxplot-Diagramm in Bild 8-15 verdeutlicht. Die ermittelten Geschwindigkeiten entspre-

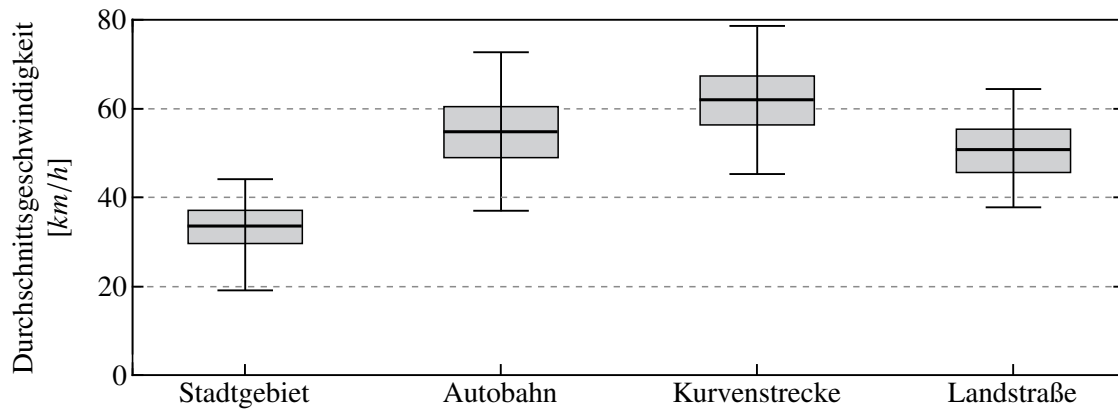


Bild 8-15: Durchschnittliche Fahrzeuggeschwindigkeiten in den untersuchten Szenarien.

chen plausiblen Werten aus dem realen Straßenverkehr, was ein valides Fahrerverhalten im Simulator nahelegt. Auffällig ist, dass die höchste Durchschnittsgeschwindigkeit während der Fahrt auf der Kurvenstrecke und nicht auf dem Autobahnabschnitt erzielt wurde, was sich mit den verhältnismäßig langen Auf- und Abfahrtssegmenten auf der Fahrroute erklären lässt (siehe Bild 8-8). Zudem stellte sich ein hochsignifikanter Haupteffekt ($F(1; 187) = 14,87$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,07$) der Versuchsreihenfolge heraus. Während der zweiten Testfahrt fuhren die Probanden im Allgemeinen schneller, was darauf zurückzuführen ist, dass ihnen sowohl die Streckenführung als auch fahrtechnisch anspruchsvolle Passagen bereits bekannt waren. Neben der Geschwindigkeitsuntersuchung lieferte auch die in Bild 8-16 dargestellte Analyse der seitlichen Spurabweichung von der Fahrbahnmitte und der zugehörigen Lenkfrequenz wichtige Anhaltspunkte zur Be-

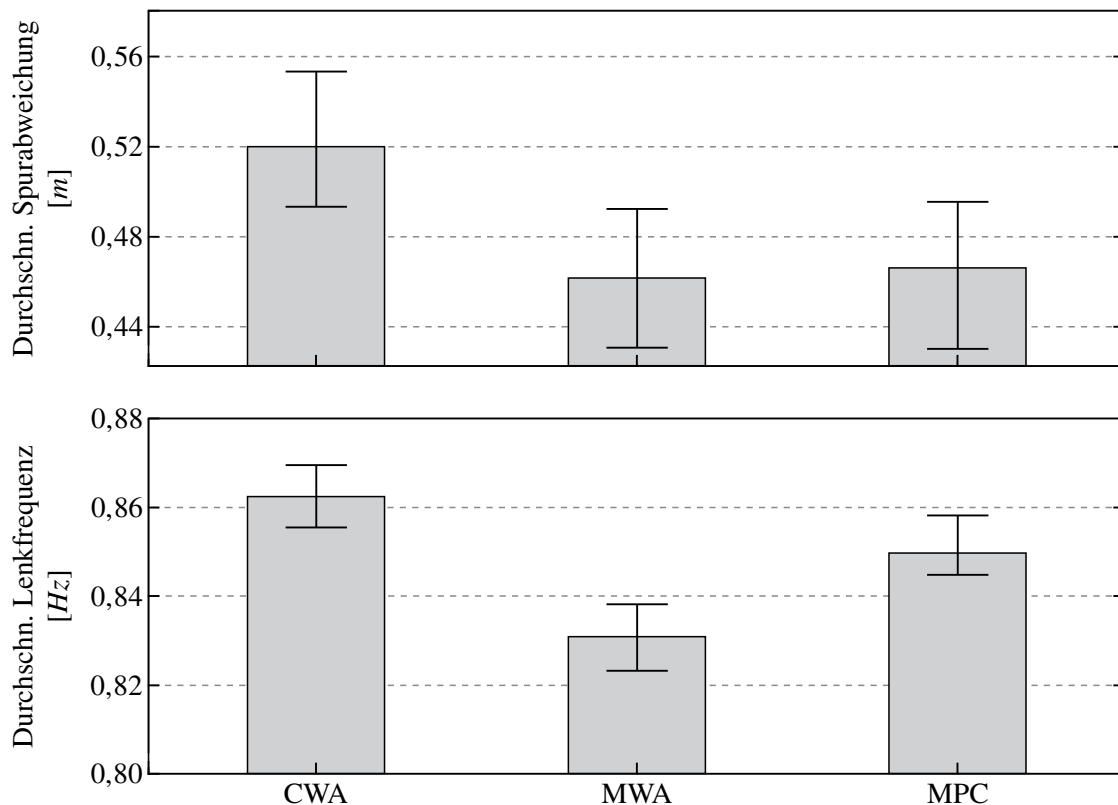


Bild 8-16: Einfluss des MCA auf die durchschnittliche Spurabweichung und Lenkfrequenz.

urteilung des Fahrerverhaltens. Es zeigte sich, dass die Probanden bei Verwendung des CWA signifikant weiter und mit einer größeren Standardabweichung von der Sollspur abwichen ($F(2; 187) = 4,46$; $p < 0,05$; $\eta^2 = 0,05$). Damit erwies sich die laterale Kontrolle des virtuellen Fahrzeugs mit dem klassischen Algorithmus im Vergleich zu den neu entwickelten Ansätzen offensichtlich als schwieriger. Übereinstimmend mit dieser Schlussfolgerung konnte ein signifikanter Haupteffekt ($F(2; 187) = 5,03$; $p < 0,05$; $\eta^2 = 0,05$) des applizierten MCA auf die mittlere Lenkfrequenz durch die ANOVA nachgewiesen werden. Wie die Grafik verdeutlicht, erforderte der CWA häufigere Lenkkorrekturen der Versuchsteilnehmer, um der Streckenführung zu folgen. In Einzelfällen konnte darüber hinaus sogar ein vollständiger Verlust der Fahrzeugkontrolle beobachtet werden [Böh20]. Hingegen erzielten der MWA und die MPC bessere Ergebnisse in dieser Gegenüberstellung. Verglichen mit der zu erwartenden Spurbabweichung in einem realen Fahrversuch zeigen die in Bild 8-16 dargestellten Fahrdynamikgrößen allerdings einen weiteren charakteristischen Effekt der interaktiven Fahrsimulation: Die Spurhaltung ist tendenziell schlechter als in der Realität [WHLS15]. In der Fachliteratur hat sich deshalb die erstmals von Blaauw [Bla82] eingeführte Unterscheidung in eine *absolute* und *relative Validität* etabliert. Die absolute Validität beschreibt dabei den Grad der numerischen Übereinstimmung zwischen Real- und den erhobenen Daten im virtuellen Fahrversuch. Dagegen kennzeichnet die relative Validität das Niveau, mit dem die Manipulation eines Einflussfaktors dieselbe Auswirkung hat wie in einer Realstudie, auch wenn die Größenordnungen beider Datengrundlagen nicht genau übereinstimmen. Die Mehrheit der Validierungsstudien kommt zu dem Schluss, dass die relative Validität eine notwendige Voraussetzung für die Untersuchung des Fahrerverhaltens ist, eine absolute Validität aber nicht zwangsläufig gegeben sein muss [MCDB11; Gem13]. Daher sind die im Experiment ermittelten Simulationsdaten trotz einer vermeintlich größeren Abweichung von der Sollspur geeignet, um zuverlässige Rückschlüsse über den Einfluss der jeweiligen Regelstrategie auf die Spurführungsgüte der Probanden ableiten zu können.

Ergänzend zu den hier präsentierten Studienergebnissen wurden in [Böh20] weitere objektive Kenngrößen zur Beurteilung des Fahrerverhaltens, wie beispielsweise die Verteilung der simulierten Querschleunigungen über den Kurvenradius oder das Verhältnis der aufgezeichneten Längs- und Querschleunigungen, herangezogen und mit Messdaten aus realen Fahrversuchen abgeglichen. Auch diese Daten wiesen auf ein repräsentatives Fahrerverhalten der Probanden im ATMOS Fahrsimulator hin und beantworten damit die dritte der einleitend formulierten Forschungsfragen.

8.3 Abschließende Bewertung der entwickelten Regelalgorithmen

In dem vorliegenden Kapitel wurde ein zweistufiger Evaluationsprozess vorgestellt, der auf die ganzheitliche Analyse der neu entwickelten Motion Cueing Algorithmen anhand objektiver und subjektiver Bewertungsverfahren ausgerichtet ist. Die hieraus gewonnenen Erkenntnisse geben Aufschluss über die Stärken und Schwächen beider Ansätze und komplettieren den in dieser Dissertationsschrift erbrachten Forschungsbeitrag. Zum Abschluss der Validierung werden nachstehend die zentralen Ergebnisse und Folgerungen aus den Abschnitten 8.1 und 8.2 in kompakter Form zusammengeführt.

In der objektiven Gegenüberstellung des modifizierten Washout Algorithmus mit dem modellprädiktiven Regelungskonzept konnte ein klarer Vorzug der MPC nachgewiesen werden. Während die im Simulator gemessenen Längs- und Querbeschleunigungen mit beiden Verfahren oftmals nur leicht voneinander abweichen, spiegeln die gemessenen Vertikalbeschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitssignale die unterschiedlichen Funktionsprinzipien der Algorithmen wider. Ungeachtet der in den Abschnitten 5.2 und 5.3 eingeführten Modifikationen orientiert sich die grundlegende Filterstruktur des MWA an der Signalverarbeitung klassischer Motion Cueing Algorithmen. In der Konsequenz werden nicht alle Wechselwirkungen zwischen den Bewegungsfreiheitsgraden in der Ermittlung geeigneter Stellsignale berücksichtigt, was sich insbesondere bei Systemen mit starken kinematischen Kopplungen, wie dem hier betrachteten ATMOS Fahrsimulator, negativ auf die Wiedergabequalität der virtuellen Fahrzeugbewegungen auswirkt. Im Gegensatz dazu beinhaltet das MPC-basierte Regelungskonzept ein vollständiges mathematisches Ersatzmodell des hybridkinematischen Bewegungssystems und integriert das einhergehende Modellwissen in die Planung einer optimalen Simulatortrajektorie. Jedoch resultiert aus diesem Alleinstellungsmerkmal der MPC zugleich ein enormer Berechnungsaufwand, der nur mittels einer effizienten Implementierung unter Ausnutzung der Wiener-Modellstruktur in Echtzeit zu bewältigen ist. Der Soll-Istwert-Vergleich der erfassten Messsignale verdeutlicht, dass die komplexere Algorithmusstruktur in allen untersuchten Testszenarien eine bessere Handhabung störender Kopplungseffekte ermöglicht und sie erfolgreich auf zuvor definierte Akzeptanzschwellen des menschlichen Vestibularsystems begrenzt. Diese wesentliche Eigenschaft der MPC führte zu durchweg geringeren Güteindikatoren λ_1 bzw. λ_2 , sodass aus objektiven Gesichtspunkten ein realitätsnäheres Bewegungsempfinden mit dem modellprädiktiven MCA zu erwarten war.

Die Annahme konnte durch die subjektive Simulatorstudie bestätigt werden. Übereinstimmend mit den Beobachtungen der objektiven Erprobung stuften auch die 27 Versuchsteilnehmer den mit der MPC erzeugten Fahreindruck als den authentischsten ein. Zudem ergab die statistische Auswertung der erhobenen Probandenurteile, dass der MWA trotz des intensiveren Auftretens von falschen Stimuli dem Classical Washout Algorithmus vorgezogen wurde. Dabei fiel auf, dass diese Ergebnisse stark von der Darbietungsreihenfolge der Algorithmen abhingen und die neu entwickelten Ansätze nach der zweiten Versuchsfahrt, also im direkten Vergleich mit dem zuvor aufgeschalteten CWA, stets eine bessere Bewertung erhielten. Zusätzlich unterstützt wurde der subjektive Eindruck der Probanden durch die zur Analyse des Fahrerverhaltens erfassten Fahrdynamikkennwerte. Darin zeigte sich ein signifikanter Einfluss des applizierten Regelungskonzepts auf die Querführung des virtuellen Fahrzeugs. So deuteten die Simulations- und Messdaten darauf hin, dass die Spurhaltung mit den neuen Verfahren für die Probanden leichter war als mit dem klassischen MCA. Eine mögliche Erklärung hierfür liefert die geringe Intensität der Bewegungsrückmeldung aufgrund der konservativen Skalierung und der ineffizienten Arbeitsraumnutzung des CWA sowie die verzögerte Reproduktion der simulierten Querbeschleunigungen infolge charakteristischer Filtereffekte (vgl. Abschnitt 3.1).

Zusammenfassend bieten die in der vorliegenden Arbeit entstandenen Regelstrategien somit einen erheblichen Mehrwert gegenüber dem konventionellen CWA, mit welchem die gewünschte Qualität der Bewegungsrückmeldung am hybridkinematischen Bewegungssystem des ATMOS Fahrsimulators bislang nicht erreicht werden konnte. Die eingangs formulierte Zielsetzung aus Abschnitt 1.3 wird damit als erfüllt angesehen.

9 Zusammenfassung und Ausblick

Im letzten Kapitel dieser Arbeit wird ihr Inhalt zusammengefasst und der erbrachte wissenschaftliche Beitrag anhand wesentlicher Teilergebnisse aufgezeigt. Abschließend erfolgt ein Ausblick auf potentielle Forschungsschwerpunkte weiterführender Arbeiten, in denen an die gewonnenen Erkenntnisse angeknüpft werden kann.

Zusammenfassung

Die voranschreitende Mechatronisierung technischer Produkte stellt die Automobil- und Zuliefererindustrie vor stetig neue Herausforderungen, um den Zielkonflikt aus steigenden Produktkomplexitäten bei gleichzeitig verkürzten Innovationszyklen bewältigen zu können. Ganzheitliche Entwicklungsprozesse erscheinen daher wichtiger denn je, um die langfristige Wettbewerbsfähigkeit am Markt sicherzustellen. In diesem Zusammenhang bildet der Einsatz interaktiver Fahrsimulatoren eine Schlüsseltechnologie, die den Entstehungsprozess vom virtuellen Prototypen bis hin zum physischen Endprodukt bereits frühzeitig durch ressourceneffiziente modellbasierte Testverfahren unterstützt. Unabhängig von der Forschungs- bzw. Entwicklungsaufgabe muss dabei eine erforderliche Qualität der Bewegungsrückmeldung gewährleistet sein, damit ein realitätsnaher Fahreindruck vermittelt wird und der Simulatortest auf einem repräsentativen Fahrerverhalten beruht.

In der vorliegenden Dissertationsschrift wird die Entwicklung zweier neuartiger Regelstrategien zur Verbesserung des Immersionsempfindens im ATMOS Fahrsimulator des Heinz Nixdorf Instituts vorgestellt. Bei diesem handelt es sich um ein besonders anspruchsvolles Anwendungsbeispiel, was zugleich die Leistungsfähigkeit der entwickelten Techniken und Methoden hervorhebt. Ein durchgängiges Merkmal der Arbeit ist der gegenüber konventionellen MCA gesteigerte Grad der Modellintegration in die Reglersynthese. Hierdurch kann nachweislich eine originalgetreue Wiedergabe der virtuellen Fahrzeugbewegungen und somit eine bessere Nutzbarkeit des Gesamtsystems erzielt werden. Da sich die präsentierten Verfahren zudem nahezu uneingeschränkt auf beliebige Simulatorkonzepte und -bauformen übertragen lassen, resultiert ein genereller Mehrwert für die interaktive Fahrsimulation, der den Stand der Wissenschaft und Forschung bedeutend erweitert.

Die Grundlage dafür bildet ein tiefgreifendes Systemverständnis, mit dem eine Kenntnis aller für die Regelung relevanter Effekte und Mechanismen einhergeht. Um diese zu vermitteln, widmet sich der Hauptteil der Arbeit einleitend in Kapitel 4 einer umfangreichen Beschreibung und Analyse des zugrunde liegenden hybridkinematischen Bewegungssystems. Besondere Aufmerksamkeit gilt dabei den konstruktionsbedingten Kopplungen zwischen den translatorischen und rotatorischen Freiheitsgraden des Simulators. Im Gegensatz zum üblicherweise eingesetzten Hexapodkonzept, bewirkt jede Auslenkung der Bewegungsplattform hier eine simultane Rotation des Fahrers. Da diese nur innerhalb eines kleinen Arbeitsraumbereichs vollständig mit dem Shaker kompensiert werden kann, ist eine unabhängige Betrachtung der Bewegungsfreiheitsgrade im Fall des ATMOS Fahrsimulators nicht möglich. Weiterhin konnten zusätzliche Wechselwirkungen mit dem vertikalen Freiheitsgrad nachgewiesen werden, die auf das Anheben bzw. Absenken des Plattformmit-

telpunkts bei longitudinaler sowie lateraler Ansteuerung des Systems zurückzuführen sind. Derartige Effekte wirken sich maßgeblich auf das Bewegungsempfinden im Simulator aus und müssen daher zwingend im Regelungsentwurf berücksichtigt werden, um eine gewünschte Wiedergabequalität der simulierten Motion Cues gewährleisten zu können. Wie die in Kapitel 3 dargelegte Übersicht über den derzeitigen Stand der Technik zur Regelung dynamischer Fahrsimulatoren verdeutlicht, orientieren sich die in der Literatur dokumentierten Algorithmen jedoch am grundlegenden Funktionsprinzip klassischer MCA und den damit verbundenen Anforderungen an das Bewegungssystem. Da diese aber aufgrund der zuvor beschriebenen Kopplungseigenschaften des ATMOS Fahrsimulators nicht erfüllt sind, ist eine Übertragbarkeit der publizierten Verfahren nur sehr eingeschränkt und mit starker Beeinträchtigung der Regelgüte möglich. Basierend auf dieser Erkenntnis wurde in Abschnitt 3.4 ein weiterer Forschungsbedarf nach geeigneten Motion Cueing Strategien für den hier betrachteten Simulatortyp identifiziert. Dadurch motiviert adressiert der wissenschaftliche Kern der vorliegenden Arbeit den Entwurf neuer filter- und optimierungsbasierter Regelungsansätze zur Immersionssteigerung in der interaktiven Fahrsimulation. Dabei ist es das Ziel der entwickelten Ansätze, vorhandenes Modellwissen gezielt in die Berechnung der Simulatortrajektorie einzubeziehen, um so die spezifischen Eigenschaften des Bewegungssystems geschickt ausnutzen zu können.

Dieser Leitidee folgend wird in Kapitel 5 zunächst eine Modifikation des etablierten Classical Washout Algorithmus (CWA) vorgestellt, mit der sich die zur Nachbildung niederfrequenter Fahrzeugbeschleunigungen erforderliche Tilt Coordination Technik auf beide Teilbewegungssysteme des ATMOS Fahrsimulators aufteilen lässt. In der Konsequenz sind die maximal darstellbaren Beschleunigungsamplituden nicht mehr auf den vergleichsweise kleinen Arbeitsraum des Shakers begrenzt, sodass die konservative Skalierung des CWA signifikant erhöht und eine originalgetreue Beschleunigungswiedergabe realisiert werden kann. Ermöglicht wird dies mittels einer Erweiterung der klassischen Filterstruktur um zusätzliche Tiefpassfilter mit variablen Verstärkungsfaktoren, die den in Abschnitt 5.2 behandelten dynamischen Washout erzeugen. Somit wird der Simulator nach Ausführung seiner anfänglich hochfrequenten Bewegung in eine definierte Endposition überführt, ohne hierdurch die Reproduktion der Initial Cues zu beeinträchtigen. Zur Bestimmung der Endposition in Abhängigkeit der aktuellen Fahrsituation lassen sich dann die zuvor modellierten kinematischen Beziehungen des Bewegungssystems heranziehen und in Form eines Positionsäquivalents in die Signalverarbeitung integrieren (siehe Abschnitt 5.3). Neben der spezifischen Simulatorkinematik bedingt die realitätsnahe Wiedergabe der virtuellen Fahrzeugbewegungen jedoch ebenso eine Berücksichtigung der verzögernden Systemdynamik, deren Vernachlässigung unweigerlich zu einer Abweichung von der geplanten Bewegungstrajektorie und damit zu weiteren Regelfehlern gegenüber den simulierten Motion Cues des virtuellen Fahrzeugs führt. Um solchen Effekten vorzubeugen, wird in Abschnitt 5.5 ein modellbasiertes Verfahren zur Kompensation störender Aktorlatenzen präsentiert. Grundlage hierfür bildet ein lineares Zustandsraummodell 15. Ordnung, welches das Übertragungsverhalten der winkelgeregelten Servoantriebe hinreichend genau im Zeit- und Frequenzbereich annähert. Mit dem einhergehenden Modellwissen lassen sich schließlich etablierte Verfahren der Zustandsraummethodik anwenden, die den verbauten Aktoren eine gewünschte (in der Regel schnellere) Systemdynamik aufprägen. Es resultiert ein neuartiger modifizierter Washout Algorithmus (MWA), der sich durch eine benutzerfreundliche Implementierung, eine gute Nachvollziehbarkeit sowie einen geringen Rechenaufwand auszeichnet. Wie praktische Versuche am Fahrsimulator verdeutlichen,

bewirkt die höhere Korrelation mit den virtuellen Fahrzeugbeschleunigungen aber zugleich ein stärkeres Auftreten der kinematikspezifischen Kopplungseffekte, was zu störenden Informationskonflikten für den Fahrer führen kann. In welchem Maß dies den erzeugten Fahreindruck beeinträchtigt, wurde im Rahmen einer subjektiven Simulatorstudie näher untersucht. Dabei konnte nachgewiesen werden, dass der MWA dem Classical Washout Algorithmus vorzuziehen ist, da sich die genauere Beschleunigungsrückmeldung positiv auf das Immersionsempfinden der Probanden und ihr Fahrerverhalten im Simulator auswirkt (siehe Abschnitt 8.2).

Um die beschriebenen Wechselwirkungen zwischen den Freiheitsgraden bereits frühzeitig in der Planung einer optimalen Simulatortrajektorie berücksichtigen und bestmöglich kompensieren zu können, wird in Kapitel 6 ein Motion Cueing Algorithmus nach dem Prinzip der modellprädiktiven Regelung (MPC) vorgestellt. Im Gegensatz zu den in der Literatur dokumentierten Verfahren beinhaltet der entworfene MCA ein vollständiges mathematisches Ersatzmodell des hybridkinematischen Bewegungssystems, das alle für die Regelung relevanten dynamischen und kinematischen Eigenschaften in hervorragender Genauigkeit abbildet. So können unvermeidbare Kopplungseffekte explizit in die numerische Stellgrößenoptimierung einbezogen und mithilfe einer koordinierten Ansteuerung von Bewegungsplattform und Shaker abhängig von der jeweiligen Fahrsituation auf die Akzeptanzschwellen der menschlichen Bewegungswahrnehmung limitiert werden. Durch dieses Alleinstellungsmerkmal der MPC lässt sich eine Wiedergabequalität realisieren, die mit der vergleichsweise einfachen Algorithmusstruktur filterbasierter Ansätze bislang unerreichtbar erschien. Gleichzeitig ist hiermit aber auch ein immenser Berechnungsaufwand verbunden, welcher auf der verwendeten Zielhardware nur mittels einer effizienten Implementierung unter Ausnutzung der Wiener-Modellstruktur in Echtzeit bewältigt werden konnte (vgl. Abschnitt 6.3 und 6.4). Neben der hohen Rechenintensität ist die notwendige Kenntnis der zukünftigen Fahrzeugbewegungen im Prädiktionshorizont der gravierendste Nachteil MPC-basierter Motion Cueing Algorithmen, da die erzielbare Regelgüte in direktem Zusammenhang mit der Vorhersagequalität der unbekannten Fahrzeugbewegungen steht. Diese sind in aktiven Fahrsimulationen mit einem menschlichen Fahrer als Teil des geschlossenen Regelkreises jedoch zwangsläufig mit Unsicherheiten behaftet, weshalb das volle Potential des Bewegungssystems auch mit einem sehr leistungsstarken Verfahren, wie der modellprädiktiven Regelung, oftmals nur anteilig ausgereizt wird.

Diesbezüglich leistet die in Kapitel 7 präsentierte modellbasierte Prädiktionsstrategie einen wesentlichen Beitrag zur Optimierung des Bewegungsempfindens im Simulator. Ihre grundlegende Funktionsweise fußt auf der Annahme, dass der menschliche Fahrer zur Erfüllung seiner Fahraufgabe einem vorgegebenen Streckenverlauf folgt und dabei allgemeine Gesetzmäßigkeiten, wie die geltenden Verkehrsregeln, beachtet. Die hierzu notwendigen Steuereingaben sind gemäß den Überlegungen aus Abschnitt 7.2 als unbekannte Störgrößen zu interpretieren, die sich in guter Näherung aus der bevorstehenden Fahrsituation durch ein Fahrermodell antizipieren lassen. Aus den zu erwartenden Lenkeingriffen und Pedalbetätigungen werden die gesuchten Fahrzeugbewegungen dann mithilfe eines reduzierten Fahrdynamikmodells über die Dauer des Vorhersagehorizonts abgeschätzt und anschließend der MPC als Referenztrajektorie aufgeschaltet. Während mit dieser Vorgehensweise in Abschnitt 7.2.1 eine nahezu perfekte Prädiktionsgüte für den idealisierten Fall exakt bekannter Fahrereingaben nachgewiesen wurde, erwies sich die Vorhersage der zukünftigen Gas- und Bremspedalbetätigungen in praktischen Versuchen

als sehr fehleranfällig. Übereinstimmend mit den Erkenntnissen paralleler Forschungsarbeiten zu dieser Thematik [DOKB18; LSHG19a] wird insbesondere das genaue Timing der Pedalbetätigung maßgeblich von äußeren Randbedingungen sowie dem individuellen Fahrstil beeinflusst und ist daher üblicherweise nur schwer vorhersehbar. Zur Lösung des Problems wird in Abschnitt 7.2.2 ein denkbar einfacher und zugleich effektiver Ansatz vorgestellt, der auf einer linearen Extrapolation der Gas- bzw. Bremspedalstellung aufsetzt. Ergänzend dazu wird in Abschnitt 7.2.3 mit dem Verfahren der exakten Linearisierung eine Methodik aus dem Bereich der nichtlinearen Regelungstheorie herangezogen, um die unbekannten Lenkeingriffe des Fahrers zuverlässig im Prädiktionshorizont anzunähern. Das Vorgehen erlaubt dabei eine stabile laterale Querführung bis in den fahrdynamischen Grenzbereich und zeichnet sich zudem durch seine intuitive Auslegung und einen moderaten Berechnungsaufwand aus, weshalb es hervorragend zur Integration in das hier verfolgte Konzept einer modellbasierten Prädiktionsstrategie geeignet ist.

Durch die experimentelle Erprobung der entworfenen Regelalgorithmen am ATMOS Fahrsimulator konnte in Kapitel 8 ein klarer Vorzug des modellprädiktiven MCA gegenüber den filterbasierten MWA und CWA nachgewiesen werden. Dieser äußert sich sowohl im objektiven Vergleich der gemessenen Soll- und Istsignale, als auch in den subjektiven Urteilen der 27 Versuchsteilnehmer einer durchgeführten Simulatorstudie zum resultierenden Fahreindruck (siehe Abschnitt 8.2). Darüber hinaus wurde im Rahmen der statistischen Versuchsauswertung ein signifikanter Einfluss der MCA auf die Querführung des virtuellen Fahrzeugs festgestellt. Im direkten Vergleich zum CWA erfordern die neuen Ansätze geringere Lenkkorrekturen der Testfahrer. Dies bewirkt eine bessere Spurhaltung und gewährleistet somit ein realitätsnäheres Fahrerverhalten in der virtuellen Umgebung. Schlussfolgernd ist die einleitend formulierte Zielsetzung der vorliegenden Arbeit damit als vollständig erfüllt anzusehen.

Wissenschaftlicher Beitrag

Während der erbrachte Mehrwert für den ATMOS Fahrsimulator unverkennbar aus der zuvor gegebenen Zusammenfassung hervorgeht, stellt sich die Frage nach einer Übertragbarkeit der vorgestellten Verfahren auf abweichende Simulatorkonzepte, um so einen allgemeinen wissenschaftlichen Beitrag zur Verbesserung interaktiver Fahrsimulationen zu leisten. Um auch diesen Aspekt nicht unbeantwortet zu lassen, sollen nachfolgend mögliche Potentiale zur Kombination der entwickelten Techniken und Methoden mit alternativen Motion Cueing Strategien diskutiert werden.

Wenngleich der in Kapitel 5 beschriebene MWA primär durch die spezifischen Eigenschaften des ATMOS Fahrsimulators motiviert ist, eignet sich besonders das Prinzip des dynamischen Washouts zur Integration in filterbasierte MCA aus der Literatur, wie bspw. den Fast Tilt Coordination Algorithmus von Fischer [Fis09] (siehe auch Abschnitt 3.1). Hierzu wäre es denkbar, Informationen aus dem aktuellen Fahrzeugzustand sowie der zukünftigen Fahrsituation auszuwerten und so eine Vorpositionierung des Bewegungssystems in eine für das bevorstehende Manöver günstige Ausgangsposition zu realisieren. Speziell bei Hochleistungssystemen, die einen Hexapoden durch ein zusätzliches Schlittensystem erweitern, lässt sich der verfügbare Arbeitsraum somit deutlich effizienter ausnutzen. Die mit dem dynamischen Washout einhergehenden falschen Motion Cues könnten dann,

identisch zum Kompensationsalgorithmus von Sammet [Sam07], mithilfe der Gravitationsbeschleunigung durch eine zusätzliche Neigung des Hexapoden überdeckt werden.

Ergänzend dazu lässt sich ebenso das Konzept der modellbasierten Aktordynamikkompensation aus Abschnitt 5.5 auf beliebige Simulatortypen und -bauformen übertragen. Innerhalb ihrer technischen Leistungsgrenzen kann hierdurch ein präziseres Folgeverhalten der unterlagert geregelten Aktoren erzielt werden, was zu einer besseren Übereinstimmung mit der geplanten Simulatortrajektorie aus dem vorgeschalteten Washout Algorithmus führt. Dabei liegt der wesentliche Vorteil des Verfahrens in seiner intuitiven Auslegung, die alle Entwurfsfreiheiten der Zustandsraummethodik zur Verfügung stellt (vgl. Abschnitt 5.5.2). Erwähnenswert ist zudem auch die uneingeschränkte Anwendbarkeit auf nichtlineare Systeme, sodass mit einem geeigneten Streckenmodell etablierte Entwurfsverfahren der nichtlinearen Regelungstheorie eingesetzt werden können, um ein möglichst verzögerungsfreies Übertragungsverhalten des Simulators sicherzustellen.

Im Kontext modellprädiktiver MCA stellte die fehlende Kenntnis der Referenztrajektorie bislang ein zentrales Hindernis für den Einsatz der MPC in aktiven Fahrsimulationen dar, zu der noch keine allgemein akzeptierte Lösung existierte. Hier leistet der in Kapitel 7 beschriebene modellbasierte Prädiktionsalgorithmus, bestehend aus Fahrer- und reduziertem Fahrdynamikmodell, einen wesentlichen Beitrag zum Stand der Forschung und ergänzt diesen maßgeblich. Insbesondere die iterative Abschätzung der zu erwartenden Lenkeingriffe mit dem Verfahren der exakten Linearisierung nach König et al. [KNW07] erweist sich als prädestiniert, um eine präzise Abschätzung der Querdynamik über den gesamten Fahrdynamikbereich zu gewährleisten und so den eingeschränkten Gültigkeitsbereich anderer Arbeiten [DOKB18; LSHG19b; LSHG21] zu dieser Thematik zu erweitern. Auch ist die Implementierung eines modellprädiktiven MCA mit zur Laufzeit prädiziertem Fahrerverhalten bisher noch nicht an einem realen System umgesetzt und im Rahmen aktiver Fahrversuche in einer umfangreichen Probandenstudie evaluiert worden.

Ausblick

Wenngleich die entworfenen Verfahren zufriedenstellende Ergebnisse hervorbringen, lassen sich aus den gewonnen Erkenntnissen der vorliegenden Arbeit diverse Optimierungspotentiale ableiten. Diese liefern Anregungen für zukünftige Forschungstätigkeiten zur Steigerung des Immersionsempfindens in interaktiven Fahrsimulationen.

Diesbezüglich erscheint langfristig eine konstruktive Erweiterung des Bewegungssystems um einen zusätzlichen Rotationsfreiheitsgrad sinnvoll, da mit der aktuellen Simulatorkonfiguration keine Nachbildung der simulierten Gierdynamik möglich ist. Dass diese aber gerade bei abrupten Abbiegevorgängen, etwa an innerstädtischen Kreuzungen, zu einem realitätsnahen Fahreindruck beiträgt, belegen u. a. die Studien von Hogema et al. [HWB12] und Bertollini et al. [BGS15]. Hierdurch motiviert wäre die Installation eines sogenannten Giertellers denkbar, wie er häufig in High End Simulatoren großer Automobilkonzerne und Forschungsinstitute eingesetzt wird (siehe Anhang A1). Die Montage des Systems könnte dann sowohl zwischen der Bewegungsplattform und dem Grundrahmen des Shakers als auch direkt unterhalb des Mockups erfolgen. In Bezug auf die erste Variante gilt es allerdings zu bedenken, dass die Masse des Shaker mitbeschleunigt werden muss, was sich unweigerlich auf die Bandbreite der darstellbaren Gierbewegungen auswirkt. In beiden

Fällen ließe sich der zusätzliche Rotationsfreiheitsgrad sehr einfach in Form eines weiteren seriellen Gelenks in das nichtlineare Teilsystem des Wiener-Modells aus Abschnitt 4.3.3 integrieren. Das korrekte Zusammenspiel mit der Bewegungsplattform und dem Shaker würde somit automatisch durch die numerische Optimierung der MPC koordiniert werden. Bei Verwendung des MWA müsste der zusätzliche Gierwinkel des Fahrers relativ zur Projektionsfläche jedoch explizit in der inversen Kinematik des Bewegungssystems berücksichtigt werden, um eine falsche Darstellung der Wank- und Nickbewegungen mit dem Shaker zu vermeiden.

Abgesehen von einer konstruktiven Umgestaltung des Bewegungssystems bieten aber auch softwaretechnische Ergänzungen vielversprechende Ansatzpunkte, um den Fahrindruck im Simulator nachhaltig zu verbessern. So hat die Erprobung des MWA am realen System verdeutlicht, dass die gravierendste Schwachstelle des Verfahrens in den durch die Kopplungseffekte induzierten Darstellungsfehlern liegt. Damit der Einfluss derartiger Störungen auf das Bewegungsempfinden des Fahrers bestmöglich reduziert wird, ist der Einsatz von Methoden zur Entkopplung des Führungsverhaltens in Erwägung zu ziehen. Ziel ist es dabei, die bauartbedingten Wechselwirkungen zwischen den Freiheitsgraden des ATMOS Fahrsimulators durch eine geschickte Ansteuerung beider Teilbewegungssysteme aufzuheben. Weil dies aber generell nur in einem kleinen Teilbereich des Arbeitsraums vollständig möglich sein wird (vgl. Abschnitt 4.2.3), ist der Entwurf eines solchen Verfahrens keineswegs trivial und eröffnet spannende Forschungsperspektiven.

Ebenso konnten weitere Teilaspekte zur Verbesserung des modellprädiktiven Regelungskonzepts identifiziert werden. Das größte Optimierungspotential weist aus aktueller Sicht die Referenzgrößenprädiktion auf, da in Anhang A5 bereits nachgewiesen wurde, dass die MPC bei exakt bekannter Referenztrajektorie eine nahezu perfekte Bewegungsrückmeldung erzeugt. Speziell die zuverlässige Vorhersage der longitudinalen Fahrereingaben gestaltete sich im Rahmen praktischer Fahrversuche als sehr schwierig. Zwar ermöglicht der in Abschnitt 7.2.2 vorgestellte Extrapolationsansatz eine gute Approximation der Gas- und Bremspedalbetätigungen für kurze Prädiktionshorizonte, bei Vorhersagedauern von mehreren Sekunden entstehen jedoch erhebliche Unsicherheiten, die eine Vorpositionierung von Bewegungssystemen mit großem translatorischen Arbeitsraum tendenziell erschweren. Zur Lösung dieses Problems erscheint es aussichtsreich, zukünftig weitere Kontextinformationen aus der virtuellen Szene, wie z. B. die Sichtweite, einfließen zu lassen, um so die Vorhersagegenauigkeit des Fahrermodells auch in komplexen Fahrsituationen zu steigern. Darüber hinaus ist die Erweiterung zu einem adaptiven Fahrermodell perspektivisch sehr interessant, sodass die Prädiktion der erwarteten Steuereingaben zur Laufzeit an das individuelle Fahrerverhalten angepasst wird. Hierzu könnten beispielsweise die Wunscheigenwerte λ_w des nichtlinearen Lenkreglers aus Abschnitt 7.2.3 während des Fahrversuchs verschoben und somit die Dynamik des vorhergesagten Lenkverhaltens an unterschiedliche Fahrertypen angeglichen werden.

Eine Besonderheit der in dieser Arbeit vorgestellten MPC-basierten Motion Cueing Strategie ist der hohe Grad an Modellintegration, mit dem sich neben den dynamischen Eigenschaften des Bewegungssystems auch alle kinematischen Abhängigkeiten in der Planung einer optimalen Simulatortrajektorie berücksichtigen lassen. Dadurch entsteht ein enormer Rechenbedarf, der verglichen mit den in der Literatur dokumentierten MCA aus Abschnitt 3.3 zu einer geringeren Regelfrequenz von „nur“ 40 Hz führt. Daher erscheint der Einsatz sogenannter *Move Blocking Strategien* [CGKM07] oder einer nicht

äquidistanten Schrittweite T_s (siehe auch [DOKB18]) als sehr vielversprechend, um den numerischen Aufwand reduzieren zu können, ohne dabei die Länge des Vorhersagehorizonts zu verringern. Ob und in welchem Ausmaß sich eine höhere Regelfrequenz auf die resultierende Qualität der Bewegungsrückmeldung auswirkt, bleibt dann in weiterführenden Arbeiten genauer zu untersuchen.

Ferner ist die Konzeption künftiger Simulatorstudien zu überdenken. In den durchgeführten Fahrversuchen hat sich ein massiver Einfluss der Erwartungshaltung gezeigt, beispielsweise aufgrund eines direkten Vergleichs zu modernen Videospielen. Diese Erkenntnis legt nahe, die Versuchsteilnehmer anschließender Studien in Probandengruppen mit bzw. ohne Simulatorerfahrung aufzugliedern und die von ihnen erhobenen Daten separat auszuwerten. Zusammen mit einem größeren Stichprobenumfang können so deutlichere Effekte hervorgebracht werden, die eine differenziertere Analyse der jeweiligen Forschungsfragen ermöglichen [Böh20].

Literaturverzeichnis

- [AAFA17] AHLSTRÖM, C.; ANUND, A.; FORS, C.; ÅKERSTEDT, T.: The effect of daylight versus darkness on driver sleepiness: A driving simulator study. *Journal of Sleep Research* 27 (2017), Nr. 3
- [Ack72] ACKERMANN, J.: Der Entwurf linearer Regelungssysteme im Zustandsraum. *Regelungstechnik* 20 (1972), S. 297–300
- [Ada18] ADAMY, J.: *Nichtlineare Systeme und Regelungen*. 3. Auflage. Springer-Verlag GmbH, 2018
- [AL09] AUGUSTO, B.; LOUREIRO, R.: *Motion Cueing in the Chalmers Driving Simulator: A Model Predictive Control Approach*. Veröffentlichte Masterarbeit. Division of Automatic Control, Automation and Mechatronics, Chalmers University of Technology, 2009
- [AMN⁺15] ASADI, H.; MOHAMED, S.; NELSON, K.; NAHAVANDI, S.; ZADEH, D. R.; OLADAZIMI, M.: An Optimal Washout Filter Based on Genetic Algorithm Compensators for Improving Simulator Driver Perception. *Driving Simulation Conference Europe*. 2015, S. 173–182
- [APA19] ASSOCIATION, A. P.: Publication Manual of the American Psychological Association: The Official Guide to APA Style (2019)
- [AT12] AL QAISI, I.; TRÄCHTLER, A.: Human in the Loop: Optimal Control of Driving Simulators and New Motion Quality Criterion. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 2012, S. 2235–2240
- [Aub87] AUBERT, H.: Die Bewegungsempfindung. *Archiv für die gesamte Physiologie des Menschen und der Tiere* 40 (1887), Nr. 1, S. 459–480
- [AZHK17] AMER, N. H.; ZAMZURI, H.; HUDHA, K.; KADIR, Z. A.: Modelling and Control Strategies in Path Tracking Control for Autonomous Ground Vehicles: A Review of State of the Art and Challenges. *Journal of Intelligent & Robotic Systems* 86 (2017), Nr. 2, S. 225–254
- [Baa86] BAARSPUL, M.: Flight simulation techniques with emphasis on the generation of high fidelity 6 DOF motion cues. *15th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences*. 1986
- [BBB⁺11] BASEGGIO, M.; BEGHI, A.; BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.; MINEN, D.: An MPC approach to the design of motion cueing algorithms for driving simulators. *14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2011, S. 692–697
- [BBGT21] BIEMELT, P.; BÖHM, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Subjective Evaluation of Filter- and Optimization-Based Motion Cueing Algorithms for a Hybrid Kinematics Driving Simulator. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 2021, S. 1619–1626

- [BBM⁺12] BEGHI, A.; BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.; MINEN, D.; BASEGGIO, M.; POZZI, M.: A Model-based Motion Cueing strategy for compact driving simulation platforms. *Driving Simulation Conference*. 2012
- [BBM12] BEGHI, A.; BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.: A real time implementation of MPC based Motion Cueing strategy for driving simulators. *51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*. 2012, S. 6340–6345
- [BBM13] BEGHI, A.; BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.: A real-time implementation of an MPC-based Motion Cueing strategy with time-varying prediction. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. 2013, S. 4149–4154
- [BCBM17] BRUSCHETTA, M.; CENEDESE, C.; BEGHI, A.; MARAN, F.: A Motion Cueing Algorithm With Look-Ahead and Driver Characterization: Application to Vertical Car Dynamics. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 48 (2017), Nr. 1, S. 6–16
- [BCP18] BEAR, M. F.; CONNORS, B. W.; PARADISO, M. A.: *Neurowissenschaften: Ein grundlegendes Lehrbuch für Biologie, Medizin und Psychologie*. 4. Auflage. Springer Spektrum, 2018
- [BCS⁺17] BLOMMER, M.; CURRY, R.; SWAMINATHAN, R.; TIJERINA, L.; TALAMONTI, W.; KOCHHAR, D.: Driver Brake vs. Steer Response to Sudden Forward Collision Scenario in Manual and Automated Driving Modes. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 45 (2017), S. 93–101
- [Bel63] BELSLEY, S. E.: Man-Machine System Simulation for Flight Vehicles. *IEEE Transactions on Human Factors in Electronics* (1963), Nr. 1, S. 4–14
- [Ber18] ROLAND BERGER GMBH: *Global Automotive Supplier Study 2018*. <https://www.rolandberger.com/de/Insights/Publications/Global-Automotive-Supplier-Study-2018.html>. Letzter Aufruf am 23.09.2021
- [Bes17] BEST, M. J.: *Quadratic Programming with Computer Programs*. Advances in Applied Mathematics. CRC Press, 2017
- [Bet15] BETZ, A.: *Feasibility Analysis and Design of Wheeled Mobile Driving Simulators for Urban Traffic Simulation*. Dissertation. Technische Universität Darmstadt, 2015
- [BGP⁺11] BALDONI, F.; GALANTE, F.; PERNETTI, M.; RUSSO, M.; TERZO, M.; TOSCANO, M.: Tuning and objective performance evaluation of a driving simulator to investigate tyre behaviour in on-centre handling manoeuvres. *Vehicle System Dynamics* 49 (2011), Nr. 9, S. 1423–1440
- [BGS15] BERTOLLINI, G.; GLASER, Y.; SZCZERBA, J.: Effect of Yaw Motion on Driver Behaviour during Traffic Circle Turning Manoeuvres. *Driving Simulation Conference Europe*. 2015, S. 95–99
- [BGT20] BIEMELT, P.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Design and Objective Evaluation of Filter- and Optimization-based Motion Cueing Strategies for a Hybrid Kinematics Driving Simulator with 5 Degrees of Freedom. *International Journal on Advances in Systems and Measurements* 13 (2020), Nr. 3 & 4, S. 203–219

- [BGW14] BOCCIA, A.; GRÜNE, L.; WORTHMANN, K.: Stability and feasibility of state-constrained linear MPC without stabilizing terminal constraints. *21st International Symposium on Mathematical Theory of Networks and Systems*. 2014, S. 453–460
- [BHE21] BRUCK, L.; HAYCOCK, B.; EMADI, A.: A Review of Driving Simulation Technology and Applications. *IEEE Open Journal of Vehicular Technology* 2 (2021), S. 1–16
- [BHR⁺18] BIEMELT, P.; HENNING, S.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: A Model Predictive Motion Cueing Strategy for a 5-Degree-of-Freedom Driving Simulator with Hybrid Kinematics. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2018, S. 79–85
- [Bie99] BIELACZEK, C.: Die Auswirkung der aktiven Fahrerbeeinflussung auf die Fahrsicherheit. *ATZ Automobiltechnische Zeitschrift* 101 (1999), Nr. 9, S. 714–724
- [BJM60] BROWN, P. B.; JOHNSON, H. I.; MURGALL, R. G.: *Simulator Motion Effects on a Pilot's Ability to Perform a Precise Longitudinal Flying Task*. Techn. Ber. National Aeronautics und Space Administration (NASA), TN D-367, 1960
- [BKY01] BOER, E. R.; KUGE, N.; YAMAMURA, T.: Affording Realistic Stopping Behavior: A Cardinal Challenge for Driving Simulators. *1st Human-Centered Transportation Simulation Conference*. 2001
- [BL06] BORWEIN, J. M.; LEWIS, A. S.: *Convex Analysis and Nonlinear Optimization: Theory and Examples*. Springer Science & Business Media, 2006
- [BL07] BOENNINGHAUS, H.-G.; LENARZ, T.: *Hals-Nasen-Ohren-Heilkunde*. 13. Auflage. Springer Medizin Verlag Heidelberg, 2007
- [Bla82] BLAAUW, G. J.: Driving Experience and Task Demands in Simulator and Instrumented Car: A Validation Study. *Human Factors* 24 (1982), Nr. 4, S. 473–486
- [BLGT20] BIEMELT, P.; LINK, C.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: A Model-Based Online Reference Prediction Strategy for Model Predictive Motion Cueing Algorithms. *21st IFAC World Congress*. 2020, S. 6082–6088
- [BMB14] BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.; BEGHI, A.: A Non-Linear MPC based Motion Cueing Implementation for a 9 DOFs Dynamic Simulator Platform. *53rd IEEE Conference on Decision and Control*. 2014, S. 2517–2522
- [BMB16] BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.; BEGHI, A.: A Nonlinear, MPC-Based Motion Cueing Algorithm for a High-Performance, Nine-DOF Dynamic Simulator Platform. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 25 (2016), Nr. 2, S. 686–694
- [BMB17] BRUSCHETTA, M.; MARAN, F.; BEGHI, A.: A fast implementation of MPC-based motion cueing algorithms for mid-size road vehicle motion simulators. *Vehicle System Dynamics* 55 (2017), Nr. 6, S. 802–826

- [BMR⁺19] BIEMELT, P.; MERTIN, S.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Objective Evaluation of a Novel Filter-Based Motion Cueing Algorithm in Comparison to Optimization-Based Control in Interactive Driving Simulation. *11th International Conference on Advances in System Simulation (SIMUL)*. 2019, S. 25–31
- [BMR⁺20] BIEMELT, P.; MERTIN, S.; RÜDDENKLAU, N.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Design and Evaluation of a Novel Filter-Based Motion Cueing Strategy for a Hybrid Kinematics Driving Simulator with 5 Degrees of Freedom. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2020, S. 85–92
- [BMW21] BMW GROUP: *Pressemeldung zum neuen Fahrsimulationzentrum in München*. <https://www.press.bmwgroup.com/deutschland/article/detail/T0320021DE>. Letzter Aufruf am 23.09.2021
- [Bos20] ROBERT BOSCH GMBH: *Wussten Sie schon, dass...? Fakten rund um Software und Elektronik im Fahrzeug*. Presse-Information PI 11181 BBM Fi/af. Veröffentlicht am 21.07.2020
- [BRRS19] BAUMGARTNER, E.; RONELLENFITSCH, A.; REUSS, H.-C.; SCHRAMM, D.: Using a dynamic driving simulator for perception-based powertrain development. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 61 (2019), S. 281–290
- [BS10] BORTZ, J.; SCHUSTER, C.: *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. 7. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010
- [BS13] BRAESS, H.-H.; SEIFFERT, U.: *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. 7. Auflage. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2013
- [BSS86] BENSON, A. J.; SPENCER, M. B.; STOTT, J. R.: Thresholds for the Detection of the Direction of Whole-Body, Linear Movement in the Horizontal Plane. *Aviation, Space, and Environmental Medicine* 57 (1986), S. 1088–1096
- [But15] BUTZ, T.: *Fouriertransformation für Fußgänger*. 4. Auflage. Vieweg+Teubner Verlag, 2015
- [BYC88] BORAH, J.; YOUNG, L. R.; CURRY, R. E.: Optimal Estimator Model for Human Spatial Orientation: Representation of Three-Dimensional Space in the Vestibular, Oculomotor, and Visual Systems. *Annals of the New York Academy of Sciences* 545 (1988), S. 51–73
- [CB07] CAMACHO, E. F.; BORDONS ALBA, C.: *Model Predictive Control*. 2. Auflage. Springer-Verlag London, 2007
- [CB15] CARO, S.; BERNARDI, S.: The role of various sensory cues in self-speed perception: a bicycle riding simulator preliminary study. *Driving Simulation Conference*. 2015
- [CD99] CRANE, B. T.; DEMER, J. L.: A linear canal-otolith interaction model to describe the human vestibulo-ocular reflex. *Biological Cybernetics* 81 (1999), Nr. 2, S. 109–118

- [CDFC20] CALVI, A.; D'AMICO, F.; FERRANTE, C.; CIAMPOLI, L. B.: A driving simulator study to assess driver performance during a car-following maneuver after switching from automated control to manual control. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 70 (2020), S. 58–67
- [CDR⁺08] COLOMBET, F.; DAGDELEN, M.; REYMOND, G.; PERE, C.; MERIENNE, F.; KEMENY, A.: Motion Cueing: What's the impact on the driver's behavior? *Driving Simulation Conference*. 2008, S. 171–181
- [CGKM07] CAGIENARD, R.; GRIEDER, P.; KERRIGAN, E. C.; MORARI, M.: Move blocking strategies in receding horizon control. *Journal of Process Control* 17 (2007), Nr. 6, S. 563–570
- [CNK⁺19] CLARK, T. K.; NEWMAN, M. C.; KARMAI, F.; OMAN, C. M.; MERFELD, D. M.: Mathematical Models for Dynamic, Multisensory Spatial Orientation Perception. *Progress in Brain Research* 248 (2019), S. 65–90
- [Coh88] COHEN, J.: *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. 2. Auflage. Lawrence Erlbaum Associates, 1988
- [CPMK11] COLOMBET, F.; PAILLOT, D.; MÉRÉIENNE, F.; KEMENY, A.: Visual Scale Factor for Speed Perception. *Journal of Computing and Information Science in Engineering* 11 (2011), Nr. 4
- [CS70] CLARK, B.; STEWART, J. D.: Thresholds for the Perception of Angular Acceleration about the Three Major Body Axes. *Acta Oto-Laryngologica* 69 (1970), Nr. 1-6, S. 231–238
- [CSD73] CONRAD, B.; SCHMIDT, S. F.; DOUVILLIER, J.: Washout Circuit Design for Multi-Degrees-of-Freedom Moving Base Simulators. *AIAA Visual and Motion Simulation Conference*. 1973
- [CVP⁺19] CLEIJ, D.; VENROOIJ, J.; PRETTO, P.; KATLIAR, M.; BÜLTHOFF, H. H.; STEFFEN, D.; HOFFMEYER, F. W.; SCHÖNER, H.-P.: Comparison between filter- and optimization-based motion cueing algorithms for driving simulation. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 61 (2019), S. 53–68
- [DBP⁺06] DAGDELEN, M.; BERLIOUX, J.-C.; PANERAI, F.; REYMOND, G.; KEMENY, A.: Validation process of the ULTIMATE high-performance driving simulator. *Driving Simulation Conference*. 2006
- [DD83] DISTELMAIER, H.; DÖRFEL, G.: Untersuchungen zur Reduzierung des menschlichen Bewegungsbereichs von Fahrzeugsimulatoren. *ATZ Automobiltechnische Zeitschrift* (1983), S. 31–34
- [DH11] DRESIG, H.; HOLZWEISSIG, F.: *Maschinendynamik*. 10. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011
- [DIN13] DIN ISO 8855: 2013-11, *Straßenfahrzeuge - Fahrzeugdynamik und Fahrverhalten - Begriffe*
- [DKC04] DREXLER, J. M.; KENNEDY, R. S.; COMPTON, D. E.: Comparison of Sickness Profiles from Simulator and Virtual Environment Devices: Implications of Engineering Features. *Driving Simulation Conference*. 2004, S. 291–299

- [DKP86] DROSDOL, J.; KÄDING, W.; PANIK, F.: The Daimler-Benz Driving Simulator New Technologies Demand New Instruments. *Vehicle System Dynamics* 15 (1986), Nr. 1, S. 44–57
- [DOKB18] DROP, F.; OLIVARI, M.; KATLIAR, M.; BÜLTHOFF, H. H.: Model Predictive Motion Cueing: Online Prediction and Washout Tuning. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2018, S. 71–78
- [DP04] DITTMAR, R.; PFEIFFER, B.-M.: *Modellbasierte prädiktive Regelung: Eine Einführung für Ingenieure*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH, 2004
- [DRK⁺09] DAGDELEN, M.; REYMOND, G.; KEMENY, A.; BORDIER, M.; MAÏZI, N.: Model-based predictive motion cueing strategy for vehicle driving simulators. *Control Engineering Practice* 17 (2009), Nr. 9, S. 995–1003
- [DRK⁺12] DENJEAN, S.; ROUSSARIE, V.; KRONLAND-MARTINET, R.; YSTAD, S.; VELAY, J.-L.: How does interior car noise alter driver's perception of motion? Multisensory integration in speed perception. *Acoustics*. 2012
- [DS20] dSPACE GMBH: *Produktinformationen DS1006 Processor Board*. https://www.dspace.com/de/gmb/home/products/hw/phs_hardware/processor_boards/ds1006.cfm. Letzter Aufruf am 17.10.2020
- [EBS⁺18] ELLEN SOHN, F.; BREYER, M.; SCHWIENBACHER, M.; VENROOIJ, J.; RIXEN, D.: A Filter-Based Motion Cueing Algorithm for a Redundant Driving Simulator. *Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics* 18 (2018), Nr. 1
- [Ell19] ELLER, C.: *Holzmann/Meyer/Schumpich Technische Mechanik Kinematik und Kinetik*. 13. Auflage. Springer Vieweg, 2019
- [Ell20] ELLEN SOHN, F.: *Urban Motion Cueing Algorithms*. Dissertation. Technische Universität München, 2020
- [EOS⁺18] ELLEN SOHN, F.; OBERLEITNER, F.; SCHWIENBACHER, M.; VENROOIJ, J.; RIXEN, D.: Actuator-Based Optimization Motion Cueing Algorithm. *IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*. 2018, S. 1021–1026
- [ESA⁺20] ELLEN SOHN, F.; SPANNAGL, M.; AGABEKOV, S.; VENROOIJ, J.; SCHWIENBACHER, M.; RIXEN, D.: A Hybrid Motion Cueing Algorithm. *Control Engineering Practice* 97 (2020)
- [ESVR19] ELLEN SOHN, F.; SCHWIENBACHER, M.; VENROOIJ, J.; RIXEN, D.: Motion Cueing Algorithm for a 9-DoF Driving Simulator: MPC with Linearized Actuator Constraints. *SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles* 2 (2019), Nr. 3, S. 145–155
- [EVM⁺19] ENGLERT, T.; VÖLZ, A.; MESMER, F.; RHEIN, S.; GRAICHEN, K.: A software framework for embedded nonlinear model predictive control using a gradient-based augmented Lagrangian approach (GRAMPC). *Optimization and Engineering* 20 (2019), Nr. 3, S. 769–809
- [FDA10] FETSCH, C. R.; DEANGELIS, G. C.; ANGELAKI, D. E.: Visual–vestibular cue integration for heading perception: applications of optimal cue integration theory. *European Journal of Neuroscience* 31 (2010), Nr. 10, S. 1721–1729

- [FEO12] FISCHER, M.; ERIKSSON, L.; OELTZE, K.: Evaluation of Methods for Measuring Speed Perception in a Driving Simulator. *Driving Simulation Conference Europe*. 2012
- [FF82] FÖLLINGER, O.; FRANKE, D.: *Einführung in die Zustandsraumbeschreibung dynamischer Systeme*. R. Oldenbourg Verlag GmbH, München, 1982
- [FG71] FERNANDEZ, C.; GOLDBERG, J. M.: Physiology of Peripheral Neurons Innervating Semicircular Canals of the Squirrel Monkey. II. Response to Sinusoidal Stimulation and Dynamics of Peripheral Vestibular System. *Journal of Neurophysiology* 34 (1971), Nr. 4, S. 661–675
- [FG76] FERNANDEZ, C.; GOLDBERG, J. M.: Physiology of Peripheral Neurons Innervating Otolith Organs of the Squirrel Monkey. III. Response Dynamics. *Journal of Neurophysiology* 39 (1976), Nr. 5, S. 996–1008
- [FHK⁺18] FORSTER, J.; HERGETH, S.; KUGLER, T.-A.; KRICHBAUM, E.; KEINATH, A.: Identification and Evaluation of Influences on the Occurrence of Simulator Sickness. *Driving Simulation Conference*. 2018, S. 27–32
- [Fis09] FISCHER, M.: *Motion-Cueing-Algorithmen für eine realitätsnahe Bewegungssimulation*. Dissertation. Berichte aus dem DLR-Institut für Verkehrssystemtechnik, Band 5, 2009
- [FK12] FANG, Z.; KEMENY, A.: Explicit MPC motion cueing algorithm for real-time driving simulator. *7th International Power Electronics and Motion Control Conference (ECCE)*. Bd. 2. 2012, S. 874–878
- [FK16] FANG, Z.; KEMENY, A.: An efficient Model Predictive Control-based motion cueing algorithm for the driving simulator. *Simulation* 92 (2016), Nr. 11, S. 1025–1033
- [Föl13] FÖLLINGER, O.: *Regelungstechnik: Einführung in die Methoden und ihre Anwendung*. 11. Auflage. VDE Verlag GmbH, 2013
- [Föl14] FÖLLINGER, O.: *Nichtlineare Regelungen 2: Harmonische Balance, Popow- und Kreiskriterium, Hyperstabilität, Synthese im Zustandsraum*. 7. Auflage. De Gruyter Verlag, 2014
- [FSP10] FISCHER, M.; SEHAMMER, H.; PALMKVIST, G.: Motion cueing for 3-, 6- and 8-degrees-of-freedom motion systems. *Driving Simulation Conference*. 2010, S. 121–134
- [FTK⁺17] FANG, Z.; TSUSHIMA, M.; KITAHARA, E.; MACHIDA, N.; WAUTIER, D.; KEMENY, A.: Fast MPC based motion cueing algorithm for a 9DOF driving simulator with yaw table. *Driving Simulation Conference Europe (DSC)*. 2017
- [Füß17] FÜSSEL, A.: *Technische Potenzialanalyse der Elektromobilität*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2017
- [FWRB07] FEENSTRA, P. J.; WENTINK, M.; ROZA, Z. C.; BLES, W.: Desdemona, an alternative moving base design for driving simulation. *Driving Simulation Conference North America*. 2007
- [GAGC01] GRANT, P.; ARTZ, B.; GREENBERG, J.; CATHEY, L.: Motion Characteristics of the VIRTTEX Motion System. *1st Human-Centered Transportation Simulation Conference*. 2001, S. 4–7

- [Gat11] GATTRINGER, H.: *Starr-elastische Robotersysteme: Theorie und Anwendungen*. Springer Berlin Heidelberg, 2011
- [GB04] GROEN, E. L.; BLES, W.: How to use body tilt for the simulation of linear self motion. *Journal of Vestibular Research* 14 (2004), Nr. 5, S. 375–385
- [GB10] GARRETT, N. J. I.; BEST, M. C.: Driving Simulator Motion Cueing Algorithms - A Survey of the State of the Art. *10th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC)*. 2010, S. 183–188
- [GB13] GARRETT, N. J. I.; BEST, M. C.: Model predictive driving simulator motion cueing algorithm with actuator-based constraints. *Vehicle System Dynamics* 51 (2013), Nr. 8, S. 1151–1172
- [GBAG09] GRANT, P. R.; BLOMMER, M.; ARTZ, B.; GREENBERG, J.: Analyzing Classes of Motion Drive Algorithms Based on Paired Comparison Techniques. *Vehicle System Dynamics* 47 (2009), Nr. 9, S. 1075–1093
- [GC06] GRANT, P.; CLARK, A.: Motion Drive Algorithm Development for a Large Displacement Simulator Architecture with Redundant Degrees of Freedom. *Driving Simulation Conference Asia/Pacific*. 2006
- [GCP⁺19] GROTTOLI, M.; CLEIJ, D.; PRETTO, P.; LEMMENS, Y.; HAPPEE, R.; BÜLTHOFF, H. H.: Objective evaluation of prediction strategies for optimization-based motion cueing. *Simulation* 95 (2019), Nr. 8, S. 707–724
- [GCT⁺03] GUO, L.; CARDULLO, F.; TELBAN, R.; HOUCK, J.; KELLY, L.: The Results of a Simulator Study to Determine the Effects on Pilot Performance of Two Different Motion Cueing Algorithms and Various Delays, Compensated and Uncompensated. *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. 2003
- [Gem13] GEMOU, M.: Transferability of driver speed and lateral deviation measurable performance from semi-dynamic driving simulator to real traffic conditions. *European Transport Research Review* 5 (2013), Nr. 4, S. 217–233
- [GJ48] GROEN, J. J.; JONGKEES, L. B. W.: The Threshold of Angular Acceleration Perception. *The Journal of Physiology* 107 (1948), Nr. 1, S. 1–7
- [GK10] GRAICHEN, K.; KUGI, A.: Stability and Incremental Improvement of Suboptimal MPC Without Terminal Constraints. *IEEE Transactions on Automatic Control* 55 (2010), Nr. 11, S. 2576–2580
- [GN05] GRANT, P.; NASERI, A.: Actuator State Based Adaptive Motion Drive Algorithm. *Driving Simulator Conference North America*. 2005, S. 31–39
- [GP17] GRÜNE, L.; PANNEK, J.: *Nonlinear Model Predictive Control: Theory and Algorithms*. 2. Auflage. Springer International Publishing, 2017
- [GR97a] GRANT, P. R.; REID, L. D.: Motion Washout Filter Tuning: Rules and Requirements. *Journal of Aircraft* 34 (1997), Nr. 2, S. 145–151
- [GR97b] GRANT, P. R.; REID, L. D.: PROTEST: An Expert System for Tuning Simulator Washout Filters. *Journal of Aircraft* 34 (1997), Nr. 2, S. 152–159
- [Gra96] GRANT, P. R.: *The Development of a Tuning Paradigm for Flight Simulator Motion Drive Algorithms*. Dissertation. University of Toronto, 1996

- [Gre88] GREIG, G. L.: *Masking of Motion Cues By Random Motion: Comparison of Human Performance with a Signal Detection Model*. Techn. Ber. UTIAS Report, Nr. 313, University of Toronto, 1988
- [GRH02] GOLDSTEIN, E. B.; RITTER, M.; HERBST, G.: *Wahrnehmungspsychologie*. Band 2. Spektrum Akademischer Verlag Heidelberg, 2002
- [GRS03] GIROD, B.; RABENSTEIN, R.; STENGER, A.: *Einführung in die Systemtheorie: Signale und Systeme in der Elektrotechnik und Informationstechnik*. 2. Auflage. Teubner Verlag, 2003
- [GSG71] GUEDRY, F. E.; STOCKWELL, C. W.; GILSON, R. D.: Comparison of Subjective Responses to Semicircular Canal Stimulation Produced by Rotation About Different Axes. *Acta Oto-Laryngologica* 72 (1971), Nr. 1-6, S. 101–106
- [Gun77] GUNDRY, A. J.: Thresholds to Roll Motion in a Flight Simulator. *Journal of Aircraft* 14 (1977), Nr. 7, S. 624–631
- [Gün97] GÜNTHER, M.: *Kontinuierliche und zeitdiskrete Regelungen*. B. G. Teubner Stuttgart, 1997
- [GZQ⁺20] GROS, S.; ZANON, M.; QUIRYNEN, R.; BEMPORAD, A.; DIEHL, M.: From Linear to Nonlinear MPC: Bridging the Gap via Real-Time Iteration. *International Journal of Control* 93 (2020), Nr. 1, S. 62–80
- [Ham30] HAMMERSTEIN, A.: Nichtlineare Integralgleichungen nebst Anwendungen. *Acta Mathematica* 54 (1930), S. 117–176
- [Has14] HASSAN, B.: *A Design Framework for Developing a Reconfigurable Driving Simulator*. Dissertation. Universität Paderborn, 2014
- [Hel12] HELLER, J.: *Experimentelle Psychologie: Eine Einführung*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH, München, 2012
- [Heu09] HEUSER, H.: *Gewöhnliche Differentialgleichungen*. 6. Auflage. Vieweg + Teubner Verlag, 2009
- [HFD11] HOUSKA, B.; FERREAU, H. J.; DIEHL, M.: ACADO Toolkit – An Open Source Framework for Automatic Control and Dynamic Optimization. *Optimal Control Applications and Methods* 32 (2011), Nr. 3, S. 298–312
- [Hil12] HILLERMEIER, C.: *Nonlinear Multiobjective Optimization: A Generalized Homotopy Approach*. International Series of Numerical Mathematics. Birkhäuser Basel, 2012
- [Hip06] HIPPE, P.: *Windup in Control: Its Effects and Their Prevention*. Springer Science & Business Media, 2006
- [HKB03] HOFFMANN, S.; KRÜGER, H.-P.; BULD, S.: Vermeidung von Simulator Sickness anhand eines Trainings zur Gewöhnung an die Fahrsimulation. *VDI-Berichte 1745: Simulation und Simulatoren - Mobilität virtuell gestalten* (2003), S. 385–404
- [Hos96] HOSMAN, R. J. A. W.: *Pilot's Perception and Control of Aircraft Motions*. Dissertation. Delft University of Technology, 1996
- [HP08] HORSWILL, M. S.; PLOOY, A. M.: Auditory Feedback Influences Perceived Driving Speeds. *Perception* 37 (2008), Nr. 7, S. 1037–1043

- [HS16] HEDDERICH, J.; SACHS, L.: *Angewandte Statistik: Methodensammlung mit R*. 17. Auflage. Springer-Verlag GmbH, 2016
- [Hut58] HUTCHINSON, C. H.: *Automobile driving simulator feasibility study*. Cornell Aeronautical Laboratory, Cornell University, 1958
- [HV78] HOSMAN, R. J.; VAN DER VAART, J. C.: *Vestibular Models and Thresholds of Motion Perception. Results of Tests in a Flight Simulator*. Techn. Ber. LR-265, Delft University of Technology, 1978
- [HWB12] HOGEMA, J.; WENTINK, M.; BERTOLLINI, G.: Effects of Yaw Motion on Driving Behaviour, Comfort and Realism. *Driving Simulation Conference*. 2012, S. 149–158
- [HWF03] HUESMANN, A.; WISSELMANN, D.; FREYMAN, R.: Der neue dynamische Fahr-simulator der BMW Fahrzeugforschung. *VDI-Berichte Nr. 1745* (2003), S. 59–67
- [IIDM17] IRWIN, C.; IUDAKHINA, E.; DESBROW, B.; MCCARTNEY, D.: Effects of Acute Alcohol Consumption on Measures of Simulated Driving: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Accident Analysis & Prevention* 102 (2017), S. 248–266
- [IPG20] IPG AUTOMOTIVE GMBH: *System Experience Platform*. https://ipg-automotive.com/fileadmin/_processed_/e/2/csm_IPG_Auto_motive_Test_Systems_SEP_1f3f681510.jpg. Letzter Aufruf am 14.02.2020
- [Jam10] JAMSON, A. H. J.: *Motion Cueing in Driving Simulators for Research Applications*. Dissertation. University of Leeds, 2010
- [JBK64] JONES, G. M.; BARRY, W.; KOWALSKY, N.: Dynamics of the Semicircular Canals Compared in Yaw, Pitch and Roll. *Aerospace medicine* 35 (1964), S. 984–989
- [JCWS99] JACKSON, S. W.; CRICK, J. L.; WHITE, A. D.; SHUTTLEWORTH, A.: *An Assessment of the Requirements for Automotive Ride and Handling Simulation*. Techn. Ber. DERA Report CR990280. Defence Evaluation und Research Agency, Farnborough, U.K., 1999
- [JHA07] JAMSON, A. H.; HORROBIN, A. J.; AUCKLAND, R. A.: Whatever Happened to the LADS? Design and development of the new University of Leeds Driving Simulator. *Driving Simulation Conference North America*. 2007
- [JLKW19] JANKE, P.; LANKEIT, C.; KRÄMER, M.; WALDNER, M.: Intelligenz im Scheinwerfer: Künftige LED-Systeme heilen sich selbst. *Automobil Elektronik* 17 (2019), S. 46–49
- [Joh21] JOHNSON, S. G.: *The NLOpt nonlinear-optimization package*. <https://nlopt.readthedocs.io/en/latest/>. Letzter Aufruf am 07.04.2021
- [Kal60] KALMAN, R. E.: On the General Theory of Control Systems. *Automatic and Remote Control - Proceedings First International Congress of the International Federation of Automatic Control*. 1960, S. 481–492

- [KB59] KALMAN, R. E.; BERTRAM, J. E.: General Synthesis Procedure for Computer Control of Single-Loop and Multiloop Linear Systems (An Optimal Sampling System). *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, Part II: Applications and Industry* 77 (1959), Nr. 6, S. 602–609
- [KD14] KONNIK, M.; DE DONÁ, J.: Hot-start efficiency of Quadratic Programming algorithms for fast Model Predictive Control: A comparison via an Adaptive Optics case study. *Australian Control Conference*. 2014, S. 95–100
- [KDT⁺18] KATLIAR, M.; DROP, F. M.; TEUFEL, H.; DIEHL, M.; BÜLTHOFF, H. H.: Real-Time Nonlinear Model Predictive Control of a Motion Simulator Based on a 8-DOF Serial Robot. *European Control Conference (ECC)*. 2018, S. 1529–1535
- [KDV⁺15] KATLIAR, M.; DE WINKEL, K. N.; VENROOIJ, J.; PRETTO, P.; BÜLTHOFF, H. H.: Impact of MPC Prediction Horizon on Motion Cueing Fidelity. *Driving Simulation Conference Europe (DSC)*. 2015, S. 219–222
- [KFF⁺17] KATLIAR, M.; FISCHER, J.; FRISON, G.; DIEHL, M.; TEUFEL, H.; BÜLTHOFF, H. H.: Nonlinear Model Predictive Control of a Cable-Robot-Based Motion Simulator. *IFAC-PapersOnLine* 50 (2017), Nr. 1, S. 9833–9839
- [KFI⁺19] KUNISHIGE, M.; FUKUDA, H.; IIDA, T.; KAWABATA, N.; ISHIZUKI, C.; MIYAGUCHI, H.: Spatial navigation ability and gaze switching in older drivers: A driving simulator study. *Hong Kong Journal of Occupational Therapy* 32 (2019), Nr. 1, S. 22–31
- [KG14] KÄPERNICK, B.; GRAICHEN, K.: The Gradient Based Nonlinear Model Predictive Control Software GRAMPC. *European Control Conference (ECC)*. 2014, S. 1170–1175
- [KHP⁺15] KLÜVER, M.; HERRIGEL, C.; PREUSS, S.; SCHÖNER, H.-P.; HECHT, H.: Comparing the Incidence of Simulator Sickness in Five Different Driving Simulators. *Driving Simulation Conference*. 2015, S. 87–94
- [Kir89] KIRDEIKIS, J.: *Evaluation of Nonlinear Motion-Drive Algorithms for Flight Simulators*. Techn. Ber. UTIAS Technical Note, Nr. 272, University of Toronto, 1989
- [KKI02] KUGE, K. N.; KUBOTA, M.; ITOH, K.: A Study on a Motion Algorithm Based on a Driver-Centered Approach. *Driving Simulation Conference*. 2002
- [Kno17] KNOOP, S.: *Flachheitsbasierte Positionsregelungen für Parallelkinematiken am Beispiel eines hochdynamischen hydraulischen Hexapoden*. Dissertation. Universität Paderborn, 2017
- [KNW07] KÖNIG, L.; NEUBECK, J.; WIEDEMANN, J.: Nichtlineare Lenkregler für den querdynamischen Grenzbereich (Nonlinear Steering Controllers for the Lateral Dynamics Stability Limit). *at-Automatisierungstechnik* 55 (2007), Nr. 6, S. 314–321
- [Kön09] KÖNIG, L.: *Ein virtueller Testfahrer für den querdynamischen Grenzbereich*. Dissertation. Universität Stuttgart, 2009

- [Kon87] KONIGORSKI, U.: Entwurf robuster strukturbeschränkter Zustandsregelungen durch Polgebietsvorgabe mittels Straffunktionen. *at-Automatisierungstechnik* 35 (1987), Nr. 6, S. 250–254
- [KS96] KENNEDY, R. S.; STANNEY, K. M.: Postural Instability Induced by Virtual Reality Exposure: Development of a Certification Protocol. *International Journal of Human-Computer Interaction* 8 (1996), Nr. 1, S. 25–47
- [KVPM20] KOLFF, M.; VENROOIJ, J.; POOL, D. M.; MULDER, M.: Comparison of Quality Metrics between Motion Cueing Algorithms in a Virtual Test Environment. *Driving Simulation Conference*. 2020
- [KZGS20] KHUSRO, Y. R.; ZHENG, Y.; GROTTOLI, M.; SHYROKAU, B.: MPC-Based Motion-Cueing Algorithm for a 6-DOF Driving Simulator with Actuator Constraints. *Vehicles* 2 (2020), Nr. 4, S. 625–647
- [LFE20] LEHRSTUHL FÜR ERGONOMIE, TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN: *Statistischer Fahrsimulator*. https://www.lfe.mw.tum.de/fileadmin/_processed_/csm_fasim_aussen_01b122be12.jpg. Letzter Aufruf am 14.02.2020
- [LHG18] LAMPRECHT, A.; HAECKER, J.; GRAICHEN, K.: Constrained Motion Cueing for Driving Simulators using a Real-Time Nonlinear MPC Scheme. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2018, S. 7466–7471
- [LHW15] VAN LEEUWEN, P. M.; HAPPEE, R.; DE WINTER, J. C. F.: Changes of driving performance and gaze behavior of novice drivers during a 30-min simulator-based training. *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (AHFE)*. Bd. 3. 2015, S. 3325–3332
- [Loc20] LOCHBICHLER, M.: *Systematische Wahl einer Modellierungstiefe im Entwurfsprozess mechatronischer Systeme*. Dissertation. Universität Paderborn, 2020
- [LSHG19a] LAMPRECHT, A.; STEFFEN, D.; HAECKER, J.; GRAICHEN, K.: Comparison between a Filter- and an MPC-based MCA in an Offline Simulator Study. *Driving Simulation Conference Europe VR (DSC)*. 2019, S. 101–107
- [LSHG19b] LAMPRECHT, A.; STEFFEN, D.; HAECKER, J.; GRAICHEN, K.: Optimal Control Based Reference Generation for Model Predictive Motion Cueing Algorithms. *IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*. 2019, S. 203–208
- [LSHG21] LAMPRECHT, A.; STEFFEN, D.; HAECKER, J.; GRAICHEN, K.: Potential der modellprädiktiven Regelung für Fahrsimulatoren. *at-Automatisierungstechnik* 69 (2021), Nr. 2, S. 155–170
- [Lue64] LUENBERGER, D. G.: Observing the State of a Linear System. *IEEE Transactions on Military Electronics* 8 (1964), Nr. 2, S. 74–80
- [Lue66] LUENBERGER, D. G.: Observers for Multivariable Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* 11 (1966), Nr. 2, S. 190–197
- [Lue71] LUENBERGER, D.: An Introduction to Observers. *IEEE Transactions on Automatic Control* 16 (1971), Nr. 6, S. 596–602

- [Lun16] LUNZE, J.: *Regelungstechnik 2: Mehrgrößensysteme, Digitale Regelung*. 9. Auflage. Springer-Verlag GmbH Berlin Heidelberg, 2016
- [Mac02] MACIEJOWSKI, J. M.: *Predictive Control with Constraints*. Pearson Education, 2002
- [Mag10] MAGNUS, J. R.: On the concept of matrix derivative. *Journal of Multivariate Analysis* 101 (2010), Nr. 9, S. 2200–2206
- [MAM⁺16] MOHAMMADI, A.; ASADI, H.; MOHAMED, S.; NELSON, K.; NAHAVANDI, S.: Future Reference Prediction in Model Predictive Control based Driving Simulators. *Australasian Conference on Robotics and Automation*. 2016
- [MANN15] MOHAJER, N.; ABDI, H.; NELSON, K.; NAHAVANDI, S.: Vehicle motion simulators, a key step towards road vehicle dynamics improvement. *Vehicle System Dynamics* 53 (2015), Nr. 8, S. 1204–1226
- [May74] MAYNE, R.: A Systems Concept of the Vestibular Organs. *Handbook of Sensory Physiology. Vestibular System Part 2: Psychophysics, Applied Aspects and General Interpretations*. 1974, S. 493–580
- [MBBM15] MARAN, F.; BRUSCHETTA, M.; BEGHI, A.; MINEN, D.: Improvement of an MPC-based Motion Cueing Algorithm with Time-Varying Prediction and Driver Behaviour Estimation. *Driving Simulation Conference Europe (DSC)*. 2015, S. 183–190
- [MBXK07] MESSNER, W. C.; BEDILLION, M. D.; XIA, L.; KARNS, D. C.: Lead and Lag Compensators with Complex Poles and Zeros: Design Formulas for Modeling and Loop Shaping. *IEEE Control Systems Magazine* 27 (2007), Nr. 1, S. 44–54
- [MCDB11] MULLEN, N.; CHARLTON, J.; DEVLIN, A.; BÉDARD, M.: Simulator Validity: Behaviors Observed on the Simulator and on the Road. *Handbook of Driving Simulation for Engineering, Medicine, and Psychology*. CRC Press, Taylor & Francis Group, 2011. Kap. 13
- [MCG⁺18] MOTEN, S.; CELIBERTI, F.; GROTTOLE, M.; VAN DER HEIDE, A.; LEMMENS, Y.: X-in-the-loop advanced driving simulation platform for the design, development, testing and validation of ADAS. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE. 2018, S. 1–6
- [Mei66] MEIRY, J. L.: *The Vestibular System and Human Dynamic Space Orientation*. Techn. Ber. 1966
- [Men16] MENCHE, N.: *Biologie Anatomie Physiologie*. 8. Auflage. Elsevier Health Sciences Germany, 2016
- [Mer06] MERLET, J.-P.: *Parallel Robots*. 2. Auflage. Springer Science & Business Media, 2006
- [MH15] MARIEB, E. N.; HOEHN, K. N.: *Human Anatomy & Physiology*. Pearson Education, 2015
- [Mit83] MITTELSTAEDT, H.: A New Solution to the Problem of the Subjective Vertical. *Naturwissenschaften* 70 (1983), Nr. 6, S. 272–281

- [MJ11] MERAT, N.; JAMSON, H.: A Driving Simulator Study to Examine the Role of Vehicle Acoustics on Drivers' Speed Perception. *Proceedings of the Sixth International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design*. 2011, S. 226–232
- [MLB⁺16] MIERMEISTER, P.; LÄCHELE, M.; BOSS, R.; MASONE, C.; SCHENK, C.; TESCH, J.; KERGER, M.; TEUFEL, H.; POTT, A.; BÜLTHOFF, H. H.: The CableRobot Simulator Large Scale Motion Platform Based on Cable Robot Technology. *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE. 2016, S. 3024–3029
- [MLS⁺07] MAYRHOFER, M.; LANGWALLNER, B.; SCHLÜSSELBERGER, R.; BLES, W.; WENTINK, M.: An innovative optimal control approach for the next generation simulator motion platform DESDEMONA. *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. 2007
- [MM70] MALCOLM, R.; MELVILLE JONES, G.: A Quantitative Study of Vestibular Adaptation in Humans. *Acta Oto-Laryngologica* 70 (1970), Nr. 2, 126–135
- [MN85] MAGNUS, J. R.; NEUDECKER, H.: Matrix Differential Calculus with Applications to Simple, Hadamard, and Kronecker Products. *Journal of Mathematical Psychology* 29 (1985), Nr. 4, S. 474–492
- [MS86] MEREDITH, M. A.; STEIN, B. E.: Visual, Auditory, and Somatosensory Convergence on Cells in Superior Colliculus Results in Multisensory Integration. *Journal of Neurophysiology* 56 (1986), Nr. 3, S. 640–662
- [MW13] MERZ, M.; WÜTHRICH, M. V.: *Mathematik für Wirtschaftswissenschaftler: Die Einführung mit vielen ökonomischen Beispielen*. Vahlen Verlag München, 2013
- [MW14] MITSCHKE, M.; WALLENTOWITZ, H.: *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. 5. Auflage. Springer Vieweg Verlag, 2014
- [MYAN09] MURANO, T.; YONEKAWA, T.; AGA, M.; NAGIRI, S.: Development of High-Performance Driving Simulator. *SAE International Journal of Passenger Cars-Mechanical Systems* 2 (2009), Nr. 1, S. 661–669
- [NADS20] NATIONAL HIGHWAY TRAFFIC SAFETY ADMINISTRATION, UNIVERSITY OF IOWA: *NADS National Advanced Driving Simulator: The most sophisticated research driving simulator in the world*. https://www.nads-sc.uiowa.edu/sim_nads1.php. Letzter Aufruf am 24.02.2020
- [NAEM06] NEHAOUA, L.; ARIQUI, H.; ESPIE, S.; MOHELLEBI, H.: Motion Cueing Algorithms for Small Driving Simulator. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2006, S. 3189–3194
- [NB13] NIEUWENHUIZEN, F. M.; BÜLTHOFF, H. H.: The MPI CyberMotion Simulator: A Novel Research Platform to Investigate Human Control Behavior. *Journal of Computing Science and Engineering* 7 (2013), Nr. 2, S. 122–131
- [NBT20] NAREYKO, G.; BIEMELT, P.; TRÄCHTLER, A.: Real-Time Optimized Model Predictive Control of an Active Roll Stabilization System with Actuator Limitations. *21st IFAC World Congress*. 2020, S. 14375–14380

- [Neg07] NEGELE, H.-J.: *Anwendungsgerechte Konzipierung von Fahrsimulatoren für die Fahrzeugentwicklung*. Dissertation. Fakultät für Maschinenwesen, Technische Universität München, 2007
- [NMB⁺12] NESTI, A.; MASONE, C.; BARNETT-COWAN, M.; ROBUFFO GIORDANO, P.; BÜLT-HOFF, H. H.; PRETTO, P.: Roll rate thresholds and perceived realism in driving simulation. *Driving Simulation Conference*. 2012, S. 23–31
- [NR90] NAHON, M. A.; REID, L. D.: Simulator Motion-Drive Algorithms: A Designer's Perspective. *Journal of Guidance, Control and Dynamics* 13 (1990), Nr. 2, S. 356–362
- [Osc19] OSCHLIES, H.: *Komfortorientierte Regelung für die automatisierte Fahrzeugquerführung*. Dissertation. Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, 2019
- [OWJ⁺18] OU, Y.-J.; WANG, X.-L.; JIANG, J.-F.; WEI, H.-Y.; HUANG, C.-L.; HSU, K.-S.: Simulator Training to Drive the Risk Perception of the Reliability and Validity. *IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI)*. 2018, S. 374–377
- [PAF⁺12] PURVES, D.; AUGUSTINE, G. J.; FITZPATRICK, D.; HALL, W. C.; LAMANTIA, A.-S.; WHITE, L. E.: *Neuroscience*. Band 5. Sinauer Associates, Inc., 2012
- [PC06] PRETTO, P.; CHATZIASTROS, A.: Changes in Optic Flow and Scene Contrast Affect the Driving Speed. *Driving Simulation Conference Europe*. 2006, S. 263–272
- [PDBM75] PARRISH, R. V.; DIEUDONNE, J. E.; BOWLES, R. L.; MARTIN, D. J.: Coordinated Adaptive Washout for Motion Simulators. *Journal of Aircraft* 12 (1975), Nr. 1, S. 44–50
- [Pet64] PETERS, R. A.: *Dynamics of the Vestibular System and Their Relation to Motion Perception, Spatial Disorientation, and Illusions*. Techn. Ber. National Aeronautics und Space Administration (NASA), CR-1309, 1964
- [PGN98] POULIOT, N. A.; GOSSELIN, C. M.; NAHON, M. A.: Motion Simulation Capabilities of Three-Degree-of-Freedom Flight Simulators. *Journal of Aircraft* 35 (1998), Nr. 1, S. 9–17
- [PGS⁺19] PEIRCE, J.; GRAY, J. R.; SIMPSON, S.; MACASKILL, M.; HÖCHENBERGER, R.; SOGO, H.; KASTMAN, E.; LINDELØV, J. K.: PsychoPy2: Experiments in behavior made easy. *Behavior Research Methods* 51 (2019), Nr. 1, S. 195–203
- [PH20] PROHN, M. J.; HERBIG, B.: Evaluating the effects of a simulator-based training on knowledge, attitudes and driving profiles of German ambulance drivers. *Accident Analysis & Prevention* 138 (2020)
- [Pit17] PITZ, J.-O.: *Vorausschauender Motion-Cueing-Algorithmus für den Stuttgarter Fahrsimulator*. Dissertation. Universität Stuttgart, 2017
- [PLB15] PAPAGEORGIOU, M.; LEIBOLD, M.; BUSS, M.: *Optimierung: Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung*. 4. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2015

- [PM76] PARRISH, R. V.; MARTIN, D. J.: *Comparison of a Linear and a Nonlinear Washout for Motion Simulators Utilizing Objective and Subjective Data from CTOL Transport Landing Approaches*. Techn. Ber. National Aeronautics und Space Administration (NASA), TN D-8157, 1976
- [PNN⁺14] PRETTO, P.; NESTI, A.; NOORIJ, S.; LOSERT, M.; BÜLTHOFF, H. H.: Variable Roll-Rate Perception in Driving Simulation. *Driving Simulation Conference*. 2014
- [PNTB09] PRETTO, P.; NUSSECK, H. G.; TEUFEL, H.; BÜLTHOFF, H. H.: Effect of Lateral Motion on Drivers' Performance in the MPI Motion Simulator. *Driving Simulation Conference*. 2009, S. 121–131
- [QB03] QIN, S. J.; BADGWELL, T. A.: A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice* 11 (2003), Nr. 7, S. 733–764
- [Rau03] RAU, M.: *Nichtlineare modellbasierte prädiktive Regelung auf Basis lernfähiger Zustandsraummodelle*. Dissertation. Technische Universität München, 2003
- [RBH⁺19] RÜDDENKLAU, N.; BIEMELT, P.; HENNING, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Real-Time Lighting of High-Definition Headlamps for Night Driving Simulation. *International Journal On Advances in Systems and Measurements* 12 (2019), Nr. 3 & 4, S. 72–88
- [RBM⁺19] RÜDDENKLAU, N.; BIEMELT, P.; MERTIN, S.; GAUSEMEIER, S.; TRÄCHTLER, A.: Simulation-Based Lighting Function Development of High-Definition Headlamps. *13th International Symposium on Automotive Lighting (ISAL)*. Bd. 18. 2019, S. 677–686
- [RFW⁺16] RODRIGUEZ, J.; FREEMAN, P. T.; WAGNER, J.; BRIDGES, W.; PIDGEON, P.; ALEXANDER, K.: Automotive Steering System Preferences Evaluated Using a Driving Simulator. *International Journal of Automotive Technology* 17 (2016), Nr. 1, S. 71–81
- [Ril13] RILL, G.: TMeasy - A Handling Tire Model Based on a Three-Dimensional Slip Approach. *International Symposium on Dynamic of Vehicles on Roads and on Tracks*. 2013
- [Ril19] RILL, G.: Sophisticated but quite simple contact calculation for handling tire models. *Multibody System Dynamics* 45 (2019), Nr. 2, S. 131–153
- [RK00] REYMOND, G.; KEMENY, A.: Motion Cueing in the Renault Driving Simulator. *Vehicle System Dynamics: International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility* 34 (2000), Nr. 4, S. 249–259
- [RLC20] RACELOGIC GMBH: *VBOX Automotive*. <https://www.vboxautomotive.co.uk/index.php/de/>. Letzter Aufruf am 22.04.2020
- [RN85] REID, L. D.; NAHON, M. A.: *Flight Simulation Motion-Base Drive Algorithms: Part 1 - Developing and Testing the Equations*. Techn. Ber. UTIAS Report, Nr. 296, University of Toronto, 1985
- [RN86] REID, L. D.; NAHON, M. A.: *Flight Simulation Motion-Base Drive Algorithms: Part 3 - Pilot Evaluations*. Techn. Ber. UTIAS Report, Nr. 319, University of Toronto, 1986

- [RO09] RICHalet, J.; O'DONOVAN, D.: *Predictive Functional Control: Principles and Industrial Applications*. Springer-Verlag London, 2009
- [Röb17] RÖBENACK, K.: *Nichtlineare Regelungssysteme: Theorie und Anwendung der exakten Linearisierung*. Springer Berlin Heidelberg, 2017
- [Rop81] ROPPENECKER, G.: Polvorgabe durch Zustandsrückführung. *Regelungstechnik* 29 (1981), S. 218–223
- [RS72] RINGLAND, R. F.; STAPLEFORD, R. L.: *Motion Cue Effects on Pilot Tracking*. Techn. Ber. Systems Technology, Inc., 1972
- [SAE08] SAE Recommended Practice J670e: 2008-01, *Vehicle Dynamics Terminology*
- [SALV14] STAHL, K.; ABDULSAMAD, G.; LEIMBACH, K.-D.; VERSHININ, Y. A.: State of the Art and Simulation of Motion Cueing Algorithms for a Six Degree of Freedom Driving Simulator. *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2014, S. 537–541
- [Sam07] SAMMET, T.: Motion-Cueing-Algorithmen für die Fahrsimulation. *Fortschritt Berichte-VDI, Reihe 12: Verkehrstechnik/Fahrzeugtechnik*, 643 (2007)
- [SC69] SCHMIDT, S. F.; CONRAD, B.: *The Calculation of Motion Drive Signals for Piloted Flight Simulators*. Techn. Ber. National Aeronautics and Space Administration (NASA), CR-73375, 1969
- [SC70] SCHMIDT, S. F.; CONRAD, B.: *Motion Drive Signals for Piloted Flight Simulators*. Techn. Ber. National Aeronautics and Space Administration (NASA), CR-73375, 1970
- [Sch86] SCHIEHLEN, W.: *Technische Dynamik: Eine Einführung in die analytische Mechanik und ihre technischen Anwendungen*. B. G. Teubner, 1986
- [SE14] SCHIEHLEN, W.; EBERHARD, P.: *Technische Dynamik: Rechnergestützte Modellierung mechanischer Systeme im Maschinen- und Fahrzeugbau*. 4. Auflage. Springer Vieweg, 2014
- [SFE⁺16] SANDIN, J.; FISCHER, M.; ERIKSSON, L.; AUGUSTO, B.; NOCENTINI, A.: Effects of Sensory Cues on Perceived Simulated Speed. *Driving Simulation Conference*. 2016, S. 171–178
- [SHB13] SCHRAMM, D.; HILLER, M.; BARDINI, R.: *Modellbildung und Simulation der Dynamik von Kraftfahrzeugen*. 2. Auflage. Springer Vieweg, 2013
- [SIH82] SIVAN, R.; ISH-SHALOM, J.; HUANG, J.-K.: An Optimal Control Approach to the Design of Moving Flight Simulators. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 12 (1982), Nr. 6, S. 818–827
- [Slo08] SLOB, J. J.: *State-of-the-Art Driving Simulators, a Literature Survey*. Techn. Ber. DCT Report 2008.107. Eindhoven University of Technology, 2008
- [SOMM16] SHIDA, Y.; OKAJIMA, H.; MATSUNO, D.; MATSUNAGA, N.: Evaluation of Steering Model depending on Gazing Distance by using Driving Simulator. *16th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*. 2016, S. 39–44

- [SRA⁺16] SADRAEI, E.; ROMANO, R.; ADVANI, S.; JAMSON, A. H.; CHAPPELL, P.; MARKKULA, G.; BEAN, A.; BOER, E. R.: Understanding Cue Utility in Controlled Evasive Driving Manoeuvres: Optimizing Vestibular Cues for Simulator & Human Abilities. *IFAC-PapersOnLine* 49 (2016), Nr. 19, S. 414–419
- [SS06a] SCHMIDT, R. F.; SCHAIBLE, H.-G.: *Neuro- und Sinnesphysiologie*. 5. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006
- [SS06b] SIEGEL, A.; SAPRU, H. N.: *Essential Neuroscience*. Lippincott Williams & Wilkins, 2006
- [SSP⁺18] SIEVERS, G.; SEIGER, C.; PEPERHOWE, M.; KRUMM, H.; GRAF, S.: Driving Simulation Technologies for Sensor Simulation in SIL and HIL Environments. *Driving Simulation Conference Europe (DSC)*. 2018
- [Ste33] STEINHAUSEN, W.: Observations of the Cupula in the Ampullae of the Semicircular Canals of the Labyrinths of a Living Pike. *Arch. Ges. Physiol.* 232 (1933), S. 500–512
- [Ste65] STEWART, D.: A Platform with Six Degrees of Freedom. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers* 180 (1965), Nr. 1, S. 371–386
- [Sui05] SUIKAT, R.: The New Dynamic Driving Simulator at DLR. *Driving Simulation Conference North America*. 2005, S. 374–381
- [Sva02] SVANBERG, K.: A Class of Globally Convergent Optimization Methods Based on Conservative Convex Separable Approximations. *SIAM Journal on Optimization* 12 (2002), Nr. 2, S. 555–573
- [Sva06] SVARICEK, F.: Nulldynamik linearer und nichtlinearer Systeme: Definitionen, Eigenschaften und Anwendungen. *at-Automatisierungstechnik* 54 (2006), Nr. 7, S. 310–322
- [Sva87] SVANBERG, K.: The Method of Moving Asymptotes - A New Method for Structural Optimization. *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 24 (1987), Nr. 2, S. 359–373
- [Sva95] SVANBERG, K.: A Globally Convergent Version of MMA Without Linesearch. *Proceedings of the First World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization*. 1995, S. 9–16
- [TC05] TELBAN, R. J.; CARDULLO, F. M.: *Motion Cueing Algorithm Development: Human-Centered Linear and Nonlinear Approaches*. Techn. Ber. National Aeronautics and Space Administration (NASA), CR-2005-213747, 2005
- [TCH02] TELBAN, R.; CARDULLO, F.; HOUCK, J.: A Nonlinear, Human-Centered Approach to Motion Cueing with a Neurocomputing Solver. *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. 2002
- [Tie73] TIESLER, G.: *Bewegungswahrnehmung in Fahrzeugsimulatoren*. Techn. Ber. Nr. 12. Gesellschaft zur Förderung der astrophysikalischen Forschung e.V. - Forschungsinstitut für Anthropotechnik, 1973
- [TMY06] TAJIMA, J.; MARUYAMA, K.; YUHARA, N.: Driving Task Adaptive Motion-Cueing Algorithm for Driving Simulator. 2006

- [TTD⁺19] TANK, A.; TIETZ, T.; DALDRUP, T.; SCHWENDER, H.; HELLEN, F.; RITZ-TIMME, S.; HARTUNG, B.: On the impact of cannabis consumption on traffic safety: A driving simulator study with habitual cannabis consumers. *International Journal of Legal Medicine* 133 (2019), Nr. 5, S. 1411–1420
- [Van98] VAN DER STEEN, F. A. M.: *Self-Motion Perception*. Dissertation. Delft University of Technology, 1998
- [VDI21] VEHICLE DYNAMICS INTERNATIONAL: *Dynisma hails DMG-1 'the world's most advanced driving simulator'*. <https://www.vehicledynamicsinternational.com/news/simulation/dynisma-hails-dmg-1-the-worlds-most-advanced-driving-simulator.html>. Letzter Aufruf am 27.09.2021
- [VGJ49] VAN EGMOND, A. A. J.; GROEN, J. J.; JONGKEES, L. B. W.: The Mechanics of the Semicircular Canal. *The Journal of Physiology* 110 (1949), Nr. 1-2, S. 1–17
- [VSO16] VOLKANER, B.; SOZEN, S. N.; OMURLU, V. E.: Realization of a Desktop Flight Simulation System for Motion-cueing Studies. *International Journal of Advanced Robotic Systems* 13 (2016), Nr. 3
- [VWMP07] VALENTE PAIS, A. R.; WENTINK, M.; MULDER, M.; PAASSEN, M. M.: A study on cueing strategies for curve driving in Desdemona. *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. 2007
- [War95] WARREN, W. H. J.: Self-Motion: Visual Perception and Visual Control. *Perception of Space and Motion* (1995), S. 263–325
- [WBHM05] WENTINK, M.; BLES, W.; HOSMAN, R.; MAYRHOFER, M.: Design and evaluation of spherical washout algorithm for Desdemona simulator. *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. 2005
- [WCR⁺19] WIJAYARATNA, K. P.; CUNNINGHAM, M. L.; REGAN, M. A.; JIAN, S.; CHAND, S.; DIXIT, V. V.: Mobile phone conversation distraction: Understanding differences in impact between simulator and naturalistic driving studies. *Accident Analysis & Prevention* 129 (2019), S. 108–118
- [Wel99] WELLERS, M. H.: *Nichtlineare modellgestützte prädiktive Regelung auf Basis von Wiener- und Hammerstein-Modellen*. Fortschritt-Berichte VDI. Reihe 8, Mess-, Steuerungs- und Regelungstechnik. VDI-Verlag, 1999
- [WHLS15] WINNER, H.; HAKULI, S.; LOTZ, F.; SINGER, C.: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort*. 3. Auflage. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015
- [Wie58] WIENER, N.: *Nonlinear Problems in Random Theory*. MIT Press, Cambridge (1958)
- [WMB01] WERTHEIM, A. H.; MESLAND, B. S.; BLES, W.: Cognitive suppression of tilt sensations during linear horizontal self-motion in the dark. *Perception* 30 (2001), Nr. 6, S. 733–741
- [WMB21] WÖRLE, J.; METZ, B.; BAUMANN, M.: Sleep inertia in automated driving: Post-sleep take-over and driving performance. *Accident Analysis & Prevention* 150 (2021)

- [Woe16] WOERNLE, C.: *Mehrkörpersysteme: Eine Einführung in die Kinematik und Dynamik von Systemen starrer Körper*. 2. Auflage. Springer Vieweg, 2016
- [WVM⁺08] WENTINK, M.; VALENTE PAIS, A. R.; MAYRHOFER, M.; FEENSTRA, P.; BLES, W.: First Curve Driving Experiments in the Desdemona Simulator. *Driving Simulation Conference*. 2008, S. 135–146
- [WW71] WEIR, D. H.; WOJCIK, C.: Simulator studies of the driver's dynamic response in steering control tasks. *Highway Research Record* 364 (1971)
- [YAZI21] YAO, H.; AN, S.; ZHOU, H.; ITOH, M.: Driver Takeover Performance in Conditionally Automated Driving: Sudden System Failure Situation Versus ODD Exit Situation. *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration* 14 (2021), Nr. 1, S. 89–96
- [YCK⁺10] YOON, J.; CHO, W.; KANG, J.; KOO, B.; YI, K.: Design and evaluation of a unified chassis control system for rollover prevention and vehicle stability improvement on a virtual test track. *Control Engineering Practice* 18 (2010), Nr. 6, S. 585–597
- [YM68] YOUNG, L. R.; MEIRY, J. L.: A Revised Dynamic Otolith Model. *Aerospace Medicine* 39 (1968), Nr. 6, S. 606–608
- [YO70] YOUNG, L. R.; OMAN, C. M.: A Model for Vestibular Adaptation to Horizontal Rotation. *Symposium on the Role of the Vestibular Organs in Space Exploration*. Bd. 187. National Academies. 1970, S. 363–368
- [You78] YOUNG, L. R.: Visually Induced Motion in Flight Simulation. *AGARD Symposium on Flight Simulation*. 1978
- [Zac78] ZACHARIAS, G. L.: *Motion Cue Models for Pilot-Vehicle Analysis*. Techn. Ber. Bolt Beranek und Newman Inc., Control Systems Department, 1978
- [Zee10] ZEEB, E.: Daimler's new Full-Scale, High-dynamic Driving Simulator - A Technical Overview. *Driving Simulation Conference Europe*. 2010, S. 157–165
- [Zöl15] ZÖLLER, I. M.: *Analyse des Einflusses ausgewählter Gestaltungsparameter einer Fahrsimulation auf die Fahrerverhaltensvalidität*. Dissertation. Technische Universität Darmstadt, 2015

Literaturverzeichnis der studentischen Arbeiten

Die in der vorliegenden Dissertationsschrift erbrachte Forschungsleistung wurde von einer Vielzahl studentischer Arbeiten begleitet, die maßgeblich zum dargelegten Erfolg beigetragen haben. Von diesen wurden, aufgrund ihrer Relevanz im Kontext des Gesamtvorhabens, die nachfolgend aufgeführten Bachelor-, Projekt- und Masterarbeiten im Hauptteil der Abhandlung referenziert. Insbesondere fasst das Kapitel 7 die Ansätze, Methoden und Erkenntnisse aus [Lin19] zusammen, weshalb auch die Bilder 7-1, 7-3 und 7-5 in abgewandelter Form dort zu finden sind. Gleiches gilt für den Abschnitt 8.2, der im Wesentlichen auf den in [BBGT21] veröffentlichten Resultaten aus [Böh20] beruht. Die Definition der Zielsetzung, die Erarbeitung von Lösungsansätzen sowie die Auswertung, Interpretation und Visualisierung der in beiden Arbeiten hervorgebrachten Ergebnisse erfolgte unter wissenschaftlicher Anleitung des Autors dieser Dissertationsschrift. Inhalte aus anderen studentischen Arbeiten sind darüber hinaus nicht eingeflossen.

- [Böh20] BÖHM, S. (Betreuer P. Biemelt): *Subjektive Evaluierung verschiedener Motion Cueing Algorithmen am Beispiel eines dynamischen Fahrsimulators mit 5 Bewegungsfreiheitsgraden*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, 2020
- [Bün20] BÜNTE, E. (Betreuer P. Biemelt): *Reproduktion hochfrequenter Aufbauschwingungen zur Immersionssteigerung in der interaktiven Fahrsimulation*. Unveröffentlichte Projektarbeit. Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, 2020
- [Lin17] LINK, C. (Betreuer P. Biemelt und S. Henning): *Analyse und Implementierung von Force-Feedback-Strategien für Lenkaktoren*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, 2017
- [Lin19] LINK, C. (Betreuer P. Biemelt): *Entwicklung eines Fahrermodells zur Prädiktion fahrdynamischer Größen in der Fahrsimulation*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, 2019
- [Riz18] RIZK, A. S. (Betreuer P. Biemelt): *Entwicklung einer nichtlinearen modellprädiktiven Motion Cueing Strategie*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, 2018
- [Sim19] SIMON, C. (Betreuer P. Biemelt und N. Rüdtenklau): *Integration akustischer Bewegungshinweise zur Immersionssteigerung in der interaktiven Fahrsimulation*. Unveröffentlichte Projektarbeit. Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, 2019

Anhang

Inhaltsverzeichnis

A1	Arbeitsraumkennwerte verschiedener Bewegungssysteme	281
A2	Frequenzspektren fahrdynamischer Bewegungsgrößen	283
A3	Detaillierte Beschreibung ausgewählter Testszenarien	289
A4	Partielle Ableitung der nichtlinearen Ausgangsgleichung	293
A5	Wiedergabe gemessener Fahrdynamiksignale im Simulator	299
A6	Lie-Ableitung einer skalarwertigen Funktion	305
A7	Interpretation von Varianzanalysen mit der Fisher-Statistik	307

A1 Arbeitsraumkennwerte verschiedener Bewegungssysteme

Der vorliegende Abschnitt liefert eine Übersicht der technischen Spezifikationen und Arbeitsraumgrenzen verschiedener Fahrsimulatoren aus der automobilen Anwendung. Die aufgeführten Systeme unterscheiden sich zum Teil signifikant in ihren Leistungsspektren. Dabei fällt auf, dass besonders namhafte Automobilhersteller in sehr leistungsstarke Systeme investieren, was den Stellenwert der interaktiven Fahrsimulation im Kontext des modellbasierten Entwicklungsprozesses verdeutlicht.

Tabelle A1-1: Arbeitsraumgrenzen unterschiedlicher Fahrsimulatoren, die von Automobilherstellern betrieben werden („–“: Keine Informationen vorhanden).

	Translation				Rotation			
	FHG	$r_i [m]$	$\dot{r}_i [m/s]$	$\ddot{r}_i [m/s^2]$	FHG	$\beta_i [^\circ]$	$\dot{\beta}_i [^\circ/s]$	$\ddot{\beta}_i [^\circ/s^2]$
Daimler Hexapod mit Schlittensystem [Zee10]	x	$\pm 12,0$	$\pm 10,0$	$\pm 9,8$	φ	± 24	–	–
	y	$\pm 12,0$	$\pm 10,0$	$\pm 9,8$	θ	± 20	–	–
	z	$\pm 1,0$	$\pm 1,3$	$\pm 9,8$	ψ	± 38	–	–
BMW Group Hexapod [HWF03]	x	$\pm 1,2$	$\pm 1,0$	$\pm 7,0$	φ	± 26	± 24	± 150
	y	$\pm 1,1$	$\pm 1,0$	$\pm 7,0$	θ	± 26	± 21	± 150
	z	$\pm 1,0$	$\pm 0,8$	$\pm 8,0$	ψ	± 30	± 26	± 150
Ford Hexapod [GAGC01]	x	$\pm 1,6$	$\pm 1,2$	$\pm 5,9$	φ	± 20	± 20	± 200
	y	$\pm 1,6$	$\pm 1,2$	$\pm 5,9$	θ	± 20	± 20	± 200
	z	$\pm 1,0$	$\pm 1,2$	$\pm 9,8$	ψ	± 40	± 20	± 200
Renault Hexapod mit Schlittensystem [FK12]	x	$\pm 2,6$	$\pm 2,0$	$\pm 5,0$	φ	± 15	± 40	± 300
	y	$\pm 2,6$	$\pm 3,0$	$\pm 6,0$	θ	± 15	± 40	± 300
	z	$\pm 0,2$	$\pm 0,4$	$\pm 5,0$	ψ	± 20	± 60	± 600
Toyota Hexapod mit Schlittensystem [MYAN09]	x	$\pm 17,5$	$\pm 6,1$	$\pm 4,9$	φ	± 25	± 45	± 381
	y	$\pm 10,0$	$\pm 6,1$	$\pm 4,9$	θ	± 25	± 44	± 197
	z	$\pm 0,6$	$\pm 1,0$	$\pm 9,8$	ψ	± 330	± 60	± 120
Nissan Hexapod [KKI02]	x	$\pm 0,3$	$\pm 0,6$	$\pm 12,7$	φ	± 19	± 30	± 252
	y	$\pm 0,3$	$\pm 0,5$	$\pm 13,7$	θ	± 18	± 30	± 264
	z	$\pm 0,3$	$\pm 0,6$	$\pm 9,8$	ψ	± 15	± 25	± 229

Tabelle A1-2: Arbeitsraumgrenzen unterschiedlicher Fahrsimulatoren, die an Universitäten und Forschungsinstituten betrieben werden.

	Translation				Rotation			
	FHG	$r_i [m]$	$\dot{r}_i [m/s]$	$\ddot{r}_i [m/s^2]$	FHG	$\beta_i [^\circ]$	$\dot{\beta}_i [^\circ/s]$	$\ddot{\beta}_i [^\circ/s^2]$
SimCar DLR Hexapod [Sui05]	x	$\pm 1,5$	$\pm 2,0$	$\pm 10,0$	φ	± 21	± 50	± 250
	y	$\pm 1,4$	$\pm 2,0$	$\pm 10,0$	θ	± 21	± 50	± 250
	z	$\pm 1,4$	$\pm 2,0$	$\pm 10,0$	ψ	± 21	± 50	± 250
NADS Hexapod mit Schlittensystem [NADS20]	x	$\pm 9,8$	$\pm 6,1$	$\pm 6,1$	φ	± 25	± 45	± 120
	y	$\pm 9,8$	$\pm 6,1$	$\pm 6,1$	θ	± 25	± 45	± 120
	z	$\pm 0,6$	$\pm 1,5$	$\pm 9,8$	ψ	± 330	± 58	± 120
CableRobot Seilzugroboter [MLB ⁺ 16]	x	$\pm 4,0$	$\pm 5,0$	$\pm 14,0$	φ	± 40	± 100	± 100
	y	$\pm 4,0$	$\pm 5,0$	$\pm 14,0$	θ	± 40	± 100	± 100
	z	$\pm 5,0$	$\pm 5,0$	$\pm 14,0$	ψ	± 5	± 100	± 100
FKFS Hexapod mit Schlittensystem [Pit17]	x	$\pm 5,0$	$\pm 2,0$	$\pm 5,0$	φ	± 18	± 30	± 90
	y	$\pm 3,5$	$\pm 3,0$	$\pm 5,0$	θ	± 18	± 30	± 90
	z	$\pm 0,4$	$\pm 0,5$	$\pm 6,0$	ψ	± 21	± 30	± 120
DiM VI-grade Hexapod mit Tripod [BMB16]	x	$\pm 0,8$	$\pm 2,0$	$\pm 25,0$	φ	± 20	± 135	± 2500
	y	$\pm 0,8$	$\pm 1,7$	$\pm 25,0$	θ	± 20	± 130	± 2000
	z	$\pm 0,2$	$\pm 1,6$	$\pm 35,0$	ψ	± 25	± 165	± 3000
LADS Hexapod mit Schlittensystem [JHA07]	x	$\pm 2,5$	$\pm 2,0$	$\pm 5,0$	φ	± 20	± 40	± 300
	y	$\pm 2,5$	$\pm 3,0$	$\pm 5,0$	θ	± 21	± 40	± 300
	z	$\pm 0,3$	$\pm 0,6$	$\pm 6,0$	ψ	± 23	± 50	± 350
Desdemona Zentrifuge mit Kabine [MLS ⁺ 07]	R	$\pm 4,0$	$\pm 3,2$	$\pm 4,9$	φ	∞	± 180	± 90
					θ	∞	± 180	± 90
	z	$\pm 1,0$	$\pm 2,0$	$\pm 4,9$	ψ	∞	± 180	± 90

A2 Frequenzspektren fahrdynamischer Bewegungsgrößen

Aufgrund der in Abschnitt 2.2.5 diskutierten abweichenden, zum Teil sogar widersprüchlichen Resultate der aufgeführten Literaturquellen, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Untersuchung der Frequenzverteilung fahrdynamischer Bewegungsgrößen durchgeführt. Dabei war es das Ziel dieser Studie, die dominierenden Signalfrequenzen der translatorischen Beschleunigungen und rotatorischen Winkelgeschwindigkeiten in alltäglichen Fahrsituationen, abseits des fahrdynamischen Grenzbereichs, zu ermitteln, da diese den Haupteinsatzbereich des in Kapitel 4 beschriebenen ATMOS Fahrsimulators widerspiegeln. Die Durchführung der zugrunde liegenden Fahrversuche sowie deren Auswertung und Analyse sollen nachfolgend im Detail erläutert werden.

Versuchsdurchführung

Zur Durchführung verschiedenster Mess- und Versuchsfahrten steht am Lehrstuhl für Regelungstechnik und Mechatronik das in Bild A2-1 dargestellte Versuchsfahrzeug, eine Mercedes-Benz A-Klasse der Baureihe W176 mit einer Motornennleistung von 90 kW, zur Verfügung. Folglich handelt es sich um ein konventionelles Fahrzeug der Kompaktklasse mit durchschnittlicher Motorisierung, welches ideal für eine repräsentative Untersuchung der fahrdynamischen Bewegungsgrößen im normalen Fahrbetrieb geeignet ist.



Bild A2-1: Versuchsfahrzeug des Lehrstuhls mit Messaufbauten.

Über den bordinternen CAN-Bus lassen sich nahezu alle relevanten Fahrzeugsignale, wie Lenkradwinkel, Raddrehzahlen, etc. während der Fahrt aufzeichnen und überwachen. Darüber hinaus ist das Versuchsfahrzeug mit weiterer Messtechnik ausgestattet, um eine hochpräzise Datenerfassung während des Fahrversuchs sicherzustellen. So erfolgte die Aufzeichnung der Fahrzeugbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten im Kontext der beschriebenen Frequenzbereichsuntersuchung mit einem VBOX Datenakquisitionssystem des Herstellers RACELOGIC. Durch die kombinierte Nutzung von GPS-Positionssignalen und den Messsignalen einer IMU ermöglicht dieses System eine Beschleunigungsauflösung von $0,0015 \cdot g$, bzw. eine Winkelgeschwindigkeitsauflösung von $0,0137^\circ/s$ bei einer Messfrequenz von 100 Hz [RLC20]. Hierfür wurde die IMU in der Mittelkonsole des Versuchsfahrzeugs, nahe dem Fahrzeugschwerpunkt, installiert.

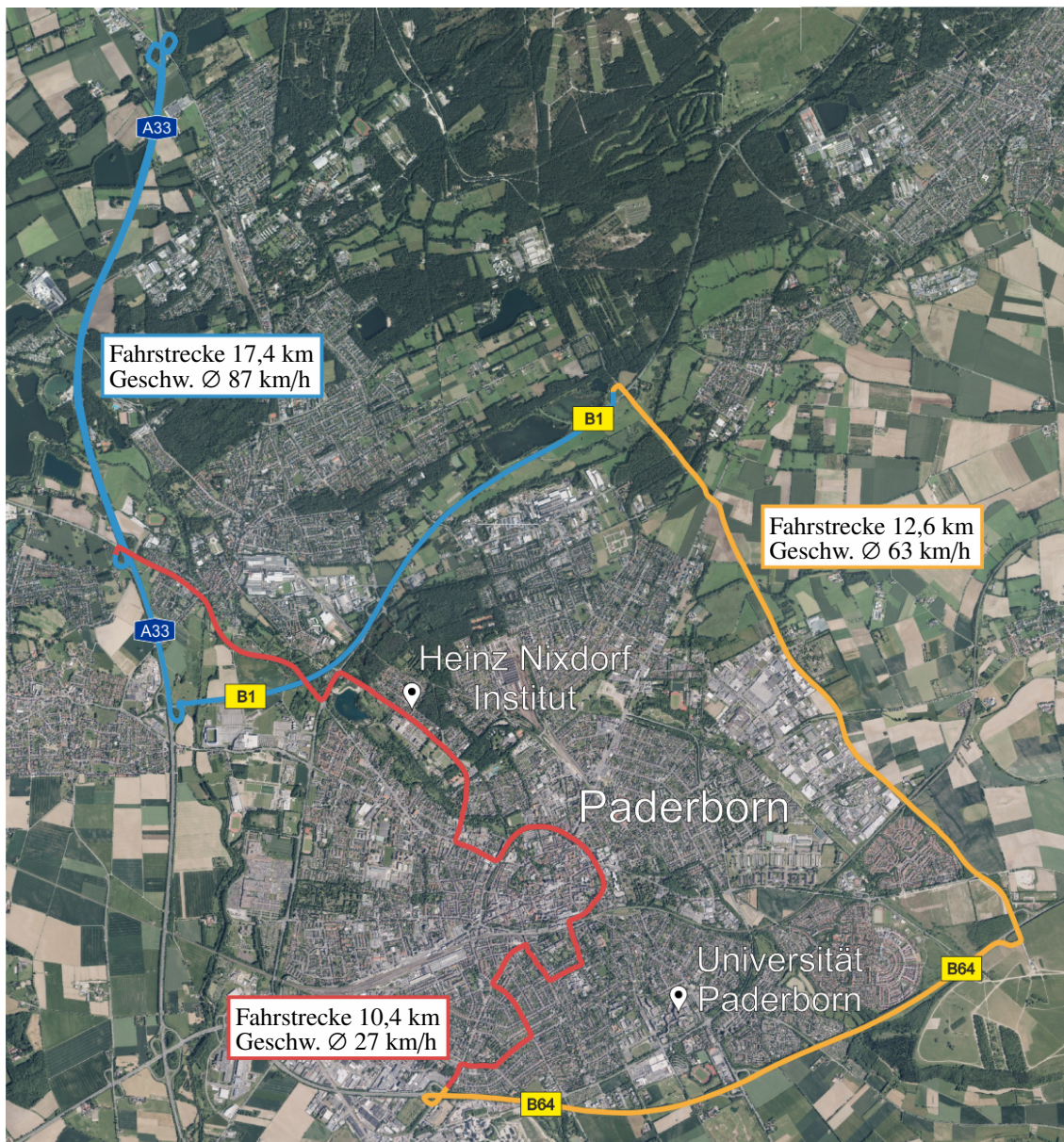


Bild A2-2: Teilabschnitte der Versuchsstrecke: Stadtgebiet (—), Bundes-/Landstraße (—), Autobahn (—).

Mit dem Ziel, einen möglichst homogenen Querschnitt alltäglicher Fahrsituationen zu erfassen, wurde die in Bild A2-2 illustrierte Versuchsstrecke gewählt. Diese umfasst eine Gesamtstrecke von über 40 km im Stadtgebiet und Umland von Paderborn und lässt sich in drei relevante Teilabschnitte untergliedern. Der erste Abschnitt liegt im Stadtgebiet und beträgt einen Anteil von ca. 25% der betrachteten Gesamtstrecke. Dabei sind derartige Stadtfahrten üblicherweise durch eine hohe Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern und -infrastrukturen, wie z. B. Lichtsignalanlagen, geprägt, wodurch es häufig zu abrupten Brems- und Beschleunigungsmanövern kommt. Ein weiterer Anteil von ca. 30% der Versuchsfahrt fand auf Bundes- und Landstraßen statt. Hier werden gegenüber den Fahrten im Stadtgebiet üblicherweise höhere Durchschnittsgeschwindigkeiten erreicht, woraus auch zugleich größere Querbeschleunigungen bei Kurvenfahrten resultieren. Abschließend wurden ca. 45% der Versuchsfahrt auf mehrspurigen Bundesstraßen und Autobahnen durchgeführt, wobei eine Maximalgeschwindigkeit von 163 km/h erreicht wurde. Die im Fahrversuch ermittelten Durchschnittsgeschwindigkeiten pro Teilabschnitt sind ebenfalls Bild A2-2 zu entnehmen.

Auswertung der Versuchsergebnisse

Zur Auswertung und Analyse der Messergebnisse wurden die während der Versuchsfahrt aufgenommenen Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitssignale mittels der diskreten Fourier-Transformation in den Frequenzbereich überführt. Anschließend konnten hieraus die einseitigen Amplitudenspektren aller sechs Signale für jede der drei betrachteten Teilstrecken gebildet und eine Aussage über die jeweils vorliegenden Frequenzanteile getroffen werden. Dabei ist eine Frequenzanalyse bis zur halben Abtastfrequenz des eingesetzten Messsystems möglich, was im konkreten Anwendungsfall einer Maximalfrequenz von 50 Hz entspricht. Darüber hinaus treten unerwünschte Aliasing-Effekte auf, da sich die Frequenzspektren der gemessenen Zeitsignale mit den an der Abtastfrequenz gespiegelten Signalanteilen überlappen [But15].

Bild A2-3 fasst die aus dem Fahrversuch ermittelten Amplitudenspektren übersichtlich zusammen. Aus der Grafik geht hervor, dass die dominierenden Amplituden der gemessenen Längs- und Querbeschleunigung bei Frequenzen deutlich unterhalb von 1 Hz auftreten. Oberhalb von 1 Hz weisen die Messsignale für alle untersuchten Teilstrecken lediglich hochfrequente Schwingungen mit einer geringen Amplitude auf. Es wird zudem deutlich, dass die aufgezeichneten Amplituden der Längsbeschleunigung im Fall der Stadtfahrt den größten Betrag aufweisen. Wie schon zuvor erwähnt, ist diese Beobachtung auf abrupte Brems- und Beschleunigungsmanöver zurückzuführen, welche häufig im innerstädtischen Straßenverkehr auftreten. Die erzielten Versuchsergebnisse korrespondieren in dieser Hinsicht mit den in Abschnitt 2.2.5 beschriebenen Erkenntnissen anderer Studien [JCWS99; RK00]. Das Amplitudenspektrum der Vertikalbeschleunigung zeigt dominierende Frequenzanteile zwischen 0,5 Hz und 5 Hz, was durch hochfrequente Straßenanregungen im Bereich der Aufbaueigenfrequenz erklärt werden kann [MW14]. Dabei wurden die größten Amplituden bei Autobahnfahrten gemessen, da diese fahrwerksbedingt beim Überfahren von Querfugen mit hoher Geschwindigkeit vorkommen. Im Allgemeinen ist der Betrag gegenüber den Amplituden der Längs- und Querbeschleunigung jedoch gering. Darüber hinaus beinhaltet die Vertikalbeschleunigung Signalanteile mit einer Fre-

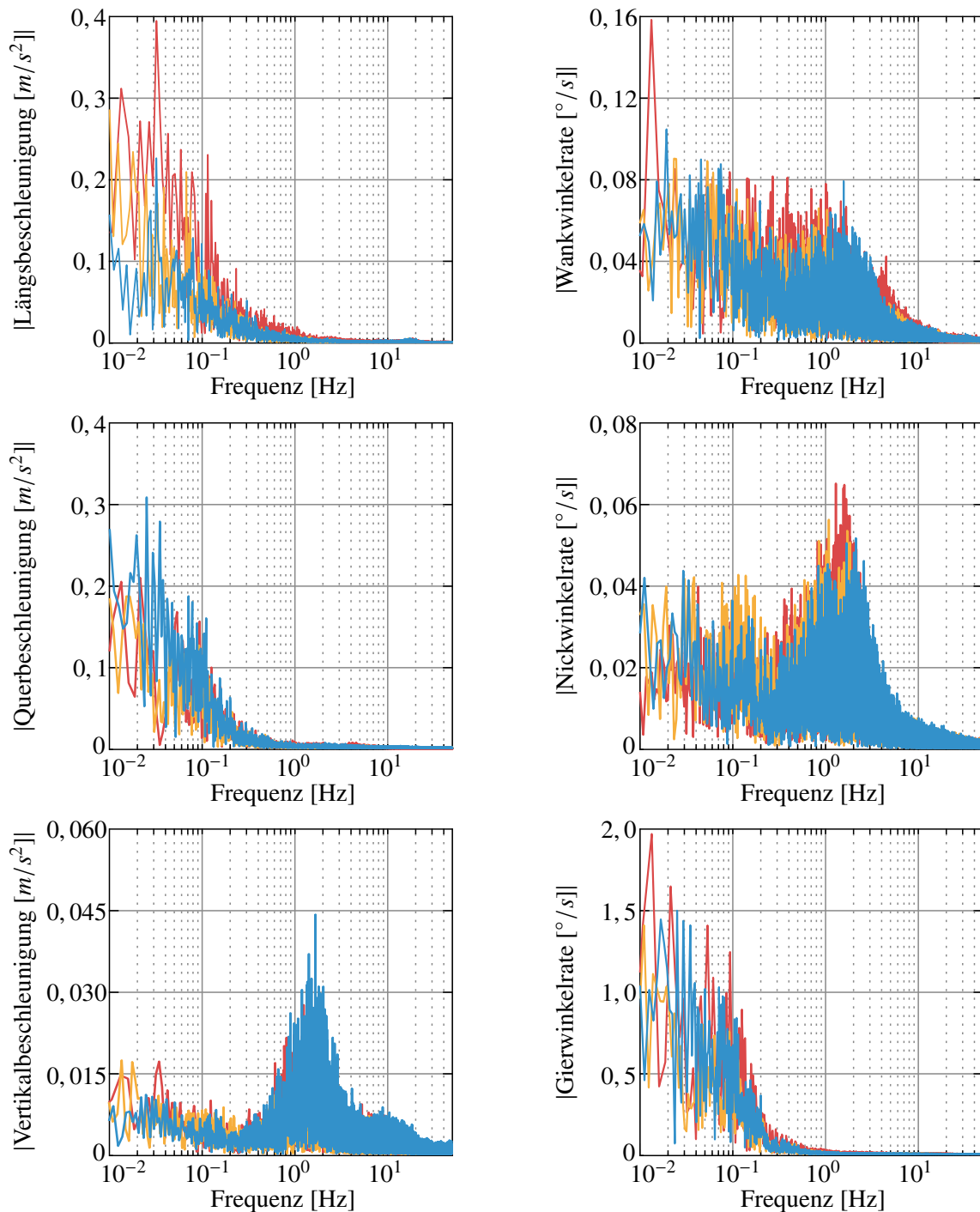


Bild A2-3: Ermittelte Amplitudenspektren der jeweiligen Streckenabschnitte: Stadtgebiet (—), Bundes-/Landstraße (—), Autobahn (—).

quenz von bis zu 20 Hz, die durch eine weitere Messung im Leerlauf den Vibrationen von Motor und Antriebsstrang zugeordnet werden konnten.

In Übereinstimmung mit den Ergebnissen von Reymond und Kemeny [RK00], wurde im Fahrversuch ein breiter Frequenzbereich des Wankwinkelgeschwindigkeitssignals nachgewiesen. Dieser ergibt sich einerseits aus dem niederfrequenten Wanken des Fahrzeugaufbaus bei Kurvenfahrten und andererseits aus höherfrequenten Aufbaubewegungen

in Folge von Straßenunebenheiten und Fahrbahnanregungen. Analog dazu beinhaltet die aufgezeichnete Nickwinkelrate sowohl niederfrequente Signalanteile, als auch höherfrequente Schwingungen. Dabei liegt der dominierende Frequenzbereich bei allen untersuchten Teilstrecken zwischen 0,5 Hz und 5 Hz, was die vom Fahrwerk verursachte Kopplung dieses Freiheitsgrades mit der vertikalen Aufbaubewegung verdeutlicht. Die von Jackson et al. [JCWS99] dokumentierten höherfrequenten Gierwinkelgeschwindigkeiten (siehe Tabelle 2-2) konnten im Rahmen der durchgeführten Studie nicht verifiziert werden. Stattdessen ist der Zusammenhang zwischen den Gierbewegungen des Fahrzeugs und dem gemessenen Querbeschleunigungssignal ersichtlich, welche beide vornehmlich durch Lenkeingriffe des Fahrers angeregt werden. Mitschke und Wallentowitz [MW14] benennen in diesem Kontext eine Frequenz von 1,5 Hz als die vom Fahrer maximal ausführbare Lenkfrequenz, weshalb auch im normalen Fahrbetrieb keine Gierbewegungen mit Signalanteilen oberhalb dieser Grenzfrequenz zu erwarten sind.

Basierend auf diesen Erkenntnissen lassen sich die in Tabelle A2-1 aufgeführten dominierenden Frequenzbereiche ableiten. Diese sollten unabhängig vom Motion Cueing Algorithmus durch das Bewegungssystem des Fahrersimulators reproduziert werden können, um einen realitätsnahen Fahreindruck des Benutzers in normalen Fahrsituationen sicherzustellen.

Tabelle A2-1: Resultierende Frequenzbereiche fahrdynamischer Bewegungsgrößen.

	Bewegungs- freiheitsgrad	Dominierender Frequenzbereich	Anregungsquelle
Translation	Longitudinal	0 ... 1 Hz	Verzögern, Beschleunigen
	Lateral	0 ... 1 Hz	Kurvenfahrten
	Vertikal	0,5 ... 5 Hz	Straßenanregungen
Rotation	Wanken	0 ... 5 Hz	Kurvenfahrten, Straßenanregungen
	Nicken	0,5 ... 5 Hz	Verzögern, Beschleunigen, Straßenanregungen
	Gieren	0 ... 1 Hz	Lenkeingriffe

A3 Detaillierte Beschreibung ausgewählter Testszenarien

Die abschließende Evaluation der in dieser Arbeit vorgestellten neuen MCA stützt sich neben einer subjektiven Beurteilung des Fahrgefühls auch auf die in Abschnitt 8.1 beschriebene objektive Bewertung der Algorithmen. Letztere basiert dabei auf dem Vergleich der jeweils erzielten Regelgüte anhand einer zuvor definierten Bewertungsmetrik und verschiedener Fahrscenarien. Diese beinhalten sowohl standardisierte Manöver aus der Automobilindustrie als auch typische Fahrsituationen aus dem täglichen Straßenverkehr, um ein breites Spektrum repräsentativer Testfälle abzudecken. Nachfolgend werden die Fahrscenarien „Beschleunigen aus dem Stillstand“ und „Abbiegevorgang an einer Kreuzung“ im Detail erläutert, um so ein tieferes Verständnis für den durchgeführten Evaluationsprozess zu vermitteln.

Fahrscenario „Beschleunigen aus dem Stillstand“

Ein etabliertes Testszenario in der Automobilentwicklung ist die Beschleunigung des Fahrzeugs aus dem Stillstand bis hin zu einer definierten Endgeschwindigkeit. Insbesondere im Rahmen der Fahrwerksoptimierung lassen sich mit diesem Manöver wesentliche Rückschlüsse auf den auftretenden Nickwinkel ziehen, um die sogenannten *Anti-Dive* Eigenschaften des Fahrzeugs untersuchen zu können [BS13]. Die während des Fahrscenarios getätigten Steuereingaben des Fahrers sowie die daraus resultierenden Fahrzeugreaktionen verdeutlicht Bild A3-1. Wie dargestellt, löst der Fahrer im Simulator die Bremse und setzt

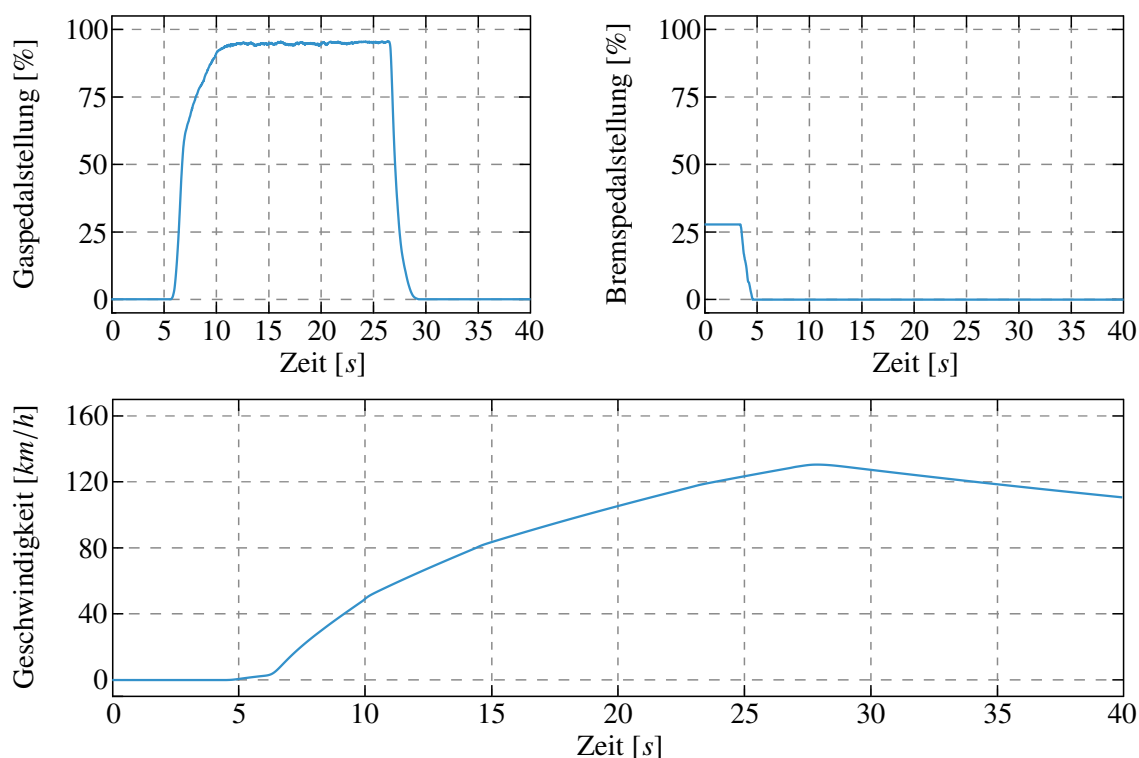


Bild A3-1: Fahrereingaben und ausgewählte Fahrzeugsignale im betrachteten Szenario.

das virtuelle Fahrzeug mit einer näherungsweise konstanten Betätigung des Gaspedals in Bewegung. Dabei nutzt er den vorhandenen Pedalweg nahezu vollständig aus, sodass die angestrebte Zielgeschwindigkeit von 130 km/h rasch erreicht wird. Anschließend rollt das Fahrzeug dann ohne weitere Pedalbetätigungen aus und wird in Folge der wirkenden Fahrwiderstände, vorrangig durch die Luftwiderstandskraft, verzögert. Da das betrachtete Testszenario ein rein longitudinales Manöver beschreibt, werden während der gesamten Simulationsdauer keine Lenkeingriffe vorgenommen. Somit ergeben sich auch keinerlei Gierwinkeländerungen gegenüber dem ortsfesten Inertialsystem, weshalb von einer Darstellung der zugehörigen Signalverläufe in Bild A3-1 abgesehen wird.

Fahrszenario „Abbiegevorgang an einer Kreuzung“

In diesem Fahrszenario wird eine alltägliche Fahrsituation mit überlagerter Längs- und Querdynamik betrachtet. Bild A3-2 verdeutlicht die dabei zugrunde liegende Verkehrssituation mithilfe einer Momentaufnahme aus der Fahrerperspektive in der virtuellen Umgebung. Zusätzlich sind die Steuereingaben des Fahrers und eine Auswahl der simulierten Fahrzeugsignale in Bild A3-3 dargestellt. Zunächst beschleunigt das Fahrzeug aus dem Stillstand und nähert sich dem Kreuzungsbereich mit einer Geschwindigkeit von etwa 50 km/h. Entsprechend der in diesem Versuch definierten Fahraufgabe soll der Fahrer nun unter Beachtung geltender Verkehrsregeln nach links in die kreuzende Straße einbiegen. Folglich ist dem entgegenkommenden Fahrzeug die Vorfahrt zu gewähren, weshalb das virtuelle Fahrzeug durch eine Betätigung des Bremspedals verzögert wird. Kurz bevor dieses im Kreuzungsinnenbereich erneut zum Stillstand kommt, nimmt der Fahrer einen Lenkeingriff vor und bewirkt somit eine Änderung des Fahrzeuggierwinkels relativ zum ortsfesten Inertialsystem. Da das hier verwendete ASM Fahrzeugmodell mit einem Automatikgetriebe modelliert ist, muss das Bremspedal auch im Stillstand weiterhin betätigt werden, um ein ungewolltes Anfahren des Fahrzeugs zu verhindern. Nach einer kurzen Standzeit hat der Gegenverkehr die Kreuzung schließlich passiert und der Fahrer kann dem vorgegebenen Streckenverlauf folgen.



Bild A3-2: Schematische Darstellung des Abbiegeszenarios in der virtuellen Umgebung.

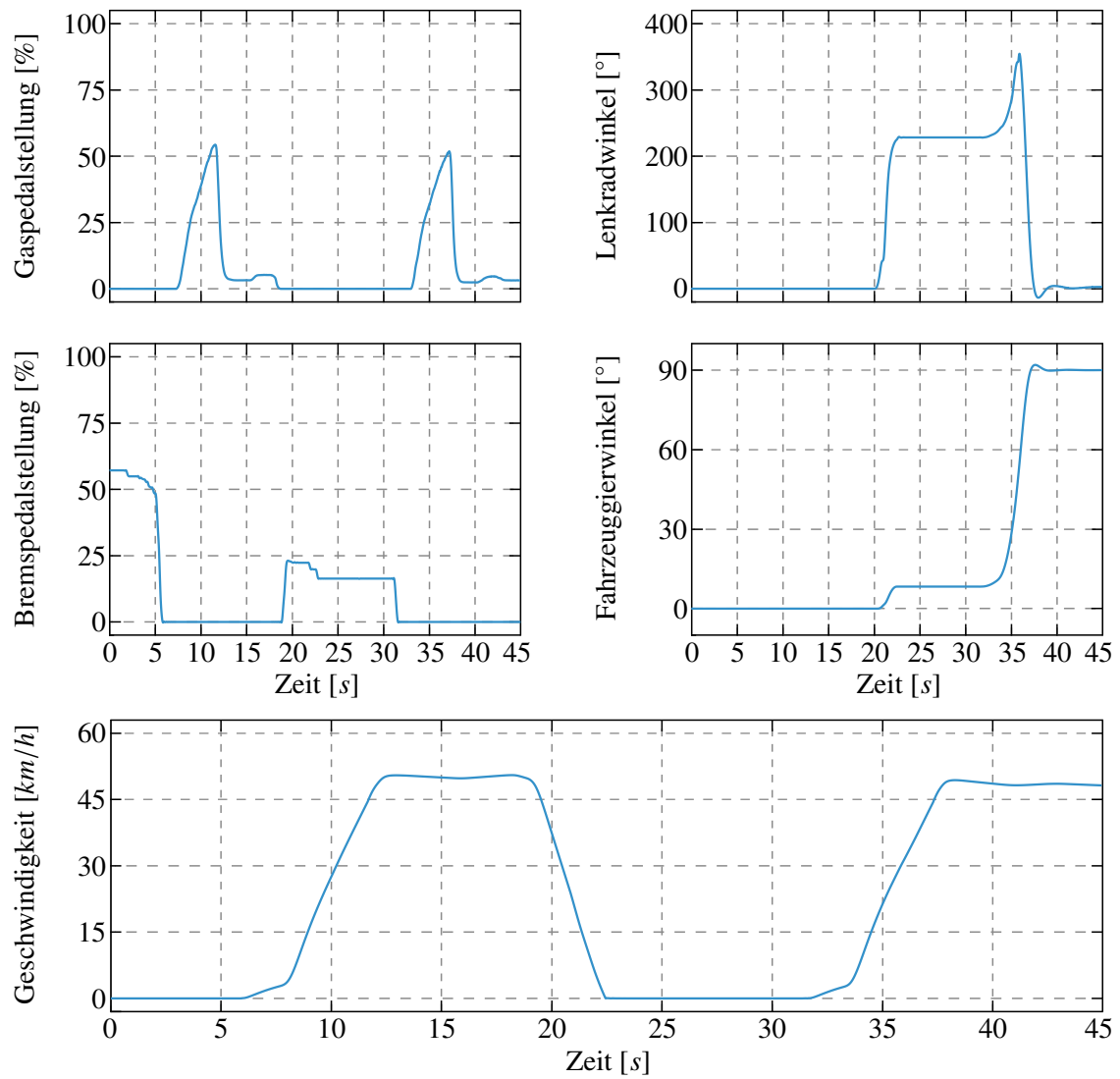


Bild A3-3: Fahrereingaben und ausgewählte Fahrzeugsignale im betrachteten Szenario.

A4 Partielle Ableitung der nichtlinearen Ausgangsgleichung

Wie in Abschnitt 6.3 beschrieben, wird bei jedem Aufruf des in dieser Arbeit vorgestellten modellprädiktiven MCA eine Taylorreihenentwicklung zur linearaffinen Approximation der Simulatorkinematik um den zurückgeführten Systemzustand vorgenommen. Dem zugrunde liegt die partielle Ableitung der nichtlinearen Ausgangsgleichung nach den Zustandsvariablen $x(t)$, die nachfolgend im Detail erläutert werden soll. Die hierbei verwendeten Differentiationsregeln der Matrixableitungen orientieren sich an den in [MN85] und [Mag10] angeführten Definitionen.

Gemäß dem Grundgedanken der Taylorreihe sind zur Ermittlung der approximierten Ausgangsmatrix C die partiellen Ableitung der Ausgangsgleichung

$$y = f(x) = \begin{bmatrix} {}^{KI}A(q) \cdot J_g(q) \cdot \ddot{q} + {}^{KI}A(q) \cdot J_{g_2}(q) \cdot \dot{q}^2 - {}^{KI}A(q) \cdot {}_I g \\ {}^{KI}A(q) \cdot H(q) \cdot J_h(q) \cdot \dot{q} \end{bmatrix} \quad (A4-1)$$

nach den verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$, sowie deren zeitliche Ableitungen $\dot{q}(t)$ und $\ddot{q}(t)$ auszuwerten. Diese bilden jeweils eine Teilmenge der Zustandsvariablen mit

$$q(t) = q(x(t)) \in \mathbb{R}^5, \quad \dot{q}(t) = \dot{q}(x(t)) \in \mathbb{R}^5 \quad \text{und} \quad \ddot{q}(t) = \ddot{q}(x(t)) \in \mathbb{R}^5. \quad (A4-2)$$

Bevor nun die partiellen Ableitungen nach diesen Größen gebildet werden, empfiehlt es sich die Ausgangsgleichung (A4-1) wie folgt in vektorieller Form zusammenzufassen, um eine übersichtlichere Darstellung der vorliegenden Abhängigkeiten zu erhalten:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} {}_K a_{Sim}(x) \\ {}_K \omega_{Sim}(x) \end{bmatrix}}_{y(x)} = \underbrace{\begin{bmatrix} {}^{KI}A(q(x)) & \mathbf{0}_{3 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 3} & {}^{KI}A(q(x)) \end{bmatrix}}_{{}^{KI}A^*(q(x))} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} {}_I \ddot{r}_{Sim}(x) \\ {}_I \omega_{Sim}(x) \end{bmatrix}}_{{}_I y^*(x)} - \underbrace{\begin{bmatrix} {}^{KI}A(q(x)) \\ \mathbf{0}_{2 \times 3} \end{bmatrix}}_{{}^{KI}A'(q(x))} \cdot {}_I g \quad (A4-3)$$

mit

$$\underbrace{\begin{bmatrix} {}_I \ddot{r}_{Sim}(x) \\ {}_I \omega_{Sim}(x) \end{bmatrix}}_{{}_I y^*(x)} = \underbrace{\begin{bmatrix} J_g(q(x)) \\ \mathbf{0}_{2 \times 5} \end{bmatrix}}_{J_g^*(q(x))} \cdot \ddot{q}(x) + \underbrace{\begin{bmatrix} J_{g_2}(q(x)) \\ \mathbf{0}_{2 \times 5} \end{bmatrix}}_{J_{g_2}^*(q(x))} \cdot \dot{q}^2(x) + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 5} \\ H(q(x)) \cdot J_h(q(x)) \end{bmatrix}}_{J_h^*(q(x))} \cdot \dot{q}(x)$$

Ausgehend von Gleichung (A4-3) lässt sich das gesuchte Derivat nach dem Zustandsvektor $x(t)$ somit als

$$\frac{\partial y(x)}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} \left({}^{KI}A^*(q(x)) \cdot {}_I y^*(x) \right) - \frac{\partial}{\partial x} \left({}^{KI}A'(q(x)) \cdot {}_I g \right) \quad (A4-4)$$

ausdrücken und es resultiert eine Summe zweier Teilableitungen, in denen die Zustandsgrößen $x(t)$ jeweils in verketteter Form als Produkt von Matrix- und Vektorfunktionen eingehen. Während die Ableitung einer vektorwertigen Funktion nach einem Vektor intuitiv ist, führt die Differentiation einer Matrix nach einem Vektor auf einen dreistufigen Tensor, wobei die in [Mag10] beschriebenen Differentiationsregeln zu beachten sind.

Der Einfachheit halber soll zunächst der zweite Summand in Gleichung (A4-4) näher betrachtet werden. Da der Erdbeschleunigungsvektor ${}_I\mathbf{g}$ nicht von den Zustandsvariablen abhängt, liefert die zugehörige Ableitung eine Nullmatrix und die Anwendung der Produktregel vereinfacht sich zu

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left({}^{KI}\mathbf{A}'(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \cdot {}_I\mathbf{g} \right) = \left({}_I\mathbf{g}^T \otimes \mathbf{I}_{5 \times 5} \right) \cdot \frac{\partial \text{vec} \left({}^{KI}\mathbf{A}'(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \right)}{\partial \mathbf{x}^T} + \mathbf{0}_{5 \times 15}. \quad (\text{A4-5})$$

In diesem Ausdruck lässt sich das in Klammern gesetzte Kronecker-Produkt aus dem transponierten Erdbeschleunigungsvektor und der Einheitsmatrix direkt berechnen. Zusätzlich ist die partielle Ableitung der vektorisierten Rotationsmatrix ${}^{KI}\mathbf{A}'(\mathbf{q}(\mathbf{x}(t)))$ nach dem transponierten Zustandsvektor $\mathbf{x}(t)$ zu bilden. Letzterer geht entsprechend Gleichung (A4-2) als verkettete Funktion der verallgemeinerten Koordinaten ein, sodass unter Berücksichtigung der Kettenregel

$$\frac{\partial \text{vec} \left({}^{KI}\mathbf{A}'(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \right)}{\partial \mathbf{x}^T} = \frac{\partial \text{vec} \left({}^{KI}\mathbf{A}'(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \right)}{\partial \mathbf{q}^T(\mathbf{x})} \cdot \frac{\partial \mathbf{q}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}^T} \quad (\text{A4-6})$$

folgt. Hierin beinhaltet der erste Faktor die partiellen Ableitungen der vektorisierten Transformationsmatrix nach den verallgemeinerten Koordinaten, welche mithilfe geeigneter Softwaretools (z. B. MATLAB) symbolisch aus den Kinematikgleichungen differenziert werden können. Der zweite Faktor enthält die partiellen Ableitungen der fünf verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ nach den Zustandsvariablen $\mathbf{x}(t)$. Wie schon zuvor beschrieben, bilden die generalisierten Koordinaten aber gerade eine Teilmenge der insgesamt 15 Zustandsgrößen, wodurch das zu bestimmende Derivat als schwachbesetzte Matrix der Form

$$\frac{\partial \mathbf{q}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}^T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 15} \quad (\text{A4-7})$$

hervorgeht. Durch das Einsetzen der Gleichungen (A4-6) und (A4-7) lässt sich schließlich die Berechnungsvorschrift (A4-5) und somit auch die gesuchte Teilableitung nach dem Zustandsvektor $\mathbf{x}(t)$ bestimmen.

Nicht komplexer, aber deutlich aufwendiger ist nachfolgend die Auswertung des ersten Summanden in Gleichung (A4-4). Die Zustandsgrößen $\mathbf{x}(t)$ gehen an dieser Stelle als Produkt einer Matrix- und Vektorfunktion ein, weshalb ebenfalls die in [Mag10] eingeführte Gestalt der Produktregel mit

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left({}^{KI}\mathbf{A}^*(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \cdot {}_I\mathbf{y}^*(\mathbf{x}) \right) &= \left({}_I\mathbf{y}^{*T}(\mathbf{x}) \otimes \mathbf{I}_{5 \times 5} \right) \cdot \frac{\partial \text{vec} \left({}^{KI}\mathbf{A}^*(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \right)}{\partial \mathbf{x}^T} + \\ &\quad \left(\mathbf{I}_{1 \times 1} \otimes {}^{KI}\mathbf{A}^*(\mathbf{q}(\mathbf{x})) \right) \cdot \frac{\partial {}_I\mathbf{y}^*(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}^T} \end{aligned} \quad (\text{A4-8})$$

angewendet werden muss. Wie schon zuvor in Gleichung (A4-5) können die in Klammern gesetzten Kronecker-Produkte direkt berechnet werden. Die Ermittlung der partiellen

Ableitungen im ersten Summanden der Berechnungsvorschrift (A4-8) erfolgt, analog zu Gleichung (A4-6), mithilfe der Kettenregel:

$$\frac{\partial \text{vec} \left({}^{KI}A^*(q(x)) \right)}{\partial x^T} = \frac{\partial \text{vec} \left({}^{KI}A^*(q(x)) \right)}{\partial q^T(x)} \cdot \frac{\partial q(x)}{\partial x^T} \quad (\text{A4-9})$$

Während der erste Faktor in Gleichung (A4-9) aus der symbolischen Differentiation der direkten Kinematikgleichungen hervorgeht, führt die Ableitung der im zweiten Faktor enthaltenen verallgemeinerten Koordinaten $q_i(t)$ nach den Zustandsgrößen $x(t)$ auf die konstante Matrix aus Gleichung (A4-7). Darüber hinaus werden im zweiten Summanden der Berechnungsvorschrift (A4-8) die partiellen Ableitungen des ortsfesten Ausgangsvektors ${}_I y^*(x(t))$ nach den Zustandsvariablen benötigt. Diese resultieren entsprechend der in Gleichung (A4-3) eingeführten Vektordarstellung als

$$\frac{\partial {}_I y^*(x)}{\partial x^T} = \frac{\partial}{\partial x^T} \left(J_g^*(q(x)) \cdot \ddot{q}(x) + J_{g_2}^*(q(x)) \cdot \dot{q}^2(x) + J_h^*(q(x)) \cdot \dot{q}(x) \right).$$

Mit der Linearitätseigenschaft der Differentiation lässt sich dieser Ausdruck wiederum in eine Summe aus drei Teildifferentiationen zerlegen:

$$\frac{\partial {}_I y^*(x)}{\partial x^T} = \frac{\partial \left(J_g^*(q(x)) \cdot \ddot{q}(x) \right)}{\partial x^T} + \frac{\partial \left(J_{g_2}^*(q(x)) \cdot \dot{q}^2(x) \right)}{\partial x^T} + \frac{\partial \left(J_h^*(q(x)) \cdot \dot{q}(x) \right)}{\partial x^T} \quad (\text{A4-10})$$

Nachfolgend sollen die Summanden in Gleichung (A4-10) separat behandelt werden. Dazu wird zunächst die Produktregel auf den ersten Summanden angewendet, woraus die Berechnungsvorschrift

$$\begin{aligned} \frac{\partial \left(J_g^*(q(x)) \cdot \ddot{q}(x) \right)}{\partial x^T} &= \left(\ddot{q}^T(x) \otimes I_{5 \times 5} \right) \cdot \frac{\partial \text{vec} \left(J_g^*(q(x)) \right)}{\partial x^T} + \\ &\quad \left(I_{1 \times 1} \otimes J_g^*(q(x)) \right) \cdot \frac{\partial \ddot{q}(x)}{\partial x^T} \end{aligned} \quad (\text{A4-11})$$

hervorgeht. Auch hier lassen sich die in Klammern gesetzten Terme wieder direkt auswerten, während zur Ermittlung der partiellen Ableitungen im ersten Summanden die Kettenregel herangezogen werden muss:

$$\frac{\partial \text{vec} \left(J_g^*(q(x)) \right)}{\partial x^T} = \frac{\partial \text{vec} \left(J_g^*(q(x)) \right)}{\partial q^T(x)} \cdot \frac{\partial q(x)}{\partial x^T} \quad (\text{A4-12})$$

Analog zu Gleichung (A4-6) berechnet sich der erste Faktor aus einer symbolischen Differentiation der Simulatorkinematik, wogegen die Ableitung der verallgemeinerten Koordinaten nach den Zustandsvariablen im zweiten Faktor von Gleichung (A4-12) auf eine konstante Matrix führt (vgl. Gleichung (A4-7)). Zudem liefert die partielle Differentiation der zweifach zeitlich abgeleiteten generalisierten Koordinaten $\ddot{q}(t)$ nach den Zustandsgrößen $x(t)$ im zweiten Summanden der Berechnungsvorschrift (A4-11) eine schwachbesetzte Matrix der Gestalt

$$\frac{\partial \ddot{q}(x)}{\partial x^T} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 15}.$$

Identisch zu der bisher beschriebenen Vorgehensweise berechnet sich auch die zweite Teilableitung in Gleichung (A4-10). Die Anwendung der Produktregel ergibt zunächst den Ausdruck

$$\begin{aligned} \frac{\partial (J_{g_2}^*(q(x)) \cdot \dot{q}^2(x))}{\partial x^T} &= ((\dot{q}^2(x))^T \otimes I_{5 \times 5}) \cdot \frac{\partial \text{vec}(J_{g_2}^*(q(x)))}{\partial x^T} + \\ &\quad (I_{1 \times 1} \otimes J_{g_2}^*(q(x))) \cdot \frac{\partial \dot{q}^2(x)}{\partial x^T}. \end{aligned} \quad (\text{A4-13})$$

Zur Ermittlung der darin enthaltenen partiellen Ableitungen nach dem transponierten Zustandsvektor $x(t)$ ist jeweils die Kettenregel einzusetzen. Diese liefert für das Derivat im ersten Summanden von Gleichung (A4-13) die Berechnungsvorschrift

$$\frac{\partial \text{vec}(J_{g_2}^*(q(x)))}{\partial x^T} = \frac{\partial \text{vec}(J_{g_2}^*(q(x)))}{\partial q^T(x)} \cdot \frac{\partial q(x)}{\partial x^T},$$

welche mit einer symbolischen Differentiation der Kinematikgleichungen und der in Gleichung (A4-7) aufgeführten Matrix ausgewertet werden kann. Ebenso lässt sich die partielle Ableitung im zweiten Summanden der Gleichung (A4-13) mithilfe der Kettenregel berechnen:

$$\frac{\partial \dot{q}^2(x)}{\partial x^T} = \frac{\partial \dot{q}^2(x)}{\partial \dot{q}^T(x)} \cdot \frac{\partial \dot{q}(x)}{\partial x^T} \quad (\text{A4-14})$$

Die hierin enthaltenen Teilableitungen führen auf die Diagonalmatrix

$$\frac{\partial \dot{q}^2(x)}{\partial \dot{q}^T(x)} = \begin{bmatrix} 2 \cdot \dot{q}_1(x) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 \cdot \dot{q}_2(x) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \cdot \dot{q}_3(x) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \cdot \dot{q}_4(x) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \cdot \dot{q}_5(x) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 5},$$

beziehungsweise auf die schwachbesetzte Matrix

$$\frac{\partial \dot{q}(x)}{\partial x^T} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{5 \times 15}, \quad (\text{A4-15})$$

mit welchen der Ausdruck (A4-14) sehr recheneffizient als Matrizenprodukt dargestellt werden kann. Abschließend sind nun noch die im dritten Summanden der Berechnungsvorschrift (A4-10) aufgeführten Teilableitungen nach dem transponierten Zustandsvektor zu bestimmen. Für diese folgt mit der Produktregel:

$$\begin{aligned} \frac{\partial (J_h^*(q(x)) \cdot \dot{q}(x))}{\partial x^T} &= (\dot{q}^T(x) \otimes I_{5 \times 5}) \cdot \frac{\partial \text{vec}(J_h^*(q(x)))}{\partial x^T} + \\ &\quad (I_{1 \times 1} \otimes J_h^*(q(x))) \cdot \frac{\partial \dot{q}(x)}{\partial x^T} \end{aligned} \quad (\text{A4-16})$$

Wie schon an vorheriger Stelle lassen sich die in Klammern gesetzten Kronecker-Produkte direkt auswerten, während zur Bildung der partiellen Ableitungen im zweiten Summanden die konstante Matrix aus Gleichung (A4-15) herangezogen werden kann. Das zu bestimmende Derivat im ersten Summanden der Berechnungsvorschrift (A4-16) geht aus der Anwendung der Kettenregel als

$$\frac{\partial \text{vec} \left(J_h^*(q(x)) \right)}{\partial x^T} = \frac{\partial \text{vec} \left(J_h^*(q(x)) \right)}{\partial q^T(x)} \cdot \frac{\partial q(x)}{\partial x^T}$$

hervor. Analog zum bisherigen Vorgehen wird der erste Faktor des dargestellten Produkts dann symbolisch aus den Kinematikgleichungen differenziert. Der zweite Faktor liegt hingegen bereits in Form der schwachbesetzten Matrix aus Gleichung (A4-7) vor.

Damit sind alle erforderlichen Teilableitungen zur Auswertung der Berechnungsvorschrift (A4-4) bestimmt. Basierend darauf kann, wie in Abschnitt 6.3 beschrieben, zu Beginn jeder Prädiktionssequenz der MPC-basierten Motion Cueing Strategie eine linear-affine Approximation vorgenommen werden, um so das nichtlineare Systemverhalten in einer genügend engen Umgebung des zurückgeführten Zustandsvektors $x(t)$ anzunähern.

A5 Wiedergabe gemessener Fahrdynamiksignale im Simulator

Erfordert eine bestimmte Forschungsfrage oder Entwicklungsaufgabe, dass ein definiertes Fahrscenario im Simulator beliebig oft identisch reproduziert werden kann, kommen aufgezeichnete Fahrdynamiksignale aus einer zuvor durchgeführten Testfahrt im realen Versuchsfahrzeug oder einer virtuellen Fahrt im Simulator zum Einsatz. Hierdurch lassen sich gleiche Testbedingungen garantieren, da eine Verfälschung der Studienergebnisse durch unterschiedliche Steuereingaben des Fahrers ausgeschlossen ist. Der Proband, beispielsweise ein Domänenexperte des jeweiligen Fachgebiets, nimmt dann die Rolle des passiven Beifahrers ein und bewertet ausschließlich die Funktion des zu erprobenden Assistenzsystems.

Diesem Prinzip folgend, bildete der ATMOS Fahrsimulator im Rahmen des Forschungsprojekts *Smart Headlamp Technology* (SHT) ein Kernelement eines dreistufigen Entwicklungsprozesses für hochauflösende Scheinwerfersysteme [JLKW19]. Dazu wurde das Scheinwerfersteuergerät in Form einer *Hardware-in-the-Loop* (HiL) Realisierung in die bestehende Simulationsumgebung eingebunden und die von ihm berechneten Lichtfunktionen, wie u. a. Kurven- und blendfreies Fernlicht, in Echtzeit mit dem Visualisierungscluster dargestellt [RBM⁺19]. Auf dieser Grundlage konnte eine Gruppe von Entwicklungsingenieuren des Scheinwerferherstellers die auf dem Steuergerät implementierten Lichtfunktionen im Fahrsimulator unabhängig voneinander beurteilen und weitere Optimierungspotentiale für eine homogene Ausleuchtung der Straße sowie der relevanten Randbereiche identifizieren. Um die Vergleichbarkeit der so erhaltenen Einzelurteile zu gewährleisten, wurden die benötigten Fahrdynamiksignale zuvor in einem realen Fahrversuch erfasst, sodass allen Simulatorversuchen die identische aufgezeichnete Fahrzeugbewegung zugrunde lag. Damit diese mit den visuellen Bewegungshinweisen übereinstimmt, erfolgte zudem eine detailgetreue optische Nachbildung der realen Versuchsstrecke auf Basis topografischer Informationen und GPS-Koordinaten. Bild A5-1 zeigt die zugehörige Streckenführung durch die Gemeinden Borcheln und Etteln nahe Paderborn, bestehend aus innerörtlichen Teilstrecken, Landstraßen und einem Autobahnabschnitt.

Zur Ansteuerung des Bewegungssystems wurde in diesem Simulatorexperiment der in Kapitel 6 beschriebene modellprädiktive Motion Cueing Algorithmus eingesetzt. Dabei konnten die zur Optimierung der Simulatortrajektorie benötigten zukünftigen Referenzbeschleunigungen und -winkelgeschwindigkeiten direkt aus den gemessenen Fahrdynamiksignalen abgeleitet werden, sodass eine separate Abschätzung der Referenztrajektorie zur Laufzeit nicht erforderlich war. Folglich handelte es sich hier um einen Sonderfall der interaktiven Fahrsimulation, welcher nicht in die abschließende Evaluation der entwickelten MCA in Kapitel 8 einfließen soll. Die in dieser Studie erhobenen Messergebnisse verdeutlichen jedoch das große Potential des modellprädiktiven MCA und geben einen Richtwert der im ATMOS Fahrsimulator erzielbaren Regelgüte bei exakt bekannter Referenztrajektorie, weshalb sie nachstehend näher diskutiert werden sollen.



Bild A5-1: Versuchsstrecke zur Aufzeichnung der Fahrdynamikgrößen im SHT Projekt.

Bild A5-2 zeigt die Gegenüberstellung der gemessenen Beschleunigungen und Winkelgeschwindigkeiten aus der Versuchsfahrt und den im Simulator nachgebildeten Größen. Aus Gründen der Übersichtlichkeit ist lediglich ein Teilbereich von 90 Sekunden dargestellt, was ca. 10% der Versuchsdauer entspricht. Die gewonnenen Erkenntnisse lassen sich aber uneingeschränkt auf das gesamte Experiment übertragen. Aus dem abgebildeten Vergleich der Regelgrößen geht hervor, dass die in der realen Testfahrt aufgezeichneten Längs- und Querbeschleunigungen in hervorragender Qualität mit dem Bewegungssystem wiedergegeben werden. Im Gegensatz zu simulierten Signalen sind die gemessenen Sollbeschleunigungen ${}_K a_{Fzg}(t)$ und -winkelgeschwindigkeiten ${}_K \omega_{Fzg}(t)$ mit einem natürlichen Messrauschen belegt, das sich auch in den Messgrößen ${}_K a_{Sim}(t)$ bzw. ${}_K \omega_{Sim}(t)$ an der Fahrerkopfposition im Simulator widerspiegelt. Zusätzlich unterscheidet sich die Signalcharakteristik der aufgenommenen Vertikalbeschleunigung ${}_K a_{Fzg,z}(t)$ in ihrer Amplitude und Frequenz deutlich von den simulierten Größen des ASM Fahrzeugmodells. Diese Differenzen sind auf die vielfältigen Wechselwirkungen zwischen dem Fahrzeugaufbau und der Umgebung (z. B. durch stochastisch verteilte Straßenanregungen) zurückzuführen, die von der Fahrdynamiksimulation nicht in demselben Detaillierungsgrad abgedeckt

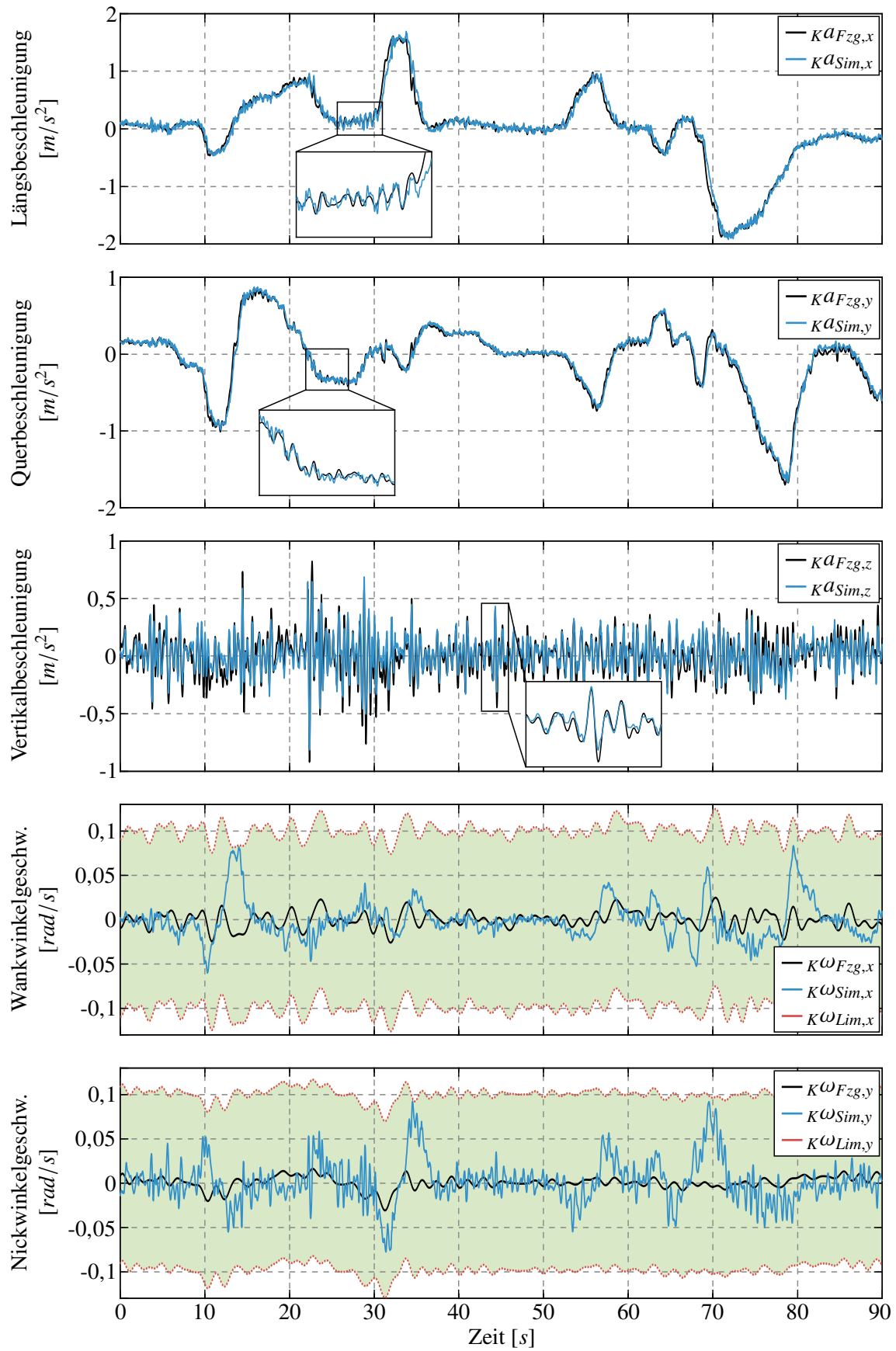


Bild A5-2: Wiedergabe aufgezeichneter Fahrdynamiksignale im ATMOS Fahrsimulator.

werden können. Wie jedoch aus der vergrößerten Ansicht in Bild A5-2 hervorgeht, werden auch die real gemessenen Vertikalbeschleunigungen präzise im Rahmen der kinematischen Grenzen des Fahrsimulators reproduziert. Hiermit bleibt festzuhalten, dass der modellprädiktive MCA durch die Integration von zusätzlichem Modellwissen in Form der direkten Simulatorkinematik in der Lage ist, die störenden Kopplungseffekte zwischen den translatorischen Freiheitsgraden des Bewegungssystems durch eine geeignete Koordination von Bewegungsplattform und Shaker zu kompensieren und somit eine präzise Nachbildung der Fahrzeugbeschleunigungen in allen drei Raumrichtungen zu ermöglichen. Mit diesem Alleinstellungsmerkmal der MPC gegenüber konventionellen Motion Cueing Strategien lässt sich eine Regelgüte realisieren, die mit der vergleichsweise einfachen Algorithmusstruktur filterbasierter Ansätze bislang unerreicht blieb.

Analog zur Verwendung des CWA und MWA weisen die im Simulator gemessenen Winkelgeschwindigkeiten ${}_{K}\omega_{Sim}(t)$ auch mit dem modellprädiktiven Regelungskonzept unvermeidbare Darstellungsfehler auf. Die Abweichungen von den Referenzsignalen enthalten dabei sowohl niederfrequente Anteile durch den Einsatz der Tilt Coordination Technik, als auch höherfrequente Störungen. Letztere sind auf die Reproduktion der Fahrzeugbeschleunigungen, insbesondere der Vertikalbeschleunigung, zurückzuführen, da hierdurch auftretende Rauscheffekte infolge der kinematischen Kopplung zwischen den translatorischen und rotatorischen Systemfreiheitsgraden zwangsläufig auf die Winkelgeschwindigkeiten übertragen werden. Wie abgebildet, begrenzt der modellprädiktive MCA beide Fehlerarten erfolgreich auf die in Abschnitt 3.1 diskutierte Wahrnehmungs- bzw. Akzeptanzschwelle ${}_{K}\omega_{Lim} = \pm 0,1 \text{ rad/s}$. In der Konsequenz führen die aufgezeichneten Abweichungen zu keiner Beeinträchtigung des Fahreindrucks, womit alle Genauigkeitsanforderungen der interaktiven Fahrsimulation erfüllt werden. Speziell bei schnellen Änderungen der Fahrzeugbeschleunigungen nutzt der Regelalgorithmus den Bereich der zulässigen Drehratenfehler allerdings weitgehend aus, um eine möglichst verzögerungsfreie Wiedergabe der Referenzsignale ${}_{K}a_{Fzg}(t)$ und ${}_{K}\omega_{Fzg}(t)$ sicherzustellen.

Zusätzlich sind in Bild A5-3 die von der MPC ermittelten Sollwinkelvorgaben $\psi_{Soll}(t)$ zur weiteren Beurteilung des Regelverhaltens aufgezeigt. Aus der Grafik ist direkt ersichtlich, dass die in Tabelle 4-2 dokumentierten Arbeitsräume von Bewegungsplattform und Shaker zu jedem Zeitpunkt eingehalten werden. Die verbleibenden Reserven zu den Arbeitsraumgrenzen weisen dabei auf eine besonders effiziente und kooperative Ansteuerung beider Teilbewegungssysteme durch den modellprädiktiven MCA hin. Folglich lassen sich im Sonderfall exakt bekannter Referenzgrößen auch höhere Beschleunigungsamplituden mit dem ATMOS Fahrsimulator realisieren, da seine Bewegungstrajektorie optimal an die bevorstehende Fahrsituation angepasst werden kann. Wird die Referenztrajektorie jedoch zur Laufzeit aus verfügbaren Kontextinformationen des aktuellen Szenarios abgeschätzt, treten hierdurch unweigerlich Prädiktionsfehler auf. Eine vollständige Ausnutzung des Arbeitsraums bis an die Leistungsgrenzen des Systems ist in dem Fall nicht empfehlenswert, da dies alle weiteren Freiheitsgrade erheblich einschränkt. Wie schon an vorheriger Stelle erläutert, können dann keine zusätzlichen Stelleingriffe zur Reproduktion unvorhergesehener Bewegungshinweise oder zur Kompensation störender Kopplungseffekte vorgenommen werden, sodass negative Auswirkungen auf die Regelgüte und das Immersionsempfinden des Fahrers zu erwarten sind.

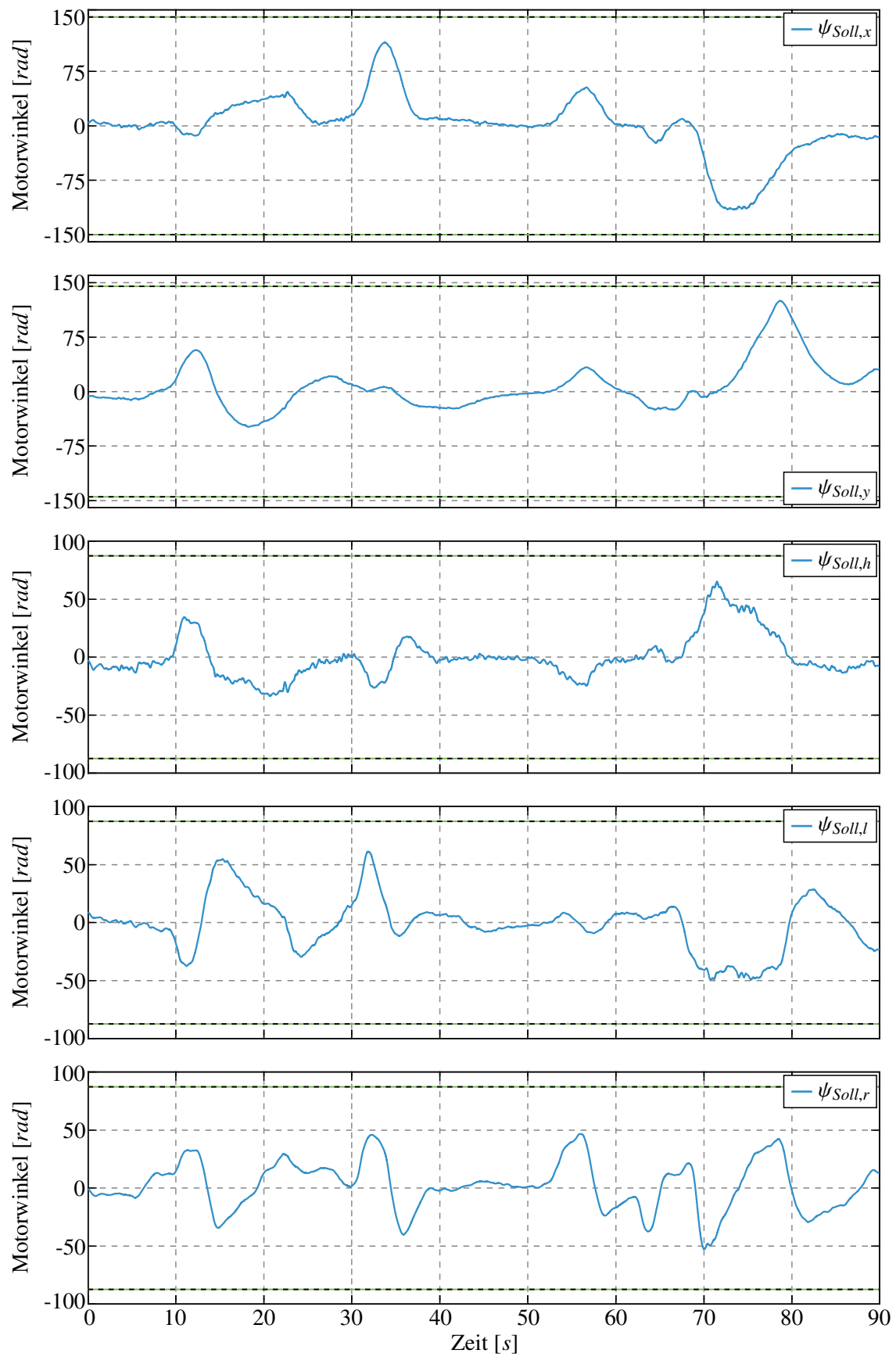


Bild A5-3: Modellprädiktiv ermittelte Stellsignale: Arbeitsraumlimitierung (—).

A6 Lie-Ableitung einer skalarwertigen Funktion

Gegeben sei eine skalarwertige Funktion $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ der Zustandsvariablen $x_1(t), \dots, x_n(t)$

$$h(\mathbf{x}) = h(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

die in einer Umgebung des Betriebszustands $\mathbf{x}_0(t)$ beliebig oft stetig differenziert werden kann. Die skalarwertige Richtungsableitung (der Gradient) von $h(\mathbf{x})$ entlang des Vektorfelds $\mathbf{f}(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^n$ wird als *Lie-Ableitung* bezeichnet [Röb17]. Sie ist definiert als

$$L_{\mathbf{f}}h(\mathbf{x}) = \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \cdot \mathbf{f}(\mathbf{x}).$$

Zur Ermittlung einer höherwertigen Lie-Ableitung vom Grad k kann nun die rekursive Berechnungsvorschrift

$$L_{\mathbf{f}}^k h(\mathbf{x}) = \frac{\partial L_{\mathbf{f}}^{k-1} h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \cdot \mathbf{f}(\mathbf{x})$$

herangezogen werden. Analog dazu ergibt sich schließlich die sequentielle Lie-Ableitung entlang zweier Vektorfelder $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ und $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ zu

$$L_{\mathbf{g}}L_{\mathbf{f}}h(\mathbf{x}) = \frac{\partial L_{\mathbf{f}}h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \cdot \mathbf{g}(\mathbf{x}).$$

A7 Interpretation von Varianzanalysen mit der Fisher-Statistik

Die nach dem britischen Genetiker R. A. Fisher benannte *Fisher-Statistik* (auch *F-Statistik* oder *F-Test*) beschreibt ein etabliertes Testverfahren der deskriptiven Statistik, mit dem sich die Varianzen zweier Stichproben gezielt hinsichtlich eines interessierenden Merkmals analysieren lassen [BS10]. Hierbei ist es das Ziel zu prüfen, ob die erhobenen Daten einen Zusammenhang mit dem zu untersuchenden Effekt aufweisen und mit welcher statistischen Sicherheit dies nachweisbar ist. Nachfolgend sollen die zur Interpretation der Studienergebnisse aus Abschnitt 8.2 relevanten Aspekte der F-Statistik näher erläutert werden. Dabei wird auf eine detaillierte Herleitung der zugrunde liegenden mathematischen Beziehungen bewusst verzichtet, da diese keinen thematischen Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit darstellen. Für weiterführende Informationen zu dem Testverfahren sei jedoch auf die angeführten Literaturquellen verwiesen.

Gemäß der allgemein anerkannten Konvention der American Psychological Association (APA) werden die Ergebnisse uni- und multivariater Varianzanalysen in einer vereinheitlichten Notation der Form³⁸

$$F(2; 212) = 11,67; p < 0,001; \eta^2 = 0,11$$

dokumentiert [APA19]. Darin kennzeichnet die Variable F , dass das Testverfahren auf der F-Statistik basiert. Ihre Verteilung besitzt zwei Parameter (hier 2 bzw. 212), die in der Fachliteratur üblicherweise als Freiheitsgrade bezeichnet werden. Eine ausführliche Erläuterung zur Berechnung dieser Größen aus den erhobenen Versuchsdaten ist sehr anschaulich in [BS10] aufgezeigt und soll hier nicht weiter ausgeführt werden. Mithilfe der Freiheitsgrade lässt sich dann die sogenannte Prüfgröße des Tests ermitteln, welche im obigen Beispiel gerade einem Wert von 11,67 entspricht. Ist dieser Zahlenwert „bedeutend“ größer als Eins, besteht zwar eine Abhängigkeit zwischen den untersuchten Daten, es bleibt allerdings unklar, wie ausgeprägt und mit welcher statistischen Sicherheit der identifizierte Effekt auftritt.

Aus diesem Grund wird ausgehend von der Prüfgröße das für eine valide Interpretation der Versuchsergebnisse erforderliche Effektstärkemaß η^2 sowie das zugehörige Signifikanzniveau p bestimmt. Das Effektstärkemaß gibt Aufschluss darüber, wie deutlich ein bestimmtes Merkmal aus den Stichproben abgeleitet werden kann. Nach Cohen [Coh88] unterscheidet man dabei folgende Effektstärkeklassen:

- $0,01 \leq \eta^2 < 0,06$: Kleiner Effekt
- $0,06 \leq \eta^2 < 0,14$: Mittlerer Effekt
- $0,14 \leq \eta^2$: Großer Effekt

Folglich handelt es sich bei dem zuvor angeführten Demonstrationsbeispiel um einen mittleren Effekt ($\eta^2 = 0,11$). Ebenso wichtig für die statistische Auswertung einer Studie sind die Überlegungen, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein beobachteter Effekt zufällig aus der Stichprobenauswahl bzw. den Versuchsbedingungen entstanden sein könnte und

³⁸Es sei angemerkt, dass es sich hier lediglich um beispielhafte Zahlenwerte handelt.

ob sich die erzielten Ergebnisse in einer Wiederholung des Experiments zuverlässig reproduzieren lassen. Die Quantifizierung dieser Fragen erfolgt durch das Signifikanzniveau. In verschiedenen wissenschaftlichen Disziplinen hat sich diesbezüglich ein Niveau von 5% ($p = 0,05$) etabliert, um reine Zufallseffekte sicher ausschließen zu können [HS16]. Darüber hinaus wird zumeist eine Unterscheidung in die Intervalle

- $p \geq 0,1$: Nicht signifikant,
- $p < 0,1$: Tendenziell signifikant,
- $p < 0,05$: Signifikant,
- $p < 0,001$: Hochsignifikant

vorgenommen [Fis09]. Hiernach liegt im Anschauungsbeispiel der vorherigen Seite ein hochsignifikanter Haupteffekt mit $p < 0,001$ vor, dessen Wahrscheinlichkeit, rein zufällig entstanden zu sein, vernachlässigbar gering ist.

Erklärung zur Zitation von Inhalten aus studentischen Arbeiten

In Ergänzung zu meinem Antrag auf Zulassung zur Promotion in der Fakultät für Maschinenbau der Universität Paderborn erkläre ich gemäß §11 der Promotionsordnung und unter Beachtung der Regelung zur Zitation studentischer Arbeiten:

Die von mir vorgelegte Dissertation habe ich selbstständig verfasst, und ich habe keine anderen als die dort angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt. Es sind Inhalte studentischen Ursprungs (studentische Arbeiten) in dieser Dissertation enthalten.

Ich habe die verwendeten Arbeiten entsprechend der Regelung „Zitation aus studentischen Arbeiten in Dissertationen“ zitiert.

Paderborn, 31.07.2022:

A handwritten signature in blue ink, appearing to read "P. Bismuth". The signature is written in a cursive style with a large initial "P" and a stylized "Bismuth".

Das Heinz Nixdorf Institut – Interdisziplinäres Forschungszentrum für Informatik und Technik

Das Heinz Nixdorf Institut ist ein Forschungszentrum der Universität Paderborn. Es entstand 1987 aus der Initiative und mit Förderung von Heinz Nixdorf. Damit wollte er Ingenieurwissenschaften und Informatik zusammenführen, um wesentliche Impulse für neue Produkte und Dienstleistungen zu erzeugen. Dies schließt auch die Wechselwirkungen mit dem gesellschaftlichen Umfeld ein.

Die Forschungsarbeit orientiert sich an dem Programm „Dynamik, Mobilität, Vernetzung: Eine neue Schule des Entwurfs der technischen Systeme von morgen“. In der Lehre engagiert sich das Heinz Nixdorf Institut in Studiengängen der Informatik, der Ingenieurwissenschaften und der Wirtschaftswissenschaften.

Heute wirken am Heinz Nixdorf Institut acht Professoren mit insgesamt 130 Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern. Pro Jahr promovieren hier etwa 15 Nachwuchswissenschaftlerinnen und Nachwuchswissenschaftler.

Heinz Nixdorf Institute – Interdisciplinary Research Centre for Computer Science and Technology

The Heinz Nixdorf Institute is a research centre within the Paderborn University. It was founded in 1987 initiated and supported by Heinz Nixdorf. By doing so he wanted to create a symbiosis of computer science and engineering in order to provide critical impetus for new products and services. This includes interactions with the social environment.

Our research is aligned with the program “Dynamics, Mobility, Integration: Enroute to the technical systems of tomorrow.” In training and education the Heinz Nixdorf Institute is involved in many programs of study at the Paderborn University. The superior goal in education and training is to communicate competencies that are critical in tomorrows economy.

Today eight Professors and 130 researchers work at the Heinz Nixdorf Institute. Per year approximately 15 young researchers receive a doctorate.

Zuletzt erschienene Bände der Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts

- Bd. 385 GAUSEMEIER, J. (Hrsg.): Vorausschau und Technologieplanung. 14. Symposium für Vorausschau und Technologieplanung, Heinz Nixdorf Institut, 8. und 9. November 2018, Berlin-Brandenburgische Akademie der Wissenschaften, Berlin, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 385, Paderborn, 2018 – ISBN 978-3-947647-04-0
- Bd. 386 SCHNEIDER, M.: Spezifikationstechnik zur Beschreibung und Analyse von Wertschöpfungssystemen. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 386, Paderborn, 2018 – ISBN 978-3-947647-05-7
- Bd. 387 ECHTERHOFF, B.: Methodik zur Einführung innovativer Geschäftsmodelle in etablierten Unternehmen. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 387, Paderborn, 2018 – ISBN 978-3-947647-06-4
- Bd. 388 KRUSE, D.: Teilautomatisierte Parameteridentifikation für die Validierung von Dynamikmodellen im modellbasierten Entwurf mechatronischer Systeme. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 388, Paderborn, 2019 – ISBN 978-3-947647-07-1
- Bd. 389 MITTAG, T.: Systematik zur Gestaltung der Wertschöpfung für digitalisierte hybride Marktleistungen. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 389, Paderborn, 2019 – ISBN 978-3-947647-08-8
- Bd. 390 GAUSEMEIER, J. (Hrsg.): Vorausschau und Technologieplanung. 15. Symposium für Vorausschau und Technologieplanung, Heinz Nixdorf Institut, 21. und 22. November 2019, Berlin-Brandenburgische Akademie der Wissenschaften, Berlin, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 390, Paderborn, 2019 – ISBN 978-3-947647-09-5
- Bd. 391 SCHIERBAUM, A.: Systematik zur Ableitung bedarfsgerechter Systems Engineering Leitfäden im Maschinenbau. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 391, Paderborn, 2019 – ISBN 978-3-947647-10-1
- Bd. 392 PAI, A.: Computationally Efficient Modelling and Precision Position and Force Control of SMA Actuators. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 392, Paderborn, 2019 – ISBN 978-3-947647-11-8
- Bd. 393 ECHTERFELD, J.: Systematik zur Digitalisierung von Produktprogrammen. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 393, Paderborn, 2020 – ISBN 978-3-947647-12-5
- Bd. 394 LOCHBICHLER, M.: Systematische Wahl einer Modellierungstiefe im Entwurfsprozess mechatronischer Systeme. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 394, Paderborn, 2020 – ISBN 978-3-947647-13-2
- Bd. 395 LUKEI, M.: Systematik zur integrativen Entwicklung von mechatronischen Produkten und deren Prüfmittel. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 395, Paderborn, 2020 – ISBN 978-3-947647-14-9
- Bd. 396 KOHLSTEDT, A.: Modellbasierte Synthese einer hybriden Kraft-/Positionsregelung für einen Fahrzeugachsprüfstand mit hydraulischem Hexapod. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 396, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-15-6
- Bd. 397 DREWEL, M.: Systematik zum Einstieg in die Plattformökonomie. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 397, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-16-3
- Bd. 398 FRANK, M.: Systematik zur Planung des organisationalen Wandels zum Smart Service-Anbieter. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 398, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-17-0

Zuletzt erschienene Bände der Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts

- Bd. 399 KOLDEWEY, C.: Systematik zur Entwicklung von Smart Service-Strategien im produzierenden Gewerbe. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 399, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-18-7
- Bd. 400 GAUSEMEIER, J. (Hrsg.): Vorausschau und Technologieplanung. 16. Symposium für Vorausschau und Technologieplanung, Heinz Nixdorf Institut, 2. und 3. Dezember 2021, Berlin-Brandenburgische Akademie der Wissenschaften, Berlin, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 400, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-19-4
- Bd. 401 BRETZ, L.: Rahmenwerk zur Planung und Einführung von Systems Engineering und Model-Based Systems Engineering. Dissertation, Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 401, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-20-0
- Bd. 402 WU, L.: Ultrabreitbandige Sampler in SiGe-BiCMOS-Technologie für Analog-Digital-Wandler mit zeitversetzter Abtastung. Dissertation, Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 402, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-21-7
- Bd. 403 HILLEBRAND, M.: Entwicklungssystematik zur Integration von Eigenschaften der Selbstheilung in Intelligente Technische Systeme. Dissertation, Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 403, Paderborn, 2021 – ISBN 978-3-947647-22-4
- Bd. 404 OLMA, S.: Systemtheorie von Hardware-in-the-Loop-Simulationen mit Anwendung auf einem Fahrzeugachsprüfstand mit parallelkinematischem Lastsimulator. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 404, Paderborn, 2022 – ISBN 978-3-947647-23-1
- Bd. 405 FECHTELPETER, C.: Rahmenwerk zur Gestaltung des Technologietransfers in mittelständisch geprägten Innovationsclustern. Dissertation, Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 405, Paderborn, 2022 – ISBN 978-3-947647-24-8
- Bd. 406 OLEFF, C.: Proaktives Management von Anforderungsänderungen in der Entwicklung komplexer technischer Systeme. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 406, Paderborn, 2022 – ISBN 978-3-947647-25-5
- Bd. 407 JAVED, A. R.: Mixed-Signal Baseband Circuit Design for High Data Rate Wireless Communication in Bulk CMOS and SiGe BiCMOS Technologies. Dissertation, Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 407, Paderborn, 2022 – ISBN 978-3-947647-26-2
- Bd. 408 DUMITRESCU, R., KOLDEWEY, C.: Daten-gestützte Projektplanung. Fachbuch. Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 408, Paderborn, 2022 – ISBN 978-3-947647-27-9
- Bd. 409 PÖHLER, A.: Automatisierte dezentrale Produktionssteuerung für cyber-physische Produktionssysteme mit digitaler Repräsentation der Beschäftigten. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 409, Paderborn, 2022 – ISBN 978-3-947647-28-6
- Bd. 410 RÜDDENKLAU, N.: Hardware-in-the-Loop-Simulation von HD-Scheinwerfer-Steuergeräten zur Entwicklung von Lichtfunktionen in virtuellen Nachtfahrten. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, Band 410, Paderborn, 2023 – ISBN 978-3-947647-29-3



Dynamische Fahrsimulatoren dienen sowohl in der Automobilindustrie als auch in der akademischen Forschung als unentbehrliches Werkzeug zur Entwicklung und Bewertung neuartiger Fahrzeugkonzepte sowie fortschrittlicher Fahrerassistenzsysteme. Um die im Simulatorversuch gewonnenen Erkenntnisse auf reale Fahrsituationen übertragen zu können, muss jedoch sichergestellt sein, dass der Fahrer alle notwendigen Informationen erhält, um das virtuelle Fahrzeug wie im realen Straßenverkehr zu steuern.

Vor diesem Hintergrund widmet sich die vorliegende Dissertationsschrift der Synthese neuartiger Regelalgorithmen zur Verbesserung der Bewegungsrückmeldung im ATMOS Fahrsimulator, welcher am Heinz Nixdorf Institut als rekonfigurierbare Test- und Entwicklungsplattform betrieben wird. Dieser verfügt über ein prototypisches Bewegungssystem mit besonderen kinematischen Eigenschaften, durch welches sich der Einsatz etablierter Verfahren aus der Literatur im Sinne eines möglichst realitätsnahen Fahreindrucks als unzureichend erweist. Daher werden in der Arbeit neue Lösungsansätze vorgestellt, die gezielt hinsichtlich der technischen Randbedingungen sowie der Systemspezifikationen des Simulators konzipiert und optimiert sind. Ein durchgängiges Merkmal der entworfenen Verfahren ist der gegenüber klassischen Regelungskonzepten gesteigerte Grad der Modellintegration in die Signalverarbeitung, der insbesondere für die Anwendung an dem betrachteten Simulatortyp prädestiniert ist. Darüber hinaus lassen sich die entwickelten Algorithmen ebenso auf alternative Simulatorkonzepte übertragen, sodass ein genereller Mehrwert für die interaktive Fahrsimulation hervorgeht, der den aktuellen Stand von Wissenschaft und Technik signifikant erweitert.

Die Erprobung am realen System belegt eine deutliche Überlegenheit der neuen Regelungsstrategien gegenüber herkömmlichen Methoden. Diese äußert sich sowohl in einem objektiven Vergleich der gemessenen Soll- und Istsignale, als auch im subjektiven Fahreindruck, der im Rahmen virtueller Fahrversuche mittels einer Probandenstudie evaluiert wird.