



Lena Webersinke

**Adaptive Antriebsstrangregelung
für die Optimierung des Fahrver-
haltens von Nutzfahrzeugen**



universitätsverlag karlsruhe

Lena Webersinke

**Adaptive Antriebsstrangregelung für die Optimierung des
Fahrverhaltens von Nutzfahrzeugen**

Adaptive Antriebsstrangregelung für die Optimierung des Fahrverhaltens von Nutzfahrzeugen

von
Lena Webersinke



universitätsverlag karlsruhe

Dissertation, Universität Karlsruhe (TH)
Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik, 2008

Impressum

Universitätsverlag Karlsruhe
c/o Universitätsbibliothek
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe
www.uvka.de



Dieses Werk ist unter folgender Creative Commons-Lizenz
lizenziert: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.0/de/>

Universitätsverlag Karlsruhe 2008
Print on Demand

ISBN: 978-3-86644-306-8

Adaptive Antriebsstrangregelung für die Optimierung des Fahrverhaltens von Nutzfahrzeugen

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

von der Fakultät für

Elektrotechnik und Informationstechnik

der Universität Karlsruhe (TH)

genehmigte

DISSERTATION

von

Dipl.-Ing. Lena Webersinke

aus Ludwigshafen am Rhein

Tag der mündl. Prüfung: 29. Oktober 2008
Hauptreferent: Prof. Dr.-Ing. U. Kiencke, Universität Karlsruhe (TH)
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. habil. A. Trächtler, Universität Paderborn

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als Wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Industrielle Informationstechnik der Universität Karlsruhe (TH).

Daher gilt mein Dank in erster Linie Herrn Prof. Dr.-Ing. Uwe Kiencke für die Motivation des Themas, für seine Unterstützung sowie für die Übernahme des Hauptreferats.

Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Ansgar Trächtler von der Universität Paderborn möchte ich für die Übernahme des Korreferats sowie für sein großes Interesse an meiner Arbeit danken.

Für ihre freundliche Unterstützung im Rahmen der Kooperation mit dem Projektpartner Daimler AG danke ich Herrn Martin Becker, Herrn Rolf Deisinger sowie Herrn Mario Hertweck.

Die angenehme Atmosphäre und die gute Zusammenarbeit innerhalb des Instituts möchte ich besonders hervorheben und mich auf diesem Wege bei allen Institutsangehörigen bedanken, die hierzu tatkräftig beigetragen haben bzw. dies noch tun.

Michael Bauer, Denis Lohner, Michael Schwarz und Anne von Vietinghoff gilt mein Dank für die sorgfältige Durchsicht und Korrektur dieser Arbeit.

Nicht zuletzt möchte ich mich bei meinen Studenten bedanken, ohne deren begeisterte Teilnahme das Projekt nicht hätte so schnell zum Abschluss gebracht werden können.

Ein ganz besondere Dank gilt natürlich meiner Familie und insbesondere dir, Denis, für den großen Rückhalt während meiner Zeit hier am Institut.

Karlsruhe, im Dezember 2008

Lena Webersinke

Inhaltsverzeichnis

Symbole	v
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Stand der Technik	4
1.3 Gliederung der Arbeit	6
2 Modellierung	7
2.1 Aufbau des Antriebsstrangs	7
2.2 Aufbau des Gesamtfahrzeuges	9
2.3 Modellierung des Antriebsstrangs	10
2.3.1 Das Reglermodell	12
2.3.2 Das Simulationsmodell	13
2.4 Modellierung des Schwingverhaltens des gesamten Fahrzeuges	16
3 Identifikation	19
3.1 Herkömmliches Verfahren	19
3.1.1 Der Optimierungsalgorithmus	21
3.1.2 Ergebnisse	23
3.2 Optimierung der Identifikation für schwingungsfähige Systeme	25
3.3 Identifikationsergebnisse	30
3.3.1 Das Antriebsstrangmodell	30
3.3.2 Das Fahrzeugmodell	34
4 Bewertung des Fahrverhaltens	39
4.1 Bewertungsverfahren für die Dynamik eines Nutzfahrzeuges .	39
4.2 Bewertungsverfahren für den Komfort eines Nutzfahrzeuges .	41
4.2.1 Der Aufbau des Komfort-Bewertungsverfahrens . . .	42
4.2.2 Identifikation	51
4.2.3 Validierung	52
4.3 Einsatz des Bewertungsverfahrens	56
4.3.1 Gesamtbewertung mittels Komfort-Dynamik-Diagramm	57

5	Konzepte für die Antriebsstrangregelung	59
5.1	Zielkonflikte	59
5.2	Eingeschränkte Komfortregelung	60
5.2.1	Ansatz der Regelung	62
5.2.2	Aktivierungsalgorithmus	63
5.2.3	Bewertung	64
5.3	Fusionierung von Komfort- und Dynamikregelung	65
5.3.1	Ansatz der Regelung	66
5.3.2	Fusionierung	67
5.3.3	Referenzberechnung für Geschwindigkeiten	73
5.3.4	Bewertung	75
5.4	Integrierte Komfort-Dynamikregelung via Referenzvorgabe . .	75
5.4.1	Ansatz der Regelung	76
5.4.2	Referenzberechnung	77
5.4.3	Bewertung	80
5.5	Vergleich der Konzepte	81
6	Reglerentwurf	83
6.1	Realisierte Regelungsarten	83
6.1.1	Allgemeiner Regelkreis	85
6.1.2	Proportionalregler: Der PD-Regler	85
6.1.3	Zustandsregelung: Der Linear-Quadratische-Regler . .	88
6.1.4	Höherwertige Verfahren: Der Modellbasierte Prädik- tivregler	94
6.1.5	Vergleich der Regelverfahren	100
6.1.6	Kalman-Filter	100
6.2	Validierung der Regler in Kombination mit den unterschiedli- chen Konzepten	101
6.2.1	Validierung der verschiedenen Regelungsarten	102
6.2.2	Validierung der verschiedenen Konzepte	103
6.2.3	Validierung des Gesamtergebnisses der Antriebs- strangregelung	108
6.2.4	Validierung der Ergebnisse für die Regelung der Fah- rerhausschwingungen	113
6.2.5	Validierung der Ergebnisse bei Schaltvorgängen	118
7	Berücksichtigung von Laufzeitverzögerungen	121
7.1	Berücksichtigung von Laufzeitverzögerungen mittels Modell- basierten Prädiktivreglers	123

7.2	Berücksichtigung von Laufzeitverzögerungen bei herkömmlichen Regelverfahren	124
7.2.1	Prädiktives Kalman-Filter	125
7.2.2	Validierung im geschlossenen Regelkreis	127
7.3	Zusammenfassung	128
8	Adaption des Regelalgorithmus	131
8.1	Grundlagen	131
8.2	Parameterschätzverfahren	134
8.2.1	Grundlagen	134
8.2.2	Rekursiver Least-Squares-Schätzer	138
8.2.3	Wurzelfilter in Informationsform	142
8.2.4	Langzeitadaption	144
8.2.5	Kontinuierlicher Rekursiver Least-Squares-Schätzer	145
8.2.6	Zustandsraumschätzer	149
8.2.7	Erweiterungen	151
8.2.8	Bewertung und Gegenüberstellung	160
8.3	Adaption der Regelalgorithmen	177
8.3.1	Theorie	177
8.3.2	Validierung der adaptiven Regelkonzepte	179
9	Zusammenfassung und Ausblick	189
	Literaturverzeichnis	193
	Patentanmeldungen	197
	Eigene Veröffentlichungen	197
	Betreute Diplom- und Studienarbeiten	198

Symbole

Indizes

Der Index i steht jeweils für eine Zahl, j und v für ein Symbol. Die möglichen Bedeutungen des Platzhalters $*$ sind folgender Tabelle zu entnehmen.

Symbol	Bedeutung
$*_{ab}$	Momentenabbau
$*_{adapt}$	adaptiert
$*_{auf}$	Momentenaufbau
$*_{dyn}$	Dynamikregler oder Dynamikbewertung
$*_{fhs}$	Fahrerhaus
$*_g$	Getriebe
$*_{gw}$	Gelenkwelle
$*_{kf}$	Kalman-Filter
$*_{komf}$	Komfortregler oder Komfortbewertung
$*_{kw}$	Kurbelwelle
$*_{mot}$	Motor
$*_{ra}$	Rahmen
$*_{rad}$	Rad
$*_{ref}$	Referenz
$*_{sig}$	Signal
$*_{schalt}$	Schaltvorgang
$*_{sw}$	Seitenwelle

Physikalische Symbole

Symbol	Einheit	Bedeutung
$\Delta\alpha$	rad	Torsion
Δf_1		Frequenzabnahme
Δn	rad/s	Drehzahldifferenz
Δn_0	rad/s	Amplitude der Referenz

Symbol	Einheit	Bedeutung
ζ	rad	Steigung
μ		Reibungskoeffizient
ξ		physikalischer Parameter
τ	s	Laufzeit
φ_{ra}	rad	Nickwinkel des Rahmens
χ		charakteristische Größe für Fuzzy-Fusionierung
$a(t)$		Aktivierungsfunktion
$a_{x,*}$	m/s ²	Beschleunigung in Fahrtrichtung
$a_{z,*}$	m/s ²	Beschleunigung in Richtung der Hochachse des Fahrzeuges
c_{r1}	m/s ²	Rollwiderstandsbeiwert, geschwindigkeitsunabhängiger Teil
c_{r2}	1/s	Rollwiderstandsbeiwert, geschwindigkeitsabhängiger Teil
d_*	Nms/rad	Dämpfung
g	kg/ms ²	Erdbeschleunigung
i		Gesamtübersetzung
i_d		Differentialübersetzung
i_g		Getriebeübersetzung
$i_{g,soll}$		Sollgetriebeübersetzung
J_i	kgm ²	Trägheitsmoment
$K_{dyn,i}$	s, s ² /rad	Kennwert für die Dynamikbewertung
$K_{konf,i}$		Kennwert für die Komfortbewertung
k_*	Nm/rad	Steifigkeit
$M_{k,ge}$	Nm	Kupplungsmoment bei geschlossener Kupplung
$M_{k,max}$	Nm	maximales Kupplungsmoment
M_{kw}	Nm	Motormoment
M_{soll}	Nm	Motorsollmoment
l	Nm	Einfluss der Straße
m	kg	Fahrzeugmasse
n_*	rad/s	Drehzahl
r_m	m	mittlerer Reibradius
r_w	m	Radradius
s_k	%	Weg des Ausrückers
s_{schw}		Schwingungssignal
T	s	Abtastzeit
t_{SV}	s	Zeitpunkt des Schaltvorgangs

Symbol	Einheit	Bedeutung
t_{tip}	s	Zeitpunkt der Änderung der Momentenanforderung
u_{fahrer}	Nm	Stellgröße des Fahrers
u_{regler}	Nm	Stellgröße des Reglers
$v_{nick,*}$	rad/s	Nickgeschwindigkeit
$v_{wank,*}$	rad/s	Wankgeschwindigkeit
y_F		Ergebnis der Fuzzy-Fusionierung
z		Anzahl der Reibflächen

Systemtheoretische Symbole

Symbol	Bedeutung
η	Anregung des Systems
θ	Modellparameter
$\hat{\theta}$	geschätzte Modellparameter
Λ	Filter
λ	Vergessensfaktor
ν	Lagrange-Multiplikator
$\sum Q^F$	Fehlerquadrat
\hat{Y}	berechnete Komfortnote
Y	subjektive Komfortnote
ϕ	Datenmatrix
φ	Regressionsvektor
ψ	Reglerparameter
G_*	Gewichtung im Bewertungsmodell
g_i, g_*	Gewichtung
H	Hamilton-Funktion
I	Einheitsmatrix
K	Verstärkungsmatrix
P	Lösung der Riccati-Gleichung, Kovarianzmatrix
Q	Wichtungsmatrix der Zustände
R	Wichtungsmatrix der Stellgröße
r_{jv}	Korrelationskoeffizient
r	Referenz
s	Laplace-Operator
u	Systemeingang, Stellgröße

Symbol	Bedeutung
V	Gütemaß
x_i	Zustand
y	Ausgangsgröße

Abkürzungen

Symbol	Bedeutung
DWF	Diskretes Wurzelfilter
FFT	Fast-Fourier-Transformation
LKW	Lastkraftwagen
LQ	Linear-Quadratischer Regler
LZA	Langzeitadaption
MP	Modellbasierter Prädiktivregler
NINT	Rundung zur nächsten geraden Zahl
NN	Neuronales Netz
PD	PD-Regler
PKF	Prädiktives Kalman-Filter
PKW	Personenkraftwagen
QP	Quadratische Programmierung
RLS	Rekursiver Least-Squares-Schätzer
SQP	Sequentielle Quadratische Programmierung
ZRD	Zustandsraumdarstellung
ZRS	Zustandsraumschätzer

1 Einleitung

Starke Beschleunigungsvorgänge in schweren Nutzfahrzeugen führen aufgrund elastischer Bauteile im Fahrzeug zu Schwingungen im Antriebsstrang. Diese übertragen sich über den gefedert gelagerten Rahmen des Fahrzeuges auf das Fahrerhaus und somit auch auf die Fahrzeuginsassen. Neben dem dadurch stark verminderten Fahrkomfort ist der erhöhte Verschleiß der Antriebsstrangkomponenten ein schwerwiegender Nachteil. Auf der anderen Seite ist eine hohe Dynamik in den Beschleunigungsvorgängen für ein zügiges Vorankommen der schweren Fahrzeuge unabdingbar. Daher ist es das Ziel heutiger Forschung, neben einem schnellen Ansprechverhalten einen hohen Fahrkomfort in modernen Nutzfahrzeugen zu garantieren.

Beschleunigungsvorgänge treten im Allgemeinen zum einen durch vom Fahrer vorgegebene Momentenänderungen (Änderung der Fahrpedalstellung), den so genannten Lastwechsellvorgängen, und zum anderen während Schaltvorgängen auf.

1.1 Problemstellung

Zunächst werden Lastwechsellvorgänge betrachtet. Abbildung 1.1 zeigt exemplarisch anhand von Messdaten eines Nutzfahrzeuges aus Gang 2 einen Momentenaufbau, den so genannten Tipin, und einen Momentenabbau, auch Tip-out genannt. Dabei sind neben dem Motormoment auch die Schwingungen auf dem Antriebsstrang (gestrichelt), repräsentiert durch die Drehzahldifferenz aus Motor- und Raddrehzahl, dargestellt. Um das Fahrverhalten für Lastwechsellvorgänge zu optimieren, müssen diese Antriebsstrangschwingungen unterdrückt werden ohne die vom Fahrer gewünschte Dynamik dabei zu vermindern.

Bei automatisierten Schaltvorgängen kommt es zu sehr ähnlichen Beschleunigungsvorgängen. Hier muss zunächst das über den Antriebsstrang übertragene Moment idealerweise auf Null reduziert werden (Phase 1), bevor die Kupplung geöffnet werden kann. Im Anschluss an die durchgeführte Schaltung muss das zu übertragene Moment bei geschlossener Kupplung wieder aufgebaut werden (Phase 3). Somit wird der eigentliche Schaltprozess, das Betätigen der Kupplung sowie der Gangwechsel mit anschließender Synchronisation, von einem Momentenab- und -aufbau umrahmt. Abbildung 1.2 verdeutlicht diesen Sachverhalt. Neben dem auch hier nicht zu vernachlässigenden

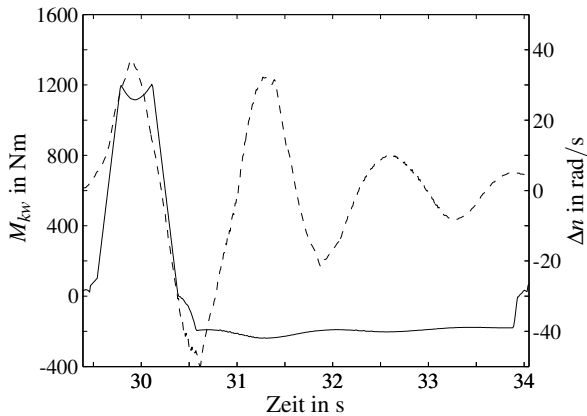


Abbildung 1.1 Oszillationen im Antriebsstrang bei einem Momentensprung in Gang 2: – Motoristmoment M_{kw} , – – Drehzahldifferenz Δn

Komfort- und Verschleißaspekt tritt der Wunsch nach einem schnell beendeten Schaltvorgang hinzu. Dieser wird dadurch begründet, dass während des gesamten Vorganges die Einflussmöglichkeit des Fahrers auf das Fahrzeug sehr stark eingeschränkt ist. Der zweite schwerwiegende Punkt ist die Zugkraftunterbrechung während der geöffneten Kupplung. Das frei rollende Fahrzeug verliert an Energie, was insbesondere bei Steigungsfahrten kritisch zu betrachten ist. Ein schnellerer Schaltvorgang kann zum einen durch schnellere Momentenauf- und -abbau-Phasen und zum anderen durch eine optimierte Synchronisationsphase erreicht werden. Befindet sich der Antriebsstrang beim Auskuppeln in einer Ruhelage so kann die Synchronisation optimal schnell durchgeführt werden. Wird der Antriebsstrang allerdings im schwingenden Zustand getrennt, so wird für die Synchronisation mehr Zeit benötigt. Da somit die Synchronisationszeit vom vorhergehenden Momentenabbau abhängt, reicht eine Optimierung der Beschleunigungsphasen aus, den gesamten Schaltvorgang zu verkürzen.

Somit besteht das Ziel einer Optimierung sowohl für Lastwechsel- als auch für Schaltvorgänge in der Verbesserung des Komforts bei gleichzeitiger Steigerung der Dynamik. Dabei wird unter dem Begriff Dynamik das zeitliche Verhalten von Beschleunigungsvorgängen verstanden. Eine hohe Dynamik wäre somit gleichbedeutend mit schnellen Beschleunigungsvorgängen. Der Begriff Komfort ist ein wenig schwieriger zu definieren, da er von der subjektiven Meinung der Fahrzeuginsassen abhängt. Auf die genaue Definition und die Beurteilungsmöglichkeiten dieses Aspekts wird später (siehe Abschnitt 4.2) eingegangen. Hier sei nur soviel vermerkt, als dass der Komfort besser bzw. hö-

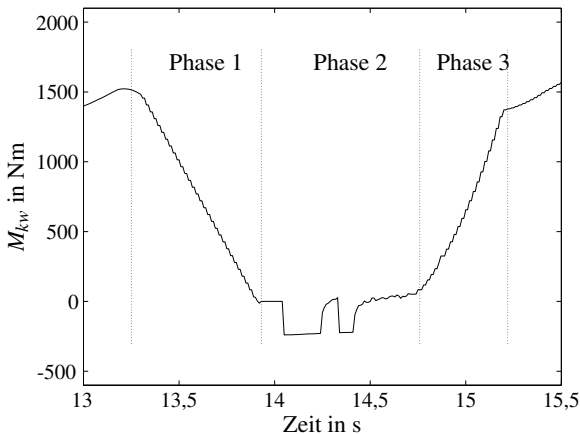


Abbildung 1.2 Schematischer Ablauf eines Schaltvorganges

her ist, je geringer die vom Fahrer wahrgenommenen Schwingungen sind. Da ein schnellerer Beschleunigungsvorgang mit einer stärkeren Schwingungsanregung einhergeht, aber eine stärkere Dämpfung von Schwingungen zu einem Verlust in der Dynamik führt, stehen die beiden Optimierungsziele Dynamik und Komfort im Konflikt zueinander. Daher ist es das Ziel dieser Arbeit, diesen Zielkonflikt mit Hilfe einer optimalen Kompromissfindung durch Einsatz intelligenter Algorithmen aufzuheben.

Im Rahmen dieser Arbeit sind einige zusätzliche Bedingungen zu beachten, die im Folgenden erläutert werden.

- **Realitätsnähe** Die Lösung des Zielkonflikts sollte alle möglichen Fahr-situationen abdecken.
- **Rechenaufwand** Um ein echtzeitfähiges System zu erhalten, sollte der Aspekt des Rechenaufwands nicht vernachlässigt werden. Eine gängige Methode dabei ist es, starke Vereinfachungen z. B. der zugrunde liegenden Modellierung hinzunehmen. Eine Verschlechterung der Performance durch ungenau Berechnungen ist die Folge. Auch hier gilt es einen Ausweg zu finden.
- **Nebenbedingungen** Ein im Fahrzeug implementierter Algorithmus sollte Nebenbedingungen wie Stellgrößenbegrenzungen, durch Rauschen verfälschte Messdaten und Systemtotezeiten verarbeiten können.

- **Umwelteinflüsse** Die verwendeten Algorithmen sollten sich ändernde Umwelteinflüssen, wie z. B. Profil- oder Belagänderung der Straße, sowie variierende Einsatzbedingungen, wie z. B. unterschiedliche Beladungen des Fahrzeuges, soweit die Performance des Nutzfahrzeuges davon beeinträchtigt wird, erkennen und berücksichtigen können.
- **Parametrierung** Ist das Verfahren leicht einzustellen, so kann eine einfache Parametrierung im Fahrzeug erfolgen. Dies kann durch leicht verständliche Zusammenhänge, sich selbst anpassende Systeme und durch automatisierte Kalibrierungsverfahren erreicht werden. Kann eine Kalibrierung im Fahrzeug einfach und schnell erfolgen, führt dies zu einer hohen Kostenreduktion im Entwicklungsprozess sowie einer höheren Akzeptanz der entworfenen Verfahren unabhängig von der Komplexität derselben.
- **Wartungsarbeit** Bei Austausch oder Verschleiß von Bauteilen sollten die Algorithmen nicht erneut parametriert werden müssen.
- **Sicherheit** Die Funktionalität der Algorithmen sowie deren Stabilität sollten aufgrund der Sicherheitsrelevanz gewährleistet sein.

1.2 Stand der Technik

Die weit verbreitetste Methode Antriebsstrangschwingungen zu mindern, beruht auf einer Steuerung. Das Anregen der Resonanzfrequenzen des Antriebsstrangs wird dadurch abgeschwächt, dass ein sprunghafter Momentenauf- oder -abbau durch flache vordefinierte Rampenverläufe abgefangen wird. Da der dadurch entstehende Dynamikverlust möglichst gering gehalten werden soll, wird oft eine Rampe gewählt, welche immer noch Antriebsstrangschwingungen anregt. Abbildung 1.1 zeigt das Verhalten des Antriebsstrangs bei einer Momentenanregung, welche mittels Rampe abgeschwächt wurde. Trotz dieses Vorgehens sind deutliche Schwingungen bei gleichzeitigem Verlust an Dynamik zu erkennen. Daher ist diese Methode nicht zur Lösung der Problemstellung geeignet. Sie wird aber im Folgenden als Vergleich dienen. Da während der Schwingungsphase die Steuerung nicht aktiv eingreift, wird sie im Verlauf dieser Arbeit als „passive Steuerung“ bezeichnet.

In [60] und [61] wurde bereits ein Lösungsansatz für die oben genannte Problemstellung für Nutzfahrzeuge vorgeschlagen. Dieses Konzept besteht bei Lastwechselvorgängen aus einer Nachführung der Raddrehzahl an eine Referenzdrehzahl. Diese Referenzdrehzahl wird dabei aus der Fahrpedalstellung

und einem schwingungsfreien Antriebsstrangmodell berechnet. Für Schaltvorgänge wird die Regelung des in der Kupplung übertragenen Moments oder der Antriebsstrangtorsion zu Null betrachtet. Dies erfüllt genau die bereits in Abschnitt 1.1 genannte Schaltbedingung einer Momentenübertragung von Null. Die Umsetzung dieser Konzepte erfolgte mittels eines Linear-Quadratischen Reglers kombiniert mit einem Kalman-Filter für die unbekannte Torsion und einer Lastschätzung. Um die Robustheitseigenschaften des Systems zu verbessern, wurde dieses mit dem LTR (Loop Transfer Recovery) Verfahren erweitert. Als Stellgröße diente das Motormoment und als Berechnungsgrundlage für den Zustandsregler ein einfaches lineares Antriebsstrangmodell. Die Ergebnisse zeigten deutliche Verbesserungen im Vergleich zur passiven Steuerung.

Eine weitere Arbeit aus dem Bereich Nutzfahrzeuge, welche in [24], [20], [21] und [22] vorgestellt wird, führt das vorangegangene Konzept fort. Eine Verwendung des Motormoments als Stellgröße wurde hier als kritisch gesehen, da das exakte Motormoment nur ungenau bekannt ist. Daher wurde das einfache Antriebsstrangmodell aus [60] um ein nichtlineares Motormodell erweitert. Der eingesetzte Regler, der nach dem so genannten Backstepping-Algorithmus arbeitet, hatte hierbei die eingespritzte Kraftstoffmenge sowie die Stellung der Lüftungslöcher des Turboladers als Stellgrößen zur Verfügung. Somit wurde das nichtlineare Verhalten des Aktuators Motor mit in der Regelung berücksichtigt. Die erzielten Resultate zeigten ein leicht besseres Verhalten als bei [60].

Auch im PKW-Bereich wird die vorgestellte Problemstellung behandelt. Bei Lastwechselvorgängen findet dafür der Begriff Antiruckelregelung weite Verbreitung. Die Einschränkung der Dynamik des Fahrzeuges durch den Einsatz einer solchen Regelung tritt auch hier als Problem auf, zeigt allerdings eine nicht so starke Auswirkung wie im Nutzfahrzeug-Bereich. Dies ist auf die unterschiedlichen Massenverhältnisse und somit auch Kräfteverhältnisse zurückzuführen.

Eine Antiruckelregelung für PKW wird z. B. in [65] vorgestellt. Hier wird mittels eines Linear-Quadratischen-Reglers die Drehzahldifferenz zwischen Motor und Differential zu Null geregelt. Die zur Verfügung stehende Stellgröße ist die eingespritzte Kraftstoffmenge. Dieses Konzept wurde auch in Hinblick des Zielkonflikts Komfort Dynamik untersucht und erwies sich als ausreichend gute Lösung.

Auch bei Schaltvorgängen zeichnen sich große Parallelen zu den Regelverfahren für PKW ab, wie z. B. [36] entnommen werden kann. Hier wird, um den Konflikt zwischen Schaltzeit und Komfort zu lösen, ein gemeinsames Gütemaß beider Regelziele aufgestellt und mittels einer Dynamischen Programmierung nach Bellman gelöst. Auch hier zeigten sich deutliche Erfolge.

Im PKW-Bereich gibt es noch eine große Anzahl an Arbeiten, welche sich zum Teil auch mit der in dieser Arbeit betrachteten Problemstellung beschäftigen, auf welche hier allerdings nicht näher eingegangen wird.

Arbeiten zu spezifischen Themen, auf welchen in dieser Arbeit aufgebaut wird, werden in den zugehörigen Kapiteln vorgestellt.

1.3 Gliederung der Arbeit

Zunächst wird in Kapitel 2 auf den Aufbau und die Modellierung des Antriebsstrangs und des Fahrerhauses eingegangen. Dabei wird zwischen einem detaillierten Simulationsmodell, welches die Basis der Validierung der entwickelten Konzepte darstellt, und einem vereinfachten Reglermodell unterschieden. Um die Güte dieser Modelle zu optimieren und zu beurteilen wird in Kapitel 3 die Identifikation dieser vorgestellt sowie deren Ergebnisse Messdaten von Testfahrten mit einem Nutzfahrzeug gegenübergestellt. Dabei findet eine Erweiterung bereits bestehender Identifikationsverfahren statt. Als Grundlage für die Beurteilung verschiedener Regelungskonzepte werden Bewertungskriterien für die beiden Optimierungsziele Dynamik und Komfort in Kapitel 4 vorgestellt. Aufgrund des subjektiven Komforteindrucks des Fahrers erfolgt die Bewertung des Komforts dabei über ein mehrstufiges Verfahren. Nachdem die Grundlage für die Regelung und deren Bewertung geschaffen wurde, erfolgt in Kapitel 5 die Diskussion dreier verschiedener Regelkonzepte, welche den oben genannten Zielkonflikt lösen können. In Kombination mit verschiedenen Reglertypen (vgl. Abschnitt 6.1) folgt in Abschnitt 6.2.3 eine detaillierte Validierung auf Basis des Simulationsmodells und der Bewertungsverfahren. Dabei werden die schon erwähnten Aspekte wie Rechenaufwand, Nebenbedingungen und Sicherheit berücksichtigt. Eine gesonderte Betrachtung der Nebenbedingung Signallaufzeiten und deren Auswirkung auf die Performance eines Regelalgorithmus sowie mögliche Kompensationsmaßnahmen erfolgt in Kapitel 7. Um die bereits erwähnten Probleme der Modellvereinfachung und der Umwelteinflüsse abzuschwächen sowie den Aufwand von Wartungsarbeiten und der Parametrierung zu vereinfachen, erfolgt in Kapitel 8 eine Erweiterung der bereits vorgestellten Regelalgorithmen auf adaptive Systeme. Dabei werden zunächst unterschiedliche Schätzalgorithmen vorgestellt und miteinander verglichen. Abschließend erfolgt eine Validierung der adaptiven Regelkonzepte. Kapitel 9 fasst diese Arbeit zusammen und zeigt Ideen für nachfolgende Projekte auf.

2 Modellierung

Ziel dieses Kapitels ist es zunächst in den Abschnitten 2.1 und 2.2 einen kurzen Überblick über den Aufbau des Antriebsstrangs eines schweren Nutzfahrzeugs zu geben und anschließend in 2.3 und 2.4 darauf aufbauend dessen Modellierung zu beschreiben. Für nähere Details zu den Antriebsstrangkomponenten sei auf diesbezügliche Fachliteratur (u.a. [9, 56, 55, 10, 63]) verwiesen.

2.1 Aufbau des Antriebsstrangs

Der prinzipielle Aufbau des Antriebsstrangs kann Abbildung 2.1 entnommen werden.

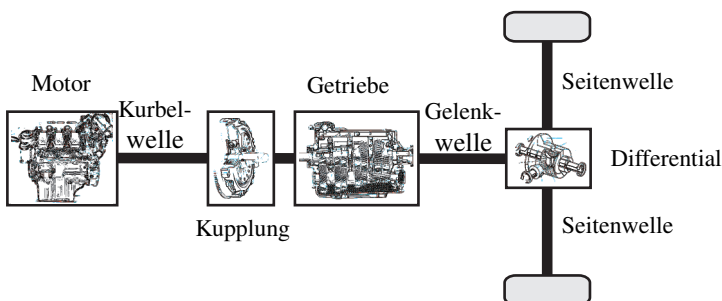


Abbildung 2.1 Der Aufbau des Antriebsstrangs

Das im Motor durch Verbrennung eines Luft-Kraftstoff-Gemisches aufgebaute Motormoment wird über die Kurbelwelle an die Kupplung und das Getriebe weitergegeben. Nach einer Transformation des Moments je nach Übersetzungsverhältnis i_g in dem Getriebe wird dieses über die Gelenkwelle weiter an das Differentialgetriebe gegeben. Dieses leitet das anliegende Moment mit der Übersetzung i_d an die beiden Seitenwellen weiter, welche die Antriebsräder mit dem restlichen Antriebsstrang verbinden. Dabei gleicht das Differentialgetriebe Drehzahldifferenzen der Räder bedingt durch z. B. Kurvenfahrten aus (siehe [9]). Zuletzt übertragen die Räder die über den Antriebsstrang geleitete Kraft auf die Straße und somit ist der Kraftschluss vollständig.

Im Folgenden wird kurz auf die einzelnen Komponenten des Antriebsstrangs eingegangen.

Motor Bei dem im Testfahrzeug eingebauten Motor handelt es sich um einen Dieselmotor mit sechs Zylindern, Turbolader und einem maximalen Drehmoment von 2100Nm. Während das Motorsollmoment M_{soll} aus der Pedalstellung des Fahrpedals ermittelt wird, steht das tatsächliche Motormoment M_{kw} nicht als Messgröße zur Verfügung. Dieses wird mittels eines stationären Kennfelds bestimmt.

Kupplung Die Kupplung stellt eine trennbare Verbindung zwischen Motor und Getriebe dar, welche durch Reibung aufrechterhalten wird. Ihre Aufgabe besteht darin, durch das Auftrennen der Verbindung zwischen Motor und Getriebe ein drehmomentenfreies Schalten zu gewährleisten bzw. den Anfahrvorgang zu unterstützen. Ist die Kupplung vollständig geschlossen, so ist die mit der Abtriebsseite verbundene Kupplungsscheibe durch Haftreibung der Reibbeläge mit dem antriebsseitigen Schwungrad verbunden. Wird dagegen die Stellung des Ausrückers verändert, so reduziert sich die über die Membranfeder übertragene Kraft auf die Anpressplatte und die Kupplung beginnt zu schleifen. Eine Kraftübertragung findet nun über Gleitreibung statt. Ist die Abtriebsseite vollständig von der Antriebsseite entkoppelt, so ist der Kraftfluss unterbrochen. Das über die Kupplung maximal mögliche zu übertragene Drehmoment $M_{k,max}$ hängt damit neben dem Reibungskoeffizienten μ , der Anzahl der Reibflächen z und dem mittleren Reibradius r_m sehr stark vom Weg s_k des Ausrückers ab.

$$M_{k,max} = \mu z r_m F(s_k) \quad (2.1)$$

Der Verlauf der Anpresskraft $F(s_k)$ der Druckplatte in Abhängigkeit vom Weg s_k zeigt dabei je nach Vorspannung der Membranfeder ein quadratisches oder exponentielles Verhalten. Um trotz Störeinflüssen eine vollständige Übertragung des antriebsseitigen Moments zu gewährleisten, stellt $M_{k,max}$ ein Vielfaches des maximalen Motormoments dar. Nähere Informationen zum Aufbau und der Wirkungsweise der Kupplung kann [56] entnommen werden.

Getriebe Das verwendete 12-Gang Klauengetriebe ist mit einer Schaltautomatik ausgestattet, welche das Übersetzungsverhältnis an den aktuellen Fahrzustand anpasst.

Räder Die Räder bilden den Kraftschluss vom Fahrzeug zur Straße und übertragen somit das Antriebsmoment auf diese sowie die Einflüsse der Umgebung auf den Antriebsstrang. Darunter fallen nach [55] u.a. der Roll-, der Luft-, der Steigungs- und der Beschleunigungswiderstand.

Wellen Die unterschiedlichen Wellen stellen die Kraftverbindung zwischen den einzelnen Komponenten dar. Aufgrund ihrer flexiblen Bauweise können sie zu Drehschwingungen angeregt werden. Dabei kommt es auf der Seitenwelle durch deren Bauart und Platzierung zu der höchsten Kraftübertragung und somit zu den größten Oszillationen (siehe dazu auch [60]).

2.2 Aufbau des Gesamtfahrzeuges

Die Masse des Gesamtfahrzeuges, bestehend aus Zugfahrzeug und Auflieger, beträgt bei voller Beladung $m = 40\text{t}$. Für die auf den Fahrer einwirkenden Schwingungen ist dabei der Aufbau des Zugfahrzeuges am bedeutendsten. Seine schematische Darstellung ist Abbildung 2.2 zu entnehmen. Dabei ist sowohl

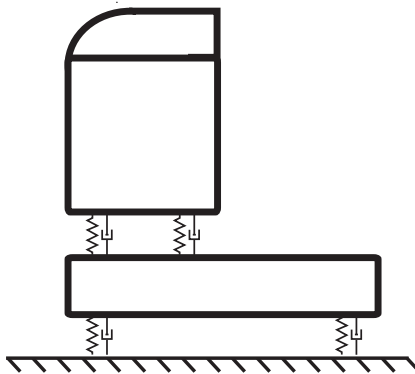


Abbildung 2.2 Der schematische Aufbau des Zugfahrzeuges

der Rahmen als auch das Fahrerhaus gefedert gegenüber den Achsen gelagert, um Unebenheiten der Straße abzufangen (siehe [10]). Durch den Einsatz von Stoßdämpfern werden die Schwingungen der einzelnen Komponenten des Fahrwerks und des Aufbaus abgeschwächt und das Abspringen der Räder von der Fahrbahn verhindert (siehe [63]).

Aufgrund dieses Aufbaus wird während Beschleunigungsvorgängen nicht nur der Antriebsstrang sondern das gesamte Fahrzeug selbst zu Schwingun-

gen angeregt. Diese Schwingungen werden auch auf das Fahrerhaus und somit auf die Fahrzeuginsassen übertragen, was zu Einbußen im Fahrkomfort führt. Weitere Informationen zum Fahrkomfort sind Kapitel 4 zu entnehmen.

2.3 Modellierung des Antriebsstrangs

Bevor eine detaillierte Modellierung des Antriebsstrangs vorgenommen wird, werden zunächst die Ziele und Anforderungen an eine solche festgelegt.

Ziel der Modellierung ist es, die Dynamik des Antriebsstrangs zu erfassen, welche das Fahrverhalten maßgeblich beeinflusst. Darunter fallen Schwingungen, welche durch Resonanzfrequenzen niedriger Ordnung der Bauteile ausgelöst werden. Resonanzfrequenzen höherer Ordnung sowie Rauschen sind nicht von Interesse, da zum einen höhere Frequenzen vom Menschen nicht (siehe hierzu [1]) bzw. bei einer Schwingungsanregung außerhalb des Bereiches von 5Hz bis 10Hz kaum wahrgenommen werden (siehe hierzu [9]). Zusätzlich kommt hinzu, dass die Stoßdämpfer am Fahrzeug sowie die Federung der Sitze eine Übertragung von Schwingungen auf die Fahrzeuginsassen stark dämpfen.

Der Schwerpunkt der Modellierung liegt auf den niedrigen Gängen, da hier größere Momente übertragen werden und dadurch stärkere Oszillationen im Antriebsstrang als in den hohen Gängen auftreten.

Für die Genauigkeitsanforderung an die Modelle muss deren Anwendung unterschieden werden. Während ein Simulationsmodell möglichst genau Schalt- und Lastwechsellvorgänge inklusive aller für eine detaillierte Bewertung relevanter Größen beschreiben muss, sollte ein Modell, welches in einem Regler Verwendung findet, zwar genau aber auch einfach sein. Lineare Modelle geringer Ordnung können hier die benötigte Rechenleistung sowie die Komplexität des Systems deutlich verringern. Trotzdem sollten die relevanten Systemgrößen ausreichend genau beschrieben werden, um die Güte des Reglers nicht negativ zu beeinflussen. Daher wird im Folgenden zwischen dem Simulationsmodell und dem Reglermodell unterschieden werden.

Für eine möglichst einfache Modellierung des Antriebsstrangs werden alle Komponenten idealisiert. So werden die elastischen Wellen als masselose Feder-Dämpfer Elemente und alle weiteren Bauteile als rotierende Massen aufgefasst. Durch Verbindung mehrerer solcher Elemente kann somit ein Antriebsstrangmodell aufgestellt werden. Daher wird im Folgenden zunächst die Modellierung eines einfachen Masse-Dämpfer Systems vorgestellt. Im Anschluss daran wird darauf aufbauend das Regler- und das Simulationsmodell hergeleitet. In Abschnitt 2.4 folgt eine kurze Beschreibung der Modellierung

des für die Bewertung der Regelverfahren benötigten Schwingverhaltens des gesamten Fahrzeuges.

Modellierung eines Masse-Dämpfer Systems

Die Modellierung des Masse-Dämpfer Systems erfolgt analog zu [47]. Dazu ist in Abbildung 2.3 der Aufbau des Systems zu sehen. Die zwei Schwungmassen J_1 und J_2 werden durch das Feder-Dämpfer Element mit der Steifigkeit k und der Dämpfung d verbunden. In den beiden Schwungmassen können Verluste modelliert durch die Dämpfung d_1 und d_2 auftreten. Auf die erste Masse wirke das externe Moment M_1 und sie bewege sich mit der Winkelgeschwindigkeit x_2 . Analog dazu sei M_2 und x_3 definiert. Die Differenz der beiden Winkel, die so genannte Torsion, sei mit x_1 bezeichnet.

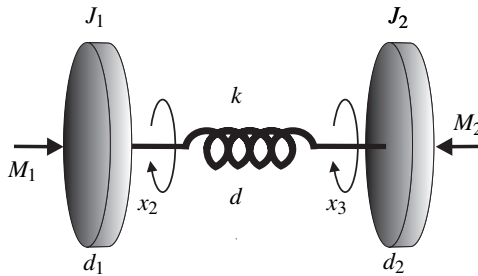


Abbildung 2.3 Ein Masse-Dämpfer System

Dieses System kann mit Hilfe des zweiten Newtonschen Axioms, dem verallgemeinerten Trägheitsgesetz (siehe [32]), mathematisch beschrieben werden. Dabei wird für jede Schwungmasse eine dynamische Grundgleichung (2.2) aufgestellt.

$$J_1 \dot{x}_2 = M_1 - d_1 x_2 - k x_1 - d(x_2 - x_3) \quad (2.2)$$

$$J_2 \dot{x}_3 = k x_1 + d(x_2 - x_3) - d_2 x_3 - M_2$$

Das über das Feder-Dämpfer Element übertragene Moment berechnet sich dabei aus der mit der Steifigkeit gewichteten Torsion x_1 , sowie aus der mit der Dämpfung gewichteten Winkelgeschwindigkeitsdifferenz $(x_2 - x_3)$.

Dieses einfache lineare Modell kann durch die Modellierung der nichtlinearen Feder- und Dämpferkennung nach [55] verfeinert werden. Dabei ergibt sich die nichtlineare Steifigkeit k' mit einem zusätzlichen kubischen Term zu

$$k' = k(1 + \varepsilon_k x_1^2). \quad (2.3)$$

Die nichtlineare Dämpfung ergibt sich analog zu

$$d' = d(1 + \text{sign}(x_2 - x_3)\varepsilon_d(x_2 - x_3)). \quad (2.4)$$

2.3.1 Das Reglermodell

Im Folgenden wird aufbauend auf den Anforderungen aus dem vorangegangenen Abschnitt und den Gleichungen (2.2) das Reglermodell hergeleitet. Dieses stellt die einfachste Möglichkeit dar, einen schwingungsfähigen Antriebsstrang zu modellieren.

Um ein lineares Modell geringer Komplexität zu erhalten, wird der Antriebsstrang stark vereinfacht. Nach [23] ist ein Modell 3. Ordnung ausreichend, um die dominierenden Eigenschaften des Antriebsstrangs zu beschreiben. Dazu wird die bereits in Abschnitt 2.1 aufgeführte Eigenschaft genutzt, dass die größten Schwingungen in der Seitenwelle auftreten. Damit reicht die Betrachtung dieser als flexibles Bauteil aus, alle weiteren Wellen können als starr angenommen werden. Somit kann der Teil des Antriebsstrangs vom Motor bis zum Differentialgetriebe zu einer Schwungmasse zusammengefasst werden, die Räder bilden die zweite Schwungmasse. Mit der als Feder-Dämpfer Element modellierten Seitenwelle und der Gesamtübersetzung $i = i_g i_d$ ergibt sich das Reglermodell zu einem zwei Massen-Feder-Dämpfer System nach Abbildung 2.4.

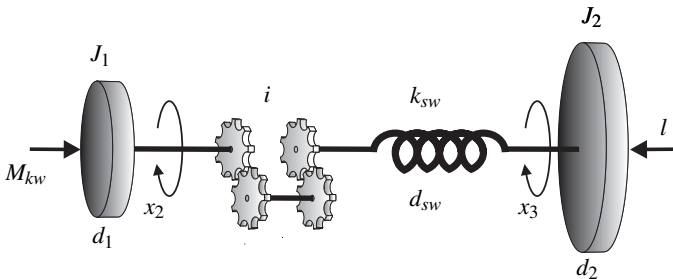


Abbildung 2.4 Das Reglermodell

Die mathematische Beschreibung entspricht Gleichung (2.2) mit zusätzlicher Berücksichtigung der Gesamtübersetzung i . Dabei setzt sich das Moment M_2 aus den bereits in Abschnitt 2.1 genannten vier Widerständen Roll- F_{roll} ,

Luft- F_{wind} , Steigungs- F_{hang} und Beschleunigungswiderstand F_b gewichtet mit dem Radradius r_w zusammen.

$$\begin{aligned} M_2 = l &= F_{roll}r_w + F_{wind}r_w + F_{hang}r_w + F_b r_w \\ &= mr_w(c_{r1} + c_{r2}v) + \frac{1}{2}c_w r_w A \rho v^2 + mgr_w \sin(\zeta) + mr_w \dot{v} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Um das Modell linear zu halten, wird der Luftwiderstand vernachlässigt. Dies wird mit der geringen Geschwindigkeit in den relevanten niedrigen Gängen begründet. Das Drehmoment M_1 entspricht dem Motormoment M_{kw} .

Aus den Gleichungen (2.2) und (2.5) sowie dem Übersetzungsverhältnis i können die resultierenden Differentialgleichungen für das Reglermodell gewonnen werden. Durch eine Umformung in eine Zustandsraumdarstellung (siehe Gleichung (2.6) und (2.7)) mit den Zuständen Torsion des Antriebsstrangs $x_1 = \Delta\alpha$, Motordrehzahl $x_2 = n_{kw}$ und Raddrehzahl $x_3 = n_{rad}$, sowie der Eingangsgröße Motormoment $u = M_{kw}$ und der Last $l = mr_w(c_{r1} + g \sin(\zeta))$, ergeben sich die Systemmatrizen nach Gleichung (2.8).

$$\dot{\underline{x}} = \underline{A}\underline{x} + \underline{b}u + \underline{h}l \quad (2.6)$$

$$\underline{y} = \underline{C}\underline{x} \quad \text{mit} \quad (2.7)$$

$$\underline{A} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{i} & -1 \\ -\frac{k_{sw}}{iJ_1} & -\frac{(d_1 + \frac{d_{sw}}{i^2})}{J_1} & \frac{d_{sw}}{iJ_1} \\ \frac{k_{sw}}{J_2} & \frac{d_{sw}}{iJ_2} & -\frac{d_{sw} + d_2 + m r_w^2 c_{r2}}{J_2} \end{pmatrix}, \underline{b} = \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{1}{J_1} \\ 0 \end{pmatrix}, \quad (2.8)$$

$$\underline{h} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J_2} \end{pmatrix}, \underline{C} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Da die hier eingesetzten Regler nur die Beschleunigungsvorgänge im geschlossenen Zustand des Antriebsstrangs regeln sollen, reicht diese Modellierung bereits für Lastwechsel- und Schaltvorgänge aus.

2.3.2 Das Simulationsmodell

Das Simulationsmodell soll im Gegensatz zum Reglermodell das Verhalten aller relevanten Größen für die Zustände des Antriebsstrangs (offen, geschlossen und schleifend) exakt beschreiben können. Damit erweitert sich das Modell zu einem Mehrmassen-Schwinger mit integrierter Kupplung. Ebenso muss

der Motor als Aktuator berücksichtigt werden. Dieser wird allerdings aufgrund fehlender Messdaten durch eine Totzeit und eine Begrenzung dargestellt.

Im Folgenden wird zunächst das erweiterte Antriebsstrangmodell im geschlossenen Zustand vorgestellt. Daran anschließend wird das offene Modell sowie die Modellierung der Kupplung für den schleifenden Zustand betrachtet.

Der geschlossene Antriebsstrang

Für eine detailliertere Modellierung werden neben der Seitenwelle nun auch die Gelenk- und Kurbelwelle sowie die im Getriebe vorkommende Hauptwelle als elastische Bauelemente betrachtet. Daraus ergibt sich ein fünf Massenschwinger-Modell nach Abbildung 2.5. Die daraus resultierenden neun Zustände umfassen neben den Torsionen der vier Wellen die Motordrehzahl x_2 , die Getriebeeingangs- und -ausgangsdrehzahl x_3 und x_5 , die Gelenkwellen- und die Raddrehzahl x_7 und x_9 .

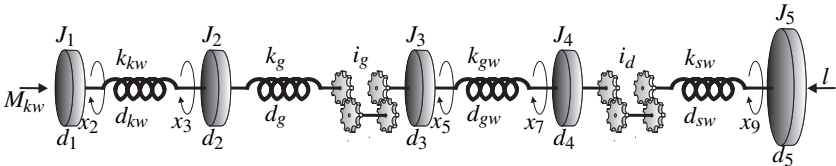


Abbildung 2.5 Das Simulationsmodell

Da die Feder-Dämpfer Elemente nach den Gleichungen (2.3) und (2.4) nichtlinear modelliert sind, ist eine lineare Zustandsraumdarstellung nach Gleichung (2.6) nicht mehr möglich. Eine Kopplung von vier nichtlinearen Masse-Dämpfer Systemen nach den Gleichungen (2.2) bis (2.4) resultiert in den beschreibenden Differentialgleichungen.

Der Antriebsstrang während eines Schaltvorganges

Während eines Schaltvorganges haben die bereits vorgestellten Modelle aufgrund der geöffneten Kupplung keine Gültigkeit. Daher werden anhand des einfachen Masse-Dämpfer Systems nach Gleichung (2.2) die notwendigen Erweiterungen erklärt.

Abbildung 2.6 zeigt das Masse-Dämpfer System für den geöffneten Antriebsstrang. Dabei muss allerdings eine weitere Zustandsgröße x_4 für die Drehzahl auf der Sekundärseite der Kupplung eingeführt werden. Eine Kraftübertragung von der primären auf die sekundäre Seite der geöffneten Kupplung kann

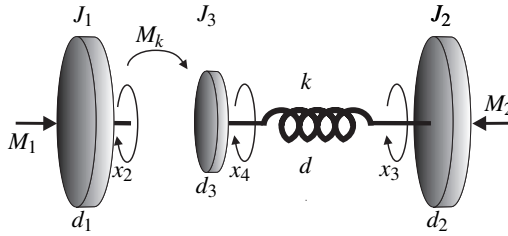


Abbildung 2.6 Das Masse-Dämpfer System mit offener Kupplung

nicht mehr erfolgen ($M_k = 0$). Damit ändern sich die Differentialgleichungen für die rotierenden Massen J_1 , J_3 und J_2 zu

$$J_1 \dot{x}_2 = M_1 - d_1 x_2 \quad (2.9)$$

$$J_3 \dot{x}_4 = -d_3 x_4 - k x_1 - d(x_4 - x_3) \quad (2.10)$$

$$J_2 \dot{x}_3 = k x_1 + d(x_4 - x_3) - d_2 x_3 - M_2.$$

Für den sich öffnenden bzw. sich schließenden Antriebsstrang stellt sich der Zusammenhang nicht so einfach dar. Hier wird die über die Kupplung übertragene Kraft M_k nicht vollständig sondern nur teilweise eliminiert.

Ein Vergleich zwischen geschlossenem (siehe Gleichung (2.2)), offenem (siehe Gleichung (2.9)) und schleifendem Antriebsstrang zeigt, dass alle drei Zustände in einem Modell nach den Gleichungen (2.11) zusammengefasst werden können (siehe auch [68]). Die zusätzliche Zustandsgröße x_4 muss nun auch für den geschlossenen Antriebsstrang berücksichtigt werden.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_4 - x_3 \\ J_1 \dot{x}_2 &= M_1 - d_1 x_2 - M_k \\ J_2 \dot{x}_3 &= k x_1 + d(x_4 - x_3) - d_2 x_3 - M_2 \\ J_3 \dot{x}_4 &= M_k - d_3 x_4 - k x_1 - d(x_4 - x_3) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Das über die Kupplung übertragene Moment M_k kann dabei folgendermaßen berechnet werden.

$$M_k = \begin{cases} M_{k,ge} & \text{für } |M_{k,ge}| \leq M_{k,max} \\ M_{k,max} & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.12)$$

Das bei geschlossenem Antriebsstrang übertragene Moment $M_{k,ge}$ folgt direkt aus den Differentialgleichungen (2.11) und der Gleichheit der Drehzahlen vor und nach der Kupplung ($\dot{x}_2 = \dot{x}_4$) und ergibt sich zu

$$M_{k,ge} = \frac{1}{J_1 + J_3} (J_3 M_1 + k J_1 x_1 - d_1 J_3 x_2 - d J_1 x_3 + (d_3 + d) J_1 x_4). \quad (2.13)$$

Das maximal über die Kupplung übertragbare Moment $M_{k,max}$ hängt von der Reibung der beiden Kupplungsscheiben und damit von deren Stellung s_k ab (siehe auch Abschnitt 2.1). Ist die Kupplung völlig geschlossen ($s_k = 0$) so kann ein Vielfaches S des maximalen Motormomentes $M_{kw,max}$ (siehe [56]) übertragen werden. Ein möglicher vereinfachter Zusammenhang zwischen der Kupplungsstellung s_k und der maximal übertragbaren Kraft $M_{k,max}$ mit dem zu wählendem Parameter d kann Gleichung (2.14) entnommen werden.

$$M_{k,max} = S M_{kw,max} e^{-(d s_k)^2} \quad (2.14)$$

Der exponentielle Verlauf basiert dabei auf empirischem Wissen, welches mit [76] und [56] übereinstimmt.

Das so gewonnene Modell kann das komplexe Verhalten während eines Schaltvorganges approximieren. Prinzipiell kann es sowohl in das einfache Reglermodell nach Gleichung (2.8) als auch in das Simulationsmodell eingebunden werden. Nachteilig an der zweiten Möglichkeit ist, dass durch die dortige genauere Modellierung des Getriebes dieser einfache Ansatz für die Kupplung nicht ausreichend ist. Hier müssten ebenso die Vorgänge während eines Schaltvorganges im Getriebe genauer modelliert werden. Da in dieser Arbeit ein Regler nur bei vollständig geschlossener Kupplung eingreifen soll, reicht es aus, die Kupplung vereinfacht zu modellieren. Dazu wird für den geschlossenen Antriebsstrang das oben erläuterte Simulationsmodell verwendet. Findet ein Schaltvorgang statt, so wird in Abhängigkeit von der Stellung der Kupplungsscheiben auf ein mit der Kupplungsmodellierung kombiniertes Antriebsstrangmodell vierter Ordnung umgeschaltet. Die guten Ergebnisse dieses vereinfachten Ansatzes werden in Abschnitt 3.3 vorgestellt.

2.4 Modellierung des Schwingverhaltens des gesamten Fahrzeuges

Wie bereits in Abschnitt 2.2 erwähnt sind nicht nur die Schwingungen im Antriebsstrang sondern auch die des gesamten Fahrzeuges von Interesse. Dabei spielen die Bewegungen des Fahrerhauses eine besondere Rolle, da diese direkt vom Fahrer wahrgenommen werden. Daher werden die für eine detaillierte

Bewertung der Regelkonzepte wichtigsten Geschwindigkeiten und Beschleunigungen des Fahrerhauses modelliert. Im Folgenden wird ein kurzer Abriss über die Grundidee der Modellierung gegeben. Der genaue Aufbau ist dabei nicht von Interesse, da dies für das Verständnis der folgenden Kapitel nicht notwendig ist.

Im ersten Schritt erfolgt die Modellierung des Nickens des Fahrzeugrahmens. Dabei wird vereinfachend davon ausgegangen, dass aufgrund der Längenverhältnisse zwischen dem Abstand der Räder des Zugfahrzeuges und der durch das Nicken entstehenden Hubhöhe die trigonometrischen Winkelzusammenhänge nach der allgemein bekannten Näherung für kleine Winkel ($\sin(\varphi) = \varphi$, $\cos(\varphi) = 1$) vereinfacht werden können. Daraus resultiert der zu modellierende Nickwinkel φ_{ra} zu der skalierten Hubhöhe. Diese wird durch mehrere Faktoren beeinflusst. Zum einen wird die Radlast über die Radaufhängung auf den Rahmen übertragen. Dabei werden die Stoßdämpfer der Radaufhängungen für Vorder- und Hinterrad als nichtlineare Feder-Dämpfer Element analog zur nichtlinearen Steifigkeit (2.3) und zur progressiven Dämpfung (2.4) modelliert. Diese Nichtlinearität kann hauptsächlich auf die unterschiedliche Wirkungsweise des Stoßdämpfers in Zug- und Druckrichtung zurückgeführt werden. Die Radlast selbst setzt sich nach [55] aus einem statischen und einem dynamischen Anteil zusammen. Während die statische Radlast nur von der Massenverteilung abhängt, beinhaltet der dynamische Teil die Einflüsse aller quer zur Bewegungsrichtung liegenden Drehbewegungen wie z. B. der Radachsbeugung. Diese bewirken eine sich in Abhängigkeit der Drehbeschleunigungen dieser rotierenden Achsen ändernde Radlast der Vorder- und Hinterachse des Zugfahrzeuges. Dies ist für die Nickbewegung relevant. Alle längs zur Bewegungsrichtung rotierenden Massen haben dagegen einen Einfluss auf die Wankbewegung des Fahrzeuges. Neben der über die Stoßdämpfer übertragenen Kraft beeinflusst die Gewichtskraft des Zugfahrzeuges und des Aufliegers die Nickbewegung. Dabei ist zu beachten, dass der Auflieger selbst einer Schwingung unterliegt und über die Sattelkupplung mit dem Zugfahrzeug gekoppelt ist.

Im zweiten Schritt wird die Übertragung der Bewegungen des Rahmens auf das Fahrerhaus modelliert. Dies erfolgt analog zu oben (siehe auch Abbildung 2.2) über nichtlineare Feder-Dämpfer Elemente. Auch hier wurde die Näherung für kleine Winkel angewandt und zusätzlich die Anzahl der Stoßdämpfer auf eins reduziert.

Neben der Nickbewegung wurde mit diesem Ansatz auch die Wankbewegung und die Beschleunigung in x- und z-Richtung des Fahrerhauses modelliert. Dabei wurde für die Wankbewegung der Einfluss der längs liegenden schwingenden Achsen vernachlässigt und direkt von der Nickbewegung des

Fahrzeugrahmens ausgegangen. Da das Fahrerhaus auf vier Feder-Dämpfer Elementen frei liegt, wurde die Annahme getroffen, dass ein Nicken des Rahmens auch eine Wankbewegung des Fahrerhauses hervorruft. Die Gültigkeit dieses vereinfachten Ansatzes wurde bei der Identifikation des Modells bestätigt.

Die Notwendigkeit dieser vier Fahrerhausgrößen wird in Kapitel 4 diskutiert. Die Identifikationsergebnisse dieses Modells sind in Abschnitt 3.3 zu finden.

3 Identifikation

Nach der theoretischen Analyse und Modellbildung in Kapitel 2 erfolgt nun die experimentelle Analyse des zeitlichen Verhaltens, die so genannte Identifikation. Der klassische Ablauf einer solchen Identifikation erfolgt nach [41] durch ein Sammeln von Informationen vorab und einer darauf folgenden Identifikationsroutine. Dazu müssen neben a-priori-Kenntnissen, wie der Modellstruktur und dem Aufzeichnen von Messdaten, die Anforderungen an das Modell zusammengefasst werden. Dabei muss bei der Generierung der Messdaten sichergestellt sein, dass alle relevanten Eigenfrequenzen des zu identifizierenden Systems angeregt wurden. Die Routine selbst passt, mit anschließender Verifikation der Modellgüte, iterativ die Parameter des Modells an. Ist die gewünschte Güte erreicht, so ist die Identifikation abgeschlossen.

Die Anforderungen an die verschiedenen Modelle werden mit den jeweiligen Ergebnissen vorgestellt. Vorab sei vermerkt, dass die identifizierten Modelle nur für den in der Identifikation untersuchten Betriebszustand gültig sind. Um das Verhalten in den unterschiedlichen Gängen genau darstellen zu können, erfolgt deshalb eine separate Identifikation der Modelle für jeden Gang.

Es gibt eine Vielzahl von Identifikationsmethoden, die sich primär in ihrer Anwendung unterscheiden. So wird zwischen Methoden für parametrische bzw. nicht parametrische Modelle, für stochastische oder deterministische Signale, für Offline- oder Online-Anwendungen und aufgrund der Art der Fehlerberechnung unterschieden. In dieser Arbeit wird der Ausgangsfehler zwischen parametrischen Modellen und dem realen System für deterministische Signale betrachtet. Im Folgenden wird nun die Offline-Identifikation näher betrachtet. Auf die Online-Anwendung wird in Abschnitt 8.2 eingegangen.

3.1 Herkömmliches Verfahren

In dieser Arbeit wird das Modellabgleichverfahren für die Identifikation verwendet. Abbildung 3.1 zeigt den schematischen Ablauf. Dem wahren System wird das zu identifizierende Modell parallel geschaltet. Der Ausgangsfehler \underline{e} zwischen Mess- und Simulationsgrößen wird in einem Gütemaß $V(\underline{e})$ verrechnet. Durch Veränderung der Modellparameter wird das Gütemaß mit Hilfe eines Optimierungsalgorithmus minimiert. Für eine erfolgreiche Identifikation

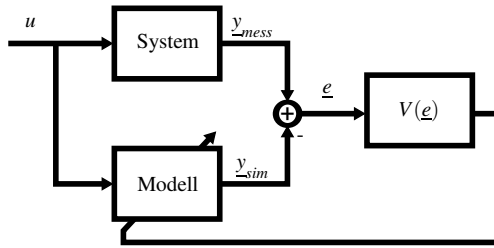


Abbildung 3.1 Die Modellabgleichmethode

ist somit die Wahl des Gütemaßes, welches das Ziel und somit das Abbruchkriterium der Identifikation möglichst genau beschreiben sollte, und des Optimierungsalgorithmus entscheidend. Das in dieser Arbeit gewählte Optimierungsverfahren, die Sequentielle Quadratische Programmierung (SQP), wird in Abschnitt 3.1.1 vorgestellt.

In dem hier betrachteten Anwendungsfall führt das Modellabgleichverfahren dazu, dass sowohl der LKW also auch das hier betrachtete Modell mit derselben Eingangsgröße (Motormoment M_{kw}) angeregt werden. Die daraus resultierenden messbaren Größen werden dann miteinander verglichen und über das Optimierungsverfahren werden die Modellparameter angepasst.

Im Folgenden wird die Identifikation am Beispiel des Reglermodells (siehe Abschnitt 2.3.1) näher erläutert. Hierbei ist die Anforderung an das zu identifizierende Modell eine möglichst gute Beschreibung der Dynamik des Antriebsstrangs. Darunter ist vor allem die korrekte Wiedergabe der dort entstehenden Schwingungen zu verstehen. Aufgrund des Einsatzes des Modells als internes Modell für den Regler spielt ein Offset in den modellierten Zustandsgrößen nur eine untergeordnete Rolle.

Für das Reglermodell müssen die folgenden acht Parameter bestimmt werden.

$$\underline{\xi} = (J_1 \quad J_2 \quad k_{sw} \quad d_{sw} \quad d_1 \quad d_2 \quad c_{r2} \quad c_{r1}) \quad (3.1)$$

Dafür stehen die Messgrößen Motoristmoment als Eingang und Motor- und Raddrehzahl als Ausgänge zur Verfügung. Als Maß für die Güte des Modells

wird der quadratische Fehler zwischen Modellausgang und Messdaten für die n vorliegenden Abtastpunkte betrachtet.

$$V(\underline{e}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (g_{kw} |n_{kw,mess}(k) - n_{kw,sim}(k)|^2 + g_{rad} |n_{rad,mess}(k) - n_{rad,sim}(k)|^2 + g_{\Delta n} |\Delta n_{mess}(k) - \Delta n_{sim}(k)|^2) \quad (3.2)$$

Neben den beiden Ausgangsgrößen wird dabei die Drehzahldifferenz zwischen der Motordrehzahl und der mit der Gesamtübersetzung des Antriebsstrangs gewichteten Raddrehzahl $\Delta n = n_{kw} - i \cdot n_{rad}$ berücksichtigt. Diese Größe stellt eine wichtige Beschreibung der Dynamik des Antriebsstrangs dar, da sie die Schwingungen auf demselben approximiert und somit der oben genannten Anforderung gerecht wird. Durch eine geschickte Wahl der Gewichtungsfaktoren g_* kann das Ziel der Identifikation genauer vorgegeben werden.

Ein weiterer entscheidender Punkt bei der Identifikation ist die Wahl der Anregung. Hierbei sollten alle relevanten Eigenfrequenzen des Systems erfasst werden. Bei einem Antriebsstrang bietet sich hierfür eine sprungförmige Anregung an. Weiterhin sollte das zu identifizierende Modell innerhalb des Messdatenbereiches Gültigkeit besitzen. Dies bringt die Bedingung mit sich, dass die Kupplung völlig geschlossen sein muss und sich das Übersetzungsverhältnis nicht ändern darf. Um eine optimale Anpassung des Modells an die Schwingungen im Antriebsstrang zu ermöglichen, wird zusätzlich lediglich über eine einzige Sprunganregung (ein einziger Momentenaufbau) identifiziert. Dadurch wird eine Mittelwertbildung über mehrere Schwingungen verhindert.

Im Folgenden werden der verwendete Optimierungsalgorithmus zur Minimierung des Gütemaßes (3.2) vorgestellt, sowie die Identifikationsergebnisse analysiert.

3.1.1 Der Optimierungsalgorithmus

Das allgemeine Optimierungsproblem mit der Nebenbedingung \underline{c} lässt sich nach Gleichung (3.3) formulieren.

$$\min_{\underline{\xi}} f(\underline{\xi}), \quad \text{mit } \underline{c}(\underline{\xi}) \geq 0 \quad (3.3)$$

Für die Minimierung des Gütemaßes muss dabei berücksichtigt werden, dass die Modellparameter ihre physikalische Bedeutung nicht verlieren dürfen und

daher in einem sinnvollen Bereich bleiben müssen. Damit ergibt sich die Nebenbedingung

$$\underline{\xi}_{UG} \leq \underline{\xi} \leq \underline{\xi}_{OG}, \quad (3.4)$$

welche durch eine geeignete Wahl von \underline{c} in die Form aus Gleichung (3.3) umgewandelt werden kann.

Ebenso sollte gewährleistet sein, dass der Algorithmus nicht in lokalen Extrema verweilt und jede beliebige (auch nichtlineare) Gütefunktion minimieren kann.

Für die Wahl des Optimierungsalgorithmus steht eine große Auswahl an gängigen Methoden zur Verfügung. Hier sei nur der Least-Squares-Schätzer als einer der bekanntesten Vertreter genannt (weitere Informationen können [41] entnommen werden). Das hier verwendete Verfahren, die Sequentielle Quadratische Programmierung (SQP), bietet den Vorteil alle vorab genannten Anforderungen zu erfüllen.

Bevor das SQP-Verfahren erklärt wird, wird zunächst der QP-Algorithmus vorgestellt.

Optimierung mit Quadratischer Programmierung

Um ein Optimierungsproblem nach (3.3) zu lösen, welches auf einem linearen Modell, einer quadratischen Zielfunktion und linearen Begrenzungen beruht, kann die Lösung der Quadratische Programmierung zu Hilfe genommen werden. Allgemein lässt sich der Ausgangspunkt dieser folgendermaßen formulieren.

$$\min_{\underline{\xi}} \underline{\xi}^T \underline{g} + \frac{1}{2} \underline{\xi}^T \underline{H} \underline{\xi}, \quad \text{mit} \quad \underline{A}_U^T \underline{\xi} \leq \underline{b}_U, \quad \underline{A}_G^T \underline{\xi} = \underline{b}_G \quad (3.5)$$

Ein Parametervektor $\underline{\xi}$ ist nach [34] ein globales Minimum und damit die optimale Lösung des Problems (3.5), wenn \underline{H} eine symmetrische positiv definite Matrix ist und die Kuhn-Tucker Bedingungen erfüllt sind. Da in vielen Anwendungen dieses Problem in jedem Abtastschritt gelöst werden muss, ist eine geeignete numerische Lösung notwendig. Dafür wird die so genannte Active-Set-Methode (siehe [54]) verwendet. Diese geht zunächst von einer gültigen Lösung des Problems (3.5) aus und teilt dann die Begrenzungen in zurzeit aktive (die Gleichheit ist erfüllt) und nicht aktive auf. Um die Problemstellung zu vereinfachen, werden daraufhin nur noch die aktiven Gleichheitsbedingungen betrachtet. Das so entstehende QP-Unterproblem, bei dem keine Nebenbedingungen durch eine Ungleichung beschrieben werden, lässt sich mit Hilfe von

Lagrange-Multiplikatoren auf ein zu lösendes Gleichungssystem zurückführen. Erfüllt die so gefundene Lösung alle ursprünglichen Nebenbedingungen aus (3.5) und ist sie ein globales Minimum, so ist sie ebenso die Lösung des QP-Problems aus (3.5). Sind die Bedingungen aus Gleichung (3.5) dagegen nicht erfüllt, so hilft eine Liniensuche zwischen der neu gefundenen und der ursprünglichen Lösung das korrekte Ergebnis zu finden.

Optimierung mit Sequentieller Quadratischer Programmierung

Mit Hilfe des SQP-Verfahrens soll nun eine nichtlineare Funktion mit Nebenbedingungen iterativ minimiert werden. Dazu wird zunächst die zu Gleichung (3.3) zugehörige Lagrange-Funktion quadratisch approximiert (siehe [7]). Das so entstehende QP Unterproblem ergibt sich zu

$$\min_{\Delta \underline{\xi}} \Delta \underline{\xi}^T \underline{g}(k) + \frac{1}{2} \Delta \underline{\xi}^T \underline{H}(k) \Delta \underline{\xi}, \quad \text{mit} \quad \underline{c}(\underline{\xi}(k)) + \Delta \underline{\xi}^T \nabla \underline{c}(\Delta \underline{\xi}(k)) \geq 0. \quad (3.6)$$

Dabei wird die Hessematrix $\underline{H}(k)$ der Lagrange-Funktion iterativ bestimmt. Der Vektor $\underline{g}(k)$ beinhaltet die Ableitungen der zu minimierenden Funktion nach den Parametern. Die Lösung von (3.6) wird, wie im Abschnitt zuvor beschrieben, mit Hilfe der Active-Set-Methode bestimmt. Der neue Parametervektor ergibt sich dann zu

$$\underline{\xi}(k+1) = \underline{\xi}(k) + \underline{\alpha} \Delta \underline{\xi}. \quad (3.7)$$

Dabei resultiert der Vektor $\underline{\alpha}$ aus einer Liniensuche mit einem zusätzlichen Gütekriterium, welches Lösungen nahe der definierten Grenzen bestraft. Die rekursive Berechnung wird abgebrochen, sobald der Gradient der Lagrange-Funktion klein genug ist.

3.1.2 Ergebnisse

In den Abbildungen 3.2 und 3.3 werden die Identifikationsergebnisse mit dem oben beschriebenen herkömmlichen Verfahren den Messdaten gegenübergestellt. Dabei steht Gang 2 repräsentativ für niedrige Gänge und Gang 4 für hohe. Neben der Drehzahldifferenz des Antriebsstrangs Δn sind die beiden Modellzustände Motordrehzahl n_{kw} und Raddrehzahl n_{rad} abgebildet.

An den Verläufen der Drehzahldifferenz ist deutlich zu erkennen, dass die Schwingungen des Antriebsstrangs nicht richtig erfasst werden. Ebenso zeigt sich in Gang 4 ein deutlicher Offset der beiden Drehzahlen, der sich mit zunehmender Zeit verstärkt.

3 Identifikation

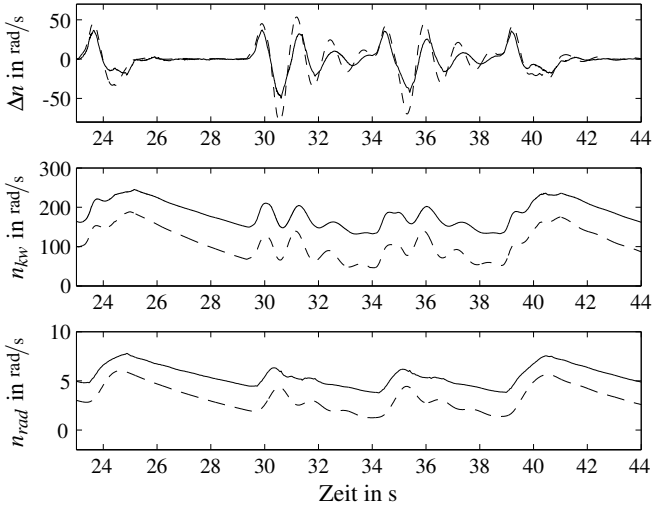


Abbildung 3.2 Identifikationsergebnisse mit herkömmlichem Verfahren in Gang 2:
– Messdaten, – – Simulationsdaten

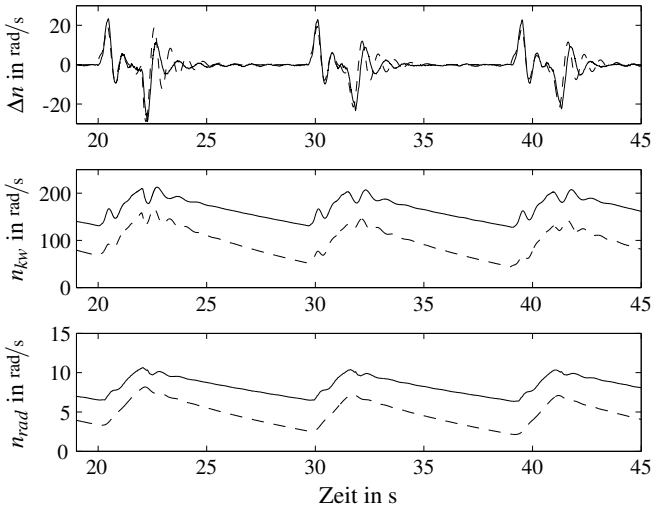


Abbildung 3.3 Identifikationsergebnisse mit herkömmlichem Verfahren in Gang 4:
– Messdaten, – – Simulationsdaten

Die Validierung des herkömmlichen Verfahrens führt zu den folgenden Schlussfolgerungen:

- **Dynamik** Die Dynamik des Antriebsstrangs wird nur unzureichend erfasst, was sich in falschen Schwingungsfrequenzen und ungenauen Amplituden niederschlägt. Die Verwendung des Modells in einem Regler würde daher zu starken Einbußen in der Performance führen.
- **Offset** Ein zunehmender Offset der Drehzahlen liefert einen fehlerinterpretierten Zusammenhang zwischen der Eingangsgröße Motoristmoment und den Drehzahlen. Da dies allerdings keinen erheblichen Einfluss auf die Dynamik des Antriebsstrangs hat und einem Regler die gemessenen Drehzahlen zur Verfügung stehen, ist dieser Offset-Fehler nur von untergeordneter Bedeutung.

3.2 Optimierung der Identifikation für schwingungsfähige Systeme

Die schlechten Identifikationsergebnisse aus Abschnitt 3.1 zeigen, dass eine Optimierung des Identifikationsverfahrens für die spezielle Anwendung bei einem schwingungsfähigen System unabdingbar ist. Dabei wird der Schwerpunkt auf der Verbesserung der Dynamikerfassung und der Reduktion des Offsets liegen. Im Folgenden werden dazu drei verschiedene Identifikationsroutinen basierend auf unterschiedlichen Gütemaßen und deren Verknüpfung vorgestellt und bewertet.

Erweiterung der Gewichtungsvektoren

Eine detaillierte Vorgabe der gewünschten Ziele ist bei einer Identifikation von besonderer Bedeutung. Daher wird zunächst zur Erhöhung der Modellgüte das Gütemaß derart angepasst, dass es das gewünschte Verhalten besser repräsentiert. Bereits in dem herkömmlichen Gütemaß nach (3.2) wurden Gewichtungsfaktoren g_{signal} definiert, welche die betrachteten Signale unterschiedlich stark hervorheben. Dabei wurden allerdings die unterschiedlichen Größenordnungen der einzelnen Signale nicht explizit berücksichtigt.

Ein Normierungsfaktor g_{norm} soll nun Abhilfe schaffen und die für die Identifikation benötigten Signale abhängig vom aktuellen Gang und somit vom aktuellen Drehzahlbereich auf denselben Wertebereich skalieren.

Die zweite Erweiterung basiert auf dem charakteristischen Verlauf einer allgemeinen Schwingung (siehe Abbildung 3.4). Die Schwingung unterteilt sich

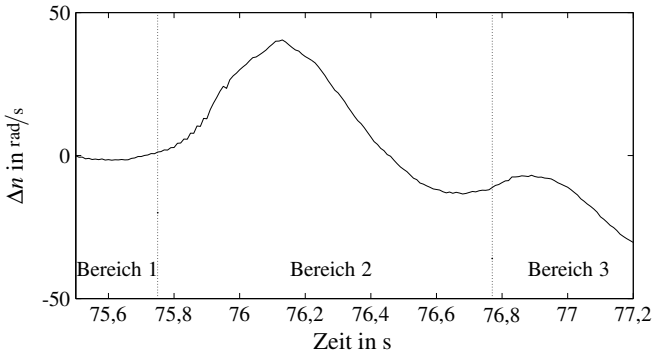


Abbildung 3.4 Der charakteristische Verlauf einer Schwingung in Gang 2

dabei in drei Bereiche: der erste Bereich vor der Schwingung, die nachfolgende Hauptschwingung (Bereich 2) und der dritte Bereich der Nebenschwingungen. Nach [71] bietet es sich an, diese Information mit in die Identifikation aufzunehmen. Von besonderem Interesse ist dabei, die Hauptschwingung möglichst exakt wiederzugeben, sowie den Startpunkt dieser zu erfassen. Die Nebenschwingungen aus dem dritten Bereich sind zwar wichtig für die Beschreibung des Antriebsstrangverhaltens, spielen aber eine untergeordnete Rolle, da sie im geregelten Fall nicht auftreten werden. Somit wird ein Gewichtungsfaktor $g_{bereich}(k)$ definiert, welcher sich über die Zeit je nach aktuellem Bereich ändert.

Der resultierende Gewichtungsfaktor ergibt sich zu

$$g_{neu}(k) = g_{signal} \cdot g_{norm} \cdot g_{bereich}(k). \quad (3.8)$$

Das zugehörige Gütemaß berechnet sich analog zu Gleichung (3.2) mit m berücksichtigten Signalen zu

$$V_{erw}(\underline{e}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^m g_{j,neu}(k) |y_{j,mess}(k) - y_{j,sim}(k)|^2. \quad (3.9)$$

Die mit dieser Erweiterung erzielten Ergebnisse für Gang 2 sind in Abbildung 3.5 zu sehen. Dabei wird die Verbesserung in der Nachbildung der Schwingungsamplituden deutlich.

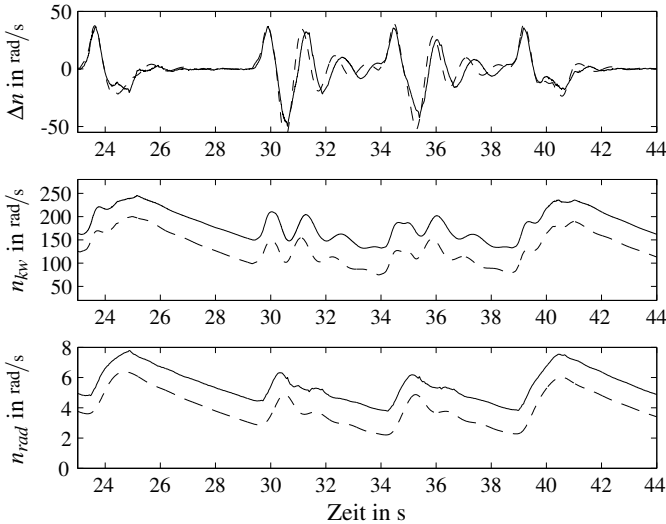


Abbildung 3.5 Identifikationsergebnisse mit erweiterter Gewichtung für Gang 2:
 – Messdaten, – – Simulationsdaten

Identifikation im Frequenzbereich

Für die Modellgüte entscheidend ist die Erfassung der Frequenz der Antriebsstrangschwingungen. Für eine genauere Detektion der vorkommenden Frequenzen und deren Wiedergabe durch das Modell wird das Gütemaß auf den Frequenzbereich erweitert. Dazu werden die Messdaten sowie die Modellausgänge mittels schneller Fourier-Transformation (FFT) transformiert. Bei einer Abtastfrequenz von $f_A = 100\text{Hz}$ wird die Frequenzauflösung $\Delta f = 0,1\text{Hz}$ gewählt. Da die zu detektierende Frequenz der Schwingung vorab nicht bekannt ist, ersetzt zur Vermeidung des Leckeffekts ein Hamming-Fenster die standard Rechteck-Fensterfunktion. Um alle Frequenzanteile des Antriebsstrangs zu erfassen, wird nicht wie zuvor nur über einen Beschleunigungsvorgang sondern über mehrere Lastwechsellvorgänge innerhalb eines Ganges identifiziert. Daran ergibt sich das neue Gütemaß mit m betrachteten Signalen zu

$$V_{FFT}(\underline{\ell}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m g_{j,signal} |FFT^*(y_{i,mess}) - FFT^*(y_{i,sim})|^2. \quad (3.10)$$

Darin bezeichnet FFT^* die mit dem Hamming-Fenster gefaltete und auf eins normierte FFT des gesamten Messdatensatzes.

Abbildung 3.6 zeigt die mit der FFT erzielten Ergebnisse in Gang 2. Dafür wurden dieselben Startwerte wie für die Ergebnisse aus den Abbildungen 3.5 und 3.2 verwendet. Die Frequenzen der Schwingungen und somit die Dynamik

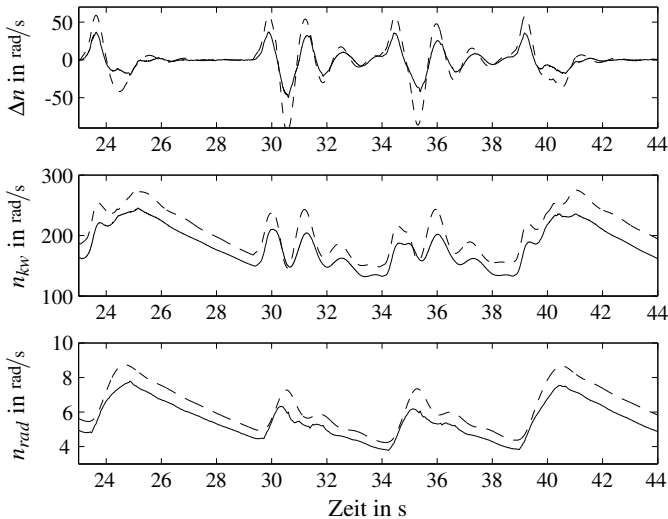


Abbildung 3.6 Identifikationsergebnisse mit FFT in Gang 2:— Messdaten, — Simulationsdaten

des Antriebsstrangs werden nun sehr gut durch das Modell wiedergegeben. Die zu großen Schwingungsamplituden lassen sich durch eine Kombination mit der Identifikation mit erweiterten Gewichtungsvektoren nach Gleichung (3.9) kompensieren.

Reduzierung des Offsets

Wurde mit den beiden zuvor vorgestellten Identifikationsroutinen die Dynamik des Modells verbessert, so wird nun die Modellgüte hinsichtlich des Offsets optimiert. Dabei wird ausgenutzt, dass nicht alle Modellparameter gleich großen Einfluss auf den Offset haben. So haben z. B. Reibparameter und solche, welche Dämpfungsverluste beschreiben, einen großen Einfluss auf einen Offset. Federsteifigkeiten und Federdämpfungen dagegen haben so gut wie keinen Einfluss. Dadurch ergibt sich das Konzept zur Reduzierung des Offsets. Nach abgeschlossener Identifikation der Dynamik mit den beiden zuvor vorgestellten Algorithmen findet die Offsetkorrektur statt. Dazu wird mit dem

herkömmlichen Gütemaß nach (3.2) über den gesamten Datensatz identifiziert. Eine Betrachtung der Drehzahldifferenz Δn ist dabei allerdings nicht sinnvoll, da diese keinen Offset aufweist. Um die Dynamik des Modells nicht wieder zu verschlechtern, werden nur diejenigen Parameter ξ_i neu identifiziert, welche einen hohen Einfluss auf den Offset aber einen geringen auf die Dynamik haben.

Abbildung 3.7 zeigt das Ergebnis der Offset-Korrektur für dieselben Startwerte wie für die vorhergehenden Ergebnisse. Der Offset zwischen Messdaten

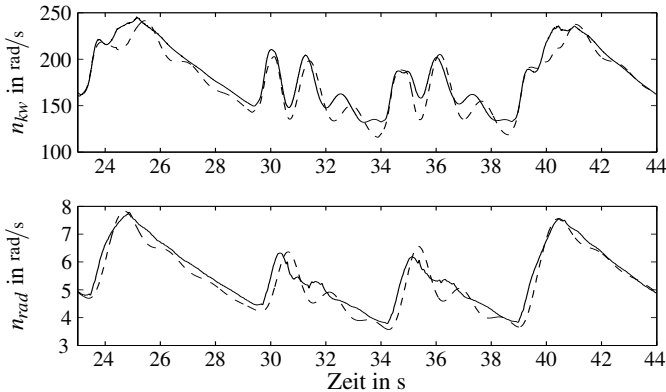


Abbildung 3.7 Identifikationsergebnisse mit Offsetkorrektur in Gang 2: – Messdaten, – – Simulationsdaten

und Modellausgängen ist nun vollständig kompensiert.

Das resultierende Identifikationsverfahren

Das resultierende Identifikationsverfahren setzt sich aus der Kombination aller drei vorgestellten Routinen zusammen. Ihr Zusammenspiel ist in Abbildung 3.8 dargestellt. Nach der Beschränkung auf ein bestimmtes Übersetzungsverhältnis findet zunächst die Identifikation der Dynamik statt. Dazu stehen im Zeitbereich das Gütemaß mit den erweiterten Gewichtungsvektoren (3.9) und das Gütemaß im Frequenzbereich (3.10) zur Verfügung. Ist die gewünschte Modellgüte hinsichtlich der Dynamik erreicht, so wird im nächsten Schritt der Offset durch die zuvor beschriebene Routine reduziert. Nach Vollendung dieser Anpassung ist die Identifikation abgeschlossen.

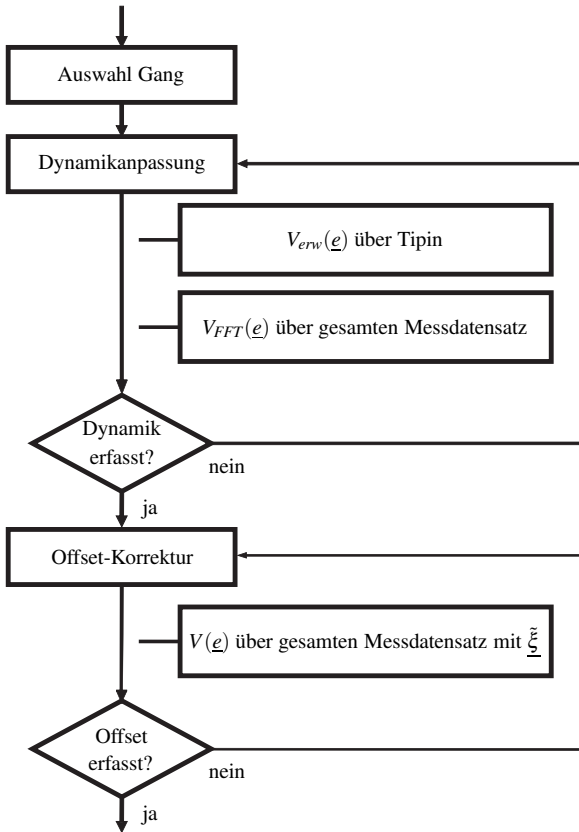


Abbildung 3.8 Der Ablauf des resultierenden Identifikationsverfahrens

3.3 Identifikationsergebnisse

Im Folgenden werden die Identifikationsergebnisse der einzelnen Modelle vorgestellt, welche mit der in Abschnitt 3.2 beschriebenen optimierten Identifikationsroutine erzielt wurden.

3.3.1 Das Antriebsstrangmodell

Zunächst werden die Modelle zur Beschreibung des Antriebsstrangs untersucht. Dabei wird das resultierende Ergebnis der Identifikation nach Abbildung 3.8 für das Reglermodell sowie für das Simulationsmodell vorgestellt.

Das Reglermodell

Abbildungen 3.9 und 3.10 zeigen die Ergebnisse für das Reglermodell aus 2.3.1.

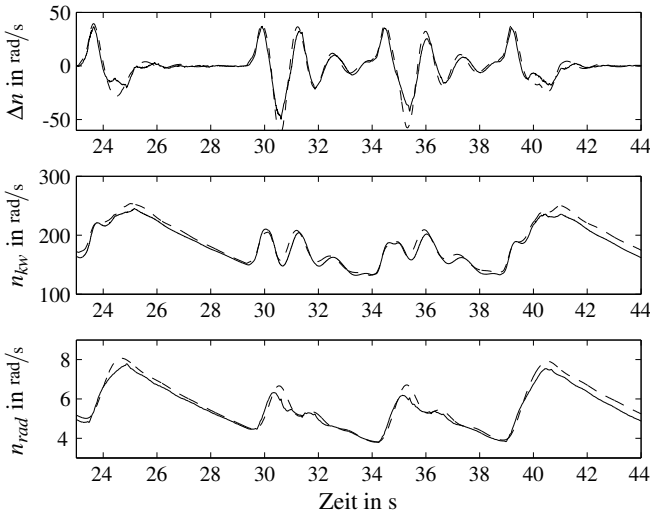


Abbildung 3.9 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Reglermodell in Gang 2: – Messdaten, –– Simulationsdaten

Es ist ersichtlich, dass das Modell in Gang 2 die Dynamik der Messdaten sehr gut erfasst, es treten lediglich kleine Abweichungen in den Amplituden der Schwingungen auf. In Gang 4 liegt bei einer sehr guten Erfassung des Momentenaufbaus ein leichter Phasenversatz für den Momentenabbau vor. Dies könnte durch eine Parameterumschaltung in Abhängigkeit vom Beschleunigungszustand verbessert werden. Da allerdings ein möglichst einfaches Modell für den Regler benötigt wird, wird hierauf verzichtet.

Für das Reglermodell ist die Betrachtung der Stabilität, der Beobachtbarkeit und der Steuerbarkeit von großem Interesse. Eine Stabilitätsanalyse nach dem Kriterium für Ein-Ausgangsstabilität nach [52] bestätigt die Stabilität des identifizierten Reglermodells für alle Gänge durch die negativen Realteile aller seiner Pole. Ebenso liefert die Analyse nach Steuer- und Beobachtbarkeit nach Kalman (siehe [26]) die Steuerbar- und Beobachtbarkeit des Modells.

3 Identifikation

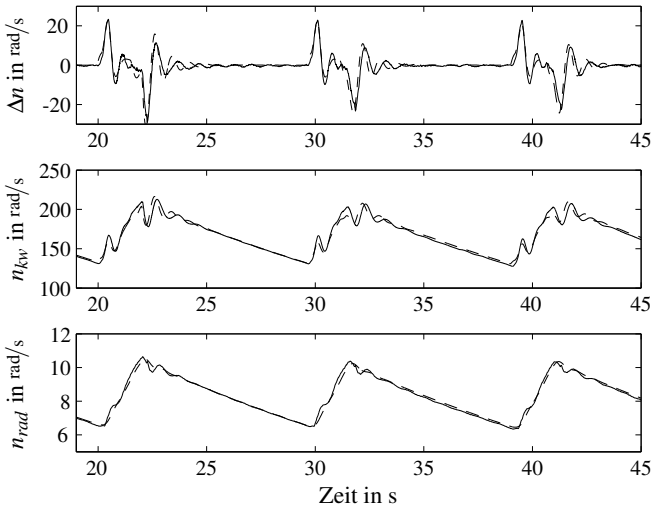


Abbildung 3.10 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Reglermodell in Gang 4: – Messdaten, – – Simulationsdaten

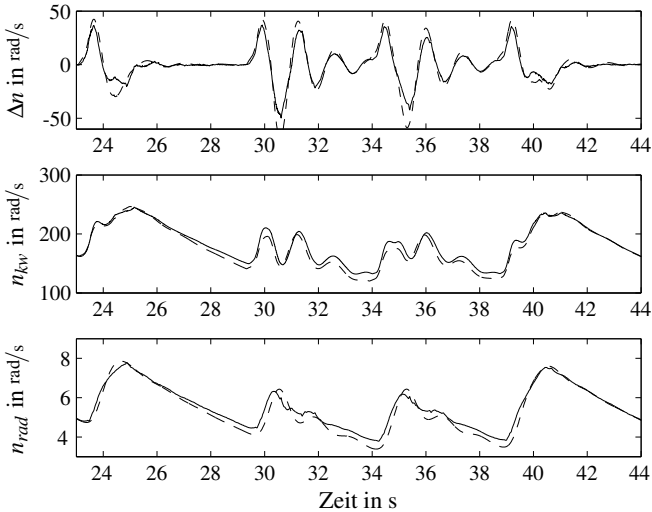


Abbildung 3.11 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Simulationsmodell in Gang 2: – Messdaten, – – Simulationsdaten

Das Simulationsmodell

Die Ergebnisse des Simulationsmodells mit geschlossenem Antriebsstrang sind in den Abbildungen 3.11 und 3.12 zu sehen. Dabei ist im Vergleich zum Reglermodell eine Verbesserung für niedrige Gänge nicht zu erkennen, da dieses Verhalten bereits im einfachen Modell gut erfasst wurde. Die Schwingungen in den hohen Gängen werden jetzt aber richtig wiedergegeben, so dass dieses Modell eindeutige Aussagen über das Schwingverhalten des Antriebsstrangs für alle Gänge zulässt.

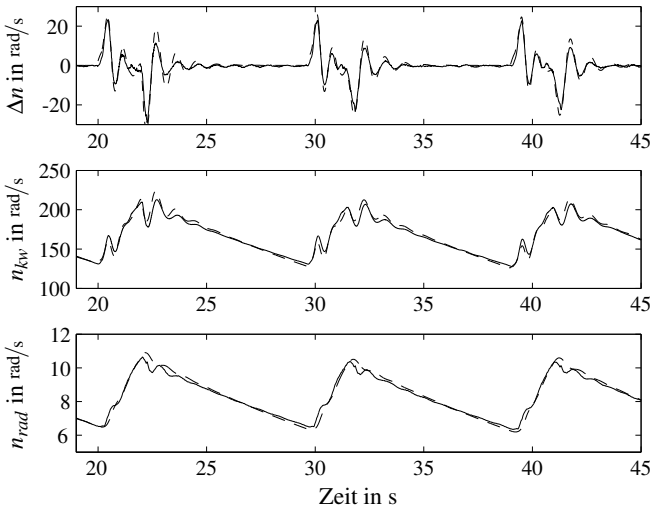


Abbildung 3.12 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Simulationsmodell in Gang 4: – Messdaten, – – Simulationsdaten

Das Verhalten des Modells während eines Schaltvorganges kann Abbildung 3.13 entnommen werden. Diese zeigt Hochschaltvorgänge von Gang 2 nach Gang 4 und von Gang 4 nach Gang 6. Die Verbesserung durch die Modellumschaltung im Gegensatz zum Simulationsmodell ohne Kupplung (gepunktet) ist deutlich zu erkennen. Die gute Übereinstimmung zwischen den Messdaten und den Simulationsergebnissen bestätigt die Gültigkeit des vereinfachten Modellansatzes für Schaltvorgänge nach Abschnitt 2.3.2.

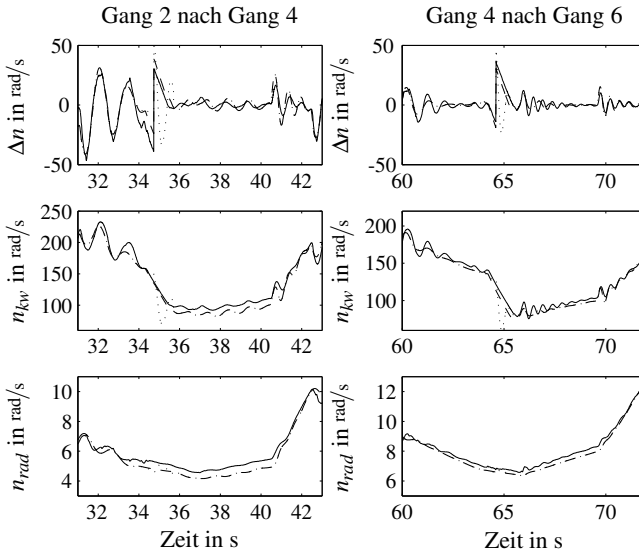


Abbildung 3.13 Das Simulationsmodell während Schaltvorgängen: — Messdaten, — — Simulationsmodell mit Kupplung, ··· Simulationsmodell ohne Kupplung

3.3.2 Das Fahrzeugmodell

Nun erfolgt die Validierung der Ergebnisse des Fahrzeugmodells aus Abschnitt 2.4.

Die aus dem Fahrzeugmodell resultierenden relevanten Größen wie z. B. das Nicken des Fahrerhauses $v_{nick, fhs}$ und die Beschleunigung in Längsrichtung des Fahrerhauses $a_{x, fhs}$ reichen für eine Beurteilung des Fahrzeugmodells nicht aus. Die Berechnung der so genannten Fahrerhausgrößen basiert hauptsächlich auf den Ergebnissen des Nickverhaltens des Rahmens. Daher wird hier zunächst die Nickgeschwindigkeit des Rahmens $v_{nick, ra}$ den Messdaten gegenübergestellt (siehe Abbildung 3.14).

Die Verläufe des Modells sind fast deckungsgleich mit den Messdaten. Nur in Gang 2 gibt es wenige kleine Abweichungen.

Die Identifikationsergebnisse der Fahrerhausgrößen sind den Abbildungen 3.15 bis 3.18 zu entnehmen. Alle simulierten Ergebnisse der vier Größen (Nickgeschwindigkeit $v_{nick, fhs}$, x-Beschleunigung $a_{x, fhs}$, Wankgeschwindigkeit $v_{wank, fhs}$ und z-Beschleunigung $a_{z, fhs}$) zeigen im Vergleich zu den Messdaten sehr gute Ergebnisse. Der kleine Fehler im Nicken des Rahmens in Gang 2

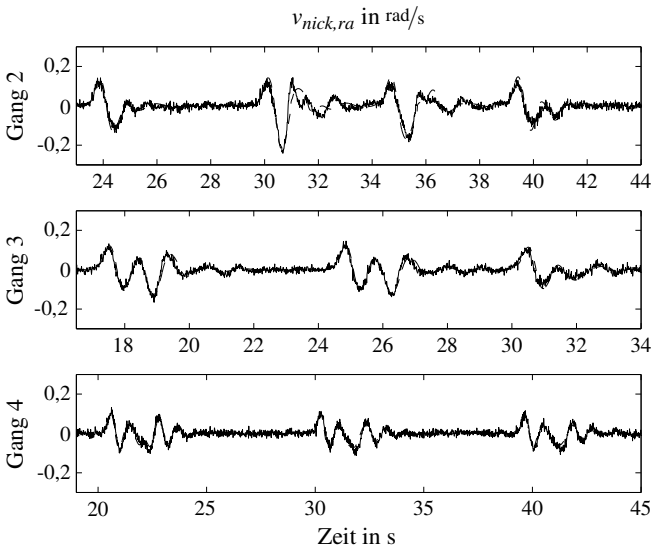


Abbildung 3.14 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Rahmenmodell in den Gängen 2 bis 4:— Messdaten, — — Simulationsdaten

zeigt auch eine Auswirkung auf die Größen des Fahrerhauses. Die teilweise leichten Abweichungen von den Messdaten sind für die Verwendung des Fahrerhausmodells nicht relevant, da diese nur für das Bewertungsverfahren nach Kapitel 4 Einsatz finden werden. Dies bedeutet, dass nicht der exakte zeitliche Verlauf der Schwingungen sondern z. B. die Amplitude der Hauptschwingungen von Interesse ist.

Insgesamt gilt, dass sowohl das Simulationsmodell als auch das Fahrerhausmodell die Messdaten sehr gut nachbilden können und somit eine Validierung basierend auf diesen Modellen gerechtfertigt ist.

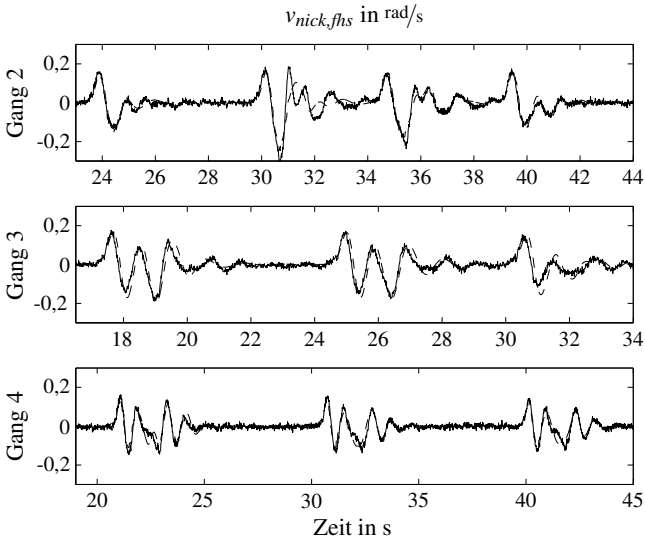


Abbildung 3.15 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Nicken des Fahrerhauses in den Gängen 2 bis 4: – Messdaten, – – Simulationsdaten

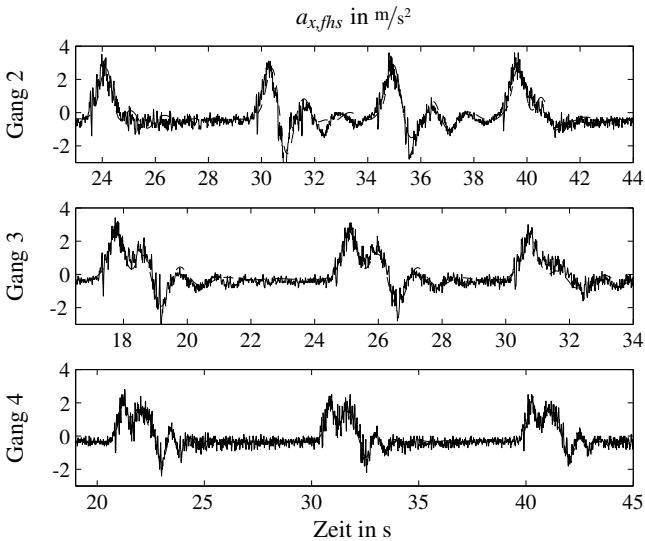


Abbildung 3.16 Das resultierende Identifikationsergebnis für die x-Beschleunigung des Fahrerhauses in den Gängen 2 bis 4: – Messdaten, – – Simulationsdaten

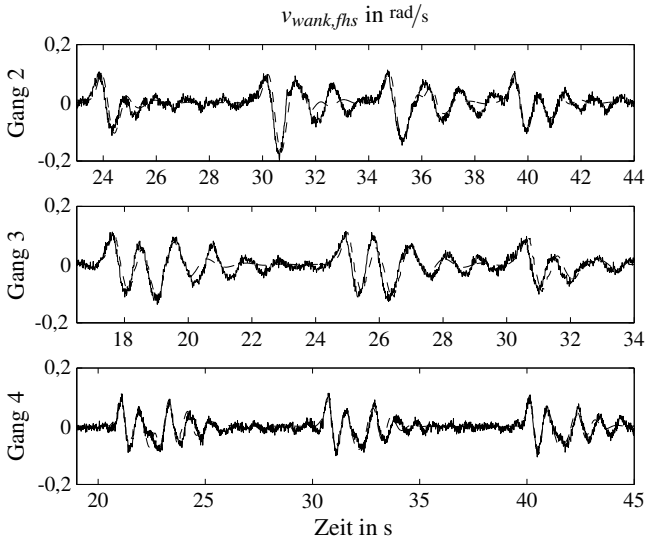


Abbildung 3.17 Das resultierende Identifikationsergebnis für das Wanken des Fahrerhauses in den Gängen 2 bis 4: — Messdaten, - - Simulationsdaten

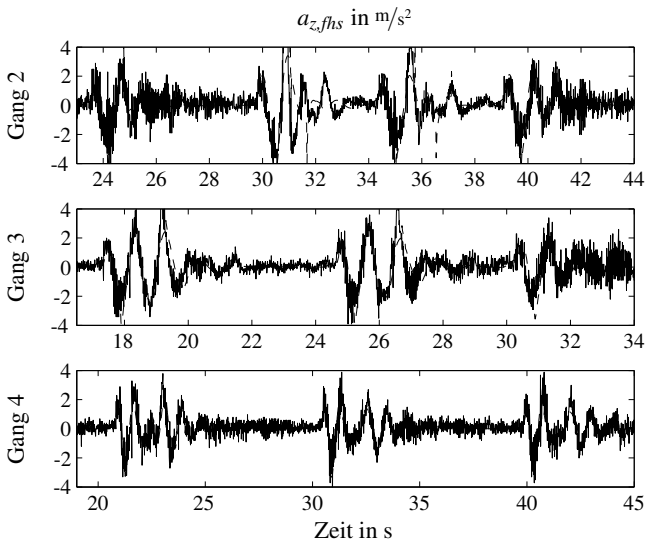


Abbildung 3.18 Das resultierende Identifikationsergebnis für die z-Beschleunigung des Fahrerhauses in den Gängen 2 bis 4: — Messdaten, - - Simulationsdaten

4 Bewertung des Fahrverhaltens

Ein Vergleich verschiedener Regelungskonzepte ist nur möglich, wenn eine objektive Bewertung der Güte dieser durchgeführt werden kann. Das Ziel dieser Arbeit ist es (siehe auch Abschnitt 1.1) das dynamische Verhalten des Fahrzeuges und den Komfort für die Fahrzeuginsassen zu verbessern. Daher ist eine Bewertung der Komponenten Dynamik und Komfort unabdingbar. Eine Bewertung der Dynamik bzw. des Ansprechverhaltens eines Fahrzeuges ist sehr einfach über objektive Messdaten wie der Längsbeschleunigung möglich und wird in Abschnitt 4.1 vorgestellt. Der Komfort dagegen ist eine subjektive Empfindung jedes einzelnen Fahrzeuginsassen und kann nicht direkt aus den Messdaten abgelesen werden. Daher erfolgt in Abschnitt 4.2 die Herleitung eines Komfort-Bewertungsverfahrens, welches anhand von objektiven Messdaten den subjektiven Komforteindruck ermitteln kann.

4.1 Bewertungsverfahren für die Dynamik eines Nutzfahrzeuges

Unter dem Begriff Dynamik versteht man nach D'Alembert [19] die Lehre vom Zusammenhang zwischen Kräften und den durch sie erzeugten Bewegungen. Übertragen auf den LKW entspricht dies der Reaktion des Fahrzeuges auf sich ändernde Motormomente, das so genannte Ansprechverhalten. Führt das Fahrzeug nach einer abrupten Änderung des Fahrerwunsches eine schnelle Beschleunigung aus, so spricht man von einer hohen Dynamik. Steigt die Beschleunigung oder die Geschwindigkeit des Fahrzeuges trotz schneller Anforderung nur langsam an so entspricht dies einer niedrigen Dynamik. Um diesen Sachverhalt objektiv unterscheiden zu können, werden im Folgenden für die Längsbeschleunigung des Fahrzeuges und für die Radgeschwindigkeit je ein Kennwert vorgestellt. Dabei beschreibt ein kleinerer Kennwert eine höhere Dynamik. Somit ist ein Vergleich unterschiedlicher Regelungskonzepte hinsichtlich der Dynamik ermöglicht.

Kennwert für die Längsbeschleunigung

Für die Kennwertberechnung der Längsbeschleunigung des Fahrzeuges wird die Längsbeschleunigung des Fahrerhauses $a_{x, fhs}$ herangezogen, da diese der

vom Fahrer wahrgenommenen Längsbeschleunigung entspricht. Dabei ist von Interesse, wie lange das Fahrzeug für eine definierte Beschleunigungsänderung benötigt. Bei einer gesuchten Beschleunigungsänderung von $\Delta a_{x,fhs} = 1\text{m/s}^2$ ergibt sich der Kennwert aus der Zeitdifferenz

$$K_{dyn,a_{x,fhs}} = t_{\Delta a_{x,fhs}} - t_{tip} \quad \text{mit} \quad t_{\Delta a_{x,fhs}} = t(a_{x,fhs} = a_{x,fhs}(t_{tip}) \pm 1\text{m/s}^2). \quad (4.1)$$

Darin beschreibt t_{tip} den Zeitpunkt zu dem eine Beschleunigungsänderung durch eine Momentenänderung angefordert wird. Die Unterscheidung ob eine positive oder negative Beschleunigungsänderung vorliegt kann über den Gradienten der Momentenänderung bestimmt werden. Der so resultierende Kennwert entspricht der Konvention je kleiner der Wert desto größer die Dynamik.

Kennwert für die Geschwindigkeit

Der Informationsgehalt des Beschleunigungs-Kennwertes lässt bereits eine Aussage über die Dynamik des Fahrzeuges zu. Oftmals interessiert aber auch wie die Dynamik des Antriebsstrangs und somit dessen Kraftübertragung sich ändert. Dazu wird die Raddrehzahl und insbesondere deren Änderung innerhalb eines Zeitintervalls betrachtet. Daraus ergibt sich für den zweiten Dynamik-Kennwert

$$K_{dyn,n_{rad}} = \begin{cases} \frac{\Delta t}{n_{rad}(t_{tip} + \Delta t) - n_{rad}(t_{tip})} & \text{für Momentenaufbau} \\ \frac{\Delta t}{1,5\text{rad/s}^2 \Delta t + n_{rad}(t_{tip}) - n_{rad}(t_{tip} + \Delta t)} & \text{für Momentenabbau} \end{cases} \quad (4.2)$$

für das Zeitintervall $\Delta t = 1\text{s}$. Um auch hier die Konvention einzuhalten, muss zwischen Momentenauf- und -abbau unterschieden werden. Bei einem Momentenabbau muss zusätzlich ein additiver Faktor hinzugefügt werden, um bei einer Invertierung eine korrekte Zuordnung trotz negativer Geschwindigkeitsunterschiede sicherzustellen.

Weitere Beurteilungskriterien

Weitere Beurteilungskriterien, welche die Dynamik eines Fahrzeuges beschreiben und zusätzliche Information zu den beiden bereits vorgestellten Kennwerten enthalten, sind für den Sonderfall Schaltvorgang zu betrachten. Hierbei interessiert zusätzlich wie schnell der Schaltvorgang abgeschlossen wurde. Dies soll über die Zeitdifferenz Δt_{schalt} vom Startzeitpunkt t_{SV} bis zum Endzeitpunkt der Schaltung betrachtet werden. Dabei wird der Startzeitpunkt als derjenige

Zeitpunkt festgelegt, zu dem ein Gangwechsel angefordert wird und als Endzeitpunkt derjenige, an dem die Antriebsstrangtorsion wieder zur Hälfte aufgebaut wurde. Gleichung (4.3) modelliert diesen Zusammenhang.

$$\Delta t_{\text{schalt}} = t(0,5\Delta\alpha_{SV}) - t_{SV} \quad \text{mit} \quad \Delta\alpha_{SV} = \Delta\alpha(t_{SV}) \quad (4.3)$$

4.2 Bewertungsverfahren für den Komfort eines Nutzfahrzeuges

Der Komfort in einem Nutzfahrzeug während Beschleunigungsvorgängen kann im Gegensatz zur Dynamik nicht direkt aus bekannten Signalen bestimmt werden. Allgemein spiegelt der Komfort das subjektive Urteil der Fahrzeuginsassen wieder, in dem alle Einzeleindrücke zusammengefasst werden. Dabei spielen nach [50] bei einem PKW hauptsächlich die Einflussfaktoren Akustik, Ansprechverhalten, Fahrzeuglängsbeschleunigung und bei Schaltvorgängen zusätzlich die Schalthäufigkeit eine wichtige Rolle. Das Ansprechverhalten ist bereits mit der Beurteilung der Dynamik erfasst. Die Themengebiete Akustik und Schalthäufigkeit fallen nicht unter die hier betrachtete Problemstellung (vgl. Abschnitt 1.1). Damit verbleibt der für Beschleunigungsvorgänge wichtigste Aspekt des Verlaufs der Fahrzeuglängsbeschleunigung.

Der Einfluss von Beschleunigungen und Schwingungen auf den Menschen hängt sehr stark von der Art der Übertragung auf diesen ab. So werden im Falle einer sitzenden Person in einem Fahrzeug nach [2] die Schwingungen über die Füße, das Gesäß und den Rücken in den menschlichen Körper eingeleitet. Dieser nimmt hauptsächlich Schwingungen im Bereich von etwas 5 – 10Hz wahr (siehe [9]), wobei der Bereich zwischen 4 – 7Hz Resonanzen im menschlichen Körper eines Sitzenden anregt (siehe [66]). Dabei hängt die Wahrnehmung neben der Frequenz zusätzlich von der Amplitude, der Richtung, der Dauer der Schwingung und einer Wahrnehmungsschwelle des Menschen ab, die von Individuum zu Individuum unterschiedlich ist (siehe [2]). Nach [66] können neben der Beeinträchtigung des Wohlbefindens angeregte Resonanzen auch zur Leistungsminderung führen. Grundsätzlich werden allerdings Änderungen in den Signalen durch den Menschen viel deutlicher als konstante Verläufe wahrgenommen (siehe [30]).

In [30], [36], [50] und [27] wurden bereits Verfahren zur Bestimmung des Komforts für PKW während Schaltvorgängen entwickelt. Aufbauend auf diesen Ansätzen erfolgt nun der Entwurf eines Bewertungsverfahrens für den Komfort in Nutzfahrzeugen während Beschleunigungsvorgängen. Dazu wird zunächst das Verfahren an sich beschrieben und daraufhin identifiziert und validiert. Die Unterschiede des hier entwickelten Komfort-Bewertungsverfahrens

zu den bereits bestehenden Verfahren werden in Abschnitt 4.2.1 bei den jeweiligen Teilaspekten herausgearbeitet.

4.2.1 Der Aufbau des Komfort-Bewertungsverfahrens

Der Ablauf des Komfort-Bewertungsverfahrens ist Abbildung 4.1 zu entnehmen. Nach der Erfassung aller relevanten Beschleunigungen $a_{i,fhs}$ des Fahrer-

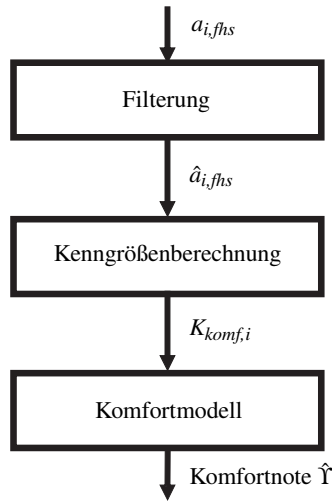


Abbildung 4.1 Der Ablauf des Komfort-Bewertungsverfahrens

hauses werden diese mittels Filterung vorverarbeitet. Dabei soll die menschliche Schwingungsempfindung nachgebildet werden. Aus den gefilterten Daten $\hat{a}_{i,fhs}$ werden im nächsten Schritt verschiedene Kenngrößen $K_{k\text{omf},i}$ berechnet, welche die verschiedenen Einflussfaktoren auf den Komfort beschreiben. Nach der Verarbeitung in einem Komfortmodell resultiert eine Komfortnote \hat{Y} , welche analog zum Schulnotensystem den Komfort des Fahrzeuges beschreibt.

Im Folgenden wird auf die Teilschritte näher eingegangen.

Relevante Größen

Im Gegensatz zu den Ansätzen aus dem PKW-Bereich werden hier nicht nur die Längsbeschleunigung sondern Beschleunigungen aller Bewegungsrichtungen betrachtet. Der gefederte Aufbau des Nutzfahrzeuges (siehe Abschnitt 2.2)

begründet diese Vorgehensweise. Da der Fahrer nur diejenigen Beschleunigungen wahrnehmen kann, welche auf das Fahrerhaus wirken, werden nur dort gemessene Beschleunigungen betrachtet. Der Einfluss des Fahrersitzes hängt nach [55] vom Gewicht des Fahrers sowie der Federung des Sitzes ab. Da diese beiden Faktoren aber sehr stark variieren, wird der Einfluss des Fahrersitzes hier vernachlässigt. Eine indirekte Berücksichtigung findet jedoch durch die spätere Identifikation des Verfahrens statt.

Die möglichen Bewegungsrichtungen des Fahrerhauses sind neben den drei translatorischen (x , y und z) die drei Rotationsrichtungen Wanken r_x , Nicken r_y und Gieren r_z . Aufgrund des Aufbaus des Fahrzeuges ist ein starkes Gieren bzw. eine starke y -Beschleunigung nicht zu erwarten. Dies kann durch die Analyse von Messdaten bestätigt werden. Somit verbleiben die Längsbeschleunigung $a_{x, fhs}$ die Beschleunigung in z -Richtung $a_{z, fhs}$, die Nickbeschleunigung $a_{nick, fhs}$ und die Wankbeschleunigung $a_{wank, fhs}$. Neben der Längsbeschleunigung spielt auch deren Ableitung, der so genannte Ruck, eine große Rolle, da die Beschleunigungsänderung ebenfalls sehr stark wahrgenommen wird.

Somit stehen fünf verschiedene Signale zur Beurteilung des Komforts zur Verfügung.

Filterung

Wie schon zu Beginn dieses Kapitels erwähnt, nimmt der Mensch nicht alle Schwingungsfrequenzen und Signalverläufe gleich stark wahr. Um die menschliche Wahrnehmung von Schwingungen nachzubilden, wurden in [1] Filterfunktionen für die verschiedenen Anwendungen und Bewegungsrichtungen definiert. Die Abhängigkeit der menschlichen Resonanzfrequenzen von dessen Körperbau bzw. Verfassung (siehe [17]) wurde dabei nicht berücksichtigt. Für einen sitzenden Menschen werden danach drei verschiedene Filter benötigt: einen für die Längsbeschleunigung $a_{x, fhs}$, einen für die z -Beschleunigung $a_{z, fhs}$ und einen für die beiden Rotationsbewegungen Nicken und Wanken. Die einzelnen Filter setzen sich dabei aus einem Bandpass zur Abbildung der relevanten Frequenzbereiche und einem Gewichtungsfilter zum Nachbilden der menschlichen Wahrnehmung zusammen. Abbildung 4.2 zeigt die Amplitudengänge der drei kontinuierlichen Filter. Dabei wird der Frequenzbereich von ca. 0,7Hz bis 10Hz am stärksten berücksichtigt.

Abbildung 4.3 zeigt ein Beispiel für die Auswirkung der Filterung auf die Längsbeschleunigung $a_{x, fhs}$. Die Gleichanteile der Schwingungen werden eliminiert.

Mit diesen Filtern werden die am Fahrerhaus gemessenen Beschleunigungen im Gegensatz zu den bereits bekannten Ansätzen für PKW gefiltert.

4 Bewertung des Fahrverhaltens

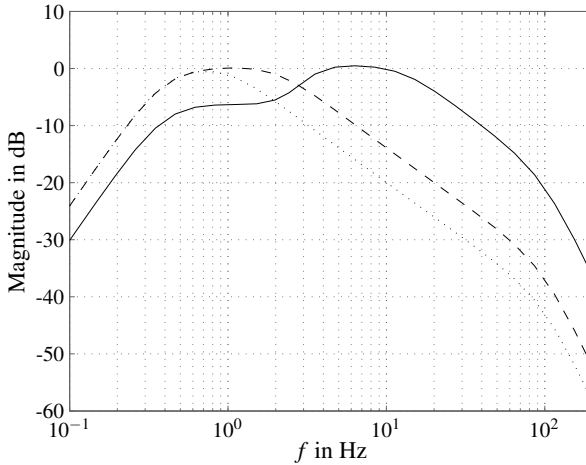


Abbildung 4.2 Amplitudengänge der kontinuierlichen Filter zur Nachbildung des menschlichen Schwingungsempfindens: — für x -Richtung, -- für z -Richtung, ... für Rotationsrichtungen

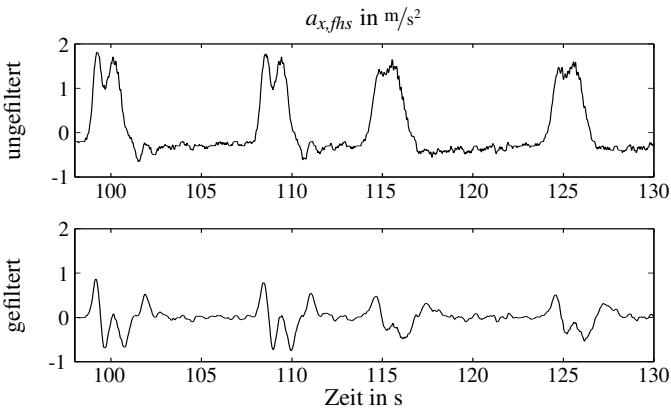


Abbildung 4.3 Die Auswirkung der Filterung für die Längsbeschleunigung

Bestimmung von Kenngrößen

Nach der Filterung der Signale erfolgt im nächsten Schritt die so genannte Objektivierung. Diese umfasst allgemein die objektive Beschreibung von sub-

jektiven Größen und ist für das subjektive Komfortempfinden nach [9] noch Gegenstand heutiger Grundlagenforschung. In der hier angewendeten Objektivierung, der Beschreibung subjektiven Empfindens durch definierte Kriterien, wird der Momentenauf- und -abbau getrennt berücksichtigt. Dies hat den Vorteil, dass sowohl Schalt- als auch Lastwechselvorgänge, welche sich nur in der Abfolge der Beschleunigungsänderungen unterscheiden, mit den gleichen Kriterien bzw. Kenngrößen erfasst werden können. Dabei ist die Art der Berechnung dieser sowohl für den Tipin als auch für den Tipout gleich, sie sollen lediglich separat analysiert werden.

Im Folgenden werden die relevanten Signaleigenschaften analysiert und die daraus resultierenden Kenngrößen vorgestellt. Dabei spiegelt eine niedrige Kenngröße einen hohen und eine hohe Kenngröße einen niedrigen Komfort wieder.

Wie bereits erwähnt, hängt die Wahrnehmung von Schwingungen nicht nur von deren Frequenz sondern auch von deren Stärke, Dauer und Richtung ab. Da die Stärke einer Schwingung gleichbedeutend mit ihrer Amplitude ist, wird diese näher betrachtet. Die Dauer der Schwingung kann über eine genauere Untersuchung der Nebenschwingungen erfasst werden. Neben den verschiedenen Raumrichtungen soll auch die Richtung der Schwingung in Bezug auf die Bewegung des Fahrzeuges in Längsrichtung analysiert werden. Dies führt zu fünf Kriterien, welche nun vorgestellt werden.

Die bereits bestehenden Verfahren aus dem PKW-Bereich beziehen sich hauptsächlich auf die Amplitude der Hauptschwingung, den nicht gewichteten gegenläufigen Flanken und der Energie für die Signale Längsbeschleunigung und Ruck.

Amplitude der Hauptschwingung Die Amplitude der Hauptschwingung (HS) beschreibt die Stärke der Schwingung, der der Fahrer ausgesetzt ist. Je größer die Amplituden sind, desto unangenehmer wird das Fahrzeugverhalten. Abbildung 4.4 a zeigt diesen Kennwert exemplarisch für die Schwingung der Nickbeschleunigung $a_{nick, fhs}$. Das erste Maximum nach dem Momentenaufbau und das folgende Minimum ergeben die gesuchte Amplitude. Somit resultiert die erste Kenngröße zu

$$K_{komf,1} = \max_{HS}(\hat{a}_{i,fhs}, \hat{a}_{x,fhs}) - \min_{HS}(\hat{a}_{i,fhs}, \hat{a}_{x,fhs}). \quad (4.4)$$

Da im Falle des Rucks $\dot{a}_{x,fhs}$ jede einzelne Teilschwingung als besonders unangenehm empfunden wird, werden für diesen zusätzlich die Amplituden aller Schwingungen berücksichtigt. Eine Gewichtung $g_{K_{komf,1b}}$ der Schwingungen, welche sich mit dem zeitlichen Abstand zur Momentenänderung erhöht, soll

später auftretende Rucke bestrafen. Die resultierende Kenngröße ergibt sich mit M Schwingungen (S), dem Zeitpunkt t_j der j -ten Schwingung und einem konstanten Faktor c zu

$$K_{komf,1b} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M g_{K_{komf,1b}}(t_j) \max_{S_j} |\hat{a}_{x,fhs}| \quad (4.5)$$

$$\text{mit } g_{K_{komf,1b}}(t) = c \sqrt{t - t_{iip}}. \quad (4.6)$$

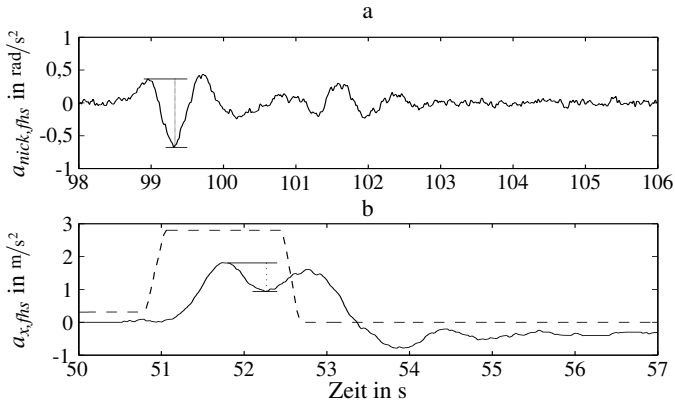


Abbildung 4.4 Kenngrößen $K_{komf,1}$, $K_{komf,3}$ am Beispiel $a_{nick,fhs}$ und $a_{x,fhs}$

Energie der Schwingung Um nicht nur die Stärke der Schwingungen sondern auch deren Verlauf und Dauer mit einfließen zu lassen, wird deren Energie betrachtet. Die allgemeine Berechnung über das Integral des Quadrates des Signals wird dabei aufgrund der diskreten Signale durch eine Summenbildung ersetzt. Somit resultiert die zweite Kenngröße für die Schwingung der z-Beschleunigung mit der Anzahl der Abtastschritte innerhalb des betrachteten Intervalls N zu

$$K_{komf,2} = \frac{1}{N} \sum \hat{a}_{z,fhs}^2. \quad (4.7)$$

Für die anderen vier Größen kann eine detailliertere Untersuchung erfolgen, da hier eine deutliche Unterscheidung zwischen Haupt- und Nachschwingungen getroffen werden kann. Die immer auftretende Hauptschwingung wurde bereits mit der ersten Kenngröße abgedeckt. Daher wird nicht die Energie der

gesamten Schwingung sondern nur die der unerwünschten Nachschwingungen (NS) betrachtet.

$$K_{komf,2b} = \frac{1}{N} \sum_{NS} (\hat{a}_{x,fls}, \hat{a}_{nick,fls}, \hat{a}_{wank,fls}, \hat{a}_{x,fls})^2 \quad (4.8)$$

Gegenläufige Flanken Aufgrund der Bedeutung der Längsbeschleunigung wird diese detaillierter untersucht. Änderungen in der Beschleunigung werden wie bereits erwähnt vom Menschen deutlicher wahrgenommen als konstante Verläufe. Somit gelten gegenläufige Flanken als unangenehme Komponente der Beschleunigung. Abbildung 4.4 b zeigt am Beispiel von $a_{x,fls}$ gegenläufige Flanken. Diese weisen sich dadurch aus, dass entgegen der gewünschten Beschleunigungsrichtung (z. B. bei einem Tipin (siehe gestrichelter Sollmomentenverlauf) eine positiv steigende Beschleunigung) kurze Beschleunigungsverläufe in die entgegengesetzte Richtung (bei ca. $t = 52s$) vorkommen. Die zugehörige Kenngröße berechnet sich für einen Momentenaufbau und M gegenläufigen Flanken zu

$$K_{komf,3} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M \left[g_{K_{komf,3}}(t_j) \left(\max_{\hat{a}_{x,fls} < 0} (\hat{a}_{x,fls}) - \min_{\hat{a}_{x,fls} < 0} (\hat{a}_{x,fls}) \right)_{S_j} \right] \quad (4.9)$$

mit $g_{K_{komf,3}}(t) = c(t - t_{tip})$.

Durch die zeitliche Gewichtung $g_{K_{komf,3}}$ werden später auftretende gegenläufige Flanken stärker berücksichtigt.

Schwellwertüberschreitung Unabhängig vom Verlauf der Beschleunigungen sollten diese einen bestimmten Schwellwert nicht übersteigen. Aufgrund der baulichen Gegebenheiten des Fahrzeuges reicht es aus, eine Schwellwertbetrachtung nur für die Längsbeschleunigung durchzuführen. Dieser Schwellwert wurde hier auf $3m/s^2$ festgelegt.

$$K_{komf,4} = \begin{cases} 0 & \text{für } |\hat{a}_{x,fls}| \leq 3m/s^2 \\ 1 & \text{für } |\hat{a}_{x,fls}| > 3m/s^2 \end{cases} \quad (4.10)$$

Abweichung vom Mittelwert Durch eine Filterung der Längsbeschleunigung nach [1] können Frequenzanteile verloren gehen. Da die Längsbeschleunigung die für die Komfortbestimmung wichtigste charakteristische Größe darstellt, wird für sie zusätzlich eine Auswertung ohne Filterung durchgeführt.

Anstatt die absoluten Anteile des Signals durch Filterung zu unterdrücken, erfolgt die Auswertung indem die Abweichung des ungefilterten Signals von seinem Mittelwert berechnet wird.

$$K_{komf,5} = \frac{1}{N} \sum_{NS} (a_{x,fhs}(t) - \bar{a}_{x,fhs}(t))^2 \quad (4.11)$$

Der Mittelwert $\bar{a}_{x,fhs}(t)$ wird dabei als moving average gebildet.

Die oben vorgestellten fünf Kenngrößenberechnungen werden auf die fünf charakteristischen Signale angewandt und resultieren insgesamt zu 13 Kenngrößen, welche für den Momentenaufbau in einen Kenngrößenvektor $\underline{K}_{komf,auf}$ und für den Momentenabbau in $\underline{K}_{komf,ab}$ zusammengefasst werden. Tabelle 4.1 zeigt für jedes Signal die ermittelten Kenngrößen.

Signal	Kenngrößen
$a_{x,fhs}$	$K_{komf,1}, K_{komf,2b}, K_{komf,3}, K_{komf,4}, K_{komf,5}$
$\dot{a}_{x,fhs}$	$K_{komf,1}, K_{komf,2b}, K_{komf,1b}$
$a_{z,fhs}$	$K_{komf,2}$
$a_{nick,fhs}$	$K_{komf,1}, K_{komf,2b}$
$a_{wank,fhs}$	$K_{komf,1}, K_{komf,2b}$

Tabelle 4.1 Berechnete Kenngrößen für die einzelnen charakteristischen Signal

Modellansätze

Die Kenngrößen alleine reichen für eine Objektivierung des Komfortindrucks nicht aus. Daher muss ein geeignetes Modell gefunden werden, welches die Kenngrößen derart miteinander verknüpft, dass eine aussagekräftige Komfortnote resultiert. In [30] und [36] wird dazu die Linearkombination der gewichteten Kenngrößen bzw. deren Quadrate gebildet. Im Folgenden werden darauf aufbauend zwei unterschiedliche Modellansätze vorgestellt. Ihnen gleich ist eine Normierung der Kenngrößen auf die gleiche Größenordnung, da vorab die Einflüsse der einzelnen Kennwerte nicht bekannt sind. Diese Normierung resultiert in den Vektoren $\underline{K}'_{komf,auf}$ und $\underline{K}'_{komf,ab}$.

Nichtlineares Modell Analog zu den bereits bekannten Verfahren wird auch hier die Linearkombination der mit \underline{G}_i gewichteten Kenngrößen gebildet. Neben der Normierung wird zusätzlich ein Gewichtungsfaktor g_{auf} hinzugefügt,

welcher eine Aussage über den Einfluss des Momentenaufbaus in Relation zum Momentenabbau trifft. Hintergrund dabei ist, dass für eine Identifikation der unbekanntenen Gewichtungsvektoren \underline{G}_j aufgezeichnete Bewertungsnoten von Testfahrten verwendet werden. Da bei der schnellen Abfolge von Momentenauf- und abbau eine Unterscheidung zwischen den beiden Vorgängen für den Fahrer nicht möglich ist, liegt die gemessene subjektive Note nur für einen gesamten Lastwechsel- bzw. Schaltvorgang vor. Somit resultiert die objektive Komfortnote zu

$$\hat{Y} = g_{auf} \underline{G}_{auf} \underline{K}'_{auf} + (1 - g_{auf}) \underline{G}_{ab} \underline{K}'_{ab}. \quad (4.12)$$

Ein Unterschied in der Handhabung für Lastwechsel- und Schaltvorgänge liegt nur, wie bereits zuvor erwähnt, in der Reihenfolge der Beschleunigungsvorgänge vor. Um die Güte des Modells zu erhöhen wird für Schaltvorgänge zusätzlich eine gangabhängige Umschaltung der Gewichtungsvektoren eingefügt. Dies lässt sich durch den gangabhängigen Anspruch des Fahrers begründen.

Neuronales Netz Der genaue Einfluss der einzelnen Kenngrößen ist sehr schwer zu modellieren, da es sich um menschliche Denk- und Empfindungsstrukturen handelt. Abhilfe schafft die Verwendung eines Neuronalen Netzes, welches nach dem Vorbild des menschlichen Gehirns aufgebaut ist (siehe [11]). Dies ermöglicht es, beliebige nichtlineare Funktionen nachzubilden, ohne genaueres Detailwissen über deren Struktur zu benötigen. Auf die Theorie Neuronaler Netze soll hier nicht detailliert eingegangen werden. Es wird lediglich ein Abriss des Aufbaus, der Funktionsweise und im Rahmen der Identifikation des Trainingsverfahrens gegeben. Für nähere Informationen sei auf [11] und [15] verwiesen.

Grundbaustein jedes künstlichen Neuronalen Netzes ist das Neuron, welches basierend auf der gewichteten Summe seiner Eingänge, einer Aktivierungsschwelle und einer Ausgabefunktion seinen Ausgang berechnet. Die Anordnung der unterschiedlichen Neuronen innerhalb des Netzes erfolgt in unterschiedlichen Schichten, welche miteinander gekoppelt sind. Die Ausgänge der Neuronen einer Schicht werden dabei mit den Eingängen der Neuronen der nachfolgenden Schicht verbunden, so dass ein Informationsfluss nur vom Eingang zum Ausgang des Netzes erfolgen kann. Dabei wird die erste Schicht als Eingangs-, die letzte als Ausgangs- und die dazwischen liegenden als versteckte Schichten bezeichnet. Die an der Eingangsschicht anliegenden zu verarbeitenden Daten werden zunächst an die Neuronen der ersten versteckten Schicht verteilt, mit Hilfe der Berechnungen innerhalb der Neuronen durch das gesamte Netz durchpropagiert, bis schließlich das resultierende Ergebnis an der

Ausgangsschicht vorliegt. Durch Anpassung der Gewichte und der Aktivierungsschwellen jedes einzelnen Neurons kann das Netz nahezu jede beliebig komplexe Funktion nachbilden.

Da nach [11] zwei verarbeitende Schichten zur Approximation beliebiger Funktionen ausreichen, wurde für die vorliegende Anwendung eine Netz-Topologie mit zwei versteckten Schichten gewählt. Die Ausgangsschicht bestehend aus nur einem Neuron dient lediglich der Begrenzung und Ausgabe der Note. Die Ausgabefunktion der Neuronen der versteckten Schichten ist dabei je eine Sigmoid-Funktion während die Ausgabefunktion des Ausgangsneurons von einer positiven linearen Funktion gebildet wird, um eine positive Komfortnote zu gewährleisten. Die Eingangsdaten setzen sich aus den berechneten normierten Kenngrößen für Momentenauf- und -abbau $\underline{K}'_{komf,auf}$ und $\underline{K}'_{komf,ab}$, sowie beim Schaltvorgang zusätzlich aus der Getriebeist- und -sollübersetzung i_g und $i_{g,soll}$ zusammen. Damit resultiert das Modell für die Komfortbewertung mit Neuronalem Netz (NN) zu

$$\hat{Y} = \begin{cases} \text{NN} \left(\underline{K}'_{komf,auf} \cdot \underline{K}'_{komf,ab} \right) & \text{für Lastwechsellvorgang} \\ \text{NN} \left(\underline{K}'_{komf,auf} \cdot \underline{K}'_{komf,ab} \cdot i_g \cdot i_{g,soll} \right) & \text{für Schaltvorgang.} \end{cases} \quad (4.13)$$

Interpretation

Die Interpretation der resultierenden Komfortnote \hat{Y} erfolgt analog zum Schulnotensystem auf einer Skala von eins bis sechs, um ein intuitives Verständnis zu garantieren. Dabei sind allerdings auch Noten kleiner eins (für einen überlegend komfortablen Verlauf) und schlechter als sechs (für unzumutbares Verhalten) möglich. Tabelle 4.2 zeigt den Zusammenhang.

Komfortnote \hat{Y}	Beschreibung
0 ... 1,5	sehr gut
1,5 ... 2,5	gut
2,5 ... 3,5	befriedigend
3,5 ... 4,5	ausreichend
4,5 ... 5,5	schlecht
5,5 ... ∞	inakzeptabel

Tabelle 4.2 Interpretation der resultierenden Komfortnote \hat{Y}

4.2.2 Identifikation

Die unbekanntenen Gewichtungsvektoren \underline{G}_i des nichtlinearen Modells und die variablen Werte des Neuronalen Netzes müssen nun derart angepasst werden, dass sie das tatsächliche Komfortempfinden wiedergeben. Dazu wurde während verschiedener Testfahrten die subjektive Komfortnote des Fahrers \underline{Y} aufgezeichnet und abgespeichert. Dabei war es für den Fahrer, wie bereits erwähnt, nicht möglich eine Benotung für jeden Momentenauf- und -abbau getrennt zu vergeben, sondern nur für den gesamten Vorgang. Für eine bessere Auflösung der Noten für die Identifikation wurde der Notenbereich von eins bis zehn gewählt und auf den vom Verfahren verwendeten Bereich eins bis sechs skaliert. Damit ergibt sich eine Differenz der diskreten Notenwerte von $\frac{5}{9}$. Basierend auf diesen Datensätzen können nun beide Ansätze je für Lastwechsel- und Schaltvorgänge identifiziert werden. Eine Unterscheidung der unterschiedlichen Gänge erfolgt nur für das nichtlineare Modell, da das Neuronale Netz diese Information bereits über zwei zusätzliche Eingänge verarbeitet. Auf die verwendeten Verfahren für die Identifikation der beiden Ansätze wird im Folgenden näher eingegangen.

Nichtlineares Modell

Das nichtlineare Modell wird mittels des in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten SQP-Verfahrens identifiziert. Dabei setzt sich das Gütemaß aus der quadrierten euklidischen Norm des Fehlers des gesamten Trainingsdatensatzes zusammen.

$$V = \|\underline{Y} - \hat{\underline{Y}}\|^2 \quad (4.14)$$

Neuronales Netz

Das Netz wird mit Hilfe eines Back-Propagation-Algorithmus (siehe z.B. [11]) trainiert. Dabei werden zunächst die Trainingsdaten nacheinander an das Netz angelegt und die berechneten Ausgänge $\hat{\underline{Y}}$ mit den gewünschten Zielwerten \underline{Y} verglichen. Um diesen Fehler zu reduzieren, wird das gesamte Netz von den Ausgängen beginnend nach vorne durchlaufen und die Gewichtungsfaktoren und Aktivierungsschwellen der Neuronen mit Hilfe eines Gradienten-Abstiegsverfahrens angepasst. Aufgrund der verwendeten Sigmoid-Funktionen als Ausgabefunktion kommt es für große Eingangswerte zu sehr geringen Gradienten. Um trotzdem eine schnellere Konvergenz des Lernprozesses zu ermöglichen, wird eine Variante des soeben vorgestellten Verfahrens, der so genannte resilient Back-Propagation-Algorithmus, verwen-

det (siehe [64]). Dieser ändert die Parameter des Netzes nicht basierend auf den Gradienten des Fehlers sondern nur gestützt auf dessen Vorzeichen.

4.2.3 Validierung

Um eine Aussage über die Güte des Verfahrens treffen zu können, werden dessen Identifikationsergebnisse bewertet. Für eine aussagekräftige Bewertung des Komforts ist eine große Datenbasis, möglichst von vielen verschiedenen Fahrern aufgezeichnet, für die Identifikation nötig. Daher wurde der größte Teil der vorhandenen Daten für die Identifikation verwendet und nur ein kleiner Teil als Validierungsdatensatz zurückgehalten. Im Folgenden werden zunächst Kriterien zur Beurteilung der Ergebnisse aufgestellt, dann die Identifikationsergebnisse vorgestellt und schließlich die Anwendung auf den Validierungsdatensatz diskutiert.

Kriterien

Zur Beurteilung der Identifikationsergebnisse werden drei Kriterien herangezogen.

Häufigkeitsverteilung des Fehlers Die Häufigkeitsverteilung der Abweichung der berechneten Komfortnoten $\hat{\Upsilon}$ von den subjektiv vergebenen $\Delta = \Upsilon - \hat{\Upsilon}$ lässt eine Aussage über den Fehler des gesamten Datensatzes zu. Je kleiner dieser und damit je schmalere das Histogramm ist, desto optimaler ist das Identifikationsergebnis.

Fehlerquadrat Die Summe der quadratischen Fehler erlaubt eine quantitative Aussage im Gegensatz zu der qualitativen über die Häufigkeitsverteilung über den vorliegenden Restfehler.

$$\Sigma QF = \| \underline{\Upsilon} - \underline{\hat{\Upsilon}} \|^2 \quad (4.15)$$

Korrelationskoeffizient Die statistische Abhängigkeit der subjektiven und der berechneten Komfortnoten ist ein weiteres wichtiges Kriterium. Der Korrelationskoeffizient ist als ein solches Vergleichsmaß geeignet und berechnet sich nach [45] mit n Messungen zu

$$r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} = \frac{\sum_{i=1}^n (\Upsilon_i - \bar{\Upsilon}) (\hat{\Upsilon}_i - \bar{\hat{\Upsilon}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\Upsilon_i - \bar{\Upsilon})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{\Upsilon}_i - \bar{\hat{\Upsilon}})^2}} \quad (4.16)$$

mit den Stichprobenmittelwerten \bar{Y} und $\bar{\hat{Y}}$ nach

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i, \quad \text{bzw.} \quad \bar{\hat{Y}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{Y}_i. \quad (4.17)$$

Je näher der Betrag des Korrelationskoeffizienten seinem Maximum eins kommt, desto höher ist die lineare Abhängigkeit zwischen den subjektiven und den berechneten Komfortnoten.

Auswertung

Die folgenden Abbildungen zeigen für die beiden Ansätze nichtlineares Modell und Neuronales Netz die Identifikationsergebnisse für Lastwechsel- und Schaltvorgänge. Dabei wird jeweils ein Vergleich zwischen subjektiven und berechneten Noten sowie die Verteilung des Fehlers aufgezeigt. Um den Modellen gerecht zu werden, wird dabei der Toleranzbereich der subjektiven Benotung von der halben Differenz zwischen zwei benachbarten diskreten Noten (hier $\frac{5}{18}$) aus den Fehlern heraus gerechnet. Dies ist damit zu begründen, dass ein Fahrer nur diskrete Noten vergeben kann, das Verfahren aber eine kontinuierliche Auswertung durchführt. Eine berechnete Komfortnote von z. B. 1,1 für die subjektiv vergebene Note 1 ist damit eine richtige Approximation. Für die Abbildungen der Ergebnisse und für die Häufigkeitsverteilung des Fehlers wird allerdings auf diese Korrektur verzichtet, da zum einen die Fehler des Netzes fast ausschließlich im halben Toleranzbereich liegen und zum anderen somit eine detailliertere Beurteilung der Modelle erfolgen kann. Ebenso ist zu beachten, dass aufgrund der Schnelligkeit, mit der der Fahrer seinen subjektiven Eindruck bewerten muss, es hierbei auch zu Fehlern kommen kann. Bei einer großen Menge an Messdaten fallen diese Ausreißer nicht so stark ins Gewicht, bei einem kleineren Datensatz müssen diese natürlich vom jeweiligen Verfahren nicht nachgebildet werden, so dass eine geringe Anzahl von großen Fehlern erlaubt ist.

Abbildung 4.5 stellt die Ergebnisse des nichtlinearen Modells für Lastwechselvorgänge vor. Dabei wurde das Modell mit den hinteren zwei Drittel der Daten identifiziert. Das erste Drittel stellt den Validierungsdatensatz dar. Die Noten werden in der Tendenz sehr gut dargestellt. Große Fehler treten nur selten auf und sind auf Ausreißer zurückzuführen bzw. würden sich durch die oben erwähnte Korrektur reduzieren. Der Restfehler bei dieser Identifikation ergibt sich zu $\Sigma QF = 2,987$, der Korrelationskoeffizient zu $r_{Y\hat{Y}} = 0,97053$. Der Korrelationskoeffizient für den Validierungsdatensatz beträgt $r_{Y\hat{Y}} = 0,93663$.

4 Bewertung des Fahrverhaltens

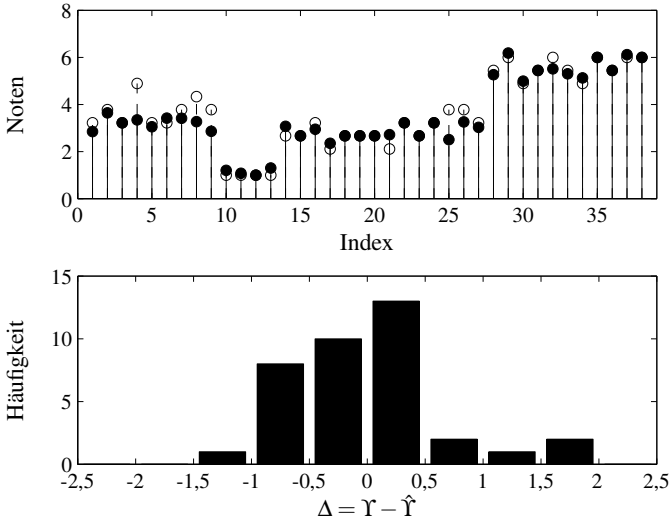


Abbildung 4.5 Validierung des Komfort-Bewertungsverfahrens für das nichtlineare Modell für Lastwechselvorgänge: ○ subjektive Note, ● berechnete Note

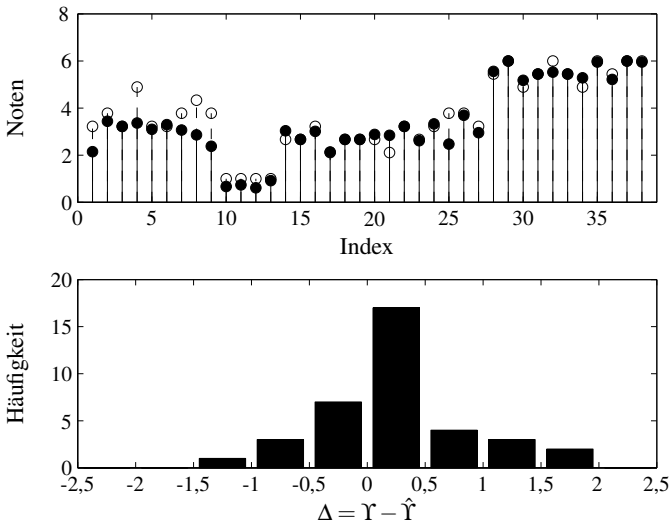


Abbildung 4.6 Validierung des Komfort-Bewertungsverfahrens für das Neuronale Netz für Lastwechselvorgänge: ○ subjektive Note, ● berechnete Note

Im Vergleich dazu zeigt Abbildung 4.6 die Ergebnisse für das Neuronale Netz. Auch hier wurde das Netz nur mit den hinteren zwei Drittel trainiert. Die Übereinstimmung der subjektiven und der berechneten Noten ist vergleichbar gut für den Trainings-Datensatz, was auch in der Verteilung des Fehlers, sowie in einem Restfehler von $\Sigma QF = 3,1$ und einem Korrelationskoeffizient von $r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} = 0,9688$ zu erkennen ist. Die Verwendung des Validierungsdatensatzes resultiert in einem Korrelationskoeffizienten von $r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} = 0,9114$. Aufgrund der geringen Datenmenge ist die etwas größere Abweichung der mit dem Netz berechneten Noten von den tatsächlichen zu erklären. Jedoch werden die Noten in der Tendenz richtig wiedergegeben.

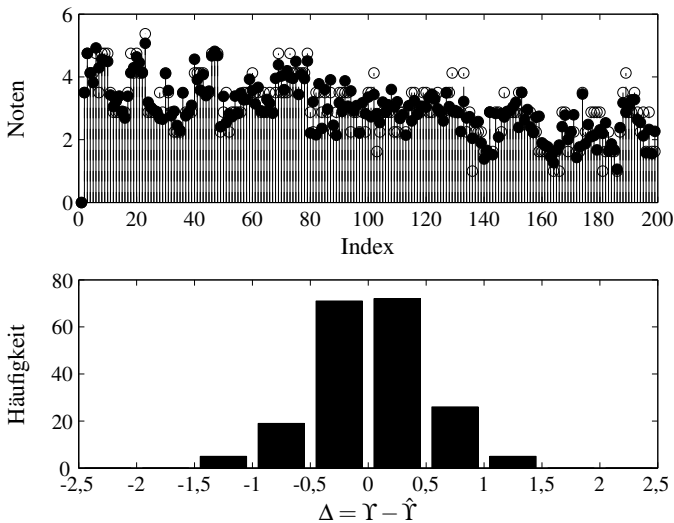


Abbildung 4.7 Validierung des Komfort-Bewertungsverfahrens für das nichtlineare Modell für Schaltvorgänge: \circ subjektive Note, \bullet berechnete Note

Die Ergebnisse für Schaltvorgänge sind sehr ähnlich. Eine sehr gute Wiedergabe der subjektiven Noten durch beide Modellansätze ist zu erkennen (vgl. Abbildung 4.7 und 4.8). Dabei liegt beim nichtlinearen Modell ein Restfehler von $\Sigma QF = 15,417$ und ein Korrelationskoeffizient von $r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} = 0,952$ vor, sowie beim Neuronalen Netz von $\Sigma QF = 0$ und $r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} = 1,0$. Bei Verwendung des Validierungsdatensatzes verschlechtert sich das Ergebnis des nichtlinearen Ansatzes je nach Gang abhängig von Datensatz auf $0,6 < r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} < 0,9$ und bei dem Neuronalen Netz auf insgesamt $r_{\Upsilon\hat{\Upsilon}} = 0,8$.

Insgesamt lässt sich sagen, dass die Komfortbeurteilung sehr gut durch beide Verfahren nachgebildet werden kann. Um eine repräsentative Bewertung wiedergeben zu können, ist allerdings, insbesondere für das Neuronale Netz, eine große Datenbasis mit einer großen Streuung notwendig. Für die bereits bestehende Datenbasis zeigt das Neuronale Netz für Schaltvorgänge bessere Ergebnisse. Ebenso vereinfacht sich die Verarbeitung der Daten bei diesen, da keine Umschaltung zwischen verschiedenen Modellen erfolgen muss.

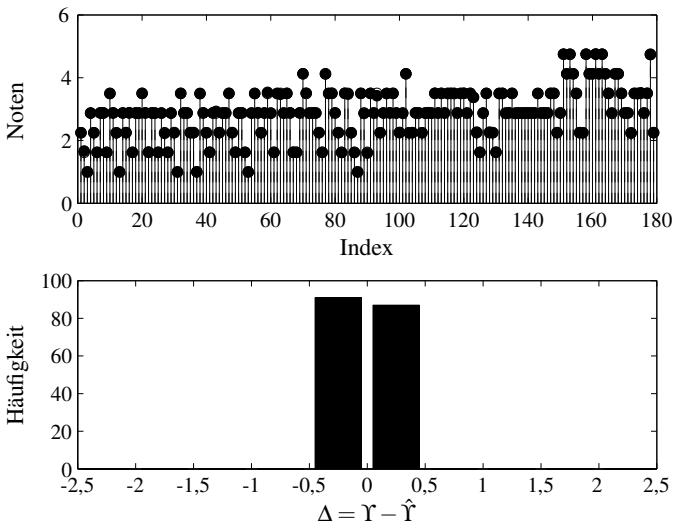


Abbildung 4.8 Validierung des Komfort-Bewertungsverfahrens für das Neuronale Netz für Schaltvorgänge: ○ subjektive Note, ● berechnete Note

4.3 Einsatz des Bewertungsverfahrens

Das hier vorgestellte Bewertungsverfahren zeigt eine vielfältige Anwendung. So kann es zum einen zur Bewertung und zum Vergleich bereits vorhandener Konzepte eingesetzt oder als Hilfestellung für die Parametrierung neuer Konzepte hinzugezogen werden. Dabei unterstützt es nicht nur den Kalibrierungsaufwand zu senken, sondern bietet auch die Möglichkeit eine allgemein akzeptierte Parametrierung der neuen Konzepte zu ermöglichen. Wird das Verfahren auf einer großen Basis von Daten verschiedener Fahrer identifiziert, so wird eine gemittelte Fahrermeinung wiedergeben, so dass im Mittel der Fahrer mit den Einstellungen zufrieden sein wird.

Die oben aufgeführten Anwendungen sind zunächst für die Verwendung des Verfahrens im Fahrzeug zu nennen. Durch eine geeignete Softwareanbindung (z.B. MATLAB[®] (MathWorks[™]) in Verbindung mit CANape (Vector Informatik GmbH)) kann das Verfahren online im Fahrbetrieb auf einem beliebigen Rechner bei Vorhandensein der relevanten Sensoren und einer bestehenden Verbindung die Komfortnoten berechnen.

Eine weitere Möglichkeit der Verwendung besteht bereits in der Simulationsumgebung. Hier kann vorab die Entwicklung von neuen Konzepten unterstützt sowie deren Parametrierung vereinfacht werden. Eine Anwendung in der Simulation ist allerdings nur dann möglich, wenn die entsprechenden Beschleunigungen des Fahrerhauses berechnet werden. Wie bereits in Abschnitt 2.4 aufgezeigt und in Abschnitt 3.3 durch eine Validierung bestätigt, ist eine Verwendung des Bewertungsverfahrens in der hier entwickelten Simulationsumgebung möglich. Dazu wird im Folgenden für die Bewertung von Lastwechselvorgängen der Ansatz mit dem nichtlinearen Modell Verwendung finden, da aufgrund der geringen Datenmenge das Neuronale Netz weniger zuverlässige Ergebnisse liefert.

4.3.1 Gesamtbewertung mittels Komfort-Dynamik-Diagramm

Da Komfort und Dynamik zwei abhängige Größen sind, sollen für eine detaillierte Bewertung beide geeignet gegenübergestellt werden. Dazu werden die jeweilige Komfortnote und die Kennwerte für die Dynamik nach Momentenauf- und -abbau getrennt je in ein Diagramm eingetragen. Dabei repräsentiert der Wert der x-Achse den Dynamik-Kennwert und der der y-Achse die Komfortnote. Das Optimum befindet sich somit nahe des Ursprunges, da dort die Komfortnote und die Dynamik-Kennwerte klein sind. Abbildung 6.13 zeigt ein solches Diagramm. Dabei beschreiben die beiden Diagramme in der ersten Spalte den bewerteten Momentenaufbau und die Diagramme in der zweiten Spalte den bewerteten Momentenabbau. Die beiden oberen Diagramme repräsentieren den Vergleich des Komforts zum ersten Dynamik-Kennwert aus Gleichung (4.1) und die beiden unteren den Vergleich zu dem zweiten Kennwert (4.2).

5 Konzepte für die Antriebsstrangregelung

Bevor in Kapitel 6 auf verschiedene Regelverfahren näher eingegangen wird, werden hier zunächst die zugrunde liegenden Konzepte vorgestellt. Dabei wird der nach Abschnitt 1.1 bestehende Zielkonflikt zwischen Dynamik- und Komfortanforderungen zunächst für Lastwechsel- und Schaltvorgänge in Abschnitt 5.1 konkretisiert und darauf aufbauend drei verschiedene Lösungsansätze präsentiert. Da diese Ansätze grundsätzlich von dem verwendeten Regler unabhängig sind, erfolgt hier nur ein konzeptioneller Vergleich der unterschiedlichen Verfahren. Dieser betrachtet die Gesichtspunkte Rechenaufwand, Übertragbarkeit, Performance, Aufwand der Parametrierung, erforderliche Systemkenntnisse sowie der Vorgabe des Regelziels. Eine ausführliche Validierung wird im Zusammenhang mit den verwendeten Regelverfahren in Abschnitt 6.2.3 diskutiert.

5.1 Zielkonflikte

Das Ziel der hier verwendeten Antriebsstrangregelung ist es, neben einem erhöhten Komfort ein zügiges Ansprechverhalten des Fahrzeuges zu gewährleisten. Dies stellt wie bereits in Abschnitt 1.1 ausführlich hergeleitet einen Zielkonflikt zwischen dem Komfort für die Fahrzeuginsassen und der Dynamik des Fahrzeuges dar. Eine Definition der Begriffe erfolgte bereits in Abschnitt 4.1 für die Dynamik und in 4.2 für den Komfort. Darauf aufbauend wird im Folgenden für die beiden Fahrsituationen Lastwechsel- und Schaltvorgang eine genauere Untersuchung des gewünschten Fahrzeugverhaltens erfolgen.

Lastwechselvorgänge

Bei Beschleunigungsvorgängen wird unter einer hohen Dynamik die schnelle Reaktion des Fahrzeuges auf einen sich ändernden Fahrerwunsch verstanden. Wünscht der Fahrer einen Momentenaufbau, so sollte das Fahrzeug möglichst zügig beschleunigen, wird ein Momentenabbau vorgegeben, sollte die positive Beschleunigung des Fahrzeuges möglichst schnell abgebaut werden.

Unter einem hohen Komfort dagegen wird zum einen ein schwingungsfreies Verhalten und zum anderen ein beschränkter Ruck des Fahrzeuges verstanden. Dabei spielen hauptsächlich die auf den Fahrer direkt einwirkenden Größen

eine wichtige Rolle (vgl. Abschnitt 4.2). Verschleißaspekte werden durch die Reduzierung von Schwingungen ebenso berücksichtigt. Da der Ruck sehr stark von der Beschleunigung des Fahrzeuges und somit von dessen Dynamik abhängt, ist hier ein Kompromiss zu finden.

Das Ziel der Antriebsstrangregelung bei Lastwechsellvorgängen ist es somit, schwingungsfreie möglichst schnelle Beschleunigungen ohne starke ruckhafte Änderungen zu ermöglichen.

Schaltvorgänge

Für Schaltvorgänge ändert sich die Definition eines hohen Komforts nicht. Unangenehme Schwingungen sowie zu ruckhafte Beschleunigungen sollen vermieden werden.

Beim Aspekt Dynamik weicht die Definition allerdings ab. Bei einem Schaltvorgang ist es nicht das Ziel, dem Fahrerwunsch zu folgen bzw. für den Momentenabbau vor der Schaltung dem Fahrzeug an Beschleunigung zu nehmen und es somit im Fahrfluss zu stören, sondern eine schnelle Schaltung zu ermöglichen. Wie bereits in Abschnitt 1.1 erörtert, ist dies gleichbedeutend mit einem schnellen Ab- und Aufbau des in der Kupplung übertragenen Drehmoments.

Somit ist es das Ziel bei Schaltvorgängen, das in der Kupplung übertragene Drehmoment möglichst zügig und schwingungsfrei ohne starke ruckhafte Änderungen ab- und wieder aufzubauen.

5.2 Eingeschränkte Komfortregelung

Zunächst wird das einfachste Konzept, die so genannte „eingeschränkte Komfortregelung“, erläutert. Dazu wird folgende Überlegung getroffen.

Eine maximale Dynamik des Fahrverhaltens wird durch eine direkte Weitergabe eines vom Fahrer gewünschten Sollmomentensprunges an den Motor erreicht. Dabei sollte keine Abschwächung der Sprungvorgabe wie bei der in Abschnitt 1.2 vorgestellten passiven Steuerung erfolgen. Diese maximal mögliche Dynamik würde allerdings zu einem inakzeptablen Komfort für die Fahrzeuginsassen führen. Abbildung 5.1 zeigt die Auswirkungen eines Momentensprunges auf die Schwingungen im Antriebsstrang. Das unzumutbare Verhalten ist offensichtlich.

Die Idee dieses ersten Konzeptes besteht nun darin, den Komfort des Fahrzeuges bei einer maximal angeregten Dynamik durch die Verwendung eines Reglers zu unterstützen. Das Ziel dieses Reglers ist dabei, die durch den

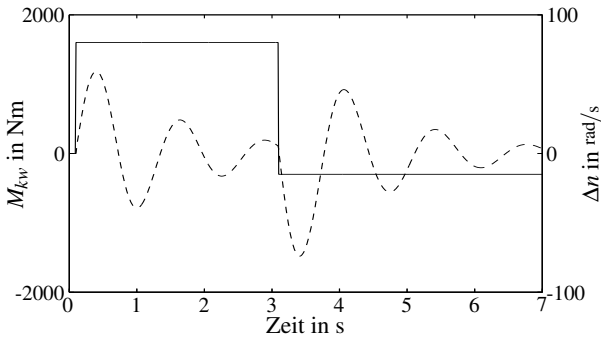


Abbildung 5.1 Die Auswirkungen eines Momentensprunges auf den Antriebsstrang in Gang 2: — Motormoment M_{kw} , - - Drehzahldifferenz Δn

Momentensprung verursachten Schwingungen zu eliminieren. Damit die gewünschte Dynamik trotzdem ungestört aufgebaut werden kann, wird der Regeleingriff durch einen Aktivierungsalgorithmus in Schranken gehalten.

Abbildung 5.2 zeigt den Aufbau des Konzeptes mit Komfortregler und Aktivierung $a(k)$. Der Fahrerwunsch wird nur dann mit einem Regeleingriff überlagert, wenn der Komfortregler aktiviert ist ($a(k) = 1$).

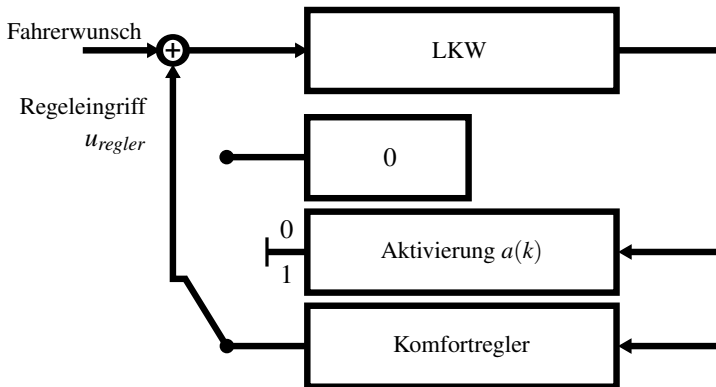


Abbildung 5.2 Der Aufbau des Konzeptes „eingeschränkte Komfortregelung“

Im Folgenden werden zunächst der Ansatz für die Regelung des Komforts und der Aktivierungsalgorithmus vorgestellt und abschließend das gesamte Konzept allgemein bewertet.

5.2.1 Ansatz der Regelung

Um auftretende Schwingungen zu dämpfen oder gar vollständig zu beseitigen, muss für einen Regler eine geeignete beschreibende Größe für diese Schwingung s_{schw} gefunden werden. Werden Sie als Regelgröße eingesetzt, kann somit das Regelziel $s_{schw} \rightarrow 0$ leicht definiert werden. Als charakteristische Größe für aufgrund von Beschleunigungsvorgängen verursachten Schwingungen stehen eine Vielzahl von Signalen zur Verfügung. Diese lassen sich grundsätzlich nach dem Ort ihrer Entstehung in zwei Klassen einteilen.

Schwingungsgrößen aus dem Antriebsstrang haben den großen Vorteil, dass sie durch eine einfache Modellierung beschreibbar sind (vgl. Reglermodell aus Abschnitt 2.3.1) und oft standardmäßig im Fahrzeug gemessen werden. Allerdings beschreiben sie nicht die direkt auf den Fahrer einwirkenden Größen, sondern spiegeln deren Ursache im Antriebsstrang wieder. Werden die Schwingungen im Antriebsstrang eliminiert, so werden diese Oszillationen nicht mehr auf das Fahrerhaus übertragen. Somit ist dieser Ansatz zielführend. Eine für die Antriebsstrangschwingungen bedeutende Größe ist der Ruck \dot{a}_x , der sich aus der Ableitung der Beschleunigung in Längsrichtung berechnet. Um ein einfaches Modell verwenden zu können, wird dabei die Beschleunigung a_x aus der Ableitung der Radgeschwindigkeit n_{rad} gewonnen. Aufgrund der Tatsache, dass Messungen stets mit einem leichten Rauschen behaftet sind, resultiert die zweite Ableitung \dot{a}_x in einer stark verrauschten Messgröße des Rucks. Somit eignet sich dieser nicht als Regelgröße. Die Drehzahldifferenz des gesamten Antriebsstrangs Δn weist einen zum Ruck sehr ähnlichen charakteristischen Verlauf auf. Sie errechnet sich aus der Differenz der Motordrehzahl n_{kw} und der mit der Gesamtübersetzung i gewichteten Raddrehzahl n_{rad} .

$$\Delta n = n_{kw} - i \cdot n_{rad} \quad (5.1)$$

Neben der einfachen Wiedergabe der Schwingungen im Antriebsstrang stellt sie eine messbare Größe dar und eignet sich deshalb sehr gut für die Realisierung des Regelzieles $\Delta n \rightarrow 0$.

Dagegen ist die mathematische Beschreibung von Größen, die auf das Fahrerhaus wirken, recht aufwändig (vgl. Abschnitt 2.4) und diese liegen oft auch nicht als Messdaten im Fahrzeug vor. Als eine auf den Fahrer direkt einwirkende Schwingung ist z. B. die der Nickgeschwindigkeit des Fahrerhauses $v_{nick, fhs}$ zu nennen. Ihre Kompensation hätte eine direkte positive Auswirkung auf das Komfortempfinden des Fahrers (vgl. Abschnitt 4.2).

5.2.2 Aktivierungsalgorithmus

Der Aktivierungsalgorithmus besteht aus zwei Teilalgorithmen, welche sich in ihrer Aufgabe unterscheiden.

Zunächst muss sichergestellt werden, dass die Funktionalität des eingesetzten Reglers in allen Betriebszuständen des Fahrzeuges gewährleistet ist. Um Fehlverhalten auszuschließen, muss deshalb der Regler in bestimmten Situationen ausgeschaltet werden. Als Beispiel sei hier das Fahrzeug im Stand zu nennen. Bei Verwendung der Antriebsstrangschwingung Δn als Regelgröße für den Komfortregler würde die im Stand vorliegende Drehzahldifferenz zwischen der Motorleerlaufdrehzahl und einer Raddrehzahl von Null dem Regler ein falsches Signal liefern. Ein weiteres Beispiel liefert der geöffnete Antriebsstrang. Ist das für den Reglerentwurf verwendete Modell für einen offenen Antriebsstrang nicht gültig, wie etwa bei dem Reglermodell aus Abschnitt 2.3.1, so muss der Regler für diesen Betriebszustand deaktiviert werden, um eine Fehlfunktion zu vermeiden. Diese Art der Aktivierung ist grundsätzlich für alle Regler und Konzepte notwendig und wird deshalb Standardaktivierung a_{regler} genannt.

Der zweite Aktivierungsalgorithmus begrenzt den Eingriff des Komfortreglers zur Unterstützung der Dynamik. Wäre der Komfortregler immer aktiv, so könnte keine ausreichende Dynamik aufgebaut werden, da der Regler dies stets verhindern würde. Eine vollständige Elimination der Schwingungen kann nur dadurch erreicht werden, dass das Fahrzeug im Stand verweilt. Um diese Lösung zu umgehen, wird der Regler erst dann aktiviert, wenn bereits ein Teil der Dynamik aufgebaut wurde. Als Kriterium für das Ein- und Ausschalten wird dazu die Schwingung selbst in Betracht gezogen. Erfolgt ein Momentensprung im Sollmoment, so bleibt der Komfortregler zunächst inaktiv bis die Schwingung s_{schw} eine definierte Grenze $G_{akt,1}$ überschreitet. Eine Deaktivierung findet erst dann statt, wenn ein neuer Momentensprung erfolgt oder die Schwingungen unterhalb einer bestimmten Schwelle $G_{akt,2}$, welche kleiner als die Grenze $G_{akt,1}$ zu wählen ist, verbleiben. Dabei beschreibt s_{schw} nicht ein zeitliches Signal, welches einer Schwingung unterliegt, sondern den Verlauf der Amplituden dieser. Damit resultiert das Aktivierungssignal $a(t)$ aus Abbildung 5.2 allgemein zu

$$a(k) = a_{regler}(k) \cdot \begin{cases} 1 & \text{für } (|s_{schw}| > G_{akt,1}) \vee (|s_{schw}| > G_{akt,2} \wedge a(k-1) = 1) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.2)$$

5.2.3 Bewertung

Am Beispiel der Regelung von Antriebsstranggrößen wird nun das durch dieses Konzept vorgegebene optimale Fahrzeugverhalten erörtert. Dieses ist in Abbildung 5.3 durch den Verlauf der vorgegebenen Drehzahldifferenz Δn gezeigt. Bis zum Erreichen der definierten Aktivierungsgrenze $G_{akt,1}$ (gestrichelt)

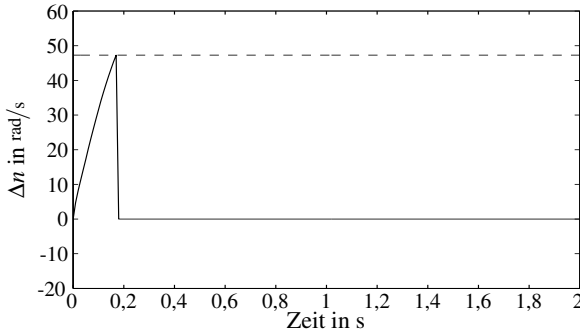


Abbildung 5.3 Das vorgegebene Antriebsstrangverhalten des Konzeptes „eingeschränkte Komfortregelung“

entspricht die Schwingung der bei maximaler Dynamikanregung aus Abbildung 5.1. Danach wird der Sollverlauf für die Oszillationen im Antriebsstrang auf Null gesetzt. Die sprunghafte Änderung der Drehzahldifferenz würde allerdings zu einem unzumutbaren Ruck des Fahrzeuges führen. Da ein Regler aber stets nur einen stetigen Verlauf erzeugen kann, kann diese Sollvorgabe nicht exakt realisiert werden. Somit wird der starke Ruck abgeschwächt. Die Art der Reduktion der Größe ist dabei vom Regler selbst abhängig.

Die in der Einleitung dieses Kapitels angesetzten Gesichtspunkten werden im Folgenden bewertet.

- **Rechenaufwand** Da keine zusätzlichen Algorithmen von Nöten sind, erhöht sich der Rechenaufwand nicht.
- **Übertragbarkeit** Die Übertragbarkeit dieses Konzeptes auf andere Schwingungssignale ist sehr einfach.
- **Performance** Dieses Konzept wird hauptsächlich den Komfort unterstützen, da der Regler nur diesen überwacht und somit während seiner Aktivität keine Kompromissfindung zulässt. Daher ist mit keinem zufriedenstellenden Ergebnis hinsichtlich der Zieldefinition nach ausreichender Dynamik und gutem Komfort zu rechnen.

- **Parametrierung** Der offensichtliche Vorteil dieses Konzeptes liegt in seiner Einfachheit. Zu den für den Regler zu findenden Parametern kommen lediglich die Grenzen der Aktivierung hinzu. Allerdings ist die Wahl der am besten geeigneten Parameter sehr schwer, da das Konzept dies nicht unterstützt.
- **Systemkenntnisse** Um den verwendeten Regler richtig einstellen zu können, sind Systemkenntnisse erforderlich, da das Konzept die Findung der optimalen Parameter nicht unterstützt.
- **Regelziel** Das gewünschte optimale Fahrzeugverhalten wird nicht exakt vorgegeben. Eine geeignete Umsetzung muss somit vom Regler gefunden werden, wobei die Einflussnahme darauf sehr begrenzt ist. Aus dieser Tatsache folgen die Nachteile in der Parametrierung.

Auf die Validierung dieses Konzeptes in Kombination mit unterschiedlichen Regelverfahren wird in Abschnitt 6.2.2 eingegangen.

5.3 Fusionierung von Komfort- und Dynamikregelung

Um die Nachteile des soeben vorgestellten Konzeptes abzuschwächen, soll nun ein verbesserter Ansatz präsentiert werden.

Das Ziel, zunächst eine hohe Dynamik zu fördern um dann den Komfort durch Reduktion der Schwingungen zu erhöhen, wird dabei von dem ersten Konzept übernommen. Die oben genannten Probleme werden durch eine zusätzliche Unterstützung der Dynamik und eine tatsächliche Kompromissfindung zwischen den beiden gegensätzlichen Zielen behoben. Neben dem bisher verwendeten Komfortregler findet deshalb ein zusätzlicher Dynamikregler Verwendung, welcher das gewünschte Ziel je nach Fahrsituation geeignet unterstützt. Wie bereits am Anfang dieses Kapitels erwähnt, soll das Fahrzeug dem Fahrerwunsch möglichst schnell folgen. Damit ist es das Ziel für einen Dynamikregler, die Beschleunigung des Fahrzeuges an die vom Fahrer gewünschte Beschleunigung anzupassen. Bei Schaltvorgängen entspricht dies einem schnellen Auf- und Abbau des in der Kupplung übertragenen Moments.

Dieser Ansatz hat im Gegensatz zu dem vorherigen Konzept den Vorteil, nicht nur die maximale Dynamik sondern die maximale schwingungsfreie Dynamik zu unterstützen. Für eine geeignete Kompromissfindung zwischen Komfort und Dynamik werden nun beide Regler parallel geschaltet und mittels einer Fusionierung ihrer Stellgrößen ein optimales Fahrverhalten eingestellt. Eine Umschaltung von Dynamik zu Komfort erfolgt somit nicht mehr schlagartig sondern kontinuierlich in Abhängigkeit von der Fahrsituation.

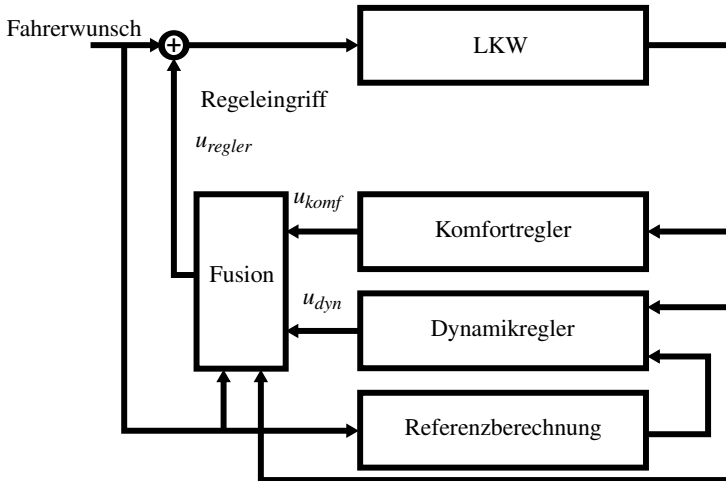


Abbildung 5.4 Der Aufbau des Konzeptes „Fusionierung von Komfort- und Dynamikregelung“

Abbildung 5.4 zeigt den Aufbau des beschriebenen Konzeptes. Eine Fusionierung kombiniert die Stellgrößen des Komfort- und des Dynamikreglers u_{komf} und u_{dyn} in Abhängigkeit vom Fahrerwunsch und dem Fahrzeugzustand. Für den Dynamikregler ist eine zusätzliche Referenzberechnung nötig.

Im Folgenden wird zunächst der Ansatz für die Regelung gefolgt von der Herleitung einer Fusionierung und der Berechnung der erforderlichen Referenz erörtert. Abschließend wird dieses Konzept bewertet.

5.3.1 Ansatz der Regelung

Der Ansatz für den Komfortregler ist identisch mit dem aus Abschnitt 5.2. Die Antriebsstrangschwingung bzw. die Schwingung des Fahrerhauses soll eliminiert werden.

Für die Dynamikregelung muss wieder nach dem Ort der gemessenen charakteristischen Größe unterschieden werden. Werden aufgrund der oben bereits genannten Vorteile nur Antriebsstranggrößen betrachtet, so lässt sich die Referenzberechnung vereinfachen, indem die Radgeschwindigkeit statt der Beschleunigung als Zielvorgabe verwendet wird. Damit ergibt sich das Regelziel des Dynamikreglers für Lastwechselforgänge zu $n_{rad} \rightarrow n_{rad,ref}$. Auf die genaue Berechnung der Referenz wird in Abschnitt 5.3.3 näher eingegangen. Bei

Schaltvorgängen ändert sich das Ziel des Reglers nur für den Momentenabbau. Hier soll das im Antriebsstrang übertragene Moment entgegen dem Fahrerwunsch, der z. B. bei einer Hochschaltung eine weitere positive Beschleunigung erwünscht, reduziert werden. Dies wird durch das Regelziel, die Torsion zu reduzieren $\Delta\alpha \rightarrow 0$, beschrieben. Der dem Gangwechsel folgende Momentenaufbau wird analog zu Lastwechselfvorgängen behandelt, da nun das Regelziel wieder mit dem Fahrerwunsch übereinstimmt.

5.3.2 Fusionierung

Um einen geeigneten Kompromiss zwischen den beiden Reglern zu ermöglichen, wird eine Fusionierung in Betracht gezogen. Vorteil hierbei ist, dass nicht nur die diskreten Werte „Regler an“ und „Regler aus“ sondern auch jeder beliebige Zwischenwert möglich ist. Somit kann ein Kompromiss zwischen beiden Regelzielen gefunden werden.

Die Fusionierung folgt dem Leitsatz „solange der Komfort akzeptabel ist, die Dynamik fördern“ und berücksichtigt somit den Beschleunigungswunsch des Fahrers. Erfolgt ein Momentensprung im Fahrerwunsch, so wird zunächst der Dynamikregler aktiviert. Wird der Komfort hingegen zu schlecht, so wird der Komfortregler hinzugezogen.

Durch unterschiedliche Gewichtung der Stellgrößen der beiden Regler kann das optimale Verhalten eingestellt werden. Die resultierende Stellgröße der Fusionierung u_{regler} setzt sich somit aus den beiden Stellgrößen des Komfort- und des Dynamikreglers u_{komf} und u_{dyn} sowie deren Gewichtungen g_{komf} und g_{dyn} zusammen.

$$u_{regler} = g_{komf}u_{komf} + g_{dyn}u_{dyn} \quad (5.3)$$

Dabei ist zu beachten, dass in der Summe die Gewichtungen für beide Regler nie größer eins sein dürfen, da dies einer Aktivierung über 100% entsprechen würde.

$$g_{komf} + g_{dyn} \leq 1 \quad (5.4)$$

Eine einzelne Gewichtung liegt dabei im Bereich $0 \leq g_i \leq 1$. Damit reicht es für den Zeitraum der Umschaltung von Dynamikregler auf Komfortregler aus, nur eine der beiden Gewichtungsfunktionen, hier die Gewichtung der Dynamik g_{dyn} , zu ermitteln. Da der Komfortregler den Dynamikregler ablöst und somit ausschaltet, der erstere aber erst bei einem erneuten Momentensprung inaktiv werden würde, muss für die Gewichtung des Komfortreglers eine zusätzliche

Deaktivierung berücksichtigt werden. Diese erfolgt sanft mit Hilfe einer Wurzelfunktion zu einem Zeitpunkt t_0 , welcher analog zu dem ersten Konzept aus Abschnitt 5.2 mittels des Aktivierungsalgorithmus bestimmt wird. Damit resultiert die Gewichtung des Komfortreglers mit einem Einstellparameter b_1 zu

$$g_{komf} = (1 - g_{dyn}) a_{komf} \quad (5.5)$$

$$\text{mit } a_{komf} = \begin{cases} 1 - \sqrt{b_1(t - t_0)} & \text{für } t > t_0 \\ 1 & \text{sonst.} \end{cases}$$

Für die Berechnung der noch unbekanntenen Gewichtungsfunktion g_{dyn} stehen verschiedene Verfahren zur Verfügung, welche im Folgenden vorgestellt werden. Dabei beschreibt das erste, die Fusionierung mittels Gewichtungsfunktionen, einen gleich bleibenden Verlauf der Umschaltung, während die Fuzzy-Fusionierung die Art der Umschaltung je nach Fahr-situation variiert.

Fusionierung mittels Gewichtungsfunktionen

Beim Auftreten eines Momentensprunges ist zunächst der Dynamikregler aktiv, um dann sanft auf den Komfortregler umzuschalten. Dies führt zu der Idee, die Gewichtung des Dynamikreglers g_{dyn} nach einem Momentensprung ($t \geq t_{tip}$) zunächst auf eins zu setzen und dann mittels einer fest vorgegebenen Funktion gegen Null streben zu lassen. Dazu stehen viele Funktionen zur Verfügung. Abbildung 5.5 zeigt exemplarisch zwei Funktionsverläufe für den Umschaltvorgang. Dabei wurde neben einem linearen Verlauf

$$g_{dyn} = 1 - b_2(t - t_{tip})$$

auch ein quadratischer

$$g_{dyn} = 1 - b_2(t - t_{tip})^2$$

berücksichtigt. Während der lineare Verlauf die Förderung der Dynamik konstant reduziert, zeigt die quadratische Umschaltung zunächst eine langsamere dann aber eine schnellere Reduktion des Regeleingriffs für die Dynamik. Die Deaktivierung des Komfortreglers über eine Wurzelfunktion ist im Verlauf der Komfortgewichtung g_{komf} zu erkennen. Ist der gewünschte Komfort bei einer erneuten Momentenänderung noch nicht erreicht, so findet eine schlagartige Umschaltung vom Komfortregler auf den Dynamikregler statt (vgl. Abbildung 5.5 unten bei ca. 3,3s)

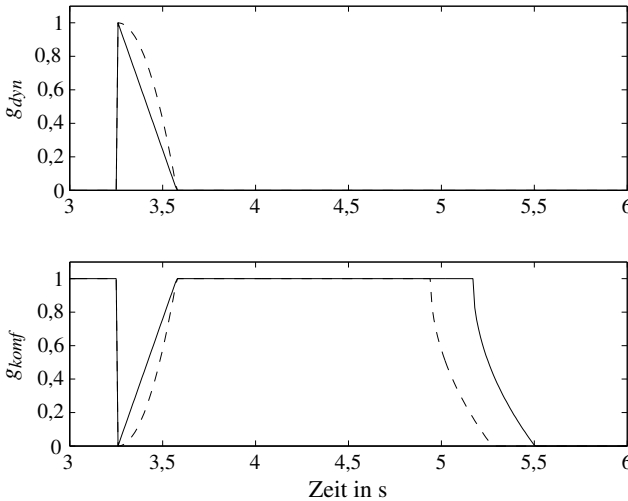


Abbildung 5.5 Verlauf der Gewichtungen für Dynamik- und Komfortregler: – linearer Verlauf, – – quadratischer Verlauf

Bewertung Die Einfachheit dieses Ansatzes befürwortet dessen Einsatz. Allerdings wird die Umschaltung von Dynamik nach Komfort stets in gleicher Art und Weise erfolgen. Eine Abhängigkeit von der Fahrsituation besteht nicht, wodurch sich das resultierende Fahrverhalten stets ändert.

Fuzzy-Fusionierung

Im Gegensatz zur Fusionierung mittels Gewichtungsfunktionen soll sich nun die Umschaltung an den aktuellen Fahrzeugzustand anpassen. Um den Verlauf der Umschaltung abhängig von mehreren charakteristischen Größen zu gestalten, wird daher die Fuzzy-Theorie verwendet. Diese ermöglicht die Verarbeitung der verschiedenen relevanten Signale mittels definierter Regeln und die Ausgabe eines kontinuierlichen Wertes. Auf der Basis von unscharfen Mengen kann eine Zuordnung des Status des Dynamikreglers nicht nur zu den scharfen Werten „an“ und „aus“ sondern z. B. auch zu den unscharfen Werten „hohe“, „sehr hohe“ oder „niedrige Dynamik“ erfolgen. Dies ist für eine Kompromissfindung hilfreich. Abbildung 5.6 zeigt den schematischen Ablauf der Fuzzy-Fusionierung. Zunächst werden aus den Messdaten die relevanten charakteristischen Größen \underline{x} berechnet bevor sie an die Fuzzy-Verarbeitung weitergegeben werden. Die daraus resultierende Größe y_F wird in einer Nachverarbeitung

aufbereitet und steht dann als Dynamikgewichtung g_{dyn} dem Regelkonzept zur Verfügung.

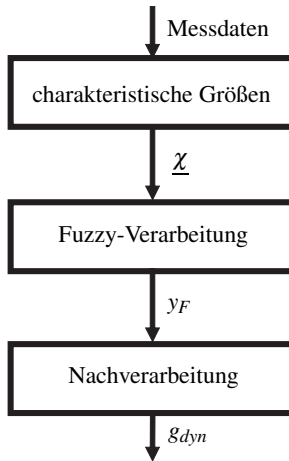


Abbildung 5.6 Der Ablauf der Fuzzy-Fusionierung

Im Folgenden wird zunächst kurz auf die Fuzzy-Theorie eingegangen, um anschließend die einzelnen Komponenten des Konzeptes der Fuzzy-Fusionierung näher zu erläutern. Weitere Informationen zur Theorie der Fuzzy-Verarbeitung können [16] und [42] entnommen werden.

Fuzzy-Verarbeitung Im Gegensatz zu scharfen Mengen, bei welchen die Zugehörigkeitsfunktion $\mu : X \rightarrow \{0,1\}$ eines Elements χ zu einer Menge X nur zwei Werte annehmen kann, wird bei unscharfen Mengen der Zugehörigkeitsgrad eines Elements $\mu_F(\chi)$ aus dem Intervall $[0,1]$ gewählt. Die Zugehörigkeitsfunktionen unscharfer Mengen können daher z. B. durch Trapeze, Dreiecke oder Gaußkurven beschrieben werden. Die Zugehörigkeitsfunktion einer scharfen Menge entspricht dagegen z. B. einer Sprungfunktion. Um nun für die Wissensverarbeitung unscharfe Mengen verwenden zu können, werden so genannte linguistische Variablen (z. B. Schwingung) definiert, welche unscharfe linguistische Werte (z. B. groß, klein) annehmen können. Mit Hilfe einer Regelbasis bestehend aus Wenn-Dann-Regeln, mit denen das empirische Wissen zur Auswertung repräsentiert wird, erfolgt die Berechnung der gesuchten Gewichtungsfunktion. Dabei sind sowohl den linguistischen Variablen der Prämissen als auch denen der Konklusion unscharfe Mengen zugeordnet, welche durch Zugehörigkeitsfunktionen repräsentiert werden.

Grundsätzlich unterteilt sich eine Fuzzy-Verarbeitung in drei Teilschritte (siehe [42]). Abbildung 5.7 zeigt den schematischen Ablauf. Zunächst müssen

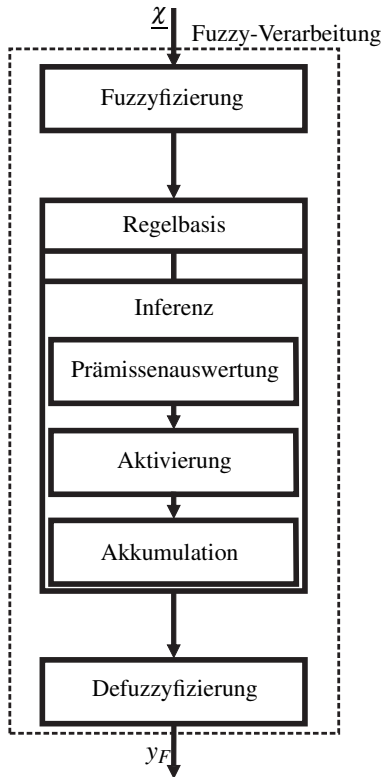


Abbildung 5.7 Ablauf der Fuzzy-Verarbeitung

die scharfen Eingangswerte χ , welche die für die Fuzzy-Verarbeitung relevanten charakteristischen Größen darstellen, in unscharfe Werte umgewandelt werden. Diese Fuzzyfizierung entspricht der Bestimmung der Zugehörigkeitsgrade der einzelnen Eingänge. Dazu wird den linguistischen Werten jedes Signals eine Zugehörigkeitsfunktion zugeordnet. Im zweiten Schritt, der Inferenz, werden die in der Regelbasis zusammengefassten Wenn-Dann-Regeln ausgewertet. Dazu müssen zunächst alle Prämisse analysiert werden. Eine einzelne Prämisse kann aus mehreren miteinander z. B. mittels und verknüpften Teilen bestehen. Durch Aktivierung der zu den Prämisse zugehörigen Konklusionen mittels Mamdani-Implikation (siehe [42]) (Und-Verknüpfung der Zugehörig-

keitsfunktionen der Prämisse und der der Konklusion) und anschließender Akkumulation aller aktivierten Konklusionen mittels Oder-Verknüpfung resultiert die Inferenz in einem so genannten Attraktivitätsgebirge. Dieses muss in der Defuzzyfizierung wieder in einen scharfen Wert y_F übersetzt werden. Dazu wird hier die Schwerpunktmethode (siehe [42]) verwendet.

Charakteristische Größen Für eine Umschaltung zwischen Dynamik- und Komfortregler ist es wichtig, das vom Fahrer gewünschte Fahrverhalten sowie den aktuellen Zustand des Fahrzeuges zu berücksichtigen. Das vom Fahrer gewünschte Verhalten lässt sich aus der Fahrpedalstellung bzw. dem Motorsollmoment M_{soll} ablesen. Ist dieses groß bzw. zeigt es einen stark steigenden Verlauf, so wünscht der Fahrer eine hohe Dynamik mit dem Ziel einer positiven Beschleunigung. Ist es klein bzw. ist ein stark fallender Verlauf zu erkennen, so wird eine rasche Zurücknahme der Beschleunigung angefordert, was ebenfalls einer hohen Dynamik entspricht. Ist dagegen der Gradient des Sollmomentes niedrig und entspricht der Fahrerwunsch keiner starken Beschleunigungsänderung, so steht eine hohe Dynamik nicht im Vordergrund der Betrachtung. Damit können bereits zwei für die Fusionierung relevante Größen definiert werden, das Motorsollmoment $\chi_1 = M_{soll}$ sowie dessen Ableitung $\chi_2 = \dot{M}_{soll}$.

Die aktuelle Fahrsituation hängt von sehr vielen Faktoren ab, von welchen nur die für die Regelung relevanten betrachtet werden sollen. Dabei wird zunächst zur Vereinfachung der Regelbasis die Information über einen Momentenauf- bzw. -abbau berücksichtigt. Dies ergibt die dritte relevante Größe $\chi_3 = \text{Tip}$. Fährt der LKW z. B. auf einer Straße mit starkem Anstieg, so wünscht der Fahrer in erster Linie ein zügiges Vorankommen. Der Komfort ist dabei zweitrangig. Daher wird auch die Steigung $\chi_4 = \zeta$ berücksichtigt. Abschließend muss auch der Aspekt Komfort noch berücksichtigt werden. Nimmt die zu regelnde Schwingung zu große Ausmaße an, so muss zügig auf den Komfortregler umgeschaltet werden. Damit resultiert die letzte relevante Größe zu $\chi_5 = s_{schw}$.

Diesen fünf Eingangsgrößen für die Fuzzy-Verarbeitung werden linguistische Werte mit trapezförmigen Zugehörigkeitsfunktionen zugeordnet und es wird eine alle Fälle abdeckende Regelbasis erstellt.

Nachverarbeitung Die mittels Fuzzy-Verarbeitung berechnete Gewichtung y_F zeigt in seltenen Situationen einen unerwünschten Verlauf, welcher mittels einer Nachverarbeitung unterdrückt wird. So ist ein Ansteigen der Dynamikgewichtung, nachdem der Komfortregler sein Regelziel erreicht hat, nicht erwünscht. Erst ein neuer vom Fahrer vorgegebener Momentensprung sollte

für eine erneute Aktivierung des Dynamikreglers Sorge tragen. Nach der erforderlichen Korrektur für diese und andere Situationen resultiert die gesuchte Dynamikgewichtung g_{dyn} .

Bewertung Abbildung 5.8 zeigt einen beispielhaften Verlauf der Gewichtungsfunktionen mittels Fuzzy-Fusionierung. Dabei ist der große Vorteil die-

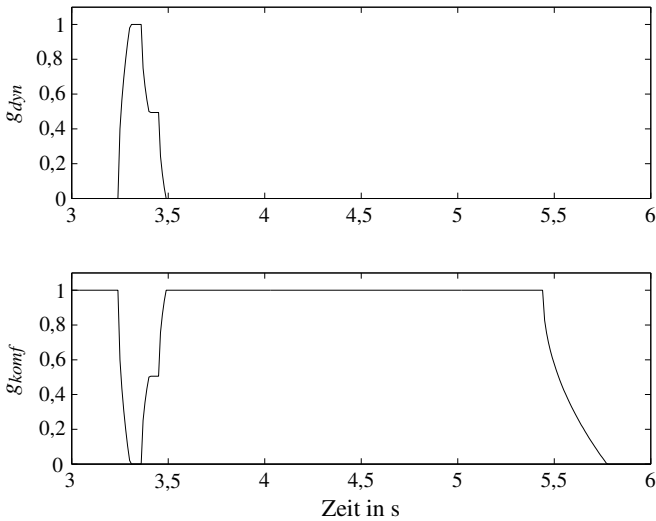


Abbildung 5.8 Verlauf der Gewichtung für Dynamik- und Komfortregler mittels Fuzzy-Fusionierung

ses Verfahrens, dass eine Anpassung der Gewichtungsfunktionen an den aktuellen Fahrzeugzustand erfolgt. Somit kann ein gleich guter Kompromiss für verschiedene Fahrsituationen gefunden werden. Als Nachteil ist der größere Parametrieraufwand zu nennen.

5.3.3 Referenzberechnung für Geschwindigkeiten

Für den Dynamikregler ist neben der Gewichtung auch die Referenzvorgabe für die Raddrehzahl $n_{rad,ref}$ entscheidend. Diese wird aus dem Fahrerwunsch und einem schwingungs- und verlustfreien Antriebsstrangmodell berechnet, um die gewünschte optimale Dynamik ohne Schwingungen zu beschreiben. Dafür wird das Masse-Dämpfer System aus Abschnitt 2.3 zu Hilfe genommen.

Seine Beschreibung aus Gleichung (2.2) ergibt sich ohne Berücksichtigung der Schwingungen und Verluste zu

$$J_1 \dot{n}_{kw} = M_1 - M_3 \quad (5.6)$$

$$J_2 \dot{n}_{rad} = M_4 - M_2,$$

wobei die übertragenen Momente M_3 und M_4 nicht durch ein Feder-Dämpfer-Element sondern eine starre Verbindung modelliert werden. Aufgrund der Getriebegesamtübersetzung i besteht ein Zusammenhang zwischen den beiden Momenten von $M_4 = iM_3$ und zwischen den Drehzahlen von $n_{kw} = i \cdot n_{rad}$. Damit ergibt sich die Differenzialgleichung für die Referenz durch Kombination der beiden Gleichungen aus (5.6) zu

$$\dot{n}_{rad,ref} = \frac{1}{J_1 i^2 + J_2} (iu - mr_w^2 c_{r2} n_{rad,ref} - l). \quad (5.7)$$

Dabei ist für die Eingangsgröße u das Sollmoment des Fahrers zu wählen. Da die Last l eine unbekannte Größe ist, dient sie im Falle der Referenzberechnung der Raddrehzahl als Parameter, um den Anstieg und den Abfall der Referenz an das gewünschte Verhalten anzupassen. Dabei ist zusätzlich zu beachten, dass die Berechnung beim Auftreten eines Momentensprunges auf die aktuelle gemessene Raddrehzahl zurückgesetzt werden muss (siehe Abbildung 5.9 bei ca. $t = 3,2$ s). Anderenfalls könnte es im Falle eines Momentenabbaus zu einer Referenz der Raddrehzahl größer als der tatsächlichen Raddrehzahl kommen und somit zu einer weiteren positiven Beschleunigung. Ein beispielhafter Verlauf der Referenz ist in Abbildung 5.9 gezeigt.

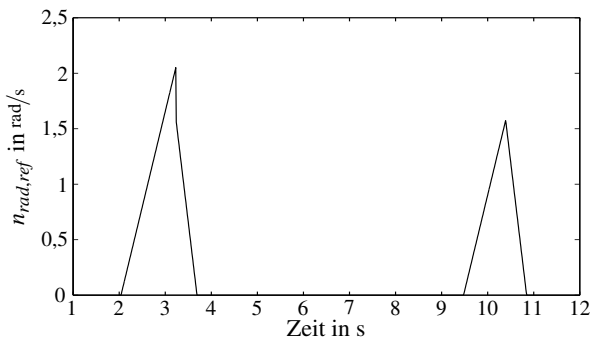


Abbildung 5.9 Beispielhafter Verlauf für die Referenzgeschwindigkeit $n_{rad,ref}$

Bei Verwendung der Referenz für die Regelung von Schaltvorgängen kann die Berechnung dahingehend erweitert werden, dass die Referenz während des

Schaltvorganges konstant gehalten wird. Dies lässt sich sehr einfach durch die Tatsache begründen, dass während z. B. eines Hochschaltvorganges die Geschwindigkeit nicht weiter aufgebaut werden kann. Würde die Referenz trotzdem kontinuierlich weiter steigen, wäre die nach dem Schaltvorgang vorliegende Referenz für einen Regler nicht mehr zu erreichen.

5.3.4 Bewertung

Dieses zweite Konzept bringt eine deutliche Verbesserung mit sich. Dies führt zu der folgenden Bewertung.

- **Rechenaufwand** Durch die Verwendung von zwei Reglern und einer zusätzlichen Fusionierung kommt es zu einem stark erhöhten Rechenaufwand.
- **Übertragbarkeit** Um das Konzept auf andere Problemstellungen zu übertragen, muss die Fusionierung stets neu entwickelt werden.
- **Performance** Eine „echte“ Kompromissfindung führt zu dem gewünschten Fahrzeugverhalten. Ebenso ermöglicht die Fuzzy-Fusionierung eine Anpassung an unterschiedliche Fahrsituationen, welche mit weiteren Einflussfaktoren beliebig erweiterbar ist.
- **Parametrierung** Die gestiegene Parameteranzahl des Verfahrens führt zu einer aufwändigeren Parametrierung. Mit dem ersten Konzept gleich ist der Mangel einer intuitiven Parametrierung. Das Wunschverhalten des Fahrzeuges kann nicht direkt über leicht verständliche Variablen eingestellt werden, sondern muss indirekt über die Parametrierung der Fusionierung erfolgen.
- **Systemkenntnisse** Zur Einstellung der geeigneten Fusionierung ist eine hohe Systemkenntnis erforderlich.
- **Regelziel** Das Regelziel ist für den Fall des Dynamikreglers durch das Konzept sehr gut definiert. Der Komfortregler weist die gleichen Probleme wie bereits beim ersten Konzept auf.

5.4 Integrierte Komfort-Dynamikregelung via Referenzvorgabe

Das Ziel des dritten Ansatzes ist es, das Wunschverhalten des Fahrzeuges direkt vorzugeben. Dazu soll folgende Überlegung helfen. Für eine hohe Dy-

namik sollte die Änderung der Beschleunigung möglichst schnell erfolgen, für einen guten Komfort hingegen der Ruck des Fahrzeuges nicht zu stark sein und es sollten keine Schwingungen angeregt werden. Ebenso ging aus den bisherigen Ansätzen hervor, dass nicht die gesamte Schwingung unterdrückt werden darf, da ansonsten das Fahrzeug in Ruhe verweilen würde. Daraus folgt direkt das optimale Verhalten des Fahrzeuges: Bei einem Beschleunigungsvorgang sollte der erste Schwinger einer Schwingung erhalten bleiben, aber in seiner Amplitude begrenzt werden, um einen zu starken Ruck zu vermeiden. Der Abbau des ersten Schwingers sollte geeignet sanft verlaufen und alle weiteren Schwingungen kompensiert werden. Dies resultiert in der Referenzvorgabe für Schwingungen bei Lastwechselvorgängen. Für Schaltvorgänge ändert sich der Sachverhalt leicht, worauf später eingegangen wird. Abbildung 5.10 zeigt den Aufbau dieses Konzeptes. Neben der Implementierung eines Reglers ist nur die

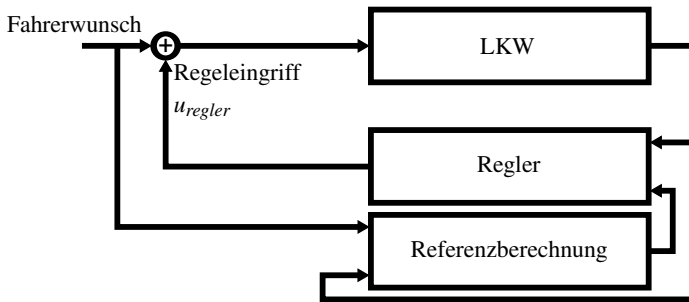


Abbildung 5.10 Der Aufbau des Konzeptes „integrierte Komfort-Dynamikregelung via Referenzvorgabe“

Referenzberechnung von Nöten.

Im Folgenden wird zunächst der Ansatz der Regelung und dann die Referenzberechnung vorgestellt.

5.4.1 Ansatz der Regelung

Bei Lastwechselvorgängen muss wieder nach dem Ort der Entstehung der Schwingung unterschieden werden. Für eine reine Antriebsstrangregelung eignet sich wie auch zuvor die Betrachtung der Drehzahldifferenz Δn . Das Regelziel des eingesetzten Reglers sollte es daher sein, diese der Referenz folgen zu lassen $\Delta n \rightarrow \Delta n_{ref}$. Bei der Verwendung von Fahrerhausgrößen eignet sich z. B. die Nickgeschwindigkeit, um das optimale Verhalten vorzugeben $v_{nick, fhs} \rightarrow v_{nick, fhs, ref}$.

Für Schaltvorgänge ändert sich lediglich die Regelung des Momentenabbaus vor dem Öffnen der Kupplung, da hier entgegen des Fahrerwunsches das übertragene Moment reduziert werden muss. Dazu sollte nun die Torsion einem Referenzverlauf folgen $\Delta\alpha \rightarrow \Delta\alpha_{ref}$, welche den Verlauf des Abbaus genau vorgibt und somit nicht der Willkür des Reglers überlässt.

5.4.2 Referenzberechnung

Die Referenzberechnung für eine Schwingung soll vom Fahrerwunsch abhängen, wohingegen die Berechnung der Referenz für die Torsion fahrerunabhängig erfolgt. Dies liegt in der Tatsache begründet, dass der Fahrer nur eine weitere Beschleunigung und keinen Torsionsabbau während eines Schaltvorganges vorgibt. Um den Fahrerwunsch für die Referenz von Schwingungen zu berücksichtigen, wird die Ableitung und der Absolutwert des Sollmomentes betrachtet, da dadurch die Dynamikanforderung repräsentiert wird. Ist der Gradient des vom Fahrer vorgegebenen Sollmomentes zu gering, ist ein Reglereinsatz nicht nötig, liegt er oberhalb einer Grenze G_o , so wird die Momentenänderung als maximal angesehen. Neben der Ableitung spiegelt auch der maximale Absolutwert des Momentes die gewünschte Dynamik wieder.

Im Folgenden wird zunächst die Referenzberechnung für ein Schwingungssignal am Beispiel der Drehzahldifferenz des Antriebsstrangs Δn und daran anschließend die der Torsion $\Delta\alpha$ vorgestellt.

Referenzsignal für Schwingungen

Wie bereits zuvor erwähnt, kann das optimale Fahrzeugverhalten z. B. durch die Schwingung des Antriebsstrangs beschrieben werden. Dabei wird deren erste Teilschwingung beibehalten aber in der Amplitude begrenzt und sanft abgebaut, sowie alle weiteren Schwingungen unterdrückt. Die Amplitude dieser ersten Schwingung repräsentiert dabei die Dynamik: je höher die Amplitude desto mehr Dynamik kann aufgebaut werden aber desto stärker ist auch der Ruck. Damit ist für die Wahl der Amplitude ein Kompromiss zu finden. Die Kompensation aller folgenden Schwingungen führt zu einem erhöhten Komfort. Das weiche Abbauen der zugelassenen Teilschwingung hat sowohl Einfluss auf den Komfort als auch auf die Dynamik. Ein sanfter Abbau führt zu einer allmählichen Reduktion des Rucks, was den Komfort erhöht. Würde die Schwingung hingegen stark und zügig ausgeregelt werden, so würde die Dynamik des Systems schlagartig beeinträchtigt werden und ein ruckhafter Verlauf entstehen.

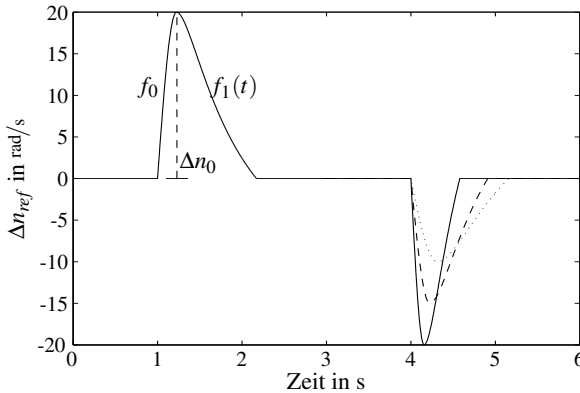


Abbildung 5.11 Der Verlauf der Referenz für die Drehzahldifferenz

Abbildung 5.11 zeigt einen beispielhaften Verlauf der Referenz für die Drehzahldifferenz Δn für einen Momentenaufbau sowie mehrere Variationsmöglichkeiten für einen Momentenabbau. Durch die Parameter Amplitude Δn_0 , Frequenz bei Schwingungsaufbau f_0 und Frequenzverlauf $f_1(t)$ bei Schwingungsabbau lässt sich die Halbschwingung beschreiben. Im Folgenden wird deren Berechnung näher erläutert.

Zunächst soll die Amplitude der Schwingung für die vom Fahrer gewünschte Dynamik bestimmt werden. Dazu wird aus dem Sollmoment die maximale Amplitude der Schwingung für den unregulierten Fall präzidiert. Im Falle eines hohen Gradienten des Momentes steht das maximal angeforderte Sollmoment sehr schnell zur Verfügung. Bei niedrigeren Gradienten oberhalb der Grenze, die den Bedarf eines Regeleingriffes beschreibt, kann die Prädiktion erst nach Erreichen des maximal vom Fahrer vorgegebenen Sollmomentes erfolgen. Dieser Zeitbereich bis zum Starten des Algorithmus kann durch eine linear zum Gradienten proportionale ansteigende Referenz überbrückt werden. Die Prädiktion selbst wird auf Basis eines Modells des Antriebsstrangs mit der Ausgangsgröße Δn durchgeführt. Durch rekursives Einsetzen der diskreten Form der Systemgleichungen nach (2.6) in (2.7) kann nach [13] allgemein die Ausgangsgröße mit

$$\underline{y}(k+i) = \underline{C} \left(\hat{\underline{A}}^i \underline{x}(k) + \sum_{h=0}^{i-1} \hat{\underline{A}}^{i-1-h} \left(\hat{\underline{B}} \underline{u}(k+h) \right) \right) \quad (5.8)$$

um i -Schritte präzidiert werden. Für die Prädiktion der Drehzahldifferenz wird dabei angenommen, dass sich innerhalb des betrachteten Zeitintervalls das

Sollmoment nicht ändert und sich somit $u(k+h)$ zu $u(k)$ vereinfacht. Die diskreten Systemmatrizen \widehat{A} und \widehat{B} können mittels Tustin-Approximation aus den kontinuierlichen Matrizen gewonnen werden. Mit Hilfe dieser Prädiktionsgleichung kann somit die aus dem Fahrerwunsch resultierende maximale Amplitude Δn_{max} bestimmt werden.

Im nächsten Schritt müssen nun die drei beschreibenden Parameter des Referenzverlaufes festgelegt werden. Eine Kompromissfindung zwischen Komfort und Dynamik muss bei der Wahl der größten erlaubten Amplitude der Schwingung Δn_{grenz} getroffen werden. Die Amplitude der berechneten Referenz Δn_0 entspricht je nach Fahrerwunsch entweder der definierten Grenze Δn_{grenz} oder der aus dem Fahrerwunsch resultierenden Größe Δn_{max} . Gleichung (5.9) beschreibt diese Auswahl.

$$\Delta n_0 = \begin{cases} \Delta n_{grenz} & \text{für } \Delta n_{max} > \Delta n_{grenz} \\ \Delta n_{max} & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.9)$$

Nach Wahl der Amplitude müssen nun auch die Frequenzen der Sinushalb-schwingung festgelegt werden. Die Frequenz beim Schwingungsaufbau f_0 ist je nach gewünschtem Ansprechverhalten zu wählen. Nach Erreichen des Maximums soll die Frequenz stetig verkleinert werden, um einen weichen Übergang zur angestrebten Null zu erhalten. Diese Frequenzabnahme wird über den Parameter Δf_1 eingestellt. Der zeitliche Verlauf der Frequenz $f_1(t)$ nach dem Schwingungsmaximum ergibt sich damit zu

$$f_1(t) = \frac{f_0}{1 + \Delta f_1 \left(t - t_{tip} - \frac{1}{4f_0} \right)}. \quad (5.10)$$

Dabei entspricht die Zeitdifferenz $\frac{1}{4f_0}$ der bis zum Erreichen des Schwingungsmaximums benötigten Zeit.

Zusammenfassend erfolgt die Berechnung der gesamten Referenz nach Gleichung (5.11).

$$\Delta n_{ref} = \begin{cases} \Delta n_0 \sin(2\pi f_0(t - t_{tip})) & \text{für } t - t_{tip} \leq \frac{1}{4f_0} \\ \Delta n_0 \sin(2\pi f_1(t)(t - t_{tip})) & \text{für } \frac{1}{4f_0} < t - t_{tip} \leq \frac{1}{4f_0} \left(\frac{4 - \frac{\Delta f_1}{f_0}}{2 - \frac{\Delta f_1}{f_0}} \right) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.11)$$

Den Grenzen der Zeitdifferenz zwischen Anforderung des Momentensprungs t_{tip} und aktueller Zeit t entsprechen dabei die Argumente des Sinus von $\frac{\pi}{2}$ bzw. π .

Die Verwendung dieser Referenzberechnung kann auf beliebige Schwingungssignale übertragen werden. Ebenso kann der Referenzverlauf durch Verknüpfung mehrerer Sinusschwingungen je nach Anwendung variiert werden.

Referenzberechnung für die Torsion

Ein optimaler Verlauf der Torsion vor einem Schaltvorgang sollte einen zügigen, stetigen und schwingungsfreien Abbau ermöglichen. Dabei spiegelt der Gradient des Abbaus die Dynamik wieder. Für einen guten Komfort ist es wichtig, dass ein weicher Übergang zum Zielwert $\Delta\alpha_{ziel} = 0$ ermöglicht wird. Da diese Vorgehensweise nicht nur für den Referenzverlauf der Torsion sondern ebenso für eine Berechnung von Beschleunigungsverläufen als Vorgabe gültig ist, wird zusätzlich auch der Zielwert mitberücksichtigt.

Der gewünschte Verlauf kann mit Hilfe einer Exponentialfunktion berechnet werden. Gleichung (5.12) zeigt die Berechnung für die Referenz der Torsion $\Delta\alpha_{ref}$.

$$\Delta\alpha_{ref} = (\Delta\alpha_0 - \Delta\alpha_{off}) e^{-c_1(t-t_{tip})^{c_2}} + \Delta\alpha_{ziel} \left(e^{-c_1(t-t_{tip})^{c_2}} - 1 \right) \quad (5.12)$$

mit $\Delta\alpha_0 = \Delta\alpha(t = t_{tip})$

Durch die Wahl der Parameter c_1 und c_2 kann das gewünschte Verhalten eingestellt werden. Mit $\Delta\alpha_{off}$ kann für einen zunächst stärkeren Regeleingriff ein Offset zur tatsächlich vorliegenden Torsion eingestellt werden. Abbildung 5.12 zeigt drei Beispiele für eine Parametrierung. Dabei kann durch Reduktion des Parameters c_1 der Gradient des Abbaus reduziert werden (vgl. durchgezogene zu gepunkteter Linie) und durch Verringerung von c_2 ein zunächst sehr steiler Abbau und ein darauf folgender sanfter Übergang zum Zielwert erreicht werden (vgl. durchgezogene zu gestrichelter Linie).

5.4.3 Bewertung

Dieses dritte Konzept ermöglicht es, alle Nachteile der bisherigen Verfahren zu umgehen. Somit resultieren die Bewertungskriterien zu folgenden Ergebnissen.

- **Rechenaufwand** Durch den Einsatz von nur einem Regler ist der Rechenaufwand in Grenzen gehalten, sowie ein Umschaltalgorithmus, welcher eventuelle Probleme wie Stellgrößensprünge mit sich bringt, nicht von Nöten.
- **Übertragbarkeit** Die Übertragbarkeit der Referenzverläufe auf andere Signale ist gegeben.

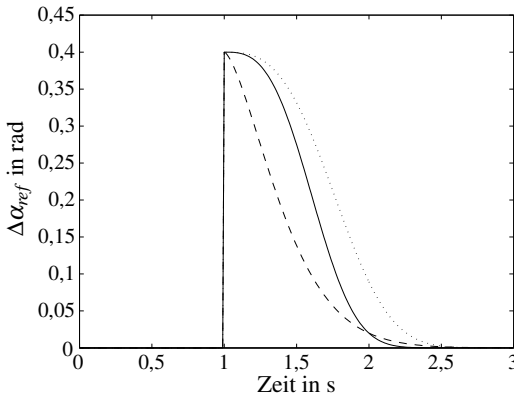


Abbildung 5.12 Mögliche Referenzverläufe für die Torsion bei einem Momentenabbau vor einem Schaltvorgang

- **Performance** Eine Kompromissfindung zwischen Komfort und Dynamik kann intuitiv und optimal durch die exakte Vorgabe des Regelzieles erfolgen. Eine Erweiterung der Referenzberechnung auf alle Fahrsituationen ist möglich, wenn auch mit geringen Aufwand verbunden.
- **Parametrierung** Durch die direkte Vorgabe des Wunschverhaltens des Fahrzeuges kann eine intuitive Parametrierung erfolgen.
- **Systemkenntnisse** Systemkenntnisse sind nicht erforderlich, da lediglich die Referenzverläufe zu parametrieren sind.
- **Regelziel** Das Einstellen eines optimalen Verhaltens des Fahrzeuges wird nicht mehr der Willkür eines Regelalgorithmus überlassen sondern direkt vom Anwender vorgegeben. Damit kann das gewünschte Ziel sehr einfach und zügig erreicht werden.

5.5 Vergleich der Konzepte

Zusammenfassend werden die drei Konzepte einander gegenüber gestellt. In Tabelle 5.1 sind die wichtigsten Punkte aus den einzelnen Bewertungen zusammengefasst, welche im Folgenden noch einmal kurz erläutert werden.

Die für die Einstellung erforderliche Systemkenntnis ist für die ersten beiden Konzepte recht hoch. Der Einfluss des Motormoments auf die Antriebsstrangschwingungen müssen für das erste sowie die Abhängigkeiten verschie-

	Konzept 1	Konzept 2	Konzept 3
Systemkenntnis	-	-	+++
Übertragbarkeit	+++	+	+++
Rechenaufwand	+++	+	++
Parametrierung	-	+	+++
Regelziel	+	++	+++
Performance	+	++	+++

Tabelle 5.1 Gegenüberstellung der drei Regelkonzepte

dener Einflussfaktoren der Fusionierung für das zweite Konzept bekannt sein. Beim dritten Konzept ist dagegen lediglich das gewünschte Verhalten des Antriebsstrangs vorzugeben. Alle Konzepte können auf andere Problemstellungen übertragen werden, wobei für die Fusionierung eine hohe Anpassung von Nöten ist. Der Rechenaufwand der Konzepte ist für das einfachste Konzept am niedrigsten. Die Fusionierung schneidet auch hier am schlechtesten ab, da sowohl zwei Regler sowie der Fusionierungsalgorithmus parallel arbeiten müssen. Bei der direkten Referenzvorgabe ist nur die Berechnung der Referenz in Abhängigkeit vom Fahrerwunsch zusätzlich von Nöten. Der Aufwand der Parametrierung ist ein entscheidendes Kriterium, da hier Zeit und Kosten in der Entwicklungs- und Applikationsarbeit gespart werden können. Hierbei gilt, je genauer die Zielvorgabe ist, desto einfacher ist das Konzept zu parametrieren. Eine erfolgreiche Parametrierung kann somit für das dritte Konzept viel schneller gefunden werden. Da die Performance dieses Konzeptes hauptsächlich von dessen Einstellungen und nicht denen des verwendeten Reglers abhängt, muss z. B. ein Zustandsregler nicht ständig neu berechnet werden, so dass auch hier der Aufwand gering ist. Das Regelziel wird von allen Verfahren vergleichbar gut erreicht. Auch hier ist eine genauere Vorgabe des Regelziels für den Algorithmus hilfreich. Die Performance in Hinblick auf den Zielkonflikt Dynamik und Fahrkomfort ist für alle drei Konzepte deutlich höher als für das Standardverfahren.

Insgesamt lässt sich sagen, dass erwartet wird, dass alle drei Konzepte eine deutliche Verbesserung gegenüber der passiven Steuerung bewirken. Ein Vergleich der Konzepte lässt vermuten, dass das dritte Konzept für eine Antriebsstrangregelung am Besten geeignet ist. Eine genaue Validierung in Kombination mit verschiedenen Reglertypen wird in Abschnitt 6.2.2 erfolgen.

6 Reglerentwurf

In diesem Kapitel wird zunächst in Abschnitt 6.1 auf die Theorie der betrachteten Regler und deren Anwendung eingegangen und in Abschnitt 6.2 deren Validierung diskutiert.

6.1 Realisierte Regelungsarten

In diesem Teilkapitel wird die Theorie der verwendeten Reglertypen für die in Kapitel 5 vorgestellten Konzepte zusammengefasst und deren jeweilige Vor- und Nachteile gegenübergestellt. Dazu werden die in Abschnitt 1.1 bereits vorgestellten Aspekte betrachtet. Um ein breites Spektrum an verschiedenen Reglertypen abdecken zu können und den Rechenaufwand der Regelgüte gegenüber zu stellen, wurden die bekannten Verfahren in drei Klassen eingeteilt und aus jeder Klasse ein Repräsentant herangezogen. Die Gruppe der Proportionalregler wird dabei den einfachen Zustandsreglern sowie weiteren höherwertigen Reglern gegenübergestellt.

In den folgenden Abschnitten werden jeweils für ausgewählte Vertreter dieser drei Klassen deren grundsätzliche Idee, Anforderungen und Theorie erläutert. Eine Bewertung hinsichtlich nachfolgender Aspekte erlaubt den Vergleich untereinander.

Nach [26] sind bei einem Regler neben der Stabilität des Regelkreises und seiner stationären Genauigkeit auch dessen Dämpfung und Schnelligkeit, was seinem dynamischen Verhalten entspricht, entscheidend. In [52] wird diesen drei Aspekten noch eine Robustheitsforderung hinzugefügt. Eine Betrachtung der Regelgüte, welche sich aus dem dynamischen Verhalten und der stationären Genauigkeit ergibt, erfolgt erst bei der Validierung in Abschnitt 6.2.3 detailliert. Die beiden verbleibenden Anforderungen sowie Gesichtspunkte aus dem Anwendungsbezug bilden die Aspekte des Vergleiches der Reglertypen.

- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand stellt ein entscheidendes Kriterium für den Einsatz eines Reglers in einem Fahrzeug dar. Die Forderung nach Echtzeitfähigkeit erlaubt nur die Verwendung von Algorithmen, welche online einfach berechnet werden können. Der während des Entwurfs benötigte Rechenaufwand spielt dabei keine Rolle. Für einen

Vergleich wird daher nur der Unterschied zwischen den einzelnen Algorithmen grob abgeschätzt.

- **Parametrierung** Ein zumutbarer Parametrieraufwand muss für die Anpassung des Algorithmus im Fahrzeug garantiert sein. Hier soll die Anzahl der einzustellenden Parameter und deren intuitives Verständnis als Kriterium dienen.
- **Nebenbedingungen** Als zu berücksichtigende Nebenbedingung ist vor allem die Stellgrößenbegrenzung zu nennen. Dem Aktuator, hier dem Motor, steht nur eine begrenzte Stellenergie zur Verfügung, so dass die von einem Regler geforderten Maßnahmen begrenzt werden müssen. Im optimalen Fall berücksichtigt dies der Regler bereits selbst.
- **Stabilität** Die Stabilität des geschlossenen Regelkreises muss garantiert sein. Dabei muss nach [52] bei jeder beliebigen Anregung der Regler mit einer endlichen und gegen null abklingenden Stellgröße reagieren. Die Stabilität des geschlossenen Regelkreises soll durch die Nullstellen des zugehörigen charakteristischen Polynoms

$$F(s) = 1 + G(s)K(s) \quad (6.1)$$

überprüft werden. Bei Störungen bzw. zu großen Totzeiten oder abweichendem Verhalten der tatsächlichen Strecke vom Streckenmodell kann es aber trotzdem zu Stabilitätsproblemen kommen. Dies führt unmittelbar zur letzten Forderung.

- **Robustheit** Um einen sicheren Einsatz im Fahrzeug zu ermöglichen spielt zusätzlich der Aspekt der Robustheit eine wichtige Rolle. Trotz Modellunsicherheiten aufgrund von Vereinfachungen, Linearisierungen und zeitlich veränderlicher Parameter bzw. nicht beachteter Nichtlinearitäten in der Strecke muss die Stabilität und die Performance des geschlossenen Regelkreises garantiert bleiben. Nach [52] gilt ein Regelkreis im Allgemeinen als sehr robust, da durch die Rückführung der Regelgröße die Funktionalität eines Reglers trotz erheblichen Abweichungen zwischen Modell und tatsächlichem Streckenverhalten ermöglicht ist. Daher wird im Folgenden keine detaillierte Robustheitsanalyse durchgeführt, sondern lediglich eine qualitative Aussage über das robuste Verhalten hinsichtlich Stabilität und Performance getroffen werden. Ebenso wird die Empfindlichkeit der einzelnen Regler gegenüber Parameterschwankungen verglichen.

Ein weiterer wichtiger Aspekt für die Bewertung ist die Performance der unterschiedlichen Regelalgorithmen. Diese wird am Beispiel der Antriebsstrangregelung in Abschnitt 6.2.1 für die verschiedenen Algorithmen ermittelt und abschließend werden die unterschiedlichen Verfahren einander gegenübergestellt.

Bevor mit der theoretischen Betrachtung der Regelalgorithmen begonnen wird, wird zunächst der verwendete Regelkreis vorgestellt.

6.1.1 Allgemeiner Regelkreis

Abbildung 6.1 zeigt den Aufbau des hier verwendeten Regelkreises. Die von einem Regelalgorithmus berechnete Stellgröße u_{regler} wird mit dem vom Fahrer gewünschten Stelleingriff u_{fahrer} kombiniert und resultiert in der Eingangsgröße u des betrachteten Systems.

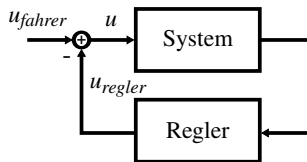


Abbildung 6.1 Die Struktur des Regelkreises

Für einen Reglerentwurf muss nun zunächst die Handhabung des Fahrerwunsches festgelegt werden. Da es sich dabei um keine Störgröße handelt, soll dieser auch nicht kompensiert werden. Der gewünschte Stelleingriff des Fahrers bei einem Beschleunigungsvorgang ist während des Regeleingriffes meist konstant. Die sprunghaften Änderungen vor einem Regeleingriff regen die gewünschte Dynamik des Systems an und aktivieren den Regler. Die Aufgabe des Reglers ist es dann, diesen Anfangszustand in den durch das Regelziel definierten Endzustand zu überführen. Daher ist es gerechtfertigt, die angeforderte Stellenergie des Fahrers für den Reglerentwurf selbst zu vernachlässigen.

6.1.2 Proportionalregler: Der PD-Regler

Theorie

Die wohl bekanntesten und am weitesten verbreiteten Regler sind die so genannten Proportionalregler. Vertreter wie der P-, PI-, PD- und der PID-Regler finden in vielen industriellen Gebieten Anwendung. Dabei ist die zugrundeliegende Idee den Fehler e zwischen dem Sollverlauf r und dem wahren Verlauf y

einer charakteristischen Größe (Regelgröße) zu minimieren $e = r - y \rightarrow 0$. Abbildung 6.2 zeigt den schematischen Aufbau. Dabei soll der Regler $K(s)$ derart

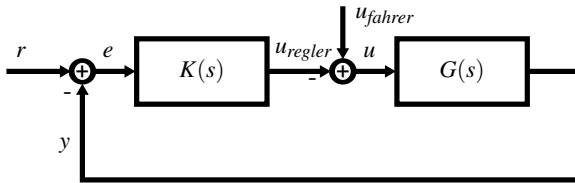


Abbildung 6.2 Die Struktur des Regelkreises mit Proportionalregler

aufgebaut sein, dass er die Anforderungen an einen Regelkreis nach [26] erfüllen kann. Um stationäre Genauigkeit zu erreichen, ist ein integraler Anteil erforderlich. Die Stabilität und Dämpfung kann mit einem differentiellen Anteil unterstützt werden. Ein proportionaler Anteil hat starken Einfluss auf die Schnelligkeit der Regelung. Aus diesen drei Teilen entsteht der PID-Regler. Dabei ist der P-Anteil proportional zum Fehler e und der D-Anteil proportional zu dessen Änderung \dot{e} . Damit kann die Performance des Reglers intuitiv parametrisiert werden.

Neben der Voraussetzung, dass die Regelgröße zu jeder Zeit bekannt sein muss, gibt es kaum Einschränkungen. Das Streckenmodell muss nicht bekannt sein, da auch heuristische Parameterermittlungen für einfache Regelsysteme ausreichend sind. Wichtig für die Regelgüte ist der integrale Anteil im offenen Kreis. Zeigt sich in diesem bereits ohne Einsatz eines Reglers integrales Verhalten, so sollte nach [26] auf einen I-Anteil im Regler verzichtet werden, um die Stabilität des Gesamtsystems nicht zu gefährden.

Die Summation der drei Anteile führt nach [52] zu dem idealen PID-Regler

$$K_{PID} = k_P \left(1 + \frac{1}{T_I s} + T_D s \right). \quad (6.2)$$

Die Zeitkonstanten werden dabei mit Nachstellzeit T_I und Vorhaltezeit T_D benannt. Um eine Verwendung im Fahrzeug zu ermöglichen, muss der Regler in diskreter Form vorliegen. Mittels der Rechteckregel rückwärts (siehe [46]) bzw. dem Ersetzen des Differenzialquotienten durch den Differenzenquotienten (siehe [53]) ergibt sich der diskrete PD-Regler mit der Abtastzeit T zu

$$K'_{PD} = k_P \left(1 + \frac{T_D(z-1)}{Tz} \right). \quad (6.3)$$

Diese Approximation des differentiellen Anteils stellt nach [3] die meist verbreitetste und nach [53] die nahezu beste Annäherung dar, falls nur diskrete

Messwerte vorliegen. Der I-Anteil wird auf Basis der Tustin Approximation in den zeitdiskreten Bereich transformiert, was hier aber nicht näher betrachtet wird, da im vorliegenden Fall kein I-Anteil benötigt wird.

Anwendung

Da ein Pol des Reglermodells (siehe Abschnitt 2.3.1) für alle Gänge sehr nahe an Null liegt, wird das integrale Verhalten des offenen Kreises als ausreichend angenommen und der PID-Regler zu einem PD-Regler vereinfacht. Der D-Anteil spielt dabei eine entscheidende Rolle, da er bereits z. B. bei einem steigenden Fehler den Regler verstärkt eingreift lässt, und wird deshalb nicht vernachlässigt. Um den Vorteil des nicht benötigten Streckenmodells zu nutzen, soll die Parametrierung heuristisch erfolgen. Die einzigen zum Einstellen verbleibenden Parameter sind daher der proportionale Faktor k_P und die Vorhaltezeit T_D .

Bewertung

Die Bewertung des Reglers erfolgt anhand der Kriterien aus Abschnitt 6.1.

- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand für einen PD-Regler ist sehr gering. Die Parameter können z. B. in Abhängigkeit vom aktuellen Gang oder der Fahrsituation abgespeichert und für die Anwendung ausgelesen werden. Der Entwurfsaufwand eines solchen Reglers ist ebenso nicht groß, da kein Streckenmodell und keine weiteren aufwändigen Algorithmen benötigt werden.
- **Parametrierung** Die Parametrierung des PD-Reglers kann intuitiv erfolgen, da die Wirkung der beiden Parameter bekannt ist. Die Parameter können direkt im Algorithmus verändert werden ohne vorab weitere Berechnungen durchführen zu müssen. Damit ist eine Kalibrierung im Fahrzeug sehr einfach.
- **Nebenbedingung** Stellgrößenbegrenzungen werden von einem PD-Regler nicht berücksichtigt. Dies kann durch das Nachschalten einer Begrenzung erfolgen. Dabei muss allerdings beachtet werden, dass der Regler sich nicht zu weit in der Sättigung befindet. Eine Änderung der Stellgröße wird nur innerhalb des möglichen Stellgrößenbereiches an das System weitergegeben. Verweilt der Regler zu lange außerhalb kann kein optimales Reglerergebnis erreicht werden. Darf der Regler zum Erreichen

einer hohen Regelgüte stark in den Prozess eingreifen, so kann eine Begrenzung zur Instabilität führen. Zur Vermeidung dieser Probleme muss die Verstärkung k_P in Schranken gehalten werden.

- **Stabilität** Das charakteristische Polynom des geschlossenen Regelkreises zeigt für positive Reglerparameter ohne das Wirken von Begrenzungen stets ein stabiles Verhalten. Um Probleme aufgrund der in der Realität wirkenden Begrenzungen zu vermeiden, darf die Verstärkung nicht zu groß gewählt werden.
- **Robustheit** Da für diesen Regler kein internes Modell von Nöten ist und zusätzlich die Regelgröße zurückgeführt wird, kann ein robustes Verhalten gegenüber Parameterschwankungen angenommen werden. Treten allerdings im realen System große Totzeiten bzw. Instabilitäten auf, so kann die Stabilität des Regelkreises nicht mehr garantiert werden. Hierbei gilt, je niedriger die Verstärkung k_P ist, desto eher verweilt der Regler im stabilen Bereich. Dies führt allerdings automatisch zu Einbußen in der Performance.
- **Sonstiges** Der PD-Regler verfügt über keinerlei Systemkenntnisse, so dass er tatsächlich nur auf das Verhalten des Fehlers e reagieren kann. So werden Systemzustände, welche nicht als Regelgröße dienen aber einen hohen Informationsgehalt aufweisen, nicht berücksichtigt.

6.1.3 Zustandsregelung: Der Linear-Quadratische-Regler

Bisher wurde die Dynamik des Systems im Regelungsgesetz nicht berücksichtigt. Dieser für die Performance entscheidende Nachteil soll nun mit Hilfe der Zustandsregelung behoben werden. Dabei ist die Idee, die durch ein Modell beschriebene Dynamik der Strecke beim Reglerentwurf direkt zu berücksichtigen. Das zugrunde liegende Modell wird dabei mit einer Zustandsraumdarstellung (vgl. Gleichung (2.6) und (2.7)) repräsentiert und an Stelle einer Rückführung der relevanten Ausgänge y alle Zustände x über einen Regler auf den Systemeingang geschaltet. Abbildung 6.3 veranschaulicht diese Zustandsrückführung.

Als bekannte Vertreter der Zustandsregelung sind der Polvorgaberegler und der Riccati-Regler zu nennen. Dabei wird bei letzterem die gewünschte Regelgüte durch die Minimierung eines quadratischen Gütefunktional erreicht, welches den Verlauf der Stell- und der Regelgröße bewertet. Daher trägt das Verfahren auch den Namen Linear-Quadratische-Regelung (LQ-Regelung). Auf-

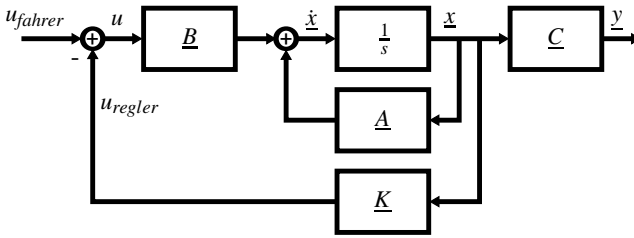


Abbildung 6.3 Die Struktur des Regelkreises mit Zustandsregler

grund dieser gegenüber der Polvorgabe vereinfachten direkten Vorgabe des Wunschverhaltens wird dieser Reglertyp im Folgenden näher betrachtet.

Theorie

Allen Zustandsreglern gemein ist die Anforderung, dass das Streckenverhalten bekannt und durch ein Modell erfasst sein muss. Diese Beschreibung des Systemverhaltens ist oft eine starke Vereinfachung des tatsächlichen, um den Rechenaufwand für die Regelung gering zu halten. Ebenso müssen alle aktuellen Werte der Zustände für den Regler vorhanden sein, auch wenn diese nicht messbar sind. Daher ist ein zusätzlicher Schätzalgorithmus für die unbekannt Zustände von Nöten, wie z. B. ein Kalman-Filter, auf welches näher in Abschnitt 6.1.6 eingegangen wird. Weiterhin ist für die Stabilität des geschlossenen Regelkreises die vollständige Steuerbarkeit (vgl. [53]) der Regelstrecke Voraussetzung.

Im Folgenden wird nun die Theorie der Linear-Quadratischen-Regelung vorgestellt. Für weitere Ausführungen sei auf [53], [70] und [26] verwiesen.

Das betrachtete Gütefunktional der LQ-Regelung hat die Form

$$V = \int_0^{\infty} (\underline{x}^T \underline{Q} \underline{x} + \underline{u}^T \underline{R} \underline{u}) dt, \quad (6.4)$$

in dem der erste Summand die im System gespeicherte Energie und der zweite die Stellenergie repräsentiert. Für den Entwurf des Reglers wird nach Abschnitt 6.1.1 der Fahrerwunsch nicht berücksichtigt. Das zugehörige System ist dabei in einer Zustandsraumdarstellung mit

$$\dot{\underline{x}} = \underline{A} \underline{x} + \underline{B} \underline{u} \quad (6.5)$$

gegeben. Sind die oben genannten Voraussetzungen erfüllt und zusätzlich die symmetrische Matrix \underline{Q} positiv semidefinit, die symmetrische Matrix \underline{R} positiv

definit und das Paar $(\underline{A}, \underline{\bar{Q}})$ mit $\underline{Q} = \underline{\bar{Q}}^T \underline{\bar{Q}}$ vollständig beobachtbar, so kann die Lösung der Zustandsrückführung zu

$$\underline{u} = -\underline{K}\underline{x} \quad (6.6)$$

angegeben werden. Diese ergibt sich aus der Reglermatrix

$$\underline{K} = \underline{R}^{-1} \underline{B}^T \underline{P} \quad (6.7)$$

mit Hilfe der Lösung \underline{P} der algebraischen Matrix-Riccati-Gleichung

$$\underline{A}^T \underline{P} + \underline{P} \underline{A} - \underline{P} \underline{B} \underline{R}^{-1} \underline{B}^T \underline{P} + \underline{Q} = 0. \quad (6.8)$$

Da diese eine quadratische Form besitzt, muss eine numerische Lösung herangezogen werden. Dies wird in Abschnitt 8.3 behandelt.

Die bisher betrachtete Lösung verfolgt das Ziel, die mit der Matrix \underline{Q} gewichteten Zustände zu Null zu überführen. Repräsentiert dies nicht das gesuchte Wunschverhalten, wie dies z. B. bei dem in Abschnitt 5.4 vorgestellten Konzept der direkten Referenzvorgabe der Fall ist, so muss eine LQ-Folgeregelung (siehe [53]) verwendet werden. Um eine extern berechnete Referenz \underline{r} in das Gütemaß aufnehmen zu können, muss zunächst das Zustandsraummodell gemäß Gleichung (6.9) erweitert werden.

$$\dot{\underline{x}}_r = \begin{pmatrix} \dot{\underline{x}} \\ \dot{\underline{r}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \underline{A} & \underline{0} \\ \underline{0} & \underline{A}_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \underline{x} \\ \underline{r} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \underline{B} \\ \underline{0} \end{pmatrix} \underline{u} \quad (6.9)$$

Durch geschickte Wahl der Matrix \underline{Q} kann das Gütefunktional aus Gleichung (6.4) weiterhin verwendet werden.

Um eine Anwendung im Fahrzeug zu ermöglichen, wird der LQ-Regler in seiner diskreten Form Verwendung finden. Dafür ändert sich das Güteintegral aus Gleichung (6.4) zur Summe

$$V = \sum_{k=0}^{\infty} L(\underline{x}, \underline{u}, k) = \sum_{k=0}^{\infty} \underline{x}^T(k) \underline{Q} \underline{x}(k) + \underline{u}^T(k) \underline{R} \underline{u}(k) \quad (6.10)$$

mit der Nebenbedingung

$$\underline{x}(k+1) = \underline{A}\underline{x}(k) + \underline{B}\underline{u}(k) = \underline{f}(\underline{x}, \underline{u}, k). \quad (6.11)$$

Die folgende Herleitung lehnt sich an die Darstellung aus [70] an. Sie soll dabei unterstützen, die in Abschnitt 8.3 erfolgende numerische Lösung der Riccati Gleichung besser nachvollziehen zu können.

Um die Nebenbedingung aus Gleichung (6.11) in das zu minimierende Gütemaß zu integrieren, wird der Lagrange-Multiplikator \underline{v} zu Hilfe genommen.

$$V = \sum_{k=0}^{\infty} (L(\underline{x}, \underline{u}, k) + \underline{v}^T(k+1) (f(\underline{x}, \underline{u}, k) - \underline{x}(k+1))) \rightarrow \min \quad (6.12)$$

Dabei wird der Term

$$H(\underline{x}, \underline{u}, k) = L(\underline{x}, \underline{u}, k) + \underline{v}^T(k+1) f(\underline{x}, \underline{u}, k) \quad (6.13)$$

als Hamilton Funktion bezeichnet. Die Variationsrechnung nach Hamilton (siehe [70]) geht von einer Abweichung zwischen der aktuellen und der optimalen Trajektorie für die Folge der Zustands- und der Stellgrößen aus. Die Ableitung des Gütemaßes (6.12) nach dieser Abweichung sowie ein gleichzeitiges Nullsetzen dieser liefert die Optimalitätsbedingungen. Daraus resultiert in der Folge die gesuchte Stellgröße zu

$$\frac{\partial H}{\partial \underline{u}} = \underline{R}\underline{u}(k) + \underline{B}^T \underline{v}(k+1) \stackrel{!}{=} 0 \quad \Rightarrow \quad \underline{u}(k) = -\underline{R}^{-1} \underline{B}^T \underline{v}(k+1). \quad (6.14)$$

Der Zusammenhang zwischen dem Lagrange-Multiplikator \underline{v} und den Zustandsgrößen \underline{x} kann über die Matrix \underline{P} beschrieben werden ($\underline{v}(k) = \underline{P}(k)\underline{x}(k)$). Dies sowie die Nebenbedingung (6.11) in Gleichung (6.14) eingesetzt, resultiert in der Stellgröße des Zustandsreglers.

$$\underline{u}(k) = -(\underline{R} + \underline{B}^T \underline{P}(k+1) \underline{B})^{-1} \underline{B}^T \underline{P}(k+1) \underline{A} \underline{x}(k) = -\underline{K} \underline{x} \quad (6.15)$$

Zum Berechnen dieser Beziehung fehlt noch die Matrix \underline{P} , deren Lösung im Folgenden hergeleitet wird.

Aus der Minimierung von (6.12) folgt ebenso das so genannte Hamiltonsche Gleichungssystem.

$$\begin{aligned} \underline{x}(k+1) &= \frac{\partial H}{\partial \underline{v}(k+1)} = \underline{A} \underline{x}(k) - \underline{B} \underline{R}^{-1} \underline{B}^T \underline{v}(k+1) \\ \underline{v}(k) &= \frac{\partial H}{\partial \underline{x}(k)} = \underline{Q} \underline{x}(k) + \underline{A}^T \underline{v}(k+1) \end{aligned} \quad (6.16)$$

Durch Gleichsetzen der nun bekannten Beziehungen für den Lagrange-Multiplikator ergibt sich

$$\underline{v}(k) = \underline{P}(k)\underline{x}(k) = \underline{Q} \underline{x}(k) + \underline{A}^T \underline{P}(k+1) (\underline{A} \underline{x}(k) + \underline{B} \underline{u}(k)). \quad (6.17)$$

Das Einsetzen der bereits bekannten Beziehung für die Stellgröße (6.15) resultiert in der Matrix-Riccati-Differenzgleichung

$$\underline{P} = \underline{Q} + \underline{A}^T \underline{P} \underline{A} - \underline{A}^T \underline{P} \underline{B} (\underline{R} + \underline{B}^T \underline{P} \underline{B})^{-1} \underline{B}^T \underline{P} \underline{A}. \quad (6.18)$$

Dabei gelten die selben Voraussetzungen wie im kontinuierlichen Fall.

Anwendung

Nach der Zusammenfassung der Theorie der LQ-Regelung wird nun die Anwendung auf die drei in Kapitel 5 vorgestellten Konzepte erörtert.

Das für den Entwurf der Regelmatrizen verwendete Modell ist dabei das in Abschnitt 2.3.1 vorgestellte Reglermodell, welches mit Hilfe der Tustin-Approximation (siehe [3]) diskretisiert wurde.

Die Modellierung der Referenz nach Gleichung (6.9) erfolgt nach [47] durch eine Exponentialfunktion. Hintergrund dafür ist die Forderung neben einer gewissen modellierten Dynamik einen zugehörigen stabilen Pol zu erhalten, da die Referenz einen nicht steuerbaren Anteil des Systems darstellt. Der neue Zustand r wird dabei als negative Referenz gewählt. Gleichung (6.19) zeigt am Beispiel der Referenzvorgabe der Drehzahldifferenz das Vorgehen im kontinuierlichen Modell.

$$\dot{r} = -\Delta n_{ref} \quad \dot{r} = -\sigma r \quad (6.19)$$

Mit dem positiven Parameter σ kann dabei die gewünschte Dynamikerfassung eingestellt werden. Der neue zusammengesetzte Zustandsvektor wird im Folgenden mit \underline{x}_r bezeichnet.

Die Wahl der Gewichtungsmatrix \underline{Q} ist von dem jeweiligen Regelungskonzept abhängig. Allen gemein ist, dass die mit der Matrix \underline{Q} gewichteten Zustände in der quadratischen Regelabweichung e^2 resultieren müssen.

$$\underline{x}_r^T \underline{Q} \underline{x}_r = \underline{x}_r^T \underline{\bar{Q}} \underline{\bar{Q}} \underline{x}_r \stackrel{!}{=} e^2 \quad (6.20)$$

Am Beispiel des Konzeptes integrierte Komfort-Dynamikregelung via Referenzvorgabe (Konzept 3, siehe Abschnitt 5.4) wird die Herleitung der Gewichtungsmatrix $\underline{\bar{Q}}$ aufgeführt. Die Regelabweichungen und zugehörigen Matrizen $\underline{\bar{Q}}$ der anderen Konzepte sind Tabelle 6.1 zu entnehmen.

Das Ziel der auf den Antriebsstrang bezogenen Regelung im Bezug auf das genannte dritte Konzept ist, die Drehzahldifferenz Δn einer vorgegebenen Referenz Δn_{ref} folgen zu lassen. Daraus resultiert die Regelabweichung

zu $e = \Delta n - \Delta n_{ref}$. Mit einer Erweiterung der Zustandsraumdarstellung um die Referenz als vierten Zustand $x_{r,4} = -\Delta n_{ref}$ folgt für die Wahl von $\underline{\bar{Q}}$

$$e = \Delta n - \Delta n_{ref} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -i & 1 \end{pmatrix} \underline{x}_r = \underline{\bar{Q}} \underline{x}_r. \quad (6.21)$$

Für alle drei vorgestellten Möglichkeiten der Wahl der Matrix \underline{Q} nach Tabelle 6.1 sind die benötigten Voraussetzungen an die Eigenschaften der Gewichtungsmatrizen sowie die Beobachtbarkeitsbedingung erfüllt. Die Steuerbarkeit ist nur für das nicht erweiterte System vorhanden, da bei der Erweiterung der nicht steuerbare Eigenwert der Referenz hinzugefügt wird. Damit unterliegt das System aber nach [53] keinen Einschränkungen.

Konzept	Regelabweichung	Gewichtungsmatrix
Konzept I/II	$e = \Delta n$	$\underline{\bar{Q}} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -i \end{pmatrix}$
Konzept II	$e = n_{rad} - n_{rad,ref}$	$\underline{\bar{Q}} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$
Konzept III	$e = \Delta n - \Delta n_{ref}$	$\underline{\bar{Q}} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -i & 1 \end{pmatrix}$

Tabelle 6.1 Die Wahl der Gewichtungsmatrix $\underline{\bar{Q}}$ des LQ-Reglers in Abhängigkeit des Regelkonzeptes am Beispiel der Antriebsstrangregelung

Für die Einstellung des Reglerverhaltens verbleiben somit zwei Parameter. Dabei wird durch die Wahl von R die erlaubte Stärke des Regeleingriffes vorgegeben. Der bei der Folgeregelung hinzukommende Parameter σ zeigt nur einen leichten Einfluss auf die Regelgüte.

Bewertung

- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand des LQ-Reglers selbst ist sehr gering. Durch die Forderung, dass alle Zustände bekannt sein müssen, ist aber ein zusätzlicher Zustandsschätzer erforderlich. Der Entwurfsaufwand ist durch die Notwendigkeit eines das System beschreibenden Modells im Vergleich zu einem Proportionalregler deutlich höher.
- **Parametrierung** Die Parametrierung kann sehr einfach und intuitiv erfolgen. Lediglich die Entscheidung, ob der Regler stärker eingreifen soll oder nicht, ist zu treffen.
- **Nebenbedingung** Die Begrenzung der Stellgröße kann nicht explizit berücksichtigt werden. Durch geeignete Wahl des Parameters R kann der Regler aber in seinen Schranken gehalten werden.

- **Stabilität** Sind alle oben genannten Voraussetzungen erfüllt, so ist ein mit einem LQ-Regler geschlossener Regelkreis asymptotisch stabil (siehe [53]). Dies kann mit Hilfe einer Lyapunow-Gleichung gezeigt werden. Die Stabilität bei der Folgeregelung ist auch dann gegeben, wenn durch die Referenz ein nicht steuerbarer aber stabiler Eigenwert hinzugefügt wird.
- **Robustheit** Die Zustandsregelung gilt allgemein als robuster als die Regelung mittels Proportionalregler, da alle Zustände und nicht nur die Regelabweichung zurückgeführt werden. Der LQ-Regler zeigt dabei besonders gute Robustheitseigenschaften. Bleiben die nicht berücksichtigten Modellunsicherheiten in gewissen Schranken, so ist die Stabilität gesichert. Ebenso ist die Sensitivität gegenüber Parameterschwankungen sehr gering.
- **Sonstiges** Da der Regler über Systemkenntnisse verfügt, kann er geeignet sein Ziel verfolgen. Gleichzeitig bedeutet dies aber auch, dass das interne Modell möglichst gut das wahre Prozessverhalten nachbilden muss.

6.1.4 Höherwertige Verfahren: Der Modellbasierte Prädiktivregler

Als höherwertige Verfahren werden hier solche verstanden, welche zu den bisher vorgestellten eine deutliche Verbesserung der Performance mit sich bringen. Aufgrund der genaueren Systemkenntnis bauen diese meist auf den Zustandsreglern auf. Mögliche Verbesserungen wären dabei z. B. eine Steigerung der Robustheit (z. B. durch H_∞ -Regelung), eine genauere Berücksichtigung der in der Realität vorkommenden nichtlinearen Effekte (durch nichtlineare Regelung) und die explizite Berücksichtigung von Begrenzungen (z. B. durch Modellbasierte Prädiktivregelung oder Dynamische Programmierung). Im Folgenden wird hier das Augenmerk auf die Berücksichtigung von Begrenzungen gelegt.

Häufig werden die in der Realität vorkommenden Begrenzungen beim Entwurf eines Reglers nicht berücksichtigt, so dass ein optimales Verhalten nicht erreicht werden kann, wenn nicht sogar Überschwinger oder Instabilitäten zu einer schlechten Reglerperformance führen. In [34] werden drei verschiedenen Wege zum Lösen dieses Problems vorgeschlagen. Bei der „vorsichtigen“ Herangehensweise wird der Regler derart parametrisiert, dass die Begrenzungen keine Auswirkung haben, da sie nie erreicht werden. Der „optimistische“ Weg begrenzt die Stellgrößen des Reglers hart. Diese beiden Vorgehensweisen werden sehr häufig für die bereits vorgestellten Standardregler verwendet. Um die

dadurch entstehenden Probleme zu vermeiden, werden bei einem „taktischen“ Entwurf die Begrenzungen bereits während des Reglerentwurfs berücksichtigt. Dies ist selbstverständlich nicht für alle Regelalgorithmen möglich. Als Beispiel für einen Regler, der dies bewerkstelligen kann, wird hier der Modellbasierte Prädiktivregler betrachtet. Die zukünftigen Begrenzungen innerhalb eines definierten Zeitintervalls können hierbei mit Hilfe der Optimierungstheorie eingehalten werden.

Grundlagen

Bevor näher auf den Modellbasierten Prädiktivregler (MP-Regler) eingegangen wird, wird er zunächst zu dem bereits vorgestellten LQ-Regler abgegrenzt, da dadurch die Grundidee des Verfahrens deutlich wird. Die hier vorgestellten Grundlagen der MP-Regelung basieren auf [34], [13], [8], [49], [29] und [12].

Dem in Abschnitt 6.1.3 vorgestellten LQ-Regler ist es wegen seines unendlichen Betrachtungshorizonts und somit seiner stationären Lösung nicht möglich, Begrenzungen zu berücksichtigen. Um dies zu umgehen, muss der Horizont auf eine endliche Länge begrenzt werden. Die dadurch entstehende Stellgrößenfolge bringt aber zwei gravierende Nachteile mit sich. Zum einen kann durch Änderungen und Störungen innerhalb des betrachteten Zeitfensters die Gültigkeit der Stellgrößenfolge verloren gehen und zum anderen ist nicht gesichert, dass die Länge des Fensters ausreicht, das Regelziel zu erreichen. Abhilfe schafft das Verschieben des Fensters um eine Abtastzeit in jedem Abtastschritt und das jeweilige Initialisieren mit den aktuellen Messwerten. Dies entspricht der Idee des so genannten gleitenden Horizonts. Somit entspricht ein MP-Regler ohne Berücksichtigungen von Begrenzungen nach [8] einem erweitertem LQ-Folgeregler mit gleitendem Horizont.

Abbildung 6.4 fasst die Idee des MP-Reglers zusammen. Eine optimale Regelung mit einem begrenzten Zeithorizont wird unter Berücksichtigung der aktuellen und zukünftigen Begrenzungen berechnet. Aus der daraus resultierenden Stellgrößenfolge $\Delta \underline{u}_{regler}$ wird nur das erste Element an das zu regelnde System weitergegeben. Der Horizont wird um einen Abtastschritt nach vorne geschoben und die Berechnung mit dem aktuellen Mess- bzw. Schätzwerten erneut durchgeführt. Dabei erfolgt die Optimierung bei der Kombination von einem linearen Modell und einer quadratischen Zielfunktion mit linearen Begrenzungen mittels Quadratischer Programmierung (QP).

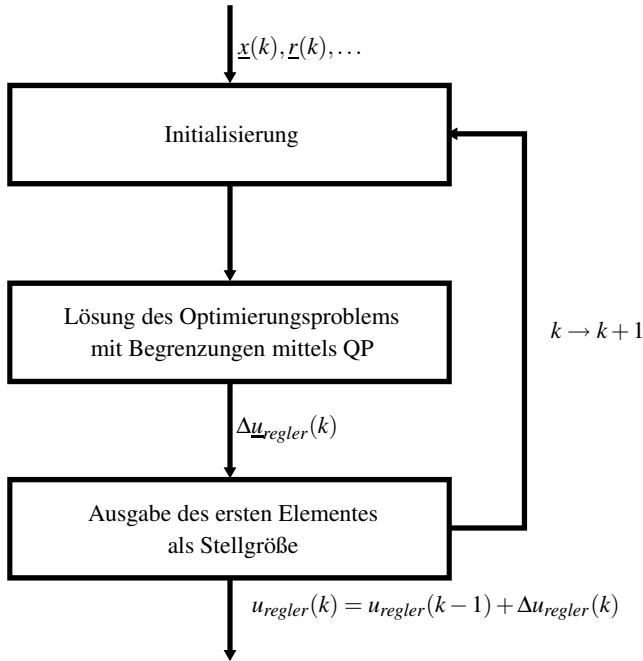


Abbildung 6.4 Der Ablauf der Modellbasierten Prädiktivregelung

Theorie

Neben der Forderung nach Stabilisier- und Beobachtbarkeit des zugrunde liegenden Systems ist die Notwendigkeit eines die Dynamik korrekt beschreibenden internen Modells die wichtigste Voraussetzung für das Gelingen einer MP-Regelung. Wird die Dynamik nur unzureichend beschrieben, so kann der zukünftige Verlauf nur ungenügend präzisiert werden. Ebenso sind dieselben Anforderungen wie an alle Zustandsregler (siehe Abschnitt 6.1.3) zu erfüllen. Das zu minimierende Gütemaß (6.22) ist dem der LQ-Folgeregelung sehr ähnlich.

$$V = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \underline{e}^T(k) \underline{Q} \underline{e}(k) + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{M-1} (\underline{u}(k) - \underline{u}_s)^T \underline{R} (\underline{u}(k) - \underline{u}_s) \quad (6.22)$$

Dabei gibt N die Länge des Prädiktionshorizonts, also die Länge des beobachteten Intervalls, und M die Länge des Stellhorizonts, der zu berechneten

Stellgrößenfolge, an. Die Minimierung des Gütemaßes über die Stellgrößenfolge unter bestimmten Nebenbedingungen wie z. B. der Einschränkung der Stellgrößen, die Begrenzung ihrer Änderung in jedem Abtastschritt oder die der Ausgangsgrößen erfolgt mittels eines Algorithmus zum Lösen eines QP-Problems. Dazu wird zunächst das Gütemaß passend umgeformt. Der betrachtete Fehler $\underline{e}(k)$ ergibt sich zu

$$\underline{e}(k) = \underline{y}(k) - \underline{r}(k) = \underline{C}\underline{x}(k) + \underline{d}(k) - \underline{r}(k). \quad (6.23)$$

Um das Gütemaß (6.22) lösen zu können, werden die zukünftigen Verläufe der Zustände benötigt. Wird hier vereinfachend der Stellhorizont gleich dem Prädiktionshorizont gesetzt $M = N$, so ergeben sich die prädizierten Zustände durch ineinander Einsetzen der Zustandsgleichungen.

$$\underline{x}(k+N) = \underline{A}^N \underline{x}(k) + \sum_{j=0}^{N-1} \underline{A}^{N-1-j} \underline{B} \underline{u}(k+j) \quad (6.24)$$

Dabei ist zu beachten, dass der Regelalgorithmus zum einen zwischen der Stellgröße und dem Fahrerwunsch unterscheidet und zum anderen nur die benötigte Änderung der Stellgröße berechnet. Somit setzt sich die Eingangsgröße aus

$$\underline{u}(k) = \underline{u}_{\text{fahrer}}(k) + \underline{u}_{\text{regler}}(k-1) + \Delta \underline{u}_{\text{regler}}(k) \quad (6.25)$$

zusammen. Wird statt der Summenschreibweise in (6.22) eine Notation mit Matrizen gewählt, so berechnen sich alle im Intervall $[k, k+N]$ liegenden Fehler ohne betrachtete Ausgangsstörung zu

$$\underline{e} = \underline{C}\underline{\Gamma}\underline{u} + \underline{C}\underline{\Omega}\underline{x}_0 - \underline{r}. \quad (6.26)$$

Dabei umfassen die Matrizen $\underline{\Gamma}$ und $\underline{\Omega}$ die benötigten Produkte der Systemmatrix und der Eingangsmatrix gemäß Gleichung (6.24). Das für die Minimierung relevante Gütemaß, in dem nur die Komponenten enthalten sind, welche von der zu optimierenden Größe \underline{u} abhängen, ergibt sich daher zu

$$V = \frac{1}{2} \underline{u}^T \underline{H} \underline{u} + \underline{u}^T (\underline{F} \underline{x}_0 - \underline{N} \underline{r}) \quad \text{mit} \quad (6.27)$$

$$\underline{H} = \underline{\Gamma}^T \underline{C}^T \underline{Q} \underline{C} \underline{\Gamma} + \underline{R}, \quad \underline{F} = \underline{\Gamma}^T \underline{C}^T \underline{Q} \underline{C} \underline{\Omega}, \quad \underline{N} = \underline{\Gamma}^T \underline{C}^T \underline{Q}.$$

Das Ziel des zu lösenden Optimierungsproblems kann durch

$$\min_{\underline{u}} V, \quad \text{mit} \quad \underline{L} \underline{u} \leq \underline{W} \quad (6.28)$$

beschrieben werden. Die Lösung dieses QP Problems wurde bereits in Abschnitt 3.1.1 diskutiert.

Anwendung

Der MP-Regler in der vorliegenden Anwendung basiert bei allen drei Konzepten auf dem diskreten Reglermodell nach Abschnitt 2.3.1. Dabei wird eine Unterteilung der Eingangsgröße in die Stellgröße des Reglers und den Fahrerwunsch vorgenommen. Letzterer wird als externer Einfluss modelliert. Die Last \underline{l} wird, falls vorhanden, als externe Störgröße aufgefasst. Der Absolutwert der Stellgröße sowie dessen zeitliche Änderung und die maximal auftretende Drehzahldifferenz Δn werden begrenzt. Die Zielvorgabe u_s aus Gleichung (6.22) wird zu Null gewählt, da es das finale Ziel der Regelung ist, den Fahrerwunsch nicht weiter zu beeinflussen. Durch geeignete Wahl der Modellmatrix \underline{C} können die Ziele der verschiedenen Konzepte eingestellt werden. Zusätzlich werden je nach Konzept die Einstellparameter \underline{R} und \underline{Q} innerhalb des Prädiktionshorizontes verändert.

Eine zusätzliche Erweiterung ist aufgrund der prädiktiven Eigenschaften des Reglers möglich. So können z. B. auftretende Totzeiten im System durch Modellerweiterungen berücksichtigt werden. Dies wird am Beispiel der Zeit τ_{motor} , welche für das Umsetzen der angeforderten Stellgröße benötigt wird, gezeigt. Wird angenommen, dass $\tau_{motor} = 2T$ beträgt, so kann das diskrete Zustandsraummodell folgendermaßen erweitert werden.

$$\begin{aligned} \underline{x}(k+1) = & \begin{pmatrix} \underline{A} & 0 & \underline{b} \\ \underline{0} & 0 & 0 \\ \underline{0} & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \underline{x}(k) \\ u_{regler}(k-1) \\ u_{regler}(k-2) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} \underline{0} \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} u_{regler}(k) \\ & + \begin{pmatrix} \underline{b} & \underline{h} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} u_{fahrer} \\ l \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6.29)$$

Dies entspricht einer Verschiebung des Stellhorizontes. Um den Rechenaufwand möglichst gering zu halten wird davon ausgegangen, dass der Fahrerwunsch u_{fahrer} zeitweise konstant ist und hier somit eine Zeitverzögerung vernachlässigt werden kann. Auch der Prädiktionshorizont kann bei Zeitverzögerungen in bestimmten Ausgangsgrößen (siehe Kapitel 7) insgesamt oder nur für bestimmte Signale verschoben werden.

Dem Regelalgorithmus verbleiben somit vier Parameter sowie die des jeweiligen Regelkonzeptes, um das gewünschte Verhalten einzustellen. Ein vorab zu wählender Parameter ist der Prädiktionshorizont N , welcher ausreichend groß gewählt werden sollte, damit die zu regelnde Dynamik erfasst werden kann und die Stabilität garantiert ist. Wie auch beim Stellhorizont M gilt hier allerdings, dass der Rechenaufwand mit wachsendem Horizont steigt. Ein größerer

Stellhorizont führt zwar zu einem besseren Folgeverhalten, verschlechtert aber das Stabilitätsverhalten. Somit muss für beide Parameter ein Kompromiss gefunden werden. Die Feineinstellung des MP-Reglers erfolgt über die Gewichtungen \underline{R} und \underline{Q} , welche sich auch mit der Zeit ändern dürfen.

Bewertung

- **Rechenaufwand** Die Komplexität des MP-Reglers ist vergleichmäßig groß. Die Lösung des Optimierungsproblems muss in jedem Abtastschritt erfolgen. Zur Reduzierung des Rechenaufwands können z. B. Kennfelder hinterlegt oder schnellere Algorithmen (vgl. [13]) implementiert werden. Der vorab Entwurfsaufwand ist dagegen nicht viel größer als bei einer einfachen Zustandsregelung. Soll zusätzlich eine Adaption der Modellparameter verwendet werden, so erhöht sich der Rechenaufwand für die Umsetzung im MP-Regler nicht, da das Problem bereits zu jedem Zeitpunkt gelöst wird.
- **Parametrierung** Die Parametrierung ist mit der für den LQ-Regler vergleichbar. Der Einfluss der Parameter kann intuitiv verstanden werden und es ist kein Expertenwissen erforderlich.
- **Nebenbedingung** Nebenbedingungen jeglicher Art wie Begrenzungen werden bereits während des Entwurfs berücksichtigt. Somit kann eine höhere Performance erreicht werden. Ebenso können Totzeiten einfach mit in die Berechnung aufgenommen werden.
- **Stabilität** Für die Stabilitätsanalyse gibt es viele verschiedene Ansätze. Die meisten beziehen sich allerdings nur auf nicht begrenzte MP-Regler. Hier lässt sich die Stabilität sehr einfach analog zu der verwandten LQ-Regelung zeigen. Für das begrenzte Problem kann z. B. nach [49] das Gütemaß als Lyapunow-Gleichung aufgefasst und dessen monoton fallender Verlauf unter den bereits oben genannten Anforderungen gezeigt werden. Erfüllt das System zum Startzeitpunkt alle Begrenzungen und ist die Wichtungsmatrix \underline{Q} des Gütemaßes positiv definit (vgl. LQ-Regelung), dann ist das System für Prädiktionshorizonte größer einer Grenze $N \geq N^*$ stabil.
- **Robustheit** Nach [29] weist der MP-Regler eine vergleichbare Robustheit auf wie die klassische Optimalregelung. Zusätzlich zu den bereits in Abschnitt 6.1.3 genannten Eigenschaften ist hier zu sagen, dass die Regelgüte sehr stark vom internen Modell abhängt. Daher sollte es die

zu regelnde Dynamik möglichst exakt wiedergeben. Diese Problematik wird allerdings durch die Tatsache abgeschwächt, dass durch die Initialisierung der Startwerte für die Prädiktion in jedem Zeitschritt die Auswirkungen von Störungen und Modellfehlern reduziert werden.

- **Sonstiges** Weitere Vorteile des MP-Reglers ermöglichen die Verbesserung der Performance. So kann z. B. der bekannte zukünftige Verlauf der Referenz (vgl. Konzept 3) mit in das Gütemaß eingebracht werden. Durch eine erhöhte Anzahl von Parametern kann im Gegensatz zum klassischen LQ-Regler eine feinere Reglereinstellung erreicht werden.

6.1.5 Vergleich der Regelverfahren

Abschließend werden die drei vorgestellten Regler miteinander verglichen. Tabelle 6.2 gibt einen Überblick über die verschiedenen Bewertungspunkte. Während der PD-Regler hauptsächlich mit seinem geringen Rechenaufwand und seiner Einfachheit heraus sticht, zeigt der MP-Regler seine Stärken bei der Berücksichtigung von Begrenzungen und seiner vollen Systemkenntnis, welche maßgebenden Einfluss auf die Performance haben. Der Zustandsregler bildet die Kompromissfindung zwischen beiden Verfahren.

	PD	LQ	MP
Rechenaufwand	+++	+	-
Anfälligkeit gegenüber Modellparameterschwankungen	+++	+	+
Parametrierung	++	++	++
Robustheit	+	++	++
Stabilität	+	+	++
Begrenzungen	-	-	+++
Systemkenntnis	---	++	+++

Tabelle 6.2 Gegenüberstellung der drei Regelalgorithmen

6.1.6 Kalman-Filter

Aufgrund seiner häufigen Anwendung in den hier vorgestellten Regelalgorithmen soll das Kalman-Filter vorgestellt werden. Die hier gewählte Darstellungsweise basiert auf [48] und [72].

Das Kalman-Filter ist ein rekursiver Zustandsschätzer, der über die Minimierung der quadratischen Norm des Schätzfehlers auf Basis von bekannten Messdaten und eines internen Modells die Zustände rekonstruiert. Das klassische Kalman-Filter basiert auf einem linearen zeitdiskreten Modell, auf welchen mittelwertfreie weiße Gaußsche Rauschprozesse einwirken. Dabei wirkt das Messrauschen \underline{w} mit der Kovarianz \underline{R} direkt auf den Ausgang und das Systemrauschen \underline{v} mit der Kovarianz \underline{Q} auf die Zustände. Beide Rauschprozesse sollen untereinander und vom Startwert der Zustände unkorreliert sein.

Die Schätzung basiert auf zwei Schritten: dem Prädiktionsschritt und dem Messschritt. Die im ersten Schritt prädizierten Zustände werden im zweiten mit den Messdaten abgeglichen und korrigiert. Die Gleichungen (6.30) zeigen die Berechnung des Prädiktionsschritts.

$$\underline{\hat{x}}^*(k+1) = \underline{A}\hat{x}(k) + \underline{B}\underline{u}(k) \quad (6.30)$$

$$\underline{P}^*(k+1) = \underline{A}\hat{P}(k)\underline{A}^T + \underline{L}\underline{Q}\underline{L}^T$$

Dabei beschreibt die Matrix \underline{L} den Einfluss des Systemrauschens auf die Zustandsgrößen. Der Messschritt erfolgt durch

$$\hat{x}(k+1) = \underline{x}^*(k+1) + \underline{K}(k+1) (\underline{y}(k+1) - \underline{C}\underline{x}^*(k+1)) \quad (6.31)$$

$$\begin{aligned} \hat{P}(k+1) &= (\underline{I} - \underline{K}(k+1)\underline{C})\underline{P}^*(k+1)(\underline{I} - \underline{K}(k+1)\underline{C})^T \\ &\quad + \underline{K}(k+1)\underline{R}\underline{K}^T(k+1) \end{aligned} \quad (6.32)$$

und die Minimierung des Schätzfehlers führt zu der Verstärkungsmatrix

$$\underline{K}(k+1) = \underline{P}^*(k+1)\underline{C}^T (\underline{C}\underline{P}^*(k+1)\underline{C}^T + \underline{R})^{-1}. \quad (6.33)$$

Liegt ein zeitinvariantes System und stationäre Rauschprozesse vor, so konvergiert die Verstärkungsmatrix \underline{K} zu einem konstanten Wert.

Für nichtlineare Modelle kann das Extended Kalman-Filter und für kontinuierliche das Kalman-Bucy-Filter verwendet werden.

Das hier für die Regelung eingesetzte Kalman-Filter hat die Aufgabe, die unbekannte Torsion des Antriebsstrangs zu schätzen.

6.2 Validierung der Regler in Kombination mit den unterschiedlichen Konzepten

Im Folgenden werden zunächst die drei verschiedenen Regler miteinander verglichen. Im Anschluss daran werden die einzelnen Konzepte aus Kapitel 5 mit

den drei verschiedenen Reglertypen für Gang 2 und Gang 4 kombiniert, validiert und abschließend gegenübergestellt. Dabei wird neben dem Antriebsstrangverhalten auch der Fahrkomfort und die Dynamik gemäß Kapitel 4 betrachtet. Dies wird anhand von Komfort-Dynamik-Diagrammen (siehe Abschnitt 4.3.1) erfolgen. Diese Diagramme sind nicht als vollständig anzusehen, sondern stellen lediglich Ausschnitte dar, welche mit einem bestimmten Parameterbereich erzielt werden können. Ihre Symmetrie erlaubt allerdings die zu erkennenden Bereiche und Linien in Gedanken fortzuführen. Die Rechtecke repräsentieren darin stets die erzielten Ergebnisse mittels passiver Steuerung.

Für Beispiele weiterer Anwendungen der vorgestellten Konzepte folgt danach die Validierung des dritten Regelkonzeptes bei der Regelung der Fahrerhausschwingungen und bei Schaltvorgängen.

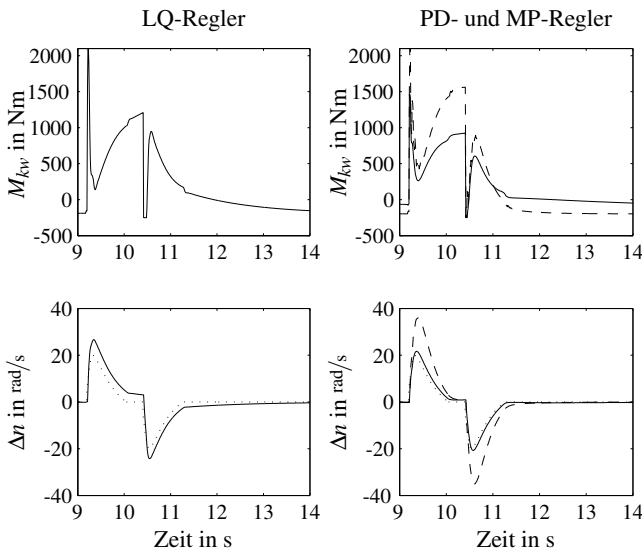


Abbildung 6.5 Der PD-Regler in Gang 2 für das dritte Konzept: \cdots Referenz, $---$ PD-Regler, $-$ LQ- oder MP-Regler

6.2.1 Validierung der verschiedenen Regelungsarten

Zunächst wird das Folgeverhalten der verschiedenen Regler am Beispiel des dritten Konzeptes, der direkten Referenzvorgabe, untersucht. Abbildung 6.5 zeigt bei gleicher Referenzvorgabe (gepunktet) die drei verschiedenen Regler in Gang 2. Dabei sind links die Ergebnisse des Zustandsreglers und rechts die

des PD-Reglers (gestrichelt) und des MP-Reglers (durchgezogene Linie) zu sehen. Der Prädiktivregler zeigt eindeutig das beste Folgeverhalten, was auf die Kenntnis des zukünftigen Verlaufes der Referenz zurückzuführen ist. Auch der Zustandsregler kann der Referenz gut folgen. Lediglich der PD-Regler zeigt große Abweichungen. Würde ihm ein höherer Stelleingriff erlaubt werden, so würden sich Schwingungen aufgrund der Stellgrößenbegrenzung in seiner Stellgröße ausbreiten, welche bis zur Instabilität führen können.

Abbildung 6.6 zeigt die äquivalenten Ergebnisse von Gang 4. Hier können sowohl der Prädiktiv- als auch der Zustandsregler der Vorgabe sehr gut folgen. Nur im Schwingungsmaximum ist ein leichter Unterschied zwischen den beiden zu erkennen. Auch hier kann der PD-Regler nicht das gewünschte Verhalten erreichen, ohne Schwingungen anzuregen. Im Folgenden wird daher der LQ-Regler als bester Kompromiss zwischen Performance und Rechenaufwand zur Validierung der Konzepte verwendet.

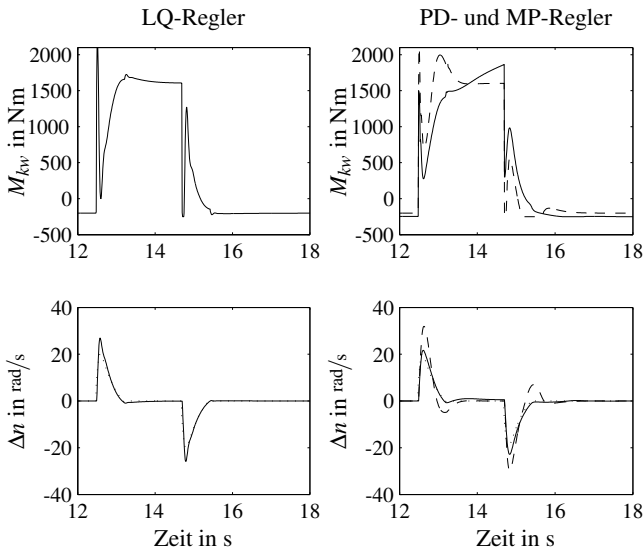


Abbildung 6.6 Der PD-Regler in Gang 4 für das dritte Konzept: ... Referenz, -- PD-Regler, – LQ- oder MP-Regler

6.2.2 Validierung der verschiedenen Konzepte

Zunächst wird die Validierung der drei Konzepte anhand der zeitlichen Verläufe erfolgen. Abbildungen 6.7 bis 6.9 zeigen beispielhafte Ergebnisse in Gang

2 mit dem Zustandsregler. Darin ist neben der passiven Steuerung (gepunktet) jeweils eine zu dieser vergleichbare komfortable (gestrichelt) und eine vergleichbare dynamische Einstellung (durchgezogene Linie) zu sehen. Als aussagekräftige Größen wurde neben dem resultierenden Motormoment M_{kw} die Drehzahldifferenz des Antriebsstrangs Δn , die Beschleunigung in Längsrichtung des Fahrerhauses $a_{x,fhs}$ und die Nickgeschwindigkeit des Fahrerhauses $v_{nick,fhs}$ gewählt.

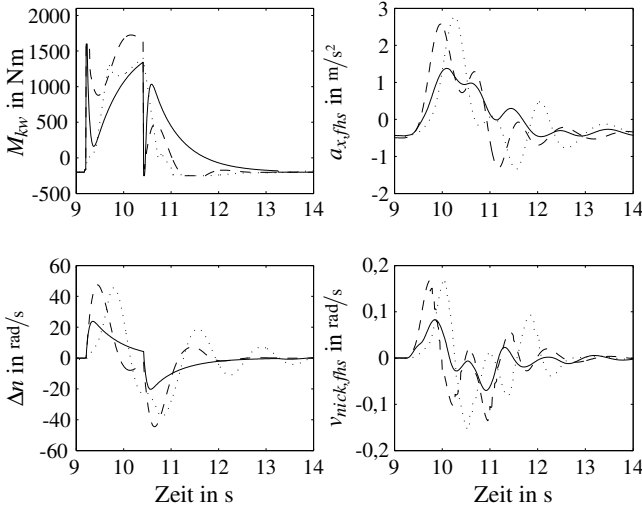


Abbildung 6.7 Der LQ-Regler in Gang 2 für das erste Konzept: \cdots passive Steuerung, $--$ LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, $-$ LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

Bei der Betrachtung der Ergebnisse des ersten Konzeptes der eingeschränkten Komfortregelung wird deutlich, dass die Antriebsstrangschwingungen bei einem starken Reglereingriff beseitigt werden können. Darüber hinaus werden die Schwingungen der Nickgeschwindigkeit und der Beschleunigung in x-Richtung vermindert. Damit kann eine deutliche Verbesserung des Fahrkomforts im Gegensatz zur passiven Steuerung erzielt werden. Wird dagegen das Augenmerk auf die Dynamik gelegt, so bleiben die Schwingungen im Antriebsstrang sowie in den Fahrerhausgrößen unverändert. Der schnelle und starke Aufbau der Beschleunigung sowie der erste große Hauptschwinger der Drehzahldifferenz zeigen aber deutlich, dass die Dynamik bei gleichem Komfort wie bei der passiven Steuerung sehr gut verbessert werden kann. Dieser

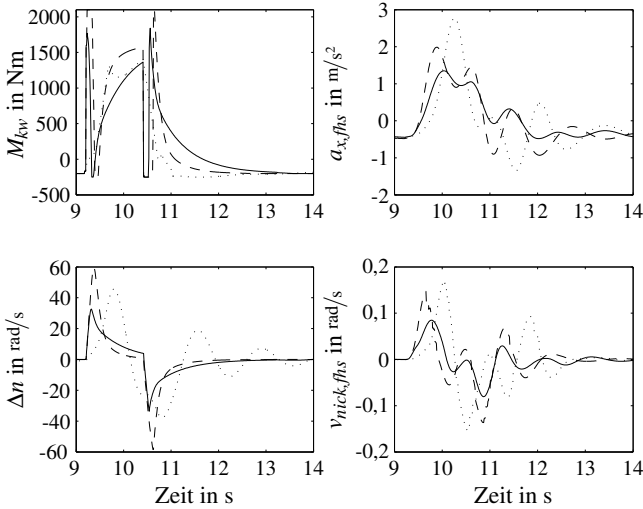


Abbildung 6.8 Der LQ-Regler in Gang 2 für das zweite Konzept: \cdots passive Steuerung, $---$ LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, $-$ LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

Vergleich zur passiven Steuerung trifft auf alle drei Konzepte zu. Im Folgenden wird deshalb nur noch der Unterschied zwischen den einzelnen Konzepten betrachtet.

Im Unterschied zu Konzept eins zeigt das zweite, die Fusionierung der Komfort- und Dynamikregelung, bei der komfortablen Einstellung einen schnelleren Abbau der Drehzahldifferenz und somit einen spitzeren Verlauf dieser sowie der Stellgröße (vgl. Abbildung 6.8). Die dynamische Einstellung zeigt deutliche Verbesserungen im Vergleich zum ersten Konzept, da trotz hoher Dynamik die Nachschwingungen auf dem Antriebsstrang fast vollständig kompensiert wurden. Der Verlauf des Motormomentes für die komfortable Einstellung ähnelt dem Verlauf für die dynamische Einstellungen, so dass die Wirkung der Fusion deutlich wird. Die Fahrerhausgrößen zeigen allerdings im Vergleich zum ersten Konzept keine deutlichen Veränderungen auf.

Konzept drei, die genaue Vorgabe eines Referenzverlaufes, zeigt nochmals bessere Ergebnisse (siehe Abbildung 6.9). Die Art des Reglereingriffes ähnelt dem zweiten Ansatz sehr. Die Schwingungen sowohl bei hohem Komfort als auch bei hoher Dynamik sind nun völlig kompensiert, so dass neben dem gewünschten Hauptschwinger der Antriebsstrang ruhig verbleibt. Bei Betrachtung

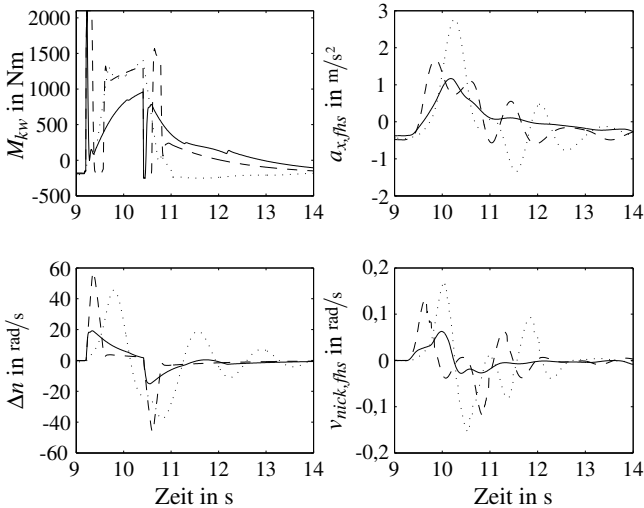


Abbildung 6.9 Der LQ-Regler in Gang 2 für das dritte Konzept: \cdots passive Steuerung, $---$ LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, $-$ LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

Die Reduktion der Fahrerhausgrößen wird der Unterschied am deutlichsten. Im Gegensatz zu den vorherigen Konzepten zeigt sich hier eine deutliche Reduktion der Schwingungen und somit eine Steigerung des Komforts.

Dieselben Betrachtungen werden nun für Gang 4 erfolgen. Die zugehörigen Ergebnisse sind in den Abbildungen 6.10 bis 6.12 zu finden. Die Schwingungen auf dem Antriebsstrang sind grundsätzlich nicht so stark ausgeprägt wie in Gang 2. Die Ergebnisse des ersten Konzeptes zeigen schon eine deutliche Reduktion der Schwingungen auf dem Antriebsstrang. Im Unterschied dazu kann mit dem zweiten Konzept, wie bereits in Gang 2, eine höhere Hauptschwingung der Drehzahldifferenz und somit eine höhere Dynamik bei gleichem Komfort erzielt werden. Der spitzere Verlauf ist auch hier charakteristisch. Konzept drei zeigt nochmals eine Verbesserung des Schwingungsverhaltens. Auch bei der Nickgeschwindigkeit $v_{nick, fhs}$ können die Nachschwingungen fast vollständig eliminiert werden. Dadurch zeigen die Ergebnisse mit dem dritten Konzept bei gleicher Dynamik einen besseren Komfort.

Nun werden losgelöst von den zeitlichen Verläufen mögliche Komfort-Dynamik-Einstellungen mittels Komfort-Dynamik-Diagrammen für die verschiedenen Konzepte bei Verwendung des LQ-Reglers gegenübergestellt. Im

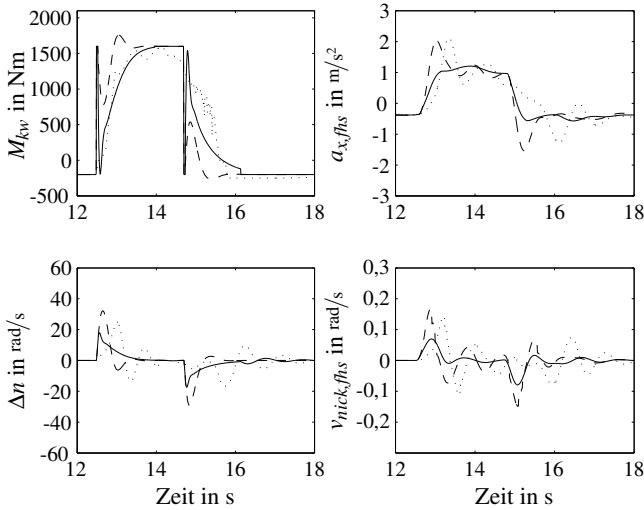


Abbildung 6.10 Der LQ-Regler in Gang 4 für das erste Konzept: \cdots passive Steuerung, \cdots LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, $-$ LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

Gegensatz zu den ersten beiden Konzepten wurden dafür im dritten hauptsächlich die Parameter des Konzeptes und nicht des Reglers variiert. Wie bereits erwähnt, stellen diese Diagramme nur einen Ausschnitt der möglichen Parametrierungen dar und können in Gedanken weiter gezeichnet werden.

Zunächst wird wieder Gang 2 betrachtet. Die Abbildungen 6.13 bis 6.15 zeigen die Ergebnisse. Alle Konzepte ermöglichen wie erwartet eine deutliche Verbesserung zur passiven Steuerung. Ein Vergleich zwischen Konzept eins und zwei zeigt, dass das Ziel die Dynamik zu verbessern im zweiten Konzept erreicht wurde. Deutlich höhere Beschleunigungen können bei gleichem Komfort erzielt werden. Auch der Vergleich zwischen Konzept zwei und drei verdeutlicht, dass eine weitere Steigerung hinsichtlich Dynamik und Komfort durch das dritte Konzept erreicht werden kann. Es ist deutlich zu erkennen, dass das Auffinden eines besseren Kompromisses für das dritte Konzept möglich ist.

Die Ergebnisse aus Gang 4 sind denen aus Gang 2 sehr ähnlich (siehe Abbildungen 6.16 bis 6.18). Auch hier zeigt das dritte Konzept deutlich die besten Ergebnisse. Eine höhere Dynamik bei besserem Komfort kann für beide Kennwerte der Dynamik erreicht werden. Dabei ist anzumerken, dass das Ergebnis

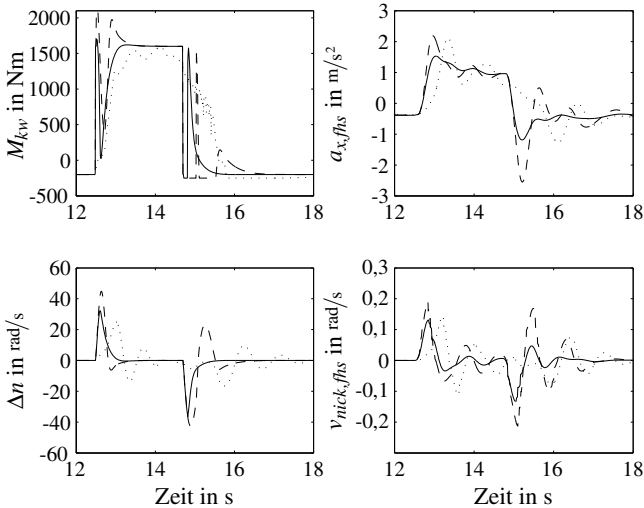


Abbildung 6.11 Der LQ-Regler in Gang 4 für das zweite Konzept: \cdots passive Steuerung, $---$ LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, $-$ LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

der passiven Steuerung für den Vergleich Komfort zu Dynamik der Raddrehzahl für den Momentenabbau nicht enthalten ist. Dieses zeigt mit einer Komfortnote von $\tilde{Y} = 4,54$ und einer Dynamik von $K_{dyn,n,rad} = 6,65$ ein so schlechtes Verhalten, dass es nicht in den in der Abbildung gezeigten gewünschten Zielbereich fällt.

6.2.3 Validierung des Gesamtergebnisses der Antriebsstrangregelung

Neben den bereits in Kapitel 5 und 6.1 gegenübergestellten Vor- und Nachteilen der einzelnen Konzepte und Reglerarten werden hier nochmals die Ergebnisse hinsichtlich der Performance gegenübergestellt.

Ein Vergleich der drei verschiedenen Regler zeigt deutlich, dass ein PD-Regler nicht die gewünschten Ergebnisse erzielen kann. Das beste Folgeverhalten wird von dem Modellbasierten Prädiktivregler ermöglicht.

Daher ist für die Wahl des Reglertyps das Ausscheiden des PD-Reglers aufgrund seiner Performance-Probleme gerechtfertigt. Die Ergebnisse sowie die Vor- und Nachteile aus Abschnitt 6.1.5 zeigen, dass abgesehen vom großen Rechenaufwand der Modellbasierte Prädiktivregler am geeignetsten für die Umsetzung ist. Da aber der Rechenaufwand doch ein entscheidendes Kriterium

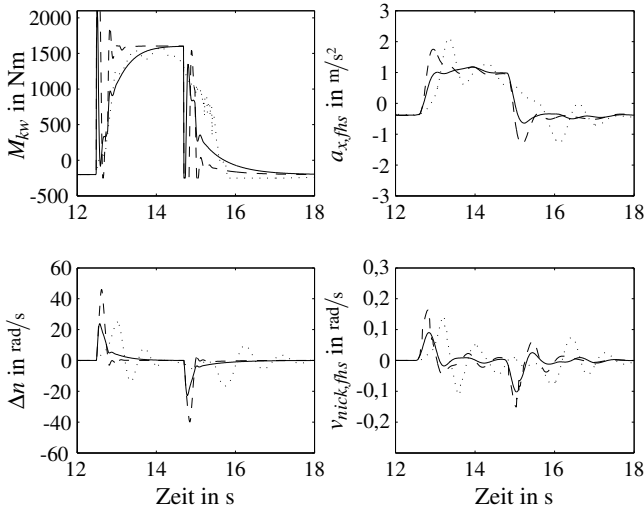


Abbildung 6.12 Der LQ-Regler in Gang 4 für das dritte Konzept: \cdots passive Steuerung, $---$ LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, $-$ LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

darstellt und auch der Zustandsregler gute Ergebnisse liefert, kann dieser als guter Kompromiss verwendet werden.

Schon das erste Konzept, die eingeschränkte Komfortregelung, zeigt deutliche Verbesserungen im Vergleich zur passiven Steuerung. Sowohl das Antriebsstrangverhalten als auch die Aspekte Komfort und Dynamik werden stark optimiert. Durch die beiden höherwertigen Konzepte können die Schwingungen des Antriebsstrangs neben der erwünschten Hauptschwingung vollständig kompensiert werden. Dies führt beim dritten Konzept, der integrierten Komfort- und Dynamikregelung via Referenzvorgabe, zu einer ebenso deutlichen Komfortverbesserung. Somit hat sich gezeigt, dass neben der Vereinfachung der Parametrierbarkeit auch die Performance durch die direkte Vorgabe des Wunschverhaltens für das dritte Konzept die besten Ergebnisse zeigt.

Aufgrund der oben genannten Vorteile sowie denen aus Kapitel 5 wird für weitere Betrachtungen das dritte Konzept, die integrierte Komfort-Dynamik-Regelung, Verwendung finden.

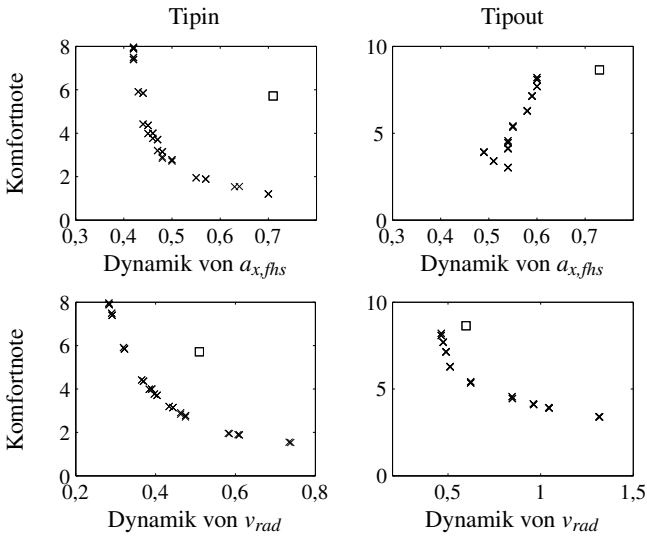


Abbildung 6.13 Die Bewertung des LQ-Reglers in Gang 2 für das erste Konzept

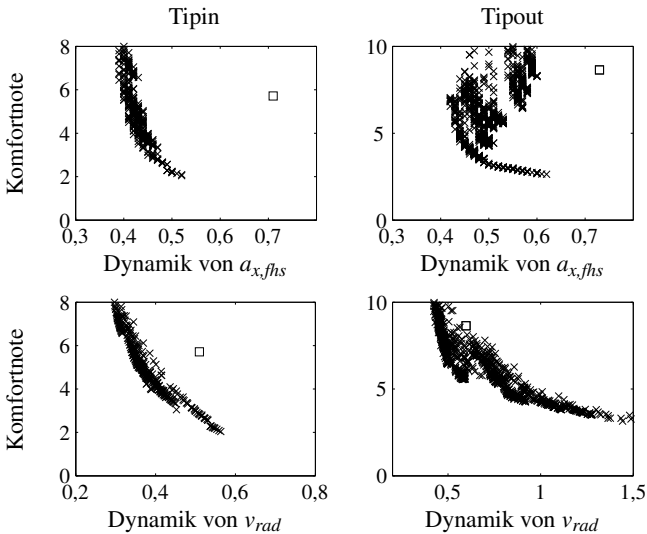


Abbildung 6.14 Die Bewertung des LQ-Reglers in Gang 2 für das zweite Konzept

6.2 Validierung der Regler in Kombination mit den unterschiedlichen Konzepten

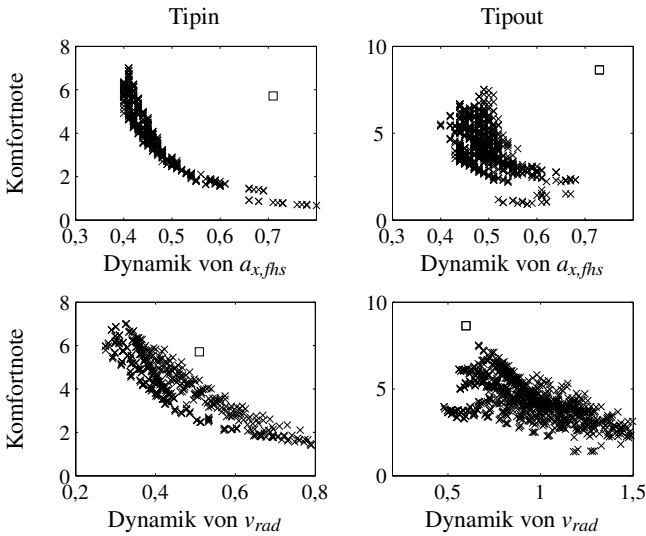


Abbildung 6.15 Die Bewertung des LQ-Reglers in Gang 2 für das dritte Konzept

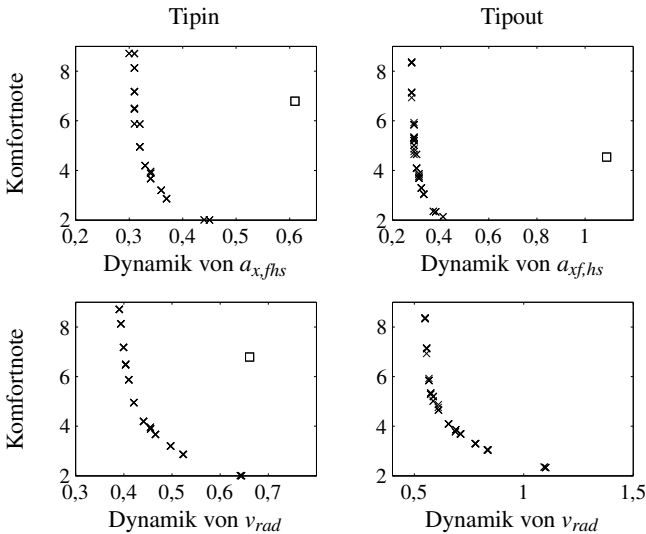


Abbildung 6.16 Die Bewertung des LQ-Reglers in Gang 4 für das erste Konzept

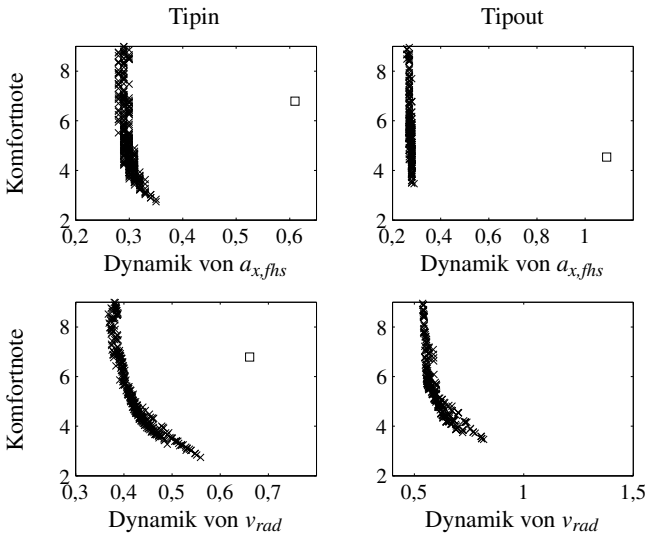


Abbildung 6.17 Die Bewertung des LQ-Reglers in Gang 4 für das zweite Konzept

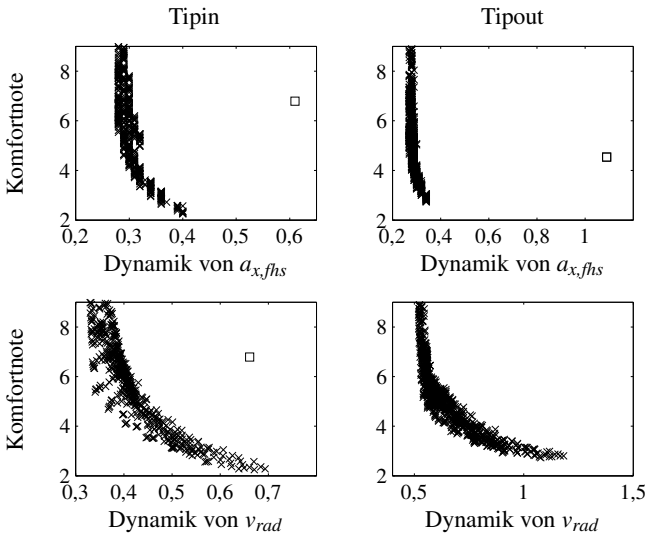


Abbildung 6.18 Die Bewertung des LQ-Reglers in Gang 4 für das dritte Konzept

6.2.4 Validierung der Ergebnisse für die Regelung der Fahrerhausschwingungen

Bei Betrachtung der Ergebnisse aus Abschnitt 6.2.2 ist erkennbar, dass trotz einer perfekten Antriebsstrangregelung die auf den Fahrer wirkenden Schwingungen nicht vollständig eliminiert werden können. Das bedeutet, dass ein optimales Antriebsstrangverhalten nicht mit dem optimalen Fahrerhausverhalten übereinstimmt. Möchte man den Komfort für den Fahrer weiter erhöhen und spielt der Verschleiß des Antriebsstrangs nur eine untergeordnete Rolle, so kann das dritte Regelkonzept auf die Schwingungen des Fahrerhauses übertragen werden (vgl. dazu auch Abschnitt 5.4.2). Dabei wird der Referenzverlauf einer Sinushalbschwingung auf die Nickgeschwindigkeit angewandt. Aufgrund der nichtlinearen Zusammenhänge zwischen dem Eingangssignal Motormoment und der Regelgröße Nickgeschwindigkeit ist dieser Ansatz weitaus komplexer als der der Antriebsstrangregelung. Um die Komplexität in Schranken zu halten, soll daher die Nickgeschwindigkeit des Rahmens einer Referenz folgen ($v_{nick,ra} \rightarrow v_{nick,ra,ref}$). Zur Lösung des nichtlinearen Regelzieles wurde ein Gain-Scheduling-Regler (nähere Informationen z. B. unter [18]) bestehend aus dem bereits verwendeten LQ-Regler (vgl. Abschnitt 6.1.3) implementiert. Dazu wurde das nichtlineare Modell um mehrere Arbeitspunkte linearisiert und für jedes dieser linearen Modelle ein LQ-Regler entworfen. Abbildung 6.19 zeigt ein mögliches Ergebnis in Gang 2. Der schwingungsfreie Verlauf in der Beschleunigung und im Nicken lassen auf ein großes Optimierungspotential durch dieses Konzept schließen. Im Vergleich zu dem dritten Konzept der Antriebsstrangregelung aus Abschnitt 6.2.3 zeigt dieses Ergebnis einen höheren Komfort bei gleicher Dynamik und damit eine bessere Kompromissfindung. Daher wird dieser neue Ansatz weiter betrachtet.

Ein großer Nachteil der Regelung der Fahrerhausschwingungen ist, dass der Entwurfsaufwand und die Komplexität durch das nichtlineare System deutlich gestiegen sind. Ebenso ist eine Kopplung dieses Konzeptes mit einer Adaption der Modellparameter ohne hohen Rechenaufwand nicht möglich. Um diesem Sachverhalt entgegen zu wirken, wird daher die Problemstellung wieder auf den Antriebsstrang übertragen. Der optimale Verlauf der Nickgeschwindigkeit $v_{nick,ra}$ resultiert in einem neuen optimalen Verlauf der Drehzahldifferenz Δn . Dies ist bereits in Abbildung 6.19 zu erkennen. Die zuvor gewählte Sinushalbschwingung der Referenz wird nun in die charakteristische Doppelschwingung abgewandelt sowie weitere Schwingungen auf dem Antriebsstrang zugelassen. Daher stellt diese Lösung nicht mehr den idealen Verlauf für die Reduktion von Antriebsstrangschwingungen dar. Der neue Referenzverlauf setzt sich aus mehreren Sinusteilschwingungen zusammen, wobei als Einstellparameter drei

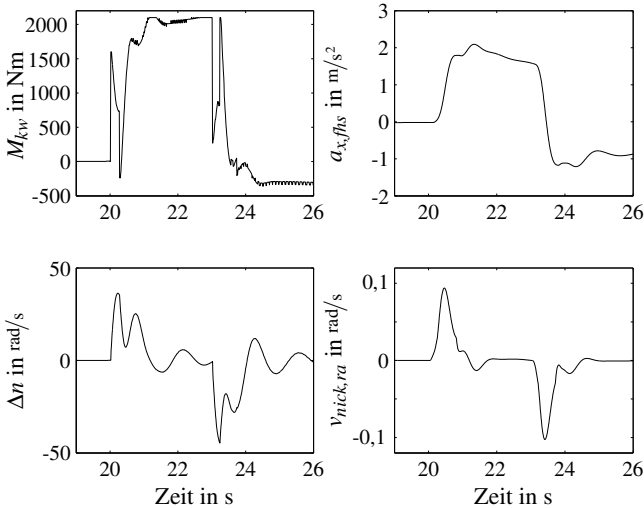


Abbildung 6.19 Ergebnis der Fahrerhausregelung in Gang 2

Amplituden ($\Delta n_{0,1}$, $\Delta n_{0,2}$, $\Delta n_{0,3}$) verbleiben. Dies ist exemplarisch für den Momentenaufbau in Abbildung 6.20 zu erkennen. Dabei spiegelt die erste Amplitude $\Delta n_{0,1}$ die Dynamik der Beschleunigung wieder. Durch eine geschickte Wahl der beiden anderen kann der gewünschte Komfort eingestellt werden.

Abbildung 6.21 zeigt beispielhafte Ergebnisse der neuen Antriebsstrangregelung in Gang 2. Dabei wurde analog zu Abschnitt 6.2 eine zur passiven Steuerung vergleichbare komfortable und dynamische Einstellung gewählt. Der charakteristische Verlauf der Drehzahldifferenz ist deutlich zu erkennen. Um diesen nachfahren zu können, muss in das Motormoment sehr stark eingegriffen werden. Das Verhalten des Nickens ist nun ersichtlich anders als bei den vorherigen Regelkonzepten. Nahezu keine Unterschwinger sind zu erkennen und die Nickgeschwindigkeit wird teilweise stufenweise abgebaut.

Die Ergebnisse für Gang 4 sind denen aus Gang 2 sehr ähnlich (siehe Abbildung 6.22). Der Eingriff ins Motormoment muss hier allerdings nicht so stark erfolgen. Der ruhige schwingungsfreie Verlauf der Nickgeschwindigkeit zeigt auch hier die deutliche Verbesserung des Komforts bei gleich bleibender Dynamik.

Abbildungen 6.23 und 6.24 zeigen die Bewertung dieses Konzeptes in Gang 2 und Gang 4 mittels Komfort-Dynamik-Diagrammen. Hierbei sei angemerkt, dass bei diesem Ansatz das Verhalten des Momentenabbaus verstärkt vom

6.2 Validierung der Regler in Kombination mit den unterschiedlichen Konzepten

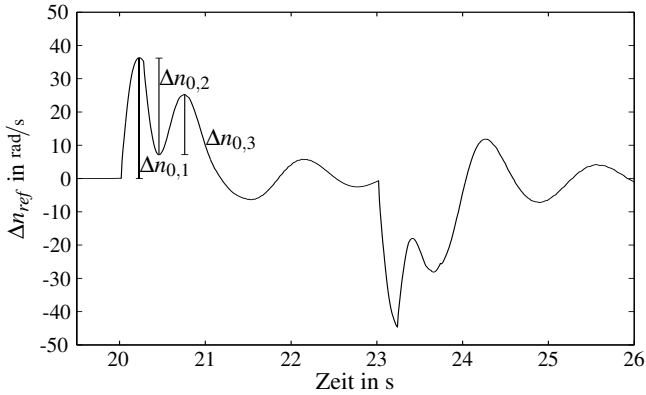


Abbildung 6.20 Referenzverlauf der Drehzahldifferenz für die Elimination der Fahrerhausschwingungen

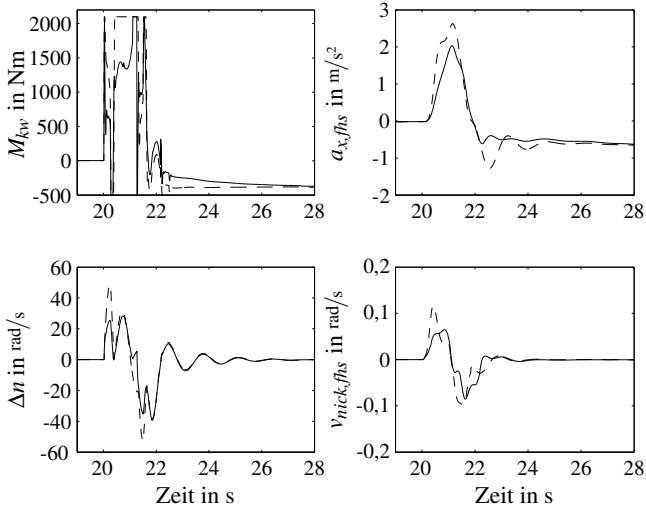


Abbildung 6.21 Der LQ-Regler für die Regelung der Fahrerhausschwingungen in Gang 2: — LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik, - - LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort

vorherigen Momentenaufbau abhängt. Deshalb wurde bei der Erstellung der Diagramme für den Momentenabbau die Parameter für den Momentenaufbau konstant gehalten. Ein Vergleich zu den vorherigen Ergebnissen der rei-

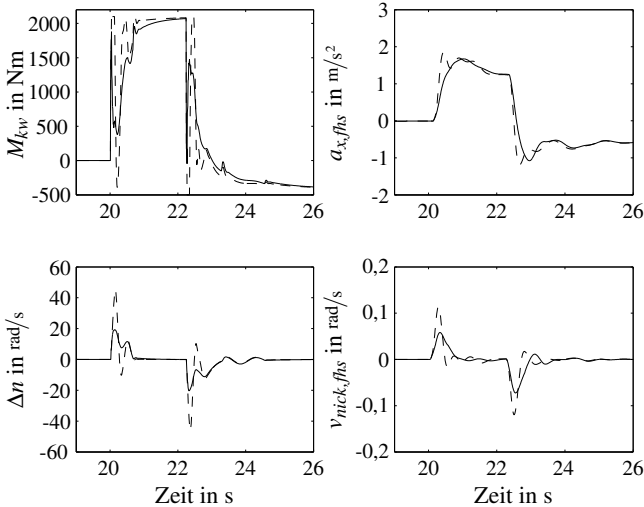


Abbildung 6.22 Der LQ-Regler für die Regelung der Fahrerhausschwingungen in Gang 4: — LQ-Regler bei vergleichbarem Komfort, – LQ-Regler bei vergleichbarer Dynamik

nen Antriebsstrangregelung zeigt für Gang 2, dass mit der neuen Referenzgröße ein deutlich besserer Kompromiss zwischen Komfort und Dynamik gefunden werden kann. Eine höhere Dynamik für beide Bewertungskenngrößen kann bei nahezu gleichem Komfort erzielt werden. Dies gilt sowohl für den Momentenauf- als auch für den -abbau.

In Gang 4 zeigt sich die Verbesserung ebenso deutlich. Hier ist der Unterschied vor allem bei der Dynamik der Raddrehzahl eindeutig zu erkennen.

Insgesamt lässt sich sagen, dass mit dieser neuen Wahl der Referenzgröße ein weitaus besserer Kompromiss zwischen den Zielgrößen Dynamik und Komfort gefunden werden kann. Dabei werden die Schwingungen auf dem Antriebsstrang allerdings nicht reduziert, so dass der Verschleißaspekt im Regelungsziel nicht berücksichtigt wurde. Ebenso ist der Parametrierungsaufwand leicht gestiegen, da der Zusammenhang zwischen den zu wählenden Parametern und der Kompromissfindung nicht mehr intuitiv erfolgen kann. Somit müssen die Vor- und Nachteile zwischen der Antriebsstrangregelung und der Regelung der Nickbewegung für den jeweiligen Anwendungsfall abgewogen werden.

6.2 Validierung der Regler in Kombination mit den unterschiedlichen Konzepten

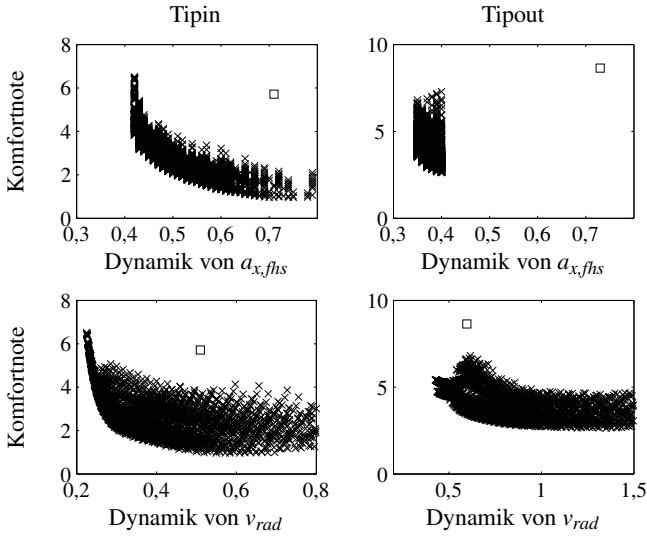


Abbildung 6.23 Die Bewertung des LQ-Reglers für die Regelung der Fahrerhaus-schwingungen in Gang 2

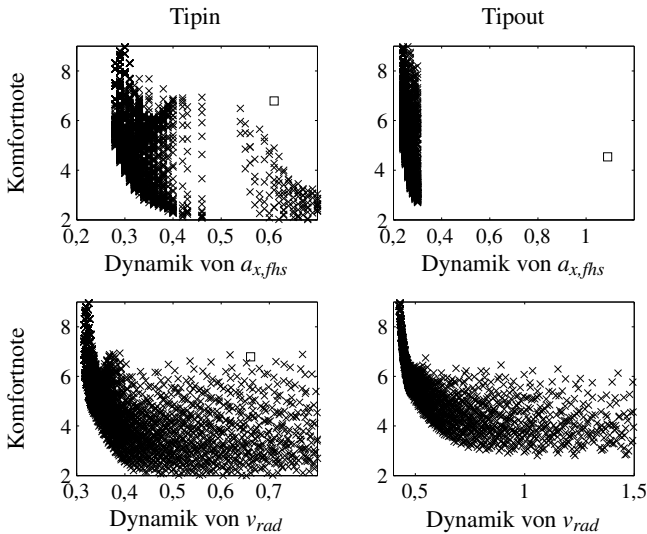


Abbildung 6.24 Die Bewertung des LQ-Reglers für die Regelung der Fahrerhaus-schwingungen in Gang 4

6.2.5 Validierung der Ergebnisse bei Schaltvorgängen

Im Folgenden wird das dritte Konzept in Kombination mit dem Zustandsregler für Schaltvorgänge validiert. Dabei soll der Regler nur auf den vollständig geschlossenen Antriebsstrang einwirken, so dass die Konzepte für die Referenzverläufe der Drehzahldifferenz Δn und der Torsion $\Delta\alpha$ aus Abschnitt 5.4 übernommen werden können. Um das über die Kupplung übertragene Moment zu reduzieren, wird dem Regler als Sollvorgabe der Referenzverlauf für die Torsion (siehe Abschnitt 5.4.2) übergeben. Die Kupplung wird dann geöffnet, wenn die Torsion und die Drehzahldifferenz betragsmäßig kleiner einer vorgegebenen Grenze sind. Dies entspricht der Forderung nach einer geringen Kraftübertragung und einer geringen Schwingungsenergie im zu öffnenden Antriebsstrang. Solange der Antriebsstrang nicht vollständig geschlossen ist, soll kein Regeleingriff erfolgen, so dass die Synchronisation der Drehzahlen nach dem Gangwechsel unregelt nur über Kupplungsschleifen erfolgen kann. Ist die Synchronisation abgeschlossen, so erfolgt ein Regeleingriff analog zu einem Momentenaufbau bei Beschleunigungsvorgängen. Für eine Validierung der benötigten Schaltzeit Δt_{schalt} wird die Differenz zwischen der Anforderung eines Schaltvorganges und der Wiederherstellung der halben ursprünglichen Torsion nach dem Schaltvorgang analog zu Abschnitt 4.1 betrachtet. Als vergleichendes Maß soll ein Schaltvorgang mittels passiver Steuerung dienen.

Abbildung 6.25 stellt das Ergebnis mit Zustandsregler der passiven Steuerung gegenüber. Aufgrund der gleich durchgeführten unregelten Synchronisation in beiden Fällen ist an dieser Phase keine große Verbesserung zu erkennen. Insgesamt weist aber der hier gezeigte geregelte Schaltvorgang eine um ca. 35% kürzere Schaltzeit bei einer gleichzeitigen leichten Verbesserung des Komforts auf. Dies wurde ermöglicht, obwohl die vor der Anforderung des Schaltvorganges zu minimierende Torsion etwas 10% höher war als bei dem Vorgang mit passiver Steuerung. Dies erlaubt die Folgerung, dass bei gleichen Anfangsbedingung eine weitere Verkürzung der Schaltzeit und eine zusätzliche Verbesserung des Komforts zu erwarten ist. Die zeitliche Einsparung wurde hauptsächlich in den beiden Beschleunigungsphasen gewonnen. Durch das geschickte Abbauen der Torsion konnte zusätzlich die Synchronisationsphase leicht verkürzt werden. Insgesamt ist an der Drehzahldifferenz zu erkennen, dass der geregelte Fall deutlich schwingungsärmer ist und somit mit weniger Verschleiß und einem besseren Fahrkomfort einhergeht.

Eine zusätzliche Verbesserung kann durch die Regelung des Synchronisationsprozesses durch z. B. den Einsatz einer Getriebekupplung und durch Einbindung der Kupplung als zusätzlichen Aktuator erreicht werden. Dabei kann

6.2 Validierung der Regler in Kombination mit den unterschiedlichen Konzepten

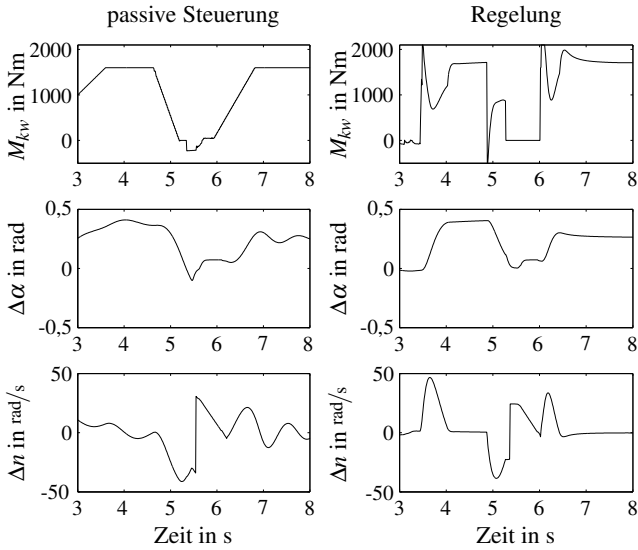


Abbildung 6.25 Vergleich der passiven Steuerung und der Zustandsregelung mit dem dritten Konzept bei Schaltvorgängen

diese in gewissen Grenzen zum Abbau des übertragenen Momentes und der Schwingung auf dem Antriebsstrang hinzugezogen werden.

7 Berücksichtigung von Laufzeitverzögerungen

Um einen erfolgreichen Einsatz der in Kapitel 5 und 6 vorgestellten Regelkonzepte zu gewährleisten, müssen einige Voraussetzungen erfüllt sein. Die sichere und zuverlässige Funktionalität dieser Algorithmen stellt die Basis für einen Einsatz im Fahrzeug dar. Diese Bedingung entspricht den in Kapitel 6 vorgestellten allgemeinen Anforderungen an den Regler. Als zweiter Punkt sollten alle benötigten Signale zur Verfügung stehen. Ist dies nicht der Fall, so müssen Schätzalgorithmen für die unbekanntenen Größen entworfen werden. Ein weiterer wichtiger Punkt ist die echtzeitfähige Implementierung. Nur Algorithmen, die diese Bedingung erfüllen, können tatsächlich im Fahrzeug eingesetzt werden. Ebenso müssen die bestehenden Begrenzungen berücksichtigt werden. Unter diesen Gesichtspunkten wurden bereits in Kapitel 6 die verschiedenen Regler gegenüber gestellt.

Ein weiterer sehr wichtiger Punkt ist die möglichst verzögerungsfreie Übertragung und Umsetzung der Mess- und Stellsignale. Eine vollständige verzögerungsfreie Übertragung ist in der Realität nicht möglich, jedoch sollten besonders bei der Regelung von dynamischen Vorgängen Laufzeiten im Regelkreis möglichst minimiert werden. Für das folgende Kapitel wurde die Annahme getroffen, dass die betrachteten Laufzeiten τ stets konstant sind.

Laufzeiten, die ein Regelkonzept beeinflussen, können in zwei Arten unterteilt werden. Die Verzögerung τ_{mol} beschreibt diejenige Zeit, die benötigt wird, um eine Motormomentenanforderung umzusetzen. Sie wurde bereits in dem vorangehenden Kapitel berücksichtigt. Eine Möglichkeit, diese Totzeit explizit im Regelalgorithmus zu berücksichtigen, wurde bereits in Abschnitt 6.1.4 beim MP-Regler durch Verschiebung des Stellhorizontes vorgestellt. Eine weitere Art von Verzögerung entsteht aufgrund der Laufzeit τ_{sig} der einzelnen Signale bei der Datenübertragung über ein Bus-System. Sind diese Verzögerungen für alle relevanten Signale gleich, so kann deren Wirkung auf einen Regler äquivalent zur Motorverzögerung beschrieben werden. Prinzipiell sind diese Laufzeiten möglichst gering zu halten, um eine hohe Performance der Regler zu gewährleisten. Bei einer ungünstigen Bus-Topologie kann es allerdings zu hohen Signallaufzeiten τ_{sig} oder sogar für einige Signale zu starken zusätzlichen Verzögerungszeiten $\Delta\tau$ kommen. Dies ist besonders kritisch, wenn die für die Regelung relevanten Größen nur teilweise betroffen sind. So entspricht der gemessene Fahrzeugzustand teilweise dem um τ_{sig} und teilweise dem um

$\tau_{sig} + \Delta\tau$ verzögerten echten Fahrzeugzustand. Um dies zu vermeiden, ist eine Änderung der Bus-Topologie unabdingbar. Falls dies allerdings nicht möglich ist, muss die Verzögerung $\Delta\tau$ im Regelalgorithmus berücksichtigt werden. Anderenfalls müssen Einbußen in der Performance oder schlimmstenfalls in der Stabilität hingenommen werden.

Im konkreten Anwendungsfall liegt eine ungünstige Bus-Topologie vor, so dass die für die Regelung relevante Größe Raddrehzahl um $\Delta\tau = 3T$ stärker als die Motordrehzahl verzögert ist. Dieser Sachverhalt ist in Abbildung 7.1 veranschaulicht.

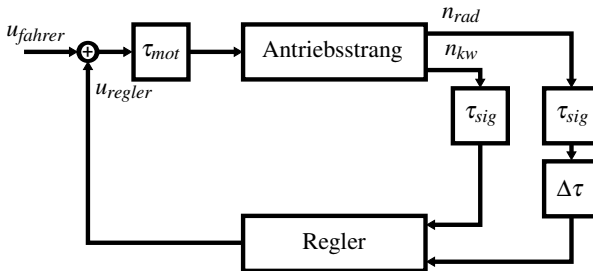


Abbildung 7.1 Die Zeitverzögerungen im Regelkreis

Da die Differenz zwischen diesen beiden Drehzahlen als Regelgröße verwendet wird, ist diese Konstellation als besonders ungünstig anzusehen. Dem Regler steht somit ein falsches Abbild des realen Fahrzeugzustandes zur Verfügung. In Abbildung 7.2 ist dies für die Gänge 2 und 4 anhand zweier Beispiele ($\Delta\tau = 3T$ und $\Delta\tau = 5T$) zu sehen. Der wahre und der fälschlich gemessene Verlauf zeigen teilweise große Unterschiede, so dass eine negative Auswirkung auf die Regelgüte zu erwarten ist.

Ist eine Änderung der Bus-Topologie nicht möglich, so können zwei andere Wege eingeschlagen werden. Bei der Verwendung eines MP-Reglers besteht wie bereits erwähnt die Möglichkeit, den Prädiktionshorizont für die Raddrehzahl zu verschieben. Dieser Aspekt soll in Abschnitt 7.1 näher beleuchtet werden. Die zweite Idee ist, die verzögerte Raddrehzahl zu präzisieren und an den Regelalgorithmus weiterzuleiten. Hierfür eignet sich insbesondere ein Kalman-Filter. Dies wird in Abschnitt 7.2 betrachtet. Dabei wird jeweils kurz die Theorie vorgestellt und anschließend die Auswirkung der Laufzeitkompensation untersucht. Bei diesen beiden Ansätzen muss allerdings berücksichtigt werden, dass eine hohe Regelgüte nur dann garantiert werden kann, wenn das für die Prädiktion verwendete Modell Gültigkeit besitzt.

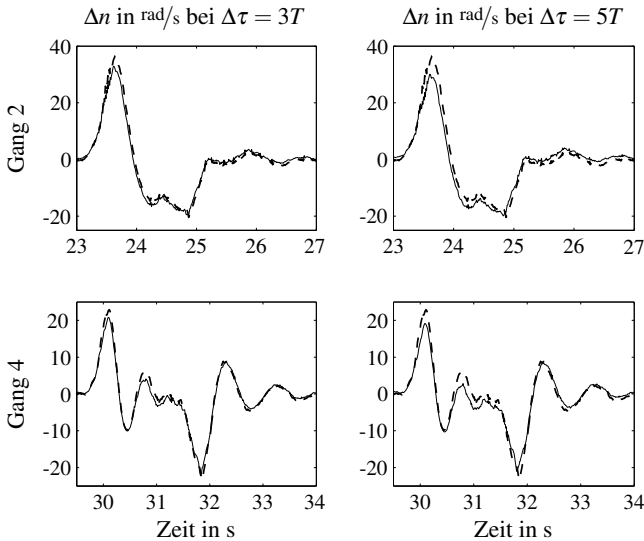


Abbildung 7.2 Der Einfluss von $\Delta\tau$ auf die Drehzahldifferenz Δn : – wahrer Fahrzeugzustand, – – mit $\Delta\tau$ gemessener Fahrzeugzustand

7.1 Berücksichtigung von Laufzeitverzögerungen mittels Modellbasierten Prädiktivreglers

Eine Möglichkeit Laufzeitdifferenzen zu berücksichtigen, bietet der MP-Regler (siehe dazu auch Abschnitt 6.1.4). Durch Verschiebung des Prädiktionshorizontes kann die Information über die längere Zeitverzögerung verarbeitet werden. Abbildung 7.3 zeigt eine Gegenüberstellung der Ergebnisse mit herkömmlichem MP-Regler ohne Verschiebung des Prädiktionshorizontes (rechte Abbildung) und mit Verschiebung des Prädiktionshorizontes (linke Abbildung). Wird die Laufzeitverzögerung der Raddrehzahl nicht berücksichtigt, so verschlechtert sich die Performance. Durch Einsatz der Verschiebung des Prädiktionshorizontes kann dieser Effekt beim Momentenaufbau abgeschwächt werden. Die geregelte Drehzahldifferenz folgt besser ihrer Referenz. Beim Momentenabbau sind keine Verbesserungen zu erkennen.

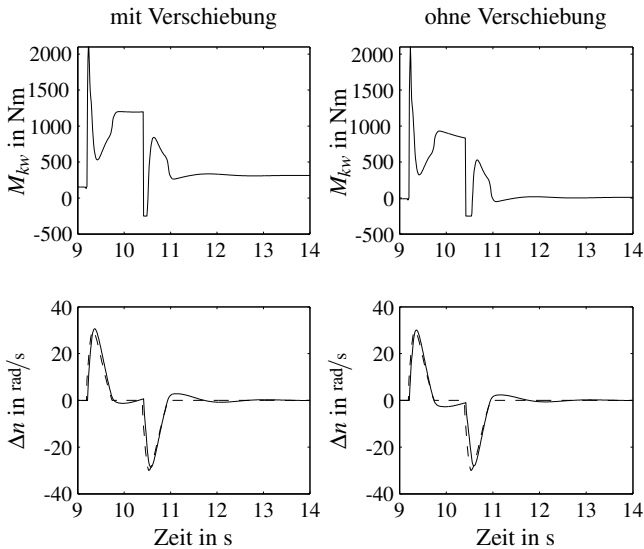


Abbildung 7.3 Vergleich zwischen Verschiebung des Prädiktionshorizontes und herkömmlichem MP-Regler: — tatsächlicher Fahrzeugzustand, --- Referenz

7.2 Berücksichtigung von Laufzeitverzögerungen bei herkömmlichen Regelverfahren

Es gibt mehrere Möglichkeiten verzögerte Signale zu präzisieren. Eine reine Prädiktion auf Basis eines Modells nach der Prädiktionsgleichung (6.24) ist die einfachste aber auch gegenüber Modellfehlern anfälligste Möglichkeit. Da die Verwendung eines Kalman-Filters für die Schätzung der unbekannt Zustände ohnehin nötig ist, soll dieses gleichzeitig die Aufgabe der Kompensation von $\Delta\tau$ übernehmen. Dies hat den Vorteil, dass die unbekannte Torsion direkt auf Basis des echten Fahrzeugzustandes geschätzt werden kann.

In [74] werden zwei Lösungsvorschläge für ein Kalman-Filter mit verzögerten Messdaten vorgeschlagen. Durch eine Erweiterung des Modells um die vergangenen Zustände kann ein Kalman-Filter die gesuchten Größen schätzen. Nachteilig an diesem Ansatz ist, dass durch die erhöhte Modellordnung der Rechenaufwand zunimmt. In einem erweiterten Kalman-Filter wird daher die verspätete Messung direkt berücksichtigt. Dieser Ansatz basiert aber auf der Annahme, dass zwischen dem Zeitpunkt der Messung und dem Zeitpunkt, zu dem diese Messdaten dem Kalman-Filter zur Verfügung stehen, keine weite-

ren Messungen verarbeitet werden müssen. In dem hier vorliegenden Fall ist diese Annahme allerdings nicht erfüllt, da in jedem Zeitpunkt Messungen zur Verfügung stehen. Daher wird hier ein anderer Weg eingeschlagen.

Die Idee ist, das dem Kalman-Filter zugrunde liegende Modell mit kompensierter Zeitverzögerung $\Delta\tau$ zu identifizieren. Dies ist offline durch das Verschieben der Messdaten möglich. Im nächsten Schritt kann dann darauf basierend ein klassisches Kalman-Filter nach Abschnitt 6.1.6 mit verändertem Messschritt entworfen werden. Da eine Erhöhung der Modellordnung umgangen wird, erhöht sich der Rechenaufwand durch das modifizierte Kalman-Filter nur geringfügig. Im Folgenden wird diese Modifikation Prädiktives Kalman-Filter (kurz PKF) genannt.

7.2.1 Prädiktives Kalman-Filter

Im Folgenden wird das Prädiktive Kalman-Filter vorgestellt. Nach einer kurzen Herleitung der neuen Gleichungen, welche sich an die Herleitung des klassischen Kalman-Filters aus [48] anlehnt, erfolgt eine Validierung.

Theorie

Wird das in Abschnitt 2.3.1 vorgestellte Reglermodell als Grundlage für das Kalman-Filter verwendet, so steht die Messung des dritten Zustandes, der Raddrehzahl, um j Abtastschritte verzögert zur Verfügung. Berücksichtigt man dies bereits bei der Identifikation, so ergibt sich folgendes Modell.

$$\underline{x}'(k+1, j) = \hat{\underline{A}} \begin{pmatrix} x'_1(k+j, k) \\ x'_2(k) \\ x'_3(k+j) \end{pmatrix} + \hat{\underline{b}}u(k) \quad (7.1)$$

Da die Torsion x_1 auch durch die verzögerte Raddrehzahl beeinflusst wird, ist sie ebenfalls von der Laufzeitverzögerung betroffen. Als vereinfachte Schreibweise wird im Folgenden

$$x'_1(k+j, k) = x_1(k), \quad x'_2(k) = x_2(k) \quad \text{und} \quad x'_3(k+j) = x_3(k) \quad (7.2)$$

gelten.

Da nur der zweite Zustand, die Motordrehzahl, direkt als Messung vorliegt, stünde einem klassischen Kalman-Filter nur wenig Information für die Schätzung zur Verfügung. Da aber auch $x_3(k-j)$ als Messung vorliegt, wird dieses Wissen ebenfalls Verwendung finden. Damit ändert sich der Filterschritt des Kalman-Filters während der Prädiktionsschritt nach Gleichung (6.30) unverändert bleibt.

Der neue Filterschätzwert berechnet sich somit zu

$$\hat{\underline{x}}(k+1) = \underline{x}^*(k+1) + \underline{K}(k+1) (\underline{y}(k+1) - \underline{C}(\underline{x}^*(k+1) - \Delta\underline{x}^*(k+1))). \quad (7.3)$$

Darin bezeichnet $\Delta\underline{x}^*(k+1)$ die Änderung der Zustände während der Dauer der Übertragung der zugehörigen Messwerte. Da diese Zustandsänderung nach Gleichung (7.3) vom Prädictionsschätzwert $\underline{x}^*(k+1)$ abgezogen wird, dürfen die in der Zwischenzeit angefallenen Korrekturen des Kalman-Filters nicht in die Änderung $\Delta\underline{x}^*(k+1)$ eingerechnet werden. Anderenfalls wäre eine Elimination dieser Korrekturen nicht zu verhindern. Diese Weiterentwicklung der Zustände ergibt sich ohne Berücksichtigung der in der Zwischenzeit angefallenen Korrekturen des Kalman-Filters nach der Prädiktionsgleichung (6.24) zu

$$\Delta\underline{x}^*(k+1) = \underline{M} \left((\underline{A}^j - \underline{I}) \underline{x}^*(k+1-j) + \sum_{i=0}^{j-1} \underline{A}^{j-i-1} \underline{b}u(k+1+i-j) \right) \quad (7.4)$$

$$\text{mit } \underline{M} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Die Matrix \underline{M} beschreibt dabei, welche Elemente des Zustandsvektors von der Verzögerung betroffen sind. Im vorliegenden Anwendungsfall ist dies nur die Raddrehzahl, also der dritte Zustand des Systems. Um die zugehörige Kovarianz an den veränderten Schätzwert anzupassen, muss der Erwartungswert

$$\hat{\underline{P}} = E \left\{ (\underline{x}(k+1) - \hat{\underline{x}}(k+1)) (\underline{x}(k+1) - \hat{\underline{x}}(k+1))^T \right\} \quad (7.5)$$

neu gebildet werden. Die dafür benötigte Differenz ergibt sich zu

$$\underline{x}(k+1) - \hat{\underline{x}}(k+1) = (\underline{I} - \underline{K}(k+1)\underline{C}) (\underline{x}(k+1) - \underline{x}^*(k+1)) - \underline{K}(k+1)\underline{w} - \underline{K}(k+1)\underline{C}\Delta\underline{x}^*(k+1). \quad (7.6)$$

Da die Zustandsänderung $\Delta\underline{x}^*(k+1)$ nach Gleichung (7.4) nur von deterministischen Größen abhängt, resultiert die Kovarianz des Messschrittes zu

$$\begin{aligned} \hat{\underline{P}}(k+1) &= (\underline{I} - \underline{K}(k+1)\underline{C}) \underline{P}^*(k+1) (\underline{I} - \underline{K}(k+1)\underline{C})^T + \\ &\quad \underline{K}(k+1) \underline{R} \underline{K}^T(k+1) + \\ &\quad \underline{K}(k+1) \underline{C} \Delta\underline{x}^*(k+1) \Delta\underline{x}^{*T}(k+1) \underline{C}^T \underline{K}^T(k+1). \end{aligned} \quad (7.7)$$

Aus dem Ziel des Filters, diese Kovarianz zu minimieren, ergibt sich die neue Verstärkungsmatrix. Die Minimierung von $\hat{\underline{P}}$ ist identisch mit der Minimierung ihrer Spur, so dass sich die Bedingung

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \underline{K}(k+1)} \text{Spur} \left(\hat{\underline{P}}(k+1) \right) = & \quad (7.8) \\ & - 2 (\underline{I} - \underline{K}(k+1)\underline{C}) \underline{P}^*(k+1)\underline{C} + 2\underline{K}(k+1)\underline{R} + \\ & 2\underline{K}(k+1)\underline{C}\underline{\Delta}\underline{x}^*(k+1)\underline{x}^{*T}(k+1)\underline{C}^T \stackrel{!}{=} 0 \end{aligned}$$

ergibt. Die Auflösung nach der gesuchten Größe resultiert in der Verstärkungsmatrix.

$$\underline{K}(k+1) = \underline{P}^*(k+1)\underline{C}^T \left(\underline{C}\underline{P}^*(k+1)\underline{C}^T + \underline{R} + \underline{C}\underline{\Delta}\underline{x}^*(k+1)\underline{\Delta}\underline{x}^{*T}\underline{C}^T \right)^{-1} \quad (7.9)$$

Validierung

Abbildungen 7.4 und 7.5 zeigen Ergebnisse des PKFs in den Gängen 2 und 4. Dabei sind die gemessene Motor- und Raddrehzahl mit Verzögerung und die Drehzahldifferenz korrigiert ohne Verzögerung gezeichnet. Während die geschätzte Motordrehzahl identisch mit der gemessenen ist, wird die Raddrehzahl um die vorgegebenen drei Abtastschritte präzidiert. In der obersten Teilabbildung sind jeweils die bereits um die drei Abtastschritte korrigierte gemessene Drehzahldifferenz sowie die geschätzte abgebildet. Hier ist die Übereinstimmung der Ergebnisse des Kalman-Filters mit den gemessenen Daten deutlich zu erkennen.

Somit erfüllt das PKF seine Anforderungen, die Raddrehzahl zu präzidieren während die Motordrehzahl unverändert bleibt, und kann daher im geschlossenen Regelkreis eingesetzt werden.

7.2.2 Validierung im geschlossenen Regelkreis

Im Folgenden wird nun der Einsatz des PKFs in einem geschlossenen Regelkreis mit den Ergebnissen ohne Kompensation verglichen. Dazu wird das dritte Regelkonzept, die direkte Vorgabe einer Referenz, aus Kapitel 5 in Kombination mit einem Zustandsregler Verwendung finden. Abbildung 7.6 zeigt die Ergebnisse beider Varianten bei gleicher Parameterwahl. Das resultierende Motormoment sowie die Drehzahldifferenz sind für den Einsatz des PKFs sowie ohne diesen gezeigt. Bei der Drehzahldifferenz repräsentiert die durchgezogene Linie den tatsächlichen Fahrzeugzustand und die gestrichelte den geschätzten. Wird das PKF durch ein klassisches Kalman-Filter ersetzt, so ergeben sich

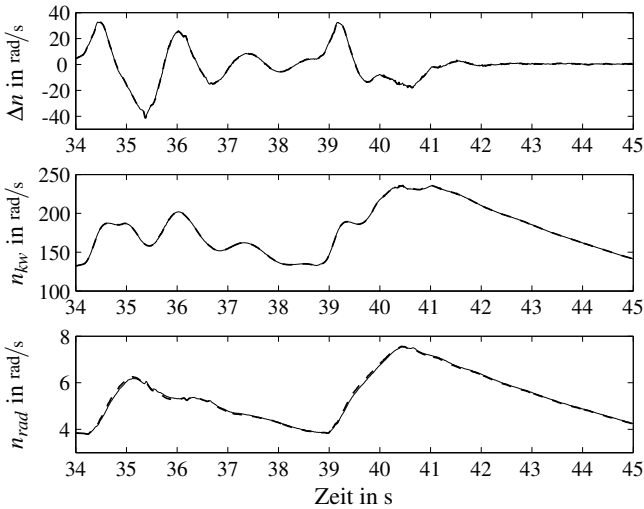


Abbildung 7.4 Das Prädiktive Kalman-Filter in Gang 2: — gemessenen Daten, — geschätzte Daten

deutliche Unterschiede zwischen tatsächlichem und geschätztem Zustand. Dies hat erhebliche Auswirkungen auf die Performance des gesamten Regelkreises. Um dem gewünschten Sollverlauf folgen zu können, muss der Regler die Stellgröße aufgrund der falsch geschätzten Zustände ständig korrigieren, so dass leichte Schwingungen im Motormoment zu erkennen sind. Diese Schwingungen können vom Fahrer je nach Stärke wahrgenommen werden oder im schlimmsten Fall sogar zu Instabilitäten führen. Diese negative Eigenschaft ist durch die Verwendung des PKFs deutlich abgeschwächt. Somit kann gefolgert werden, dass, wenn eine Laufzeitdifferenz in einem Regelkreis durch die Wahl einer günstigen Bus-Topologie nicht verhindert werden kann, ein Einsatz eines Kompensation-Algorithmus wie z. B. des PKFs unabdingbar ist.

7.3 Zusammenfassung

Abschließend kann gesagt werden, dass die Vermeidung jeglicher Laufzeiten äußerst wichtig für eine gute Performance des Regelsystems ist. Dies kann am besten durch eine geeignete Bus-Topologie erreicht werden. Liegt eine solche nicht vor, so hat sich gezeigt, dass durch eine Erweiterung des Regelkreises um ein Prädiktives Kalman-Filter oder im Falle des MP-Reglers durch eine geeig-

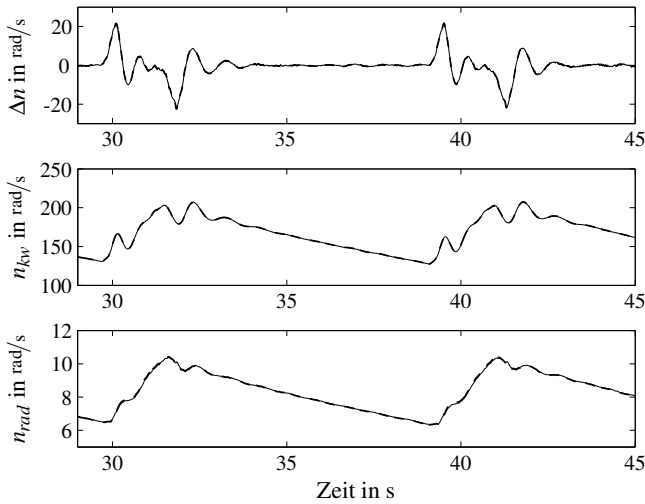


Abbildung 7.5 Das Prädiktive Kalman-Filter in Gang 4: – gemessene Daten, –– geschätzte Daten

nete Verschiebung des Prädiktionshorizontes die Auswirkungen der Laufzeitdifferenz abgeschwächt werden können. Nachteilig daran ist allerdings, dass dies mit einem erhöhten Rechenaufwand einhergeht, sowie dass die Performance nur dann verbessert werden kann, wenn das der Schätzung zugrunde liegende Modell im aktuellen Fahrzustand Gültigkeit besitzt.

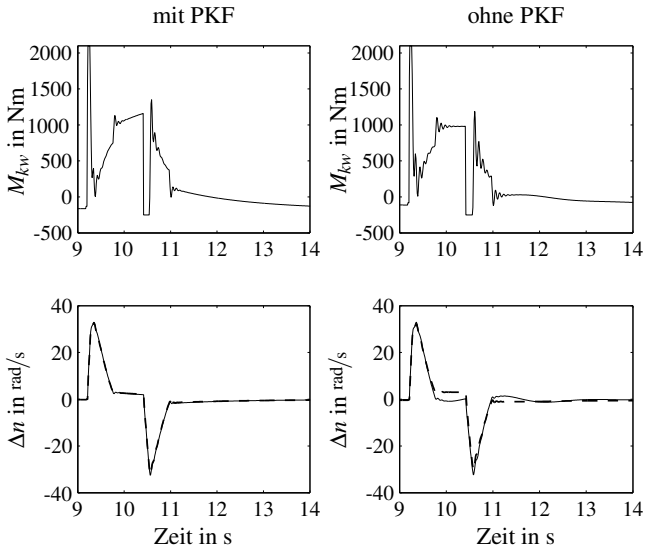


Abbildung 7.6 Der Einsatz des PKFs im geschlossenen Regelkreis mit LQ-Regler:
 – tatsächlicher Fahrzeugzustand, – – geschätzter Fahrzeugzustand

8 Adaption des Regelalgorithmus

Der Begriff Adaption ist nicht nur in technischen Bereichen weit verbreitet und wird allgemein als eine Anpassung an eine sich ändernde Umgebung verstanden. Unter einer adaptiven Regelung wird nach [38] die Kombination eines Parameterschätzers mit einem online berechneten Regelgesetz zur Regelung von Strecken mit unbekanntem oder nicht vorhersagbarem zeitvariantem Systemverhalten verstanden. Bei Verwendung dieser ist es möglich, die Stabilität und die Performance solcher Systeme deutlich zu verbessern oder erst zu garantieren. Diese nicht vorhersagbaren Änderungen im Prozess haben unterschiedliche Ursachen. Sie können durch in der Modellierung des Reglermodells nicht berücksichtigte Nichtlinearitäten, so genannte Modellfehler, auftreten. Aber auch sich ändernde Störeinflüsse, wie z. B. die Einflüsse der Straße auf den LKW, oder zeitvariante Komponenten, wie z. B. die Masse des Fahrzeuges, oder verschiedene Fahrzeugkonfigurationen, können durch eine Adaption erfasst werden. Dies hat neben der Gewährleistung der Stabilität und einer hohen Performance den großen Vorteil, dass der Entwicklungsaufwand durch vereinfachte Parametrierung deutlich reduziert wird. Durch die einfache Anwendung auch komplexer Algorithmen kann eine Kalibrierung bzw. Parametrierung mit geringem Aufwand automatisch erfolgen. Eine alternative Lösung zur Garantie von Stabilität und Performance bei zeitvarianten Systemen stellt die Robuste Regelung dar. Hierbei ist allerdings für die Parametrierung die genaue Kenntnis dieses Verfahrens und ein hohes Systemverständnis erforderlich, so dass diese Alternative hier nicht betrachtet wird.

Im Folgenden wird zunächst auf die Grundlagen und die möglichen Arten der Adaptiven Regelung eingegangen. Für weiterführende Informationen sei auf [38], [37], [33] und [4] verwiesen. Im Anschluss daran wird auf verschiedene Parameterschätzverfahren sowie deren Kombination mit dem bereits vorgestellten LQ-Regler (siehe Abschnitt 6.1.3) und dem MP-Regler (siehe Abschnitt 6.1.4) eingegangen.

8.1 Grundlagen

Da eine Adaption sich nur auf die Anpassung des Regeleingriffes bezieht, muss die Struktur des Modells und des Reglers bereits vorab bekannt sein. Ebenso

müssen die gewünschte Performance und die verwendeten Algorithmen festgesetzt werden.

Die verschiedenen Arten der Adaptiven Regelung lassen sich zunächst in zwei Klassen aufteilen: in die Identifikations-basierten und in die nicht-Identifikations-basierten Verfahren. Wie der Name bereits nahelegt wird bei den nicht-Identifikations-basierten adaptiven Reglern auf eine Online-Identifikation der sich ändernden Strecke verzichtet. Als bekanntes Beispiel hierzu ist das Gain-Scheduling-Verfahren zu nennen, bei dem bereits vorab für verschiedene Arbeitspunkte verschiedene Regler entworfen werden und in Abhängigkeit vom tatsächlich vorliegenden Streckenzustand zwischen den einzelnen Reglern umgeschaltet wird. Voraussetzung für den Einsatz dieses Verfahrens ist, dass bereits die Art und Weise, in welcher sich die Strecke verändern wird, bekannt ist.

Eine weitere Möglichkeit besteht darin, beide grundlegend verschiedene Verfahren zu mischen. So könnte z. B. zwischen dem gangabhängigen unterschiedlichen Verhalten des Antriebsstrangs mittels Gain-Scheduling umgeschaltet werden, während innerhalb der einzelnen Gänge mittels eines Identifikations-basierten Verfahrens adaptiert würde. Nachteilig an diesem Ansatz ist, dass die durch Adaption erlangte Kenntnis des aktuellen Streckenzustandes bei einem Gangwechsel verloren gehen würde. Daher finden in dieser Arbeit hauptsächlich nur Identifikations-basierte Verfahren Verwendung.

Eine weitere Unterteilung der adaptiven Regelungsverfahren kann in die Klasse der direkten und der indirekten adaptiven Regler erfolgen. Dabei werden bei den direkten Verfahren die Reglerparameter direkt aus vorliegenden Messdaten geschätzt. Dies ist allerdings nur möglich, wenn das Streckenmodell in Abhängigkeit von den Reglerparametern formuliert werden kann. Damit ist das Verfahren neben einigen Ausnahmen nur für minimalphasige Systeme anwendbar. Ein weiterer Nachteil besteht darin, dass auch nur bestimmte Regelverfahren, wie z. B. das Referenzmodell-Verfahren, für die direkte Adaption verwendet werden können. Vorteilig ist allerdings der geringe Rechenaufwand.

Im Gegensatz dazu basiert die indirekte Adaptive Regelung auf einer Schätzung der sich ändernden Modellparameter und anschließender Neuberechnung des Regelgesetzes. Neben dem erhöhten Rechenaufwand fällt noch ein größeres Problem ins Gewicht: Um die Stabilität des so neu gewonnenen Reglers zu garantieren, müssen bestimmte Voraussetzungen an das neu identifizierte Modell gestellt werden. Die Erfüllung dieser Bedingungen ist allerdings nicht trivial und erfordert zusätzliche Betrachtungen. Um eine hohe Performance des Reglers zu garantieren, muss die verwendete Parameterschätzung ebenfalls eine hohe Güte aufweisen. Dem steht der Vorteil gegenüber, dass nahezu beliebige Regel- und Schätzalgorithmen verwendet werden können. Zudem ist ein

getrennter Entwurf von Schätzung und Regelung möglich. Dies vereinfacht die Entwicklung stark.

In dieser Arbeit werden aufgrund der Flexibilität nur indirekte Verfahren betrachtet. Ebenso ist das Auffinden eines Referenzmodells für ein direktes Verfahren sehr aufwändig wenn sogar teilweise nicht möglich. Daher wird im Folgenden zunächst auf die Vorgehensweise der indirekten Adaptiven Regelung eingegangen. Im Anschluss daran werden die benötigten Teilalgorithmen vorgestellt.

Indirekte Adaption

Bei der indirekten Adaptiven Regelung werden zunächst die Modellparameter des der Regelung zugrunde liegenden Modells geschätzt. Nach dem „Certainty Equivalence“ Prinzip wird angenommen, dass diese geschätzten Parameter $\hat{\theta}$ mit den tatsächlichen Modellparametern übereinstimmen. Darauf aufbauend werden die neuen Reglerparameter $\hat{\psi}$ berechnet und an den Regler übergeben. Der Aufbau eines adaptiven Regelkreises nach dem indirekten Verfahren ist Abbildung 8.1 zu entnehmen. Der klassische Regelkreis ist lediglich um einen Parameterschätzer und eine Online-Berechnung des Reglers erweitert.

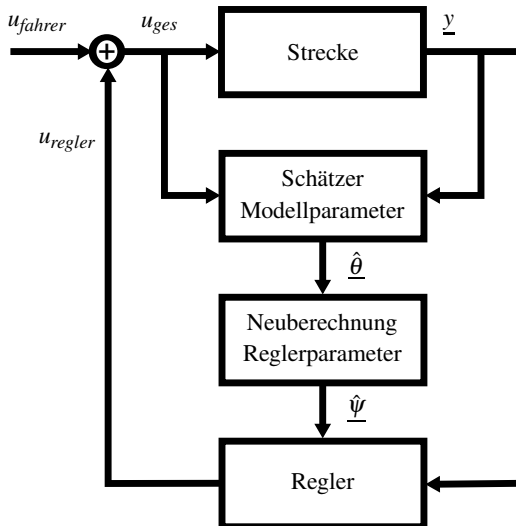


Abbildung 8.1 Der geschlossene Regelkreis mit indirekter Adaption

Wie bereits erwähnt, können der Schätzalgorithmus und der Regler getrennt voneinander entworfen werden. Dies wird in den folgenden Kapiteln erfolgen. Prinzipiell können alle Kombinationen an Reglern und Schätzern verwendet werden. Allerdings müssen bestimmte Anforderungen an die Schnittstelle und die Verfahren selbst beachtet werden. So sollte z. B. der Regelalgorithmus robuste Eigenschaften und eine Unempfindlichkeit gegenüber Parameterschwankungen aufweisen, um einen zielführenden Einsatz in Kombination mit einer Adaption zu ermöglichen. Die größten Anforderungen werden allerdings an den Parameterschätzer gestellt. Dieser muss ebenso robust sein allerdings auch gewährleisten, dass die geschätzten Modelle die Anforderungen des Reglers für einen stabilen Regelkreis erfüllen. Nähere Informationen dazu werden im folgenden Abschnitt gegeben.

8.2 Parameterschätzverfahren

Da nach [39] die Stabilität des Parameterschätzers unabhängig vom Regelkreis ist, wird hier das Schätzverfahren zunächst getrennt vom Regler untersucht. Dazu werden zunächst grundlegende Voraussetzungen und Strukturen erläutert, um anschließend verschiedene Schätzer gegenüberzustellen.

8.2.1 Grundlagen

Ziel eines Parameterschätzers ist es, Modellparameter online aus zur Verfügung stehenden Messdaten zu schätzen. Dafür stehen einige Variationsmöglichkeiten zur Auswahl. So können verschiedene Modellklassen, verschiedene Gütekriterien und Algorithmen Anwendung finden sowie a-priori-Kenntnisse verarbeitet werden. Als Bedingung an die Modelle müssen die zu schätzenden Parameter linear in den Modellgleichungen vertreten sein, um die Verwendung eines linearen Parameterschätzers zu ermöglichen. Als Gütekriterium findet meist der quadratische Fehler zwischen gemessenen und geschätzten Größen Anwendung. A-priori-Wissen kann die Schätzung beschleunigen oder sogar erst ermöglichen. Darauf wird später näher eingegangen. An die Wahl des Algorithmus sind zunächst keine Einschränkungen gestellt. Prinzipiell sollte er aber diskret zu implementieren sein. Dies ist entweder mittels eines diskreten oder eines diskret approximierten kontinuierlichen Verfahrens möglich. Die zweite Möglichkeit hat den Vorteil, dass die physikalische Bedeutung der im Kontinuierlichen entworfenen Modelle erhalten bleibt und somit größeres a-priori-Wissen vorhanden ist. In dieser Arbeit werden beide Ansätze betrachtet.

Die Parameterschätzer an sich können zunächst nur zeitinvariante Systeme erfassen, da sie nach einer gewissen Einschwingdauer auf Änderungen im Sys-

temverhalten nicht mehr reagieren können. Um diese Verfahren trotzdem auf zeitvariante Systeme anwenden zu können, müssen einige Erweiterungen hinzugefügt werden. Diese unterscheiden sich nach der Art der Änderung der Parameter. Treten sprunghafte Änderungen auf, so kann z. B., falls vorhanden, mittels Rücksetzen der Kovarianzmatrix bereits die Zeitvarianz berücksichtigt werden. Handelt es sich allerdings um langsam veränderliche Parameter, so muss je nach Schätzer mittels Vergessensfaktor oder direktem Eingriff in die Kovarianzberechnung der Schätzer zur ständigen Anpassung gezwungen werden (siehe auch Abschnitt 8.2.7).

Anforderungen für die Verwendung im geschlossenen Regelkreis

Voraussetzung für das Gelingen einer Parameterschätzung ist zum einen die Gültigkeit des zugrunde liegenden Modells. So darf z. B. das Reglermodell aus Abschnitt 2.3.1 nur während eines geschlossenen Antriebsstrangs identifiziert werden, um falsche Schätzergebnisse zu vermeiden. Eine weitere Bedingung wird an die Anregung des zu identifizierenden Systems gestellt. Ist diese nicht ausreichend groß, so wächst die Kovarianzmatrix ständig an und die neuen Modellparameter werden z. B. aus Messrauschen falsch geschätzt. Dies kann wieder über die Variation eines Vergessensfaktors bzw. einen Eingriff in die Kovarianzberechnung vermieden werden.

Die Herleitung der Schätzverfahren beruht auf der Annahme, dass kein Messrauschen sowie keine unmodellierten Dynamiken vorliegen. Da dies nicht mit der Realität übereinstimmt, kann es nach [39] zu Instabilitäten kommen. Diese zeigen sich z. B. durch eine Parameterdrift, durch hohe Verstärkungen und schnelle Adaptionen, welche die unmodellierten Dynamiken anregen. Um diese Effekte zu vermeiden und somit die Robustheit der Verfahren zu steigern, müssen die Schätzer erweitert werden. Mittels „Dead-Zone“ kann die Drift durch die Einschränkung der Adaption auf Zeiten, in denen der Schätzfehler größer als der Modellierungsfehler ist, verhindert werden. Eine Normalisierung des Schätzfehlers hilft die Modellfehler zu begrenzen und eine Begrenzung der Parameter z. B. durch eine Projektion trägt dazu bei das System zu stabilisieren. Alle diese Verfahren sind allerdings sehr aufwändig und schwierig zu parametrieren. Ebenso nachteilig ist die Tatsache, dass die Aspekte Robustheit und Performance im Konflikt miteinander stehen. Nach [73] reicht ein Standardschätzer in Kombination mit einem Regler des Typs Polvorgabe und einer zusätzlichen Projektion aus, um globale Stabilität zu gewährleisten. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit nur die Projektion Anwendung finden.

Eine weitere Anforderung an die geschätzten Modellparameter wird von dem Regler selbst gefordert. Wird wie in dieser Arbeit ein LQ-Regler (bzw.

MP-Regler) verwendet, so muss das geschätzte Modell sowohl steuer- als auch beobachtbar sein. Es hat sich gezeigt, dass diese Forderung sogar verstärkt werden muss. Da der eigentliche Prozess stabil ist, muss das neu geschätzte Modell ebenfalls stabil sein, um einen sinnvollen Eingriff des Reglers zu ermöglichen. Dies kann nur durch eine günstige Begrenzung der Modellparameter gewährleistet werden.

Ebenso müssen die geschätzten Modelle physikalisch sinnvoll bleiben, so dass z. B. physikalische Parameter wie Trägheiten stets positiv sind. Dazu muss wie bereits auch für viele andere Anforderungen eine Begrenzung der Parameter implementiert werden.

Somit reicht die Verwendung eines einfachen Parameterschätzers nicht aus, die gestellten Anforderungen zu erfüllen. Daher werden in Abschnitt 8.2.7 nötige Erweiterungen vorgestellt.

Mögliche Strukturen

Das Ziel des Parameterschätzers im vorliegenden Fall ist es, ein Modell für einen Zustandsregler an den sich ändernden Prozess anzupassen. Daher muss die Zustandsraumdarstellung für den Regler beibehalten werden. Da allerdings nicht alle Zustände messbar sind, kann diese Darstellung nicht direkt geschätzt werden. Als Abhilfe stehen mehrere Möglichkeiten zur Verfügung. Zunächst werden zwei bereits in der Literatur bekannte Verfahren vorgestellt und zwei neuen Konzepten gegenübergestellt.

Transformation auf Normalform Es ist möglich aus einer bekannten Übertragungsfunktion eine Zustandsraumdarstellung zu gewinnen. So könnte für eine messbare Größe die zugehörige Übertragungsfunktion mittels eines Schätzers adaptiert werden und daraus z. B. mit der Beobachtungsnormalform die gewünschte Modellform gewonnen werden. Durch diese Transformation geht die physikalische Bedeutung der einzelnen Zustände zum größten Teil verloren. Daher muss ein zusätzlicher Schätzer implementiert werden, welcher die unbekanntenen Größen schätzt. Dies führt zu einem erhöhten Rechenaufwand. Da den neuen Zuständen keine messbaren Größen zum Vergleich gegenübergestellt werden können, ist auch die Fehleranfälligkeit sehr hoch.

Kalman-Filter und Schätzer, gemeinsam adaptiert Ein weiteres in der Literatur verbreitetes Verfahren kombiniert die Zustands- mit der Parameterschätzung. Dazu wird eine Form der Beobachtungsnormalform zu Hilfe genommen und nicht nur die Modellparameter sondern auch die Kalman-Filter Verstärkung adaptiert. Durch die zusätzlich nötigen Transformationen wird auch

hier der Rechenaufwand leicht erhöht. Zudem ist das Verfahren sehr schwer zu parametrieren, da Parameterschätzfehler direkten Einfluss auf die Verstärkung des Kalman-Filters und umgekehrt aufweisen. Die Transformation bedingt ebenso eine erhöhte Fehleranfälligkeit.

Kalman-Filter und Schätzer, getrennt adaptiert Um die nicht messbaren Zustände dem Schätzalgorithmus zur Verfügung stellen zu können und gleichzeitig die Nachteile des bekannten Verfahrens zu umgehen, werden hier zunächst alle Zustände mittels eines Kalman-Filters rekonstruiert. Dies stellt keine Erhöhung des Rechenaufwands dar, da ein verwendeter Zustandsregler diese unbekanntes Größen ebenso benötigt. Sind alle Zustände bekannt, so kann die Zustandsraumdarstellung direkt geschätzt werden. Abbildung 8.2 zeigt den Aufbau des Verfahrens. Dabei ändert sich das interne Modell des Kalman-

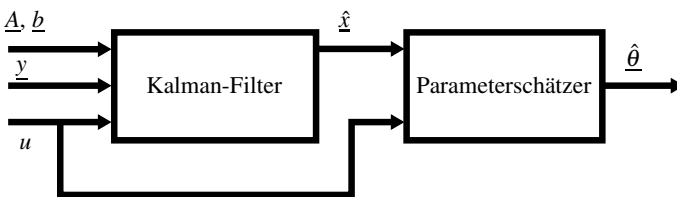


Abbildung 8.2 Die Struktur des Schätzalgorithmus mit externem Kalman-Filter

Filters nicht. Die Performance des Verfahrens hängt stark von der korrekten Zustandsschätzung ab. Daher sollte auch das Kalman-Filter selbst adaptiert werden (siehe auch Abschnitt 8.2.7). Aufgrund der Eigenschaften des Filters kann aber dessen Adaptionsgeschwindigkeit viel langsamer gewählt werden als für den Parameterschätzer. Somit ist z. B. im Idealfall (bereits identifiziertes Fahrzeug, keine externen Störungen) eine Adaption des Filters überhaupt nicht nötig. Durch die getrennte Adaption von Kalman-Filter und Modell haben Fehler in der Parameterschätzung keine Auswirkung auf die Filterergebnisse.

Günstige Struktur der Übertragungsfunktion Liegt die Übertragungsfunktion in einer günstigen Struktur vor, so kann direkt aus der Schätzung ihrer Parameter $\hat{\theta}^*$ auf die Parameter der Zustandsraumdarstellung $\hat{\theta}$ gefolgert werden. Da durch eine Diskretisierung die Abhängigkeit der Elemente der Zustandsraummatrizen von den eigentlichen Systemparametern komplexer wird, ist dies nur in Kombination mit einer kontinuierlichen Schätzung möglich. In Abbildung 8.3 wird das Verfahren schematisch vorgestellt. Der Rechen-

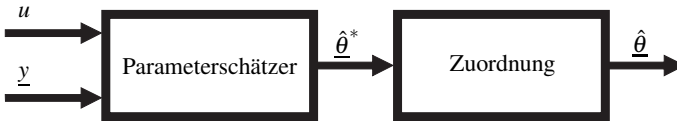


Abbildung 8.3 Die Struktur des direkten Schätzalgorithmus

aufwand dieses Verfahrens ist deutlich geringer als für die bereits vorgestellten.

Aus den soeben vorgestellten Konzepten werden die letzten drei in dieser Arbeit Verwendung finden. Dabei werden die beiden in dieser Arbeit entwickelten Ansätze („Kalman-Filter und Schätzer, getrennt adaptiert“ sowie „günstige Struktur der Übertragungsfunktion“) mit dem bereits bekannten („Kalman-Filter und Schätzer, gemeinsam adaptiert“) verglichen. Dazu werden zunächst für die Kombination mit dem Schätzkonzept „Kalman-Filter und Schätzer, getrennt adaptiert“ der Rekursive Least-Squares-Schätzer in Abschnitt 8.2.2 sowie das Wurzelfilter in Abschnitt 8.2.3 vorgestellt. Eine aufgrund deutlicher Einsparungen in der Rechenzeit günstige Variation dieses Verfahrens wird in Abschnitt 8.2.4 gezeigt. Daran anschließend wird der kontinuierliche Rekursive Least-Squares-Schätzer in Kombination mit dem Konzept „Günstige Struktur der Übertragungsfunktion“ diskutiert sowie der so genannte Zustandsraum-schätzer für das bereits in der Literatur bekannte Konzept „Kalman-Filter und Schätzer, gemeinsam adaptiert“ erläutert. Darauf folgend werden die für alle Verfahren benötigten Zusatzalgorithmen vorgestellt, bevor abschließend eine Gegenüberstellung und Bewertung erfolgt.

8.2.2 Rekursiver Least-Squares-Schätzer

Der wohl bekannteste Parameterschätzer ist der so genannte Rekursive Least-Squares-Schätzer (RLS). Dieser Name verrät schon die dahinter steckende Idee: Die Fehlerquadrate sollen minimiert werden. Das Verfahren wurde bereits von Karl Friedrich Gauß Ende des 18. Jahrhunderts entdeckt und seitdem weiterentwickelt bzw. in verschiedenste Versionen abgewandelt. Hier wird aufbauend auf dem nicht rekursiven Verfahren der klassische RLS-Schätzer hergeleitet und erläutert. Als weiterführende Literatur sei hier [4] und [41] zu nennen.

Theorie

Ansatz für den LS-Schätzer ist ein lineares Modell der Form

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \varphi_i(k) \theta_i + n(k) = \underline{\varphi}^T(k) \underline{\theta} + n(k). \quad (8.1)$$

Dabei enthält der Regressionsvektor $\underline{\varphi}$ bekannte Größen wie z. B. die vergangenen Messwerte und Eingangsgrößen des Systems. Die Linearkombination dieser Größen mit den realen Modellparametern $\underline{\theta}$ und einer Überlagerung mit einem mittelwertfreien stochastischen Störsignal n repräsentiert die zu modellierende messbare Größe y . Ziel ist es nun, den unbekannt Parametervektor $\underline{\hat{\theta}}$ derart zu bestimmen, dass die modellierte Ausgangsgröße

$$\hat{y}(k) = \underline{\varphi}^T(k) \underline{\hat{\theta}} \quad (8.2)$$

möglichst genau mit der gemessenen Größe y übereinstimmt. Dazu soll der a-priori-Fehler aus den Messwerten und dessen Schätzung nach Gleichung (8.3) mit Hilfe des quadratischen Gütemaßes aus Gleichung (8.4) minimiert werden.

$$e(k) = y(k) - \underline{\varphi}^T(k) \underline{\hat{\theta}}(k-1) \quad (8.3)$$

$$V(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (e(j))^2 = \frac{1}{2} (\underline{Y} - \underline{\Phi} \underline{\hat{\theta}})^T (\underline{Y} - \underline{\Phi} \underline{\hat{\theta}}) \rightarrow \min \quad (8.4)$$

Die Datenmatrix $\underline{\Phi}$ und der Messvektor \underline{Y} setzen sich dabei aus dem Regressionsvektor bzw. der Messgröße zu den verschiedenen Zeitpunkten zusammen.

$$\underline{\Phi} = \begin{pmatrix} \underline{\varphi}^T(1) \\ \vdots \\ \underline{\varphi}^T(k) \end{pmatrix}, \quad \underline{Y} = \begin{pmatrix} y(1) \\ \vdots \\ y(k) \end{pmatrix} \quad (8.5)$$

Da die gesuchten Parameter $\underline{\hat{\theta}}$ quadratisch in das Gütemaß eingehen, kann dieses Optimierungsproblem analytisch gelöst werden. Ein Gleichsetzen des Gradienten der Gütefunktion und ein Auflösen nach den gesuchten Werten resultiert schließlich in der Schätzgleichung des LS-Schätzers (siehe Gleichung (8.7)).

$$\frac{\partial V}{\partial \underline{\hat{\theta}}} = -\underline{Y}^T \underline{\Phi} + \underline{\hat{\theta}}^T \underline{\Phi}^T \underline{\Phi} \stackrel{!}{=} 0 \quad (8.6)$$

$$\underline{\hat{\theta}} = (\underline{\Phi}^T \underline{\Phi})^{-1} \underline{\Phi}^T \underline{Y} \quad (8.7)$$

Das gesamte Verfahren ist allerdings nur erfolgreich, wenn das zu identifizierende System ausreichend angeregt wurde. Dadurch ist die lineare Unabhängigkeit der Zeilen der zu invertierenden Matrix $\underline{\Phi}^T \underline{\Phi}$ und somit deren positive Definitheit garantiert. Werden durch die Anregung die nicht modellierten Dynamiken nicht zu stark angeregt, so konvergieren die geschätzten Parameter gegen die wahren.

Für eine Online-Schätzung der Parameter ist diese Vorgehensweise allerdings nicht zielführend, da sie nicht rekursiv aufgebaut ist. Daher wird im Folgenden das Verfahren zu einem RLS-Schätzer abgewandelt. Hierfür wird zunächst die vereinfachende Schreibweise $\underline{P}(k) = (\underline{\Phi}^T(k) \underline{\Phi}(k))^{-1}$ eingeführt. Dabei setzt sich die Datenmatrix $\underline{\Phi}(k)$ zum Zeitpunkt k aus

$$\underline{\Phi}(k) = \begin{pmatrix} \underline{\Phi}(k-1) \\ \underline{\varphi}^T(k) \end{pmatrix} \quad (8.8)$$

zusammen. Die Matrix \underline{P} stellt dabei einen normierten Schätzwert der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers dar und wird daher auch Kovarianz genannt. Soll die Inverse der Matrix \underline{P} rekursiv berechnet werden, so ergibt sich unter Berücksichtigung der Beziehung (8.8)

$$\underline{P}(k)^{-1} = \underline{P}(k-1)^{-1} + \underline{\varphi}(k) \underline{\varphi}^T(k). \quad (8.9)$$

Wird dies in Gleichung (8.7) eingesetzt, so ergibt sich für die rekursive Berechnung des Parametervektors

$$\begin{aligned} \underline{\hat{\theta}}(k) &= \underline{P}(k) \underline{\Phi}^T(k) \underline{Y}(k) \\ &= \underline{P}(k) \left(\left(\underline{P}(k)^{-1} - \underline{\varphi}(k) \underline{\varphi}^T(k) \right) \underline{\hat{\theta}}(k-1) + \underline{\varphi}(k) y(k) \right) \\ &= \underline{\hat{\theta}}(k-1) + \underline{P}(k) \underline{\varphi}(k) \left(y(k) - \underline{\varphi}^T(k) \underline{\hat{\theta}}(k-1) \right). \end{aligned} \quad (8.10)$$

Um die aufwändige Berechnung der Inversionen für die Rekursion von $\underline{P}(k)$ zu vereinfachen, wird das Matrix-Inversions-Lemma (siehe z. B. [4]) angewandt. Daraus resultiert direkt für $\underline{P}(k)$ und $\underline{K}(k) = \underline{P}(k) \underline{\varphi}(k)$

$$\underline{P}(k) = \underline{P}(k-1) \left(\underline{I} - \underline{\varphi}(k) \left(1 + \underline{\varphi}^T(k) \underline{P}(k-1) \underline{\varphi}(k) \right)^{-1} \underline{\varphi}^T(k) \underline{P}(k-1) \right), \quad (8.11)$$

$$\underline{K}(k) = \underline{P}(k) \underline{\varphi}(k) = \underline{P}(k-1) \underline{\varphi}(k) \left(1 + \underline{\varphi}^T(k) \underline{P}(k-1) \underline{\varphi}(k) \right)^{-1}. \quad (8.12)$$

Der bisher vorgestellte Schätzer ermöglicht es, lineare zeitinvariante Systeme zu identifizieren. Da im Falle des Einsatzes in einer Adaption zeitvariante

Parameter zu schätzen sind, muss ein so genannter Vergessensfaktor λ eingeführt werden. Dieser erlaubt es vergangene Werte exponentiell im Gütemaß zu gewichten. Das neue Gütemaß ergibt sich zu

$$V(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \lambda^{k-j} (e(j))^2. \quad (8.13)$$

Mittels analoger Herleitung und der rekursiven Darstellung der Kovarianz

$$\underline{P}(k)^{-1} = \lambda \underline{P}(k-1)^{-1} + \underline{\varphi}(k) \underline{\varphi}^T(k) \quad (8.14)$$

ergeben sich die folgenden Schätzgleichungen:

$$\hat{\underline{\theta}}(k) = \hat{\underline{\theta}}(k-1) + \underline{K}(k) \left(y(k) - \underline{\varphi}^T(k) \hat{\underline{\theta}}(k-1) \right) \quad (8.15)$$

$$\underline{P}(k) = \frac{1}{\lambda} \underline{P}(k-1) \left(\underline{I} - \underline{\varphi}(k) \underline{\varphi}^T(k) \underline{P}(k-1) \left(\lambda + \underline{\varphi}^T(k) \underline{P}(k-1) \underline{\varphi}(k) \right)^{-1} \right) \quad (8.16)$$

$$\underline{K}(k) = \underline{P}(k-1) \underline{\varphi}(k) \left(\lambda + \underline{\varphi}^T(k) \underline{P}(k-1) \underline{\varphi}(k) \right)^{-1}. \quad (8.17)$$

Ist λ identisch eins, so entspricht der Schätzer dem zeitinvarianten und neue Messwerte werden bei einer fortgeschrittenen Schätzung nicht mehr berücksichtigt. Sollen dagegen Parameteränderungen immer erkannt werden, so muss λ kleiner eins gewählt werden. Dabei wird allerdings die Anfälligkeit gegenüber Störungen erhöht, so dass stets ein Kompromiss getroffen werden muss. Nähere Betrachtungen zum Vergessensfaktor werden in 8.2.7 vorgestellt.

Anwendung

Der diskrete Rekursive Least-Squares-Schätzer wird hier mit dem Ansatz „Kalman-Filter und Schätzer, getrennt adaptiert“ Verwendung finden. Als Basis für den Schätzer wird das Reglermodell aus Abschnitt 2.3.1 hinzugezogen, da dieses das für den Reglerentwurf erforderliche Modell darstellt. Für eine vollständige Schätzung der Zustandsraumdarstellung wird aber angenommen, dass alle Zustände als Messgrößen zur Verfügung stehen. Um dies zu ermöglichen, wird ein adaptives Kalman-Filter nach Abschnitt 8.2.7 dem Schätzer vorgeschaltet. Die gesuchten Parameter werden dann in drei unabhängigen Schätzern durch den jeweiligen Ansatz

$$y_i(k) = x_i(k) = a_{i1}x_1(k-1) + a_{i2}x_2(k-1) + a_{i3}x_3(k-1) + b_i u(k-1) \quad (8.18)$$

bestimmt. Diese Unabhängigkeit ist ein Nachteil dieses Verfahrens, da z. B. Fehler in den Parametern für die Gleichung der Raddrehzahl nicht die Parameter für die Motordrehzahl beeinflussen und es somit zu einem falschen Zusammenhang zwischen den beiden Größen kommen kann.

8.2.3 Wurzelfilter in Informationsform

Die Lösung des soeben vorgestellten LS-Verfahrens beruht auf der so genannten Normalgleichung

$$(\underline{\Phi}^T \underline{\Phi}) \underline{\hat{\theta}} = \underline{\Phi}^T \underline{Y}. \quad (8.19)$$

Darin wird das geklammerte Matrixprodukt als Informationsmatrix bezeichnet. Für die Lösung der Normalgleichung ist die Inverse der Informationsmatrix zu berechnen. Diese existiert allerdings nur, solange die Informationsmatrix selbst positiv definit bzw. nicht singular ist, das bedeutet, die Zeilen müssen linear unabhängig voneinander sein. Eine ausreichende Anregung des Systems würde dies nach [41] garantieren. Die numerische Berechnung der Inversen birgt aber deutliche Fehlerquellen. So können Fehler in den Messwerten oder Rundungsfehler in der Matrix $\underline{\Phi}$ die geschätzten Parameter stark verfälschen. Dies wird durch eine schlechte Konditionierung der Informationsmatrix verstärkt. Die Konditionszahl κ (siehe [41]) gibt dabei den Einfluss von Fehlern in $\underline{\Phi}^T \underline{Y}$ auf den Parametervektor $\underline{\hat{\theta}}$ an. Für die bereits vorgestellten LS- und RLS-Schätzer ergibt sich eine Konditionszahl von $\kappa(\underline{\Phi}^T \underline{\Phi}) = \kappa(\underline{\Phi})^2$. Um die Fehleranfälligkeit des Verfahrens zu verbessern, muss die numerische Berechnung optimiert werden. Dazu wird im Folgenden das diskrete Wurzelfilter in Informationsform (DWF) vorgestellt. Darin wird die direkte Bildung der Informationsmatrix durch eine Zerlegung in Dreiecksform $\underline{P}^{-1} = (\underline{\Phi}^T \underline{\Phi}) = \underline{\tilde{R}}^T \underline{\tilde{R}}$ umgangen. Da $\underline{\tilde{R}}$ eine Quadratwurzel der Informationsmatrix darstellt, trägt das Verfahren den Namen Wurzelfilter, obwohl darin selbst keine Wurzeloperationen verwendet werden, sondern lediglich die Bildung des Quadratproduktes vermieden wird. Zunächst wird das nicht rekursive Verfahren nach [69] und anschließend das rekursive nach [43] vorgestellt.

Theorie

Die Umformung der Informationsmatrix erfolgt mittels QR-Zerlegung. Dabei ist \underline{Q} eine orthonormale Transformationsmatrix und \underline{R} eine obere Dreiecksmatrix. Somit kann die Zerlegung

$$\underline{\Phi} = \underline{Q}^T \begin{bmatrix} \underline{R} \\ \underline{0} \end{bmatrix} \quad (8.20)$$

durchgeführt werden.

Das Gütemaß aus Gleichung (8.4) kann auch als euklidische Norm $\|\cdot\|_2$ geschrieben werden, welche invariant gegenüber einer orthonormalen Transformation ist. Wird die QR-Zerlegung aus Gleichung (8.20) angewandt, so ändert sich das Minimierungsproblem zu folgendem Ansatz:

$$\begin{aligned} V(k) &= \|\underline{Y} - \underline{\Phi} \hat{\underline{\theta}}\|_2^2 = \|\underline{Q}(\underline{Y} - \underline{\Phi} \hat{\underline{\theta}})\|_2^2 \\ &= \|\underline{c}_1 - \underline{R} \hat{\underline{\theta}}\|_2^2 + \|\underline{c}_2\|_2^2 \rightarrow \min. \end{aligned} \quad (8.21)$$

Da der zweite Summand unabhängig vom Parametervektor $\hat{\underline{\theta}}$ ist, wird das Minimum genau dann erreicht, wenn der erste Summand identisch Null ist. Daraus resultiert die veränderte Normalgleichung zu

$$\underline{R} \hat{\underline{\theta}} = \underline{c}_1. \quad (8.22)$$

Die für die Lösung benötigten Matrizen \underline{R} und \underline{c}_1 können durch gemeinsame QR-Zerlegung der Datenmatrix und des Messvektors nach Gleichung (8.23) gefunden werden.

$$\underline{Q} \left(\begin{array}{c} \underline{\Phi} \\ \underline{Y} \end{array} \right) = \left(\begin{array}{cc} \underline{R} & \underline{c}_1 \\ \underline{0} & \underline{c}_2 \end{array} \right) \quad (8.23)$$

Im Vergleich zu dem Standard-LS-Verfahren resultiert aus der Normalgleichung des Wurzelfilters die Konditionszahl $\kappa(\underline{R}) = \kappa(\underline{\Phi})$, welche genau der Wurzel der Konditionszahl des LS-Verfahrens entspricht. Somit wurde die Fehleranfälligkeit sowie die numerische Stabilität deutlich verbessert. Als Problem verbleibt noch die Lösung der QR-Zerlegung. Eine Berechnung über die Housholder-Transformation (siehe [69]) führt z. B. zu einem Verfahren, welches nach [44] allgemein als beste numerische Lösung für das LS-Problem angesehen wird. Da für den Einsatz des Schätzers in einem adaptiven Regelkreis ein rekursives Verfahren benötigt wird, findet hier stattdessen die Givens-Rotation Verwendung, deren numerische Stabilität und Genauigkeit nach [51] ebenfalls hervorragende Ergebnisse zeigt.

Ist bereits für den Zeitpunkt $k-1$ die QR-Zerlegung berechnet, so lautet das zu lösende rekursive Problem mit Vergessensfaktor λ

$$\begin{pmatrix} \underline{Q}(k-1) & \underline{0} \\ \underline{0} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda} \underline{\Phi}(k-1) & \sqrt{\lambda} \underline{Y}(k-1) \\ \underline{\phi}^T(k) & y(k) \end{pmatrix} = \quad (8.24) \\ \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda} \underline{R}(k-1) & \sqrt{\lambda} \underline{c}_1(k-1) \\ \underline{0} & \sqrt{\lambda} \underline{c}_2(k-1) \\ \underline{\phi}^T(k) & y(k) \end{pmatrix}.$$

Um das Problem auf den nicht rekursiven Fall zurückführen zu können, muss die letzte Zeile der rechten Gleichungsseite eliminiert werden. Dies kann durch eine Sequenz von Givens-Rotationen erfolgen.

Nach [67], [31] und [43] kann die Givens-Rotation, eine Transformation einer Matrix auf obere Dreiecksform, durch folgende Gleichung ausgedrückt werden:

$$\begin{pmatrix} c & s \\ -s & c \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & \sqrt{\lambda}r_i & \sqrt{\lambda}r_{i+1} & \dots & \sqrt{\lambda}r_n \\ 0 & \varphi_i & \varphi_{i+1} & \dots & \varphi_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & r'_i & r'_{i+1} & \dots & r'_k \\ 0 & 0 & \varphi'_{i+1} & \dots & \varphi'_n \end{pmatrix}. \quad (8.25)$$

Die Multiplikation mit der Rotationsmatrix resultiert in transformierten Elementen

$$r'_j = c\sqrt{\lambda}r_j + s\varphi_j, \quad \varphi'_j = -s\sqrt{\lambda}r_j + c\varphi_j, \quad i \leq j \leq n. \quad (8.26)$$

Die Elimination des Elementes $\varphi'_i \stackrel{!}{=} 0$ kann dann erreicht werden, wenn für die Rotationsparameter folgende Zusammenhänge gelten

$$r'_i = \sqrt{\lambda r_i^2 + \varphi_i^2}, \quad c = \frac{\sqrt{\lambda}r_i}{r'_i}, \quad s = \frac{\varphi_i}{r'_i}. \quad (8.27)$$

Wird diese Transformation mehrmalig je auf eine Zeile von \underline{R} und die zu eliminierende Zeile angewandt, so resultiert die gesuchte Lösung. Dabei stellt die Matrix $\hat{\underline{H}}$ die Sequenz von Givens-Rotationen dar.

$$\hat{\underline{H}}(k) \begin{pmatrix} \underline{Q}(k-1) & \underline{0} \\ \underline{0} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda}\underline{\Phi}(k-1) & \sqrt{\lambda}\underline{Y}(k-1) \\ \underline{\varphi}^T(k) & y(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \underline{R}(k) & \underline{c}_1(k) \\ \underline{0} & \underline{c}_2(k) \end{pmatrix} \quad (8.28)$$

Anwendung

Auch hier wird das Verfahren „Kalman-Filter und Schätzer, getrennt adaptiert“ in gleicher Weise Anwendung finden, wie bereits zuvor mit dem RLS-Schätzer gezeigt.

8.2.4 Langzeitadaption

Ein großer Nachteil der Adaption ist der zusätzliche Rechenaufwand, der in jedem Abtastschritt erforderlich ist. Dieser setzt sich zum einen aus den Berech-

nungen für den Parameterschätzer und zum anderen aus der zugehörigen Neuberechnung des Reglers zusammen. Von diesen beiden Komponenten weist die zweite einen deutlich höheren Rechenaufwand als die erste auf. Daher ist die Idee der Langzeitadaption nicht in jedem Abtastschritt neue Parameter an den Regler weiterzuleiten, sondern nur, wenn dies nötig ist. Somit muss die Güte der Parameterschätzung überwacht werden. Wird das Gütekriterium nicht erfüllt, so werden neu geschätzte Parameter an den Regler weitergeleitet und dieser wird neu berechnet. Ist es dagegen erfüllt, so wird die Regelung weiterhin mit dem bereits berechneten Regler durchgeführt.

Das Überwachungskriterium selbst soll nur das dynamische Verhalten des adaptierten Modells beurteilen. Ein Offset hat z. B. auf die Regelgüte keinen großen Einfluss, da dem Regler die offsetfreien Messgrößen zur Verfügung gestellt werden. Daher wurde das Kriterium basierend auf der Drehzahldifferenz Δn aufgebaut. Gleichung (8.29) beschreibt die Bestimmung der neuen Parameter in Abhängigkeit einer zu definierenden Adaptionsschwelle g_{adapt} .

$$\hat{\underline{\theta}}(k+1) = \begin{cases} \hat{\underline{\theta}}_{DWF}(k+1) & \text{für } |\Delta n_{adapt} - \Delta n_{kf}| > g_{adapt} \\ \hat{\underline{\theta}}(k) & \text{sonst} \end{cases} \quad (8.29)$$

Erfolgt keine Neuberechnung der Parameter, so muss auch der Regler nicht neu bestimmt werden, wodurch erheblich Rechenleistung gespart wird.

Prinzipiell kann die Langzeitadaption mit jedem beliebigen Schätzalgorithmus kombiniert werden. Besonders eignet sich allerdings das diskrete Wurzelfilter, da es zum einen sehr gute Ergebnisse liefert und zum anderen nicht in jedem Abtastschritt neue Parameter berechnen muss. Lediglich die Matrizen \underline{Q} , \underline{R} und \underline{c} müssen stets neu berechnet werden. Daher wird die Kombination von diskreten Wurzelfilter und der hier erläuterten Schätzstrategie als Langzeitadaption (LZA) verstanden.

8.2.5 Kontinuierlicher Rekursiver Least-Squares-Schätzer

Dem kontinuierlichen Rekursiven Least-Squares-Schätzer (KRLS) liegt die gleiche Idee zugrunde wie dem diskreten, nur dass er im kontinuierlichen Zeitbereich entworfen und dann diskret (z. B. mittels Euler-Approximation) approximiert wird. Es gelten die selben Voraussetzungen wie bereits in Abschnitt 8.2.2 aufgeführt. Im Folgenden wird die Theorie des Schätzers zusammengefasst. Als weiterführende Literatur sei hier auf [38] verwiesen.

Theorie

Das lineare Modell im kontinuierlichen Fall ergibt sich analog zum diskreten Schätzer zu

$$z = \underline{\theta}^T \underline{\varphi} + \underline{n}. \quad (8.30)$$

Der darin benötigte Regressionsvektor $\underline{\varphi}$ setzt sich nun allerdings nicht mehr aus den zeitverzögerten Systemein- und -ausgängen sondern aus deren Ableitungen zusammen. Um eine explizite Berechnung dieser Ableitungen zu umgehen, wird ein Filter $\Lambda(s)$ eingesetzt. Gleichung (8.31) zeigt den resultierenden Regressionsvektor.

$$\begin{aligned} \underline{\varphi}^T &= (u^{(m)} \quad \dots \quad u \quad -y^{(n-1)} \quad \dots \quad -y) \\ &= \left(\frac{s^m}{\Lambda(s)} u \quad \dots \quad \frac{1}{\Lambda(s)} u \quad -\frac{s^{n-1}}{\Lambda(s)} y \quad \dots \quad -\frac{1}{\Lambda(s)} y \right) \end{aligned} \quad (8.31)$$

Auf die gleiche Weise berechnet sich der zu schätzende Wert z aus dem Messwert y .

$$z = \frac{s^n}{\Lambda(s)} y \quad \text{mit} \quad \Lambda(s) = s^n + g_{n-1}s^{n-1} + \dots + g_1s + g_0 \quad (8.32)$$

Der Nenner des Filters $\Lambda(s)$ ist dabei ein normiertes Hurwitz-Polynom. Aus den so gefilterten Ein- und Ausgangsgrößen kann nun der Schätzfehler berechnet werden.

$$e(t) = \frac{z(t) - \underline{\hat{\theta}}^T(t) \underline{\varphi}(t)}{m_s^2(t)} \quad \text{mit} \quad m_s^2(t) = 1 + \alpha \underline{\varphi}^T(t) \underline{\varphi}(t) \geq 1 \quad (8.33)$$

Um einen begrenzten Parametervektor zu garantieren, muss der Regressionsvektor selbst begrenzt sein. Dies kann im diskreten Fall durch die begrenzten Ein- und damit auch Ausgangsgrößen leicht realisiert werden. Aufgrund der im kontinuierlichen Fall benötigten Ableitungen ist hier die Begrenzung von $\underline{\varphi}$ nicht garantiert. Daher muss ein von eins verschiedener Normierungsfaktor m_s^2 eingeführt werden.

Das zu minimierende Gütemaß ist Gleichung (8.34) zu entnehmen. Darin sind neben dem Vergessensfaktor λ auch der Anfangszustand des Parametervektors gewichtet mit \underline{Q}_0 berücksichtigt.

$$\begin{aligned} V(t) &= \frac{1}{2} e^{-\lambda t} (\underline{\hat{\theta}}(t) - \underline{\hat{\theta}}(0))^T \underline{Q}_0 (\underline{\hat{\theta}}(t) - \underline{\hat{\theta}}(0)) \\ &\quad + \frac{1}{2} \int_0^t e^{-\lambda(t-\tau)} \frac{\left(z(\tau) - \underline{\hat{\theta}}^T(t) \underline{\varphi}(\tau) \right)^2}{m_s^2(\tau)} d\tau \rightarrow \min \end{aligned} \quad (8.34)$$

Das Minimum kann durch den Gradienten des Gütemaßes $\nabla V(\hat{\underline{\theta}}) \stackrel{!}{=} 0$ gefunden werden. Daraus resultiert der nicht rekursive kontinuierliche Least-Squares-Schätzer zu

$$\hat{\underline{\theta}}(t) = \underline{P}(t) \left(e^{-\lambda t} \underline{Q}_0 \hat{\underline{\theta}}(0) + \int_0^t e^{-\lambda(t-\tau)} \frac{z(\tau) \underline{\varphi}(\tau)}{m_s^2(\tau)} d\tau \right), \quad (8.35)$$

$$\underline{P}(t) = \left(e^{-\lambda t} \underline{Q}_0 + \int_0^t e^{-\lambda(t-\tau)} \frac{\underline{\varphi}(\tau) \underline{\varphi}^T(\tau)}{m_s^2(\tau)} d\tau \right)^{-1}. \quad (8.36)$$

Durch das Ableiten beider Gleichungen nach der Zeit kann die rekursive Form gefunden werden.

$$\frac{d\hat{\underline{\theta}}(t)}{dt} = \underline{P}(t) e(t) \underline{\varphi}(t) \quad (8.37)$$

$$\frac{d\underline{P}(t)}{dt} = \lambda \underline{P}(t) - \underline{P}(t) \frac{\underline{\varphi}(t) \underline{\varphi}^T(t)}{m_s^2(t)} \underline{P}(t) \quad (8.38)$$

Anwendung

In dieser Arbeit wurde der kontinuierliche Rekursive Least-Squares-Schätzer in Kombination mit dem in Abschnitt 8.1 vorgestellten Ansatz „günstige Struktur der Übertragungsfunktion“ verwendet. Daher wird nun im Folgenden die Anwendung dieses Schätzers näher erläutert.

Auch dieses Verfahren basiert auf dem Reglermodell nach Abschnitt 2.3.1. Nur wird hier nicht die Zustandsraumdarstellung direkt sondern eine Übertragungsfunktion geschätzt. Dazu wird diejenige der Drehzahldifferenz Δn ausgewählt, da diese eine charakteristische Größe für die im Antriebsstrang vorkommende Dynamik ist. Die Übertragungsfunktion ergibt sich direkt aus der Zustandsraumdarstellung (2.8) zu

$$G_{\Delta n} = \frac{s(b_1 s + b_0)}{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} \quad (8.39)$$

mit den physikalischen Zusammenhängen

$$\begin{aligned}
 b_1 &= \frac{1}{iJ_1}, \\
 b_0 &= \frac{d_2 + mr_w^2 c_{r2}}{J_1 J_2 i}, \\
 a_2 &= \frac{mr_w^2 c_{r2} + d_{sw} + d_2}{J_2} + \frac{d_1 i^2 + d_{sw}}{i^2 J_1}, \\
 a_1 &= \frac{d_1 (mr_w^2 c_{r2} + d_{sw} + d_2)}{J_1 J_2} + \frac{d_{sw} (d_2 + mr_w^2 c_{r2})}{i^2 J_1 J_2} + \frac{k_{sw}}{i^2 J_1} + \frac{k_{sw}}{J_2}, \\
 a_0 &= \frac{k_{sw} d_1}{J_1 J_2} + \frac{k_{sw} (mr_w^2 c_{r2} + d_2)}{i^2 J_1 J_2}.
 \end{aligned} \tag{8.40}$$

Diese fünf Parameter können nun mit dem kontinuierlichen RLS-Schätzer bestimmt und anschließend in die physikalischen Parameter umgerechnet werden. Dazu wird die Reibung $d_1 = 0$ vernachlässigt und die beiden unbekannt Parameter d_2 und c_{r2} zusammengefasst: $\zeta = d_2 + mr_w^2 c_{r2}$. Damit ist das Gleichungssystem nach (8.40) eindeutig lösbar und resultiert in den Zusammenhängen

$$\begin{aligned}
 J_1 &= \frac{1}{ib_1}, \\
 k_{sw} &= i \frac{a_0}{b_0}, \\
 \zeta &= J_2 \frac{b_0}{b_1}, \\
 d_{sw} &= \frac{a_2 - \frac{b_0}{b_1}}{\frac{1}{J_2} + \frac{b_1}{i}}, \\
 J_2 &= \frac{i \left(2 \frac{a_0 b_1}{b_0} - a_0 + \sqrt{a_0^2 - 4a_0 a_2 + 4 \frac{a_0 b_0}{b_1}} \right)}{2 \left(a_1 b_1 - \frac{a_0 b_1^2}{b_0} - a_2 b_0 + \frac{b_0^2}{b_1} \right)}.
 \end{aligned} \tag{8.41}$$

Der Term unter der Wurzel ist dabei stets positiv. Die alternative Lösung des quadratischen Terms für J_2 konnte durch Widerspruchsbeweis widerlegt werden. Aus diesen physikalischen Parametern kann nun eine kontinuierliche Zustandsraumdarstellung gewonnen und anschließend durch Diskretisierung in die für den Regler erforderliche Form gebracht werden.

8.2.6 Zustandsraumschätzer

Im Unterschied zu der getrennten Adaption von Kalman-Filter und Zustandsraummodell vereinen die Zustandsraumschätzer diese beiden Aufgaben. Dabei werden die Elemente der Verstärkungsmatrix \underline{K} des Kalman-Filters als unbekannte Parameter in den zu schätzenden Vektor aufgenommen. Somit kann die Schätzaufgabe wie folgt beschrieben werden:

$$\underline{x}(k+1) = \underline{A}(\hat{\theta})\underline{x}(k) + \underline{b}(\hat{\theta})u(k) + \underline{K}(\hat{\theta})\underline{\varepsilon}(k). \quad (8.42)$$

Es gibt zwei bekannte Verfahren, welche diesen Ansatz mittels RLS-Schätzer umsetzen, die so genannte Rekursive Prediction-Error Methode (RPE) und der Rekursive Bootstrap-Algorithmus (RBA). Da das erste Verfahren eine hohe Fehlerakkumulation durch eine zusätzliche interne Zustandsraumdarstellung für die Berechnung des Fehlergradientes aufweist und nach [5] eine hohe Sensitivität gegenüber Startparametern sowie oftmals kein konvergentes Verhalten zeigt, wurde in dieser Arbeit der zweite Algorithmus vorgezogen. Dieser wird im Folgenden basierend auf [5] und [28] vorgestellt.

Theorie

Die Idee des Algorithmus besteht in der Zerlegung des Systems in m Teilsysteme, wobei m die Anzahl der Ausgangsgrößen ist. Somit ist es möglich die Parameter jedes Teilsystems individuell zu schätzen.

Das Verfahren setzt eine bestimmte Struktur des zu schätzenden Systems voraus. Die vorhandenen Ausgangsgrößen müssen in einem linearen Zusammenhang zu allen unbekanntem Parametern stehen (vgl. Gleichung (8.1)). Daher muss zunächst die ursprüngliche diskrete Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \underline{x}'(k+1) &= \underline{A}'\underline{x}'(k) + \underline{B}'u(k) \\ \underline{y}(k) &= \underline{C}'\underline{x}'(k) \end{aligned} \quad (8.43)$$

in eine Form der Beobachtungsnormalform nach [35] transformiert werden. Die so neu gewonnenen Zustände $\underline{x} = \underline{T}\underline{x}'$ ergeben sich aus der Transformationsvorschrift

$$\underline{T}^T = \begin{pmatrix} \underline{C}_{1i}^T & \underline{A}'^T \underline{C}_{1i}^T & \dots & \underline{A}'^{T(v_1-1)} \underline{C}_{1i}^T & \dots & \underline{C}_{mi}^T & \dots & \underline{A}'^{T(v_m-1)} \underline{C}_{mi}^T \end{pmatrix}, \quad (8.44)$$

wobei v_i der Beobachtbarkeitsindex ist. Das neu gewonnene Zustandsraummodell resultiert damit zu

$$\begin{aligned} \underline{x}(k+1) &= \underline{A}\underline{x}(k) + \underline{B}u(k) \quad \text{mit} \quad \underline{A} = \underline{T}\underline{A}'\underline{T}^{-1}, \quad \underline{B} = \underline{T}\underline{B}', \\ \underline{y}(k) &= \underline{C}\underline{x}(k) \quad \text{mit} \quad \underline{C} = \underline{C}'\underline{T}^{-1}. \end{aligned} \quad (8.45)$$

Der Bootstrap-Algorithmus selbst ist ein klassischer RLS-Schätzer (siehe Abschnitt 8.2.2) mit erweitertem Parameter- und Datenvektor. Der lineare Zusammenhang zwischen den m messbaren Größen y_j und den zu schätzenden Parametern $\hat{\theta}$ ergibt sich mit dem Schätzfehler ε zu

$$y_j(k + v_j) = \varphi_j^T(k + v_j - 1) \hat{\theta}_j(k) + \varepsilon_j(k + v_j), \quad j = 1 \dots m. \quad (8.46)$$

Der Daten- und der Parametervektor resultieren zu

$$\begin{aligned} \underline{\varphi}_j^T(k + v_j - 1) &= (\underline{x}^T(k) \quad \underline{u}^T(k) \quad \dots \quad \underline{u}^T(k + v_j - 1) \\ &\quad \underline{\varepsilon}^T(k) \quad \dots \quad \underline{\varepsilon}^T(k + v_j - 1)), \end{aligned} \quad (8.47)$$

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_j^T(k) &= \left(\hat{\underline{A}}_{(v_1 + \dots + v_j)i} \quad \hat{\underline{B}}_{(v_1 + \dots + v_j)i} \quad \dots \quad \hat{\underline{B}}_{(v_1 + \dots + v_{j-1} + 1)i} \right. \\ &\quad \left. \hat{\underline{K}}_{((v_1 + \dots + v_j)i)} \quad \dots \quad \hat{\underline{K}}_{((v_1 + \dots + v_{j-1} + 1)i)} \right). \end{aligned}$$

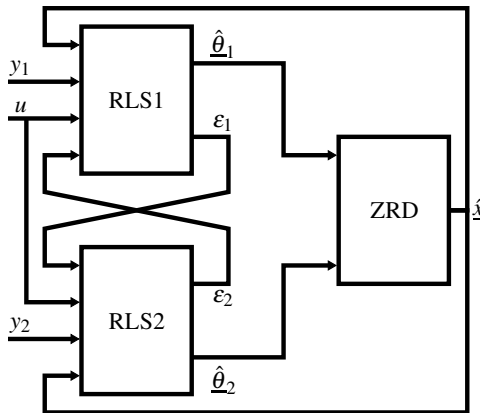


Abbildung 8.4 Der Aufbau des Bootstrap-Algorithmus

Abbildung 8.4 zeigt den Aufbau des Verfahrens für zwei messbare Ausgangsgrößen. Der erste RLS-Schätzer schätzt die ersten v_1 Zeilen der Matrizen $\hat{\underline{A}}$, $\hat{\underline{B}}$ und $\hat{\underline{K}}$ und der zweite Schätzer die verbleibenden. In dem Block Zustandsraumdarstellung (ZRD) werden aus den geschätzten Parametern die Matrizen zusammengesetzt und die neuen Zustände berechnet. Somit hängen beide Schätzer sowohl durch die Zustandsberechnung als auch über die Fehlerterme $\underline{\varepsilon}$ zusammen.

Anwendung

Für die Anwendung des Bootstrap-Algorithmus wurde wieder das Reglermodell nach Abschnitt 2.3.1 verwendet. Aufgrund der Beobachtungsindizes $v_1 = 2$ und $v_2 = 1$ resultieren die zu schätzenden Matrizen zu

$$\underline{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}, \quad \underline{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}, \quad (8.48)$$

$$\underline{K} = \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} \\ k_{21} & k_{22} \\ k_{31} & k_{32} \end{pmatrix}, \quad \underline{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

8.2.7 Erweiterungen

Die für alle Schätzer benötigten Erweiterungen werden im Folgenden vorgestellt.

Anpassung des Vergessensfaktors

Wie bereits erwähnt muss der Vergessensfaktor λ variabel gehalten werden (siehe auch [37] und [41]). Dadurch kann zum einen die Anregung und zum anderen der Schätzfehler überwacht werden. Ist die Anregung des Systems nicht stark genug, so muss verhindert werden, dass die Zeilen der Informationsmatrix linear abhängig werden. Dies ist z. B. durch das Abschalten des „Vergessens“ alter Werte möglich. Ebenso kann durch den Vergessensfaktor die Konvergenzgeschwindigkeit variiert werden. Ist die Kovarianzmatrix zu klein, reagiert der Schätzer kaum auf neue Fehler. Ein Absenken des Vergessensfaktors im diskreten Bereich hebt die Kovarianz wieder an und der Schätzer kann auf zeitvariante Parameter reagieren. Ebenso muss beachtet werden, dass die Anfälligkeit des Verfahrens gegenüber Störeinflüssen mit wachsender Schätzgeschwindigkeit ansteigt.

Der einzige Unterschied in der Handhabung des Vergessensfaktors im diskreten und im kontinuierlichen Zeitbereich ist der zugeordnete Wertebereich. So bedeutet ein $\lambda = 1$ im diskreten aber $\lambda = 0$ im kontinuierlichen, dass alle vergangenen Werte mit einbezogen werden. Im diskreten Bereich sollte daher $\lambda \leq 1$ und im kontinuierlichen $\lambda \geq 0$ gewählt werden.

Um nun den Vergessensfaktor optimal an den aktuellen Fehler anzupassen, wird dieser in Abhängigkeit des Fehlers variiert. Im Folgenden wird dazu der so genannte Fast-Tracking-Algorithmus nach [59] vorgestellt und verwendet.

Fast Tracking Gleichung (8.49) zeigt die Anpassung des Vergessensfaktors am Beispiel des zeitdiskreten Falls. Analog kann dies aber auch auf den kontinuierlichen übertragen werden.

$$\lambda(k) = \lambda_{min} + (1 - \lambda_{min}) 2^{-\text{NINT}(\alpha \cdot (y(k) - \underline{\varphi}^T(k) \hat{\underline{g}}(k-1))^2)} \quad (8.49)$$

Die Abkürzung NINT („nearest integer“) bezeichnet die Rundung zum nächsten ganzzahligen Wert. Der Vergessensfaktor λ wird in Abhängigkeit vom a-priori-Fehler zwischen eins und einer unteren Grenze λ_{min} gewählt. Innerhalb eines Intervalls, welches mit α variiert werden kann, wird der Vergessensfaktor auf eins gehalten, um die Konvergenz bei z. B. einer schlechten Anregung zu gewährleisten. Dieser Algorithmus zeigte in der Literatur im Vergleich zu anderen bekannten Verfahren das beste Folgeverhalten.

Fehlende Anregung Es hat sich gezeigt, dass während einer fehlenden Anregung die Anpassung des Vergessensfaktors nicht ausreicht, um eine Parameterdrift zu verhindern. Daher werden die Schätzalgorithmen in Abhängigkeit der Anregung η ausgeschaltet. Dies wird durch das Nullsetzen des Schätzfehlers erreicht. Dabei wird die Anregung der Eingangsgröße u über ein Intervall der Länge N nach Gleichung (8.50) überwacht.

$$\eta = \sum_{j=1}^N e^{jT} (\dot{u}(kT - (N - j)T))^2 \quad (8.50)$$

Ist der Antriebsstrang nicht mehr ausreichend angeregt (z. B. bei einer Fahrt auf der Autobahn durch ein konstantes Motormoment), so fällt die exponentiell gewichtete Summe der Ableitung des Motormomentes unter eine definierte Schwelle. Ein Abschalten der Adaption setzt die Parameter konstant.

Anpassung der Kovarianz

Eine andere Möglichkeit auf eine langsame Konvergenzgeschwindigkeit oder fehlende Anregung zu reagieren ist die direkte Manipulation der Kovarianzmatrix. Ein einfaches Beispiel hierfür ist das Rücksetzen auf hohe Werte beim Auftreten signifikanter Parameteränderungen (siehe [33]). Eine andere Möglichkeit ergibt sich durch einen weiteren additiven Term in der Kovarianzmatrixberechnung. Hierfür existieren zahlreiche Algorithmen. Aufgrund seiner guten Konvergenzeigenschaften findet hier das Self Perturbing nach [58] Verwendung.

Gleichung (8.51) zeigt das Verfahren wieder am Beispiel des diskreten Schätzers.

$$\underline{P}'(k) = \underline{P}(k) + \beta \cdot \text{NINT} \left(\gamma \cdot \left(y(k) - \underline{\varphi}^T(k) \underline{\hat{\theta}}(k) \right)^2 \right) \quad (8.51)$$

Dabei wird die eigentliche Kovarianzmatrix lediglich durch den hinteren Term erweitert. Auch hier wird die Kovarianz nur dann verändert, wenn das Quadrat des a-posteriori-Fehlers größer einer gewissen Grenze ist, welche durch γ bestimmt wird.

Neben einer zu kleinen Kovarianzmatrix und damit einem zu langsamen Schätzer kann auch der umgekehrte Fall eintreten. Daher wird beim kontinuierlichen Least-Squares-Schätzer die Ableitung der Kovarianz $\dot{\underline{P}}(t) = 0$ gleich Null gesetzt, sobald eine bestimmte Grenze überschritten wurde. Dies entspricht einem Übergang zum Gradientenverfahren.

Projektion

Wie bereits am Anfang dieses Kapitels erwähnt, ist eine Projektion der Parameter für die Robustheit der Schätzung von Nöten, da sie z. B. eine Parameterdrift verhindert. Ebenso ist es möglich a-priori-Wissen in die Schätzung mit einfließen zu lassen und somit die Konvergenzgeschwindigkeit durch eine geringe Entfernung von den wahren Parametern zu erhöhen. Weiterhin können die Parameter so begrenzt werden, dass die Stabilität und die physikalische Korrektheit des resultierenden Modells gewährleistet ist.

Der im Folgenden vorgestellte Projektionsalgorithmus ist [38] und [33] entnommen.

Theorie Als Vorgabe sollen die Parameter innerhalb eines konvexen Gebietes $S = \{ \underline{\hat{\theta}} \in \mathbb{R}^n \mid \underline{g}(\underline{\hat{\theta}}) \leq \underline{0} \}$ liegen. Dabei soll S_0 das Innere dieses Gebietes und $\delta(S)$ dessen Rand darstellen. Befindet sich der neu geschätzte Parameter außerhalb des erlaubten Gebietes S (diskreter Fall) oder zeigt die Suchrichtung für die Parameteroptimierung $-\nabla V$ ein Verlassen des Gebietes an (kontinuierlicher Fall), so wird er mittels orthogonaler Projektion auf die Grenze $\delta(S)$ zurück projiziert.

Da im kontinuierlichen Fall die Schrittweite zwischen den geschätzten Parametern infinitesimal klein ist, tritt die Projektion nur in Erscheinung, wenn der Parametervektor auf der Grenze des Gebietes $\delta(s)$ liegt und seine Suchrichtung $-\nabla V$ vom Gebiet S weg zeigt. Ist dies der Fall, so wird die Richtung der Parameteränderungen $\underline{\hat{\theta}}$ auf die Tangentialebene der Grenzfläche des Gebietes

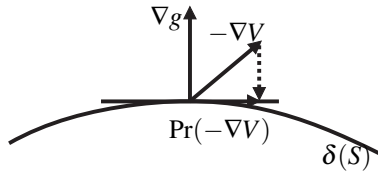


Abbildung 8.5 Die Projektion

S projiziert. Abbildung 8.5 zeigt diesen Sachverhalt. Die neue Suchrichtung nach der Projektion $\hat{\underline{\theta}} = \text{Pr}(-\nabla V)$ ergibt sich aus der Vektoraddition der alten Suchrichtung $-\nabla V$ mit dem skalierten negativen Normalenvektor $-\nabla g$. Aufgrund dieser gradientenbasierten Methode findet also im Falle einer Projektion ein Wechsel vom Least-Squares-Schätzer zu einem Gradientenverfahren statt. Dies wird für $\underline{\dot{P}} = 0$ ermöglicht. Somit ändern sich die Schätzgleichungen für eine kontinuierliche Schätzung zu

$$\frac{d\hat{\underline{\theta}}}{dt} = \begin{cases} \underline{P}(t)e(t)\underline{\varphi}(t) & \text{für } (\hat{\underline{\theta}} \in S_0) \vee \\ & (\hat{\underline{\theta}} \in \delta(S) \wedge (\underline{P}e\underline{\varphi})^T \nabla g \leq 0) \\ \underline{P}(t)e(t)\underline{\varphi}(t) - \underline{P}(t) \frac{\nabla_g \nabla_g^T}{\nabla_g^T \underline{P} \nabla_g} \underline{P}e\underline{\varphi} & \text{sonst} \end{cases} \quad (8.52)$$

$$\frac{d\underline{P}}{dt}(t) = \begin{cases} \beta \underline{P} - \frac{\underline{P} \underline{\varphi} \underline{\varphi}^T}{m_s^2} \underline{P} & \text{für } (\hat{\underline{\theta}} \in S_0) \vee (\hat{\underline{\theta}} \in \delta(S) \wedge (\underline{P}e\underline{\varphi})^T \nabla g \leq 0) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Dabei bleibt das Verfahren unverändert, wenn der Parametervektor im Inneren des Gebietes oder auf dem Rand mit ins Innere zeigendem Richtungsvektor liegt. Ist dies nicht der Fall, so findet die orthogonale Projektion auf die Tangentialebene des Grenzgebietes statt.

Im diskreten Fall muss nun beachtet werden, dass die Schrittweite zwischen zwei nachfolgenden geschätzten Parametervektoren nicht mehr infinitesimal klein ist. Daher findet hier eine orthogonale Projektion auf den euklidisch nächsten Punkt des Grenzgebietes statt. Weiterhin muss im Falle des diskreten Least-Squares-Verfahrens darauf geachtet werden, dass die Stabilitäts- und Konvergenzeigenschaften durch die Projektion nicht verändert werden. Dies bedeutet, dass die Lyapunov-Funktion

$$\hat{V}(k) = (\hat{\underline{\theta}}(k) - \underline{\theta})^T \underline{P}(k-1)^{-1} (\hat{\underline{\theta}}(k) - \underline{\theta}) \quad (8.53)$$

nicht ansteigen darf. Mit Hilfe einer Koordinatentransformation

$$\hat{\underline{\rho}}(k) = \underline{P}(k-1)^{-\frac{1}{2}} \hat{\underline{\theta}}(k) \quad (8.54)$$

der Parameter und des Gebietes S kann dies garantiert werden. Die Lyapunov-Funktion des transformierten Systems ergibt sich zu

$$\hat{V}(k) = \left(\hat{\underline{\rho}}(k) - \underline{\rho} \right)^T \left(\hat{\underline{\rho}}(k) - \underline{\rho} \right). \quad (8.55)$$

Wird nun im transformierten System die orthogonale Projektion der Parameter auf die Grenze durchgeführt, so reduziert sich der euklidische Abstand zu den eigentlichen Parametern $\underline{\rho}$, so dass die Lyapunov-Funktion einen negativen Gradienten aufweist. Dabei kann die Projektion selbst als die Suche nach einer minimalen Veränderung des eigentlich geschätzten Parametervektors $\hat{\underline{\rho}}(k)$ mit dem Gebiet S als Nebenbedingung verstanden werden. Gleichung (8.56) zeigt den Ansatz des Optimierungsproblems, welches je nach vorgegebenen Gebiet gelöst werden kann.

$$V = \frac{1}{2} \|\hat{\underline{\rho}}'(k) - \hat{\underline{\rho}}(k)\|^2 \rightarrow \min \quad \text{mit} \quad \hat{\underline{\rho}}'(k) \in \delta(S) \quad (8.56)$$

Nach erfolgter Projektion werden die so gewonnenen Parameter $\hat{\underline{\rho}}'(k)$ wieder in das ursprüngliche Koordinatensystem $\hat{\underline{\theta}}'(k) = \underline{P}(k-1)^{\frac{1}{2}} \hat{\underline{\rho}}'(k)$ zurücktransformiert.

Anwendung Im vorliegenden Anwendungsfall vereinfachen sich die beiden beschriebenen Algorithmen durch die Wahl des konvexen Gebietes. Aufgrund von oberen und unteren Grenzen \underline{g}_o und \underline{g}_u der einzelnen Parameter ergibt sich ein mehrdimensionaler Quader. Somit muss die Projektion nur für diejenigen Parameter durchgeführt werden, welche die vorgegebenen Grenzen nicht einhalten. Im Folgenden stellt \underline{g}_i die aktive Begrenzung dar.

Für die kontinuierliche Projektion berechnet sich der Gradient der aktiven Hyperebene zu $\nabla g = \underline{e}_i$. Dabei stellt \underline{e}_i einen Einheitsvektor mit dem Element eins in der i -ten Zeile dar. Damit resultiert der Gradient des Parametervektors aus Gleichung (8.52) zu

$$\frac{d\hat{\underline{\theta}}}{dt} = \begin{cases} \underline{P}(t)e(t)\underline{\varphi}(t) & \text{für } (\hat{\underline{\theta}} \in S_0) \vee \\ & \left(\hat{\underline{\theta}} \in \delta(S) \wedge \left(\underline{P}e\underline{\varphi} \right)^T \nabla g \leq 0 \right) \\ \underline{P}(t)e(t)\underline{\varphi}(t) - \underline{P}(t) \frac{\underline{e}_i \underline{e}_i^T}{\underline{e}_i^T \underline{P} \underline{e}_i} \underline{P}e\underline{\varphi} & \text{sonst} \end{cases} \quad (8.57)$$

Dies bedeutet, dass die Ableitung des zu begrenzenden Parameters $\hat{\theta}_i(k)$ identisch Null ist während alle anderen Parameter dementsprechend angepasst werden.

Für den diskreten Fall kann die Nebenbedingung des Optimierungsproblems aus Gleichung (8.56) zu $g_i = \underline{e}_i^T \underline{P}(k-1)^{\frac{1}{2}} \hat{p}'(k)$ konkretisiert werden. Damit resultiert das rücktransformierte Projektionsergebnis zu

$$\underline{\hat{\theta}}'(k) = \underline{\hat{\theta}}(k) + \frac{\underline{P}(k-1)\underline{e}_i}{\underline{e}_i^T \underline{P}(k-1)\underline{e}_i} (g_i - \underline{e}_i^T \underline{\hat{\theta}}(k)). \quad (8.58)$$

Auch hier werden die nicht betroffenen Parameter zum Einhalten der Konvergenzeigenschaften angepasst.

Für die Verwendung der Projektion in Kombination mit dem diskreten Wurzelfilter aus Abschnitt 8.2.3 müssen einige zusätzliche Berechnungen durchgeführt werden, da die Kovarianzmatrix nicht direkt vorliegt. Diese wird aus der Beziehung

$$\underline{P}(k-1) = (\underline{R}^T(k-1)\underline{R}(k-1))^{-1} \quad (8.59)$$

gewonnen. Nach der Durchführung der diskreten Projektion nach Gleichung (8.58) muss nun noch der veränderte Parametervektor in die Berechnung des Wurzelfilters eingebunden werden. Dies gelingt durch den Zusammenhang $\underline{c}'(k) = \underline{R}(k)\underline{\hat{\theta}}'(k)$.

Der einzige Nachteil, den das Projektionsverfahren mit sich bringt, ist der erhöhte Rechenaufwand. Ebenso ist das Auffinden eines geeigneten Gebietes schwierig. Darauf wird im Folgenden eingegangen.

Parameter Grenzen Die Parametergrenzen sollen zum einen das Driften der Parameter verhindern und zum anderen stabile und physikalisch sinnvolle Modelle garantieren. Die Parameterdrift kann durch eine frei wählbare obere Grenze aller Parameter unterbunden werden. Für die Physikalität sollten die physikalischen Parameter nicht negativ werden. Die Stabilitätsbedingung setzt eindeutige Grenzbereiche der Parameter.

Im zeitkontinuierlichen Bereich ist die Vorgabe der physikalischen Grenzen handhabbar. Die Bedingung ist, dass $d_{sw} \geq 0$, $k_{sw} \geq 0$ und $\zeta \geq 0$ gilt. Die beiden Trägheitsmomente J_1 und J_2 dürfen zusätzlich den Wert Null nicht annehmen, da dies zur Instabilität des Modells führen würde. Diese fünf Bedingungen kön-

nen für die fünf Parameter der Übertragungsfunktion (siehe Abschnitt 8.2.5) abgewandelt werden. Somit ergeben sich die physikalischen Grenzen zu

$$\begin{aligned}
 b_1 &> 0, \\
 b_0 &> 0, \\
 a_0 &> 0, \\
 a_1^2 &\geq 4a_0 \left(a_2 - \frac{b_0}{b_1} \right) > 0, \\
 a_1 &> \frac{a_0 b_1}{b_0} + \frac{b_0}{b_1} \left(a_2 - \frac{b_0}{b_1} \right) \vee \frac{a_0 b_1}{b_0} + \frac{b_0}{b_1} \left(a_2 - \frac{b_0}{b_1} \right) > a_1 > 2 \frac{a_0 b_1}{b_0} \\
 a_2 &> \begin{cases} \frac{b_0}{b_1} > 0 & \text{für } a_1 > \frac{a_0 b_1}{b_0} + \frac{b_0}{b_1} \left(a_2 - \frac{b_0}{b_1} \right) \\ \frac{b_0}{b_1} + \frac{a_0 b_1^2}{b_0^2} > 0 & \text{für } \frac{a_0 b_1}{b_0} + \frac{b_0}{b_1} \left(a_2 - \frac{b_0}{b_1} \right) > a_1 > 2 \frac{a_0 b_1}{b_0}. \end{cases}
 \end{aligned} \tag{8.60}$$

Für die Überprüfung der Stabilität wird das Hurwitz-Kriterium (siehe z. B. [26]) verwendet. Daraus ergeben sich drei Bedingungen an die Koeffizienten des Nennerpolynoms der Übertragungsfunktion (8.39)

$$a_2 > 0, \quad a_0 > 0, \quad a_1 > \frac{a_0}{a_2}. \tag{8.61}$$

Die ersten beiden Bedingungen sind bereits durch (8.60) erfüllt. Es bleibt also zu zeigen, dass auch die dritte Ungleichung erfüllt ist. Aus der letzten Ungleichung aus (8.60) folgt für den ersten Fall ($a_2 > \frac{b_0}{b_1}$) mit der Bedingung an a_2

$$\frac{a_0}{a_2} < \frac{a_0}{b_0} b_1 < a_1. \tag{8.62}$$

Damit ist die dritte Ungleichung aus (8.61) erfüllt und somit nach Hurwitz das zugehörige Modell stabil, solange die physikalischen Grenzen nach (8.60) eingehalten sind. Für den zweiten Fall ($a_2 > \frac{b_0}{b_1} + \frac{a_0 b_1^2}{b_0^2}$) kann dies nach Gleichung (8.63) ebenfalls gezeigt werden.

$$a_1 > \frac{a_0 b_1}{b_0} > \frac{a_0}{a_2} \quad \text{mit} \quad \frac{b_0}{b_1^2} < \frac{b_0}{b_1} + \frac{a_0 b_1^2}{b_0^2} \tag{8.63}$$

Somit sind die Bedingungen für ein stabiles Modell bereits durch die physikalischen Grenzen erfüllt.

Im zeitdiskreten Bereich ist eine genaue Vorgabe der physikalischen Grenzen deutlich schwieriger. Durch die bisher verwendete Tustin-Approximation

ist nicht gesichert, dass die auf den diskreten Bereich transformierten kontinuierlichen Grenzen für alle Parameter im gleichen Verhältnis zu dem erlaubten Gebiet stehen. Daher werden die physikalischen Grenzen für die Zustandsraumdarstellung im kontinuierlichen Fall mittels Euler-Approximation (siehe z. B. [46]) für den diskreten Zeitbereich abgeschätzt. Daraus ergibt sich die Besonderheit, dass zwei Elemente der Systemmatrix $\hat{\underline{A}}$ im zeitdiskreten Bereich ihr Vorzeichen wechseln dürfen.

Im kontinuierlichen Bereich ergibt sich, dass die physikalischen Grenzen enger gefasst sind als die Stabilitätsgrenzen. Dies ist bei den physikalischen Grenzen im diskreten Bereich nicht der Fall. Wird z. B. das Schur-Cohn-Jury-Verfahren nach [25] für die Stabilitätsprüfung verwendet, so ergibt sich als erstes Kriterium, dass der Koeffizient des charakteristischen Polynoms $1 > a_0 > -1$ sein muss. Werden die physikalischen Gleichungen in den Zusammenhang zwischen diesem Koeffizienten und der Systemmatrix eingesetzt, so ist schnell ersichtlich, dass diese Bedingung nicht automatisch erfüllt ist. Das Auffinden der Stabilitätsgrenzen im diskreten Zeitbereich ist sehr schwierig. Bei den neun unbekanntem Parametern der Systemmatrix \underline{A} stehen nur vier Ungleichungen aus dem Stabilitätskriterium zur Verfügung. Somit können keine eindeutigen Grenzen gefunden werden. Es verbleiben zwei mögliche Alternativen. Es könnten vier Parameter nach der Stabilitätsbedingung in Abhängigkeit der anderen begrenzt werden. Dies hat den Nachteil, dass die Wahl der zu begrenzenden Parameter willkürlich ist und je nach Fahrsituation zu einer guten oder einer sehr schlechten Performance führen kann. Die zweite Möglichkeit besteht darin, fortlaufend die Stabilität zu überprüfen. Ist diese nicht gegeben, so werden die zuvor berechneten stabilen Parameter weitergegeben. Diese Vorgehensweise birgt den Nachteil, dass bei lang andauernder Instabilität keine neuen Parameter ausgegeben werden können, so dass ebenso mit Einbußen in der Performance zu rechnen ist. Das Schätzverfahren selbst wird davon allerdings nicht beeinflusst, so dass negative Auswirkungen wie z. B. ein unlogischer Parameterzusammenhang wie beim ersten Ansatz keinen Einfluss haben. Ein passender Zusammenhang der Parameter untereinander ist dagegen beim zweiten Ansatz gewährleistet. Weiterhin gilt, dass Instabilitäten zum größten Teil bei richtiger Parametrierung der Schätzer nur kurzzeitig auftreten. Insbesondere beim Einschwingvorgang und nach Schaltvorgängen (dies entspricht ebenso einem kleinem Einschwingvorgang) kann es bei den Eigenwerten des Modells zur Überschreitung des Einheitskreises kommen. Diese Vorgänge sind allerdings erwünscht und eine Begrenzung dieses Einschwingverhaltens führt zur deutlichen Verschlechterung der Schätzergebnisse. Daher wird im Folgenden der zweite Ansatz näher verfolgt.

Für den Zustandsraumschätzer aus Abschnitt 8.2.6 ändert sich der Zusammenhang erneut. Aufgrund der Zustandstransformation nach Gleichung (8.44) müssten die diskreten Grenzen ebenfalls transformiert werden. Da es sich dabei um eine nichtlineare Transformation handelt, ist dies allerdings nicht eindeutig möglich. Daher muss die Begrenzung durch Rücktransformation der geschätzten Systemmatrizen durchgeführt werden. Damit entfällt allerdings die Möglichkeit eine Projektion zu verwenden, da keine Transformationsvorschrift für die dafür benötigte Kovarianzmatrix vorliegt.

Überwachung

Um ein korrektes Verhalten der Parameteradaptation im geschlossenen Regelkreis zu garantieren, muss dessen Verhalten überwacht werden. Die neu geschätzten Parameter werden nur dann durchgeschaltet, wenn die Schätzung gültig ist und stabile Ergebnisse liefert. Aufgrund der genauen Untersuchung der Parametergrenzen beim kontinuierlichen Schätzer ist eine zusätzliche Überprüfung der Stabilität dort nicht von Nöten. Für die diskreten Schätzer wird dies mit Hilfe des Schur-Cohn-Jury-Verfahrens nach [25] durchgeführt. Die Gültigkeit der Parameter wird durch den aktuellen Fahrzeugzustand und den Zustand des Schätzalgorithmus bestimmt. Konnte eine Schätzung aufgrund fehlender Anregung noch nicht erfolgen, so werden die Startparameter bzw. bereits zuvor geschätzte Parameter verwendet. Ist das Fahrzeug in einem Zustand, in dem das vom Schätzer bestimmte Reglermodell (vgl. Abschnitt 2.3.1) keine Gültigkeit hat, so erfolgt das gleiche Szenario.

Adaptives Kalman-Filter

Um die Güte der Schätzung mittels des Konzeptes mit getrennt adaptiertem Schätzer und Kalman-Filter zu erhöhen, muss das Kalman-Filter möglichst genaue Ergebnisse liefern. Für eine Adaption des Kalman-Filters stehen grundsätzlich verschiedene Methoden zur Verfügung. So können z. B. die Kovarianz des Filters in regelmäßigen Abständen zurückgesetzt oder die Kovarianzen des Rauschens z. B. mittels Zustandserweiterung angepasst werden. Ebenso ist es möglich die Verstärkungsmatrix des Kalman-Filters adaptiv zu schätzen (siehe z. B. [14]).

Hier wurde allerdings ein anderer Weg eingeschlagen. Um dem Filter Informationen über den sich ändernden Prozess zur Verfügung zu stellen, wird der zu schätzende Zustandsvektor um die unbekanntenen Modellparameter erweitert. Dies wird auch in [33] vorgeschlagen. Aufgrund der daraus resultierenden nichtlinearen Zustandsraumdarstellung muss das Kalman-Filter auf ein Exten-

ded Kalman-Filter erweitert werden. Dabei muss die Zustandsraumdarstellung für die Berechnung der Kovarianzmatrizen linearisiert werden. Die Berechnung der prädierten und gefilterten Schätzgrößen basiert weiterhin auf dem nichtlinearen Modell. Nähere Informationen zum Extended Kalman-Filter können z. B. [48] oder [72] entnommen werden.

Da eine Erweiterung der Zustandsraumdarstellung für das Kalman-Filter einen erhöhten Rechenaufwand bedeutet, wurden hier nicht alle unbekanntes sondern nur die für das dynamische Verhalten des Antriebsstrangs charakteristischen Modellparameter als zusätzliche Zustände modelliert. Der neue Zustandsvektor \underline{z} auf Basis des Reglermodells (siehe Abschnitt 2.3.1) ergibt sich zu

$$\underline{z} = \begin{pmatrix} \underline{x} \\ J_1 \\ J_2 \\ k_{sw} \\ d_{sw} \end{pmatrix}. \quad (8.64)$$

Damit ist das Kalman-Filter in der Lage eine sich ändernde Systemdynamik zu erfassen.

8.2.8 Bewertung und Gegenüberstellung

Im Folgenden werden die verschiedenen Schätzer bewertet und einander gegenübergestellt. Dazu werden alle Algorithmen den selben Testbedingungen unterzogen. Für eine vielseitige Validierung der Schätzalgorithmen werden diese mit unterschiedlichen Messdaten getestet. Dabei wird das Verhalten bei Schaltvorgängen, fehlender Anregung, stark verrauschten Messdaten und unterschiedlichen Fahrzeugen überprüft. Um die vollständige Funktionalität der zugrunde liegenden Konzepte bestätigen zu können, werden zusätzlich die Ergebnisse der Algorithmen für Fahrten mit Steigung und Gefälle betrachtet. Die Ergebnisse dieser Szenarien werden als Grundlage für die anschließende Bewertung dienen. Dazu wird neben dem Rechenaufwand, der Fehleranfälligkeit und der Konvergenz der Verlauf der geschätzten Parameter und Besonderheiten der einzelnen Schätzer betrachtet.

In den Validierungsdiagrammen werden der normierte a-priori-Fehler

$$\bar{e}_{prior,i} = \frac{1}{\max(x_i)} (x_i(k) - \hat{\theta}_i(k-1)\underline{x}(k-1)) \quad (8.65)$$

der drei Zustandsgrößen, der Verlauf der Drehzahldifferenz für die gemessenen Verläufe Δn_{mess} im Vergleich zu den Ergebnissen des adaptierten Modells

Δn_{adapt} , die Parameter der Matrix \hat{A} sowie deren Eigenwerte betrachtet. Dabei wird stets das Verhalten für ein Messdatenausschnitt mit Schaltvorgang (der Schaltvorgang erfolgt bei 116s bis 119s), die Ergebnisse für stark verrauschte Messdaten sowie das Verhalten für Messdaten eines bisher nicht betrachteten Fahrzeugs mit abweichenden Antriebsstrangkomponenten untersucht. Um die Messdaten der verschiedenen Fahrzeuge unterscheiden zu können, wird im Folgenden das neu hinzugezogene Fahrzeug „unbekanntes Fahrzeug“ und das bereits betrachtete „bekanntes Fahrzeug“ genannt.

Als weiteres Bewertungskriterium wird der Korrelationskoeffizient aus Abschnitt 4.2 hinzugezogen. Um eine repräsentative Aussage über die Erfassung der Dynamik zu gewinnen, wird diese Größe aus der gemessenen Drehzahldifferenz Δn_{mess} und der aus dem adaptierten Modell berechneten Δn_{adapt} gebildet. Tabelle 8.1 zeigt abschließend die Gegenüberstellung der verschiedenen Schätzer und deren Korrelationskoeffizienten $r_{\Delta n_{mess}\Delta n_{adapt}}$ für die verschiedenen Testszenerien.

Zustandsraumschätzer

Zunächst wird der Zustandsraumschätzer aus Abschnitt 8.2.6 als in der Literatur weit verbreitete Lösung der gegebenen Problemstellung validiert. Die Abbildungen 8.6 bis 8.8 zeigen einen Ausschnitt der Validierungsergebnisse. Bei Betrachtung der Ergebnisse mit bekanntem Fahrzeug (Abbildung 8.6) zeigen die geschätzten Parameter und die Eigenwerte einen nahezu konstanten Verlauf. Lediglich nach dem Schaltvorgang zeigt sich eine deutliche Änderung. Der a-priori-Fehler der Motordrehzahl n_{kw} ist deutlich größer als derjenige der Raddrehzahl n_{rad} . Der Fehler der Torsion ist in dieser Abbildung nicht enthalten, da er über die Maße groß ist. Diese Zustandsgröße dient dem Schätzer nicht als Informationsquelle, sondern kann lediglich aus den resultierenden Parametern berechnet werden. Der durch diese Berechnung entstehende große Fehler kann durch den Verlauf der Parameter erklärt werden. Um die internen Zustandsgrößen an die beiden Messgrößen anzupassen, stehen dem Schätzer nicht nur die Modellparameter sondern auch die Kalman-Filter-Verstärkung zur Verfügung. Werden durch diese Verstärkungsparameter Fehler in der Parameterschätzung des Modells abgefangen, so bilden die geschätzten nahezu konstanten Modellparameter nicht das gesuchte Modell. Eine Berechnung der Torsion aus dem geschätzten Modell kann somit nicht korrekt erfolgen. Positiv bei dieser Validierung ist zu erkennen, dass die Drehzahldifferenz sehr gut nachgebildet werden kann, was ein Korrelationskoeffizient von $r_{\Delta n_{mess}\Delta n_{adapt}} = 0,9923$ bestätigt.

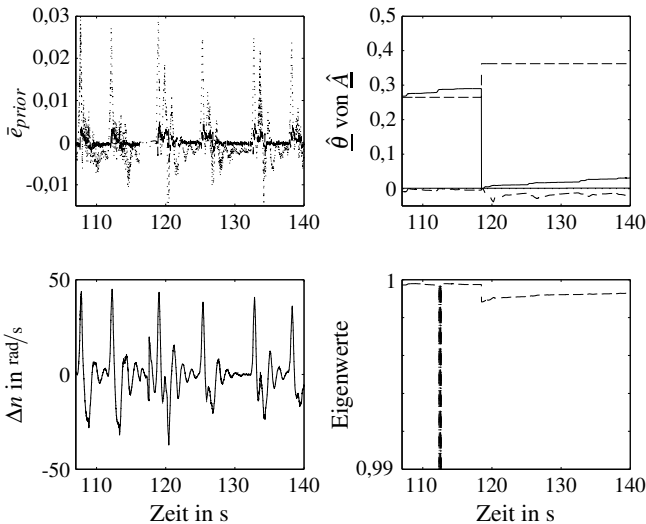


Abbildung 8.6 Der diskrete Zustandsraumschätzer: Fehler von: $-\Delta\alpha, \dots, n_{kw},$
 $-- n_{rad}, \Delta n:$ – gemessen, \dots adaptiert

Trotz verrauschter Messdaten zeigen die Verläufe der Parameter in Abbildung 8.7 keine hochfrequenten Schwingungen. Auch hier kann die Dynamik von Δn recht gut erfasst werden. Der Ausschnitt der Ergebnisse der Validierung am unbekanntem Fahrzeug (siehe Abbildung 8.8) zeigt nochmals Probleme auf. Der Schätzer neigt sehr schnell zur Bestimmung von instabilen Modellen. Dadurch werden keine neu geschätzten Parameter weitergeleitet und ein größerer Fehler kann nicht verhindert werden. Trotz der erkennbaren Abweichung in der Drehzahldifferenz zeigt ein Korrelationskoeffizient von $r_{\Delta n_{mess} \Delta n_{adapt}} = 0,9742$ die Verwendbarkeit des Verfahrens.

Insgesamt lässt sich das Ergebnis der Validierung des Zustandsraumschätzers folgendermaßen zusammenfassen.

- **Konvergenz** Die Konvergenz des Verfahrens ist stark von den Startwerten und dem Einschwingvorgang abhängig. Zu geringe Vergessensfaktoren führen zu Instabilitäten.
- **Fehleranfälligkeit** Dem Schätzer stehen zur Kompensation des Schätzfehlers nicht nur die Modellparameter sondern auch die Kalman-Filterverstärkung zur Verfügung. Dies führt häufig dazu, dass die Modellparameter alleine die Systemdynamik nicht erfassen können. Eine Verwen-

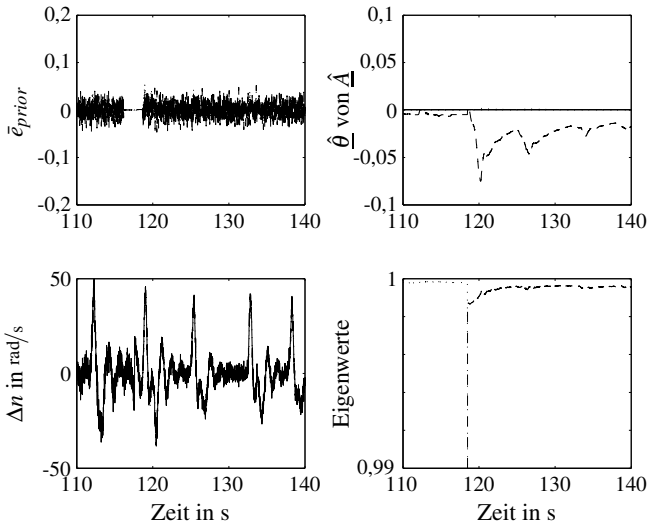


Abbildung 8.7 Der diskrete Zustandsraumsehers bei verrauschten Signalen: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $-\dots$ n_{rad} , Δn : $-\dots$ gemessen, \dots adaptiert

ung in Kombination mit einem Regler kann somit zu einer schlechten Reglerperformance führen.

- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand des Verfahrens ist recht hoch, da neben dem Schätzer, dessen Erweiterung mit einem Kalman-Filter, der Vergessensfaktoranpassung und der Begrenzung stets die Parameter zwischen zwei Bereichen transformiert werden müssen.
- **Parameterschwankungen** Die Modellparameter schwanken nicht stark, was auf das Problem unter Fehleranfälligkeit zurückzuführen ist.
- **Verhalten bei schlechter Anregung, Störungen, Rauschen** Bei stark verrauschten Messdaten zeigen die Parameter keine hochfrequenten Schwingungen. Allerdings verschlechtert sich die Schätzung leicht. Bei schlechter Anregung kann es trotz Anregungsdetektion zu Problemen kommen, da die dann konstanten (evtl. falschen, siehe Fehleranfälligkeit) Parameter zu divergierenden Zuständen führen können.
- **Besonderheiten** Eine direkte Begrenzung der Parameter innerhalb des Schätzalgorithmus ist nicht möglich, wodurch die Notwendigkeit der

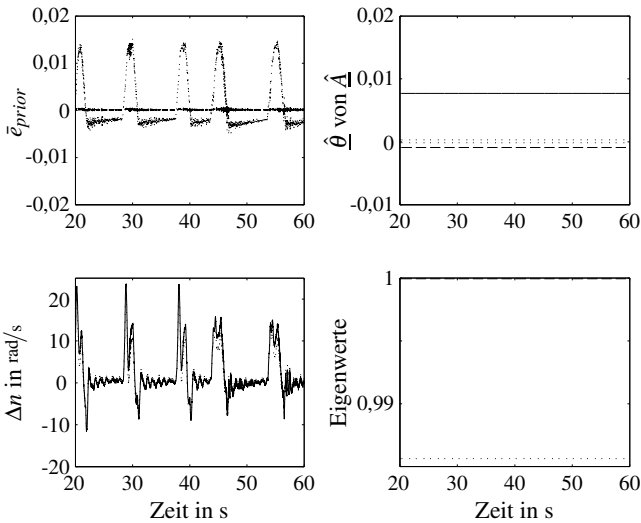


Abbildung 8.8 Der diskrete Zustandsraumschätzer bei unbekanntem Fahrzeug: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $--$ n_{rad} , Δn : $-$ gemessen, \dots adaptiert

Transformation hervortritt. Die Verwendung der Projektion ist wie bereits in Abschnitt 8.2.7 ausgeführt ohne große Fehler nicht möglich und muss somit ausgesetzt werden.

Diskreter RLS-Schätzer

Die nicht verwertbaren Ergebnisse des Zustandsraumschätzers verlangen nach einer alternativen Parameterschätzung. Dazu wird zunächst der RLS-Schätzer mit dem adaptiven Kalman-Filter nach dem dritten Schätzerkonzept kombiniert.

Die Abbildungen 8.9 bis 8.11 zeigen Ausschnitte der Validierung. Der Parameterverlauf erfasst nun die Dynamik des Systems und die Drehzahldifferenz wird sehr gut nachgebildet ($r_{\Delta n_{mess}\Delta n_{adapt}} = 0,9988$ bei bekanntem Fahrzeug). Der a-priori-Fehler der Zustände verbleibt unter 2%, auch wenn die Torsion bedingt durch den Schaltvorgang einen deutlichen Offset aufzeigt. Bei starkem Messrauschen (vgl. Abbildung 8.10) verschlechtern sich die Ergebnisse leicht. Die Parameterverläufe zeigen trotz einer Erhöhung des minimalen Vergessensfaktors zu den anderen Verläufen von 0,009 nun ebenfalls ein leichtes Rauschverhalten auf. Auch das unbekannte Fahrzeug in Abbildung 8.11 wird

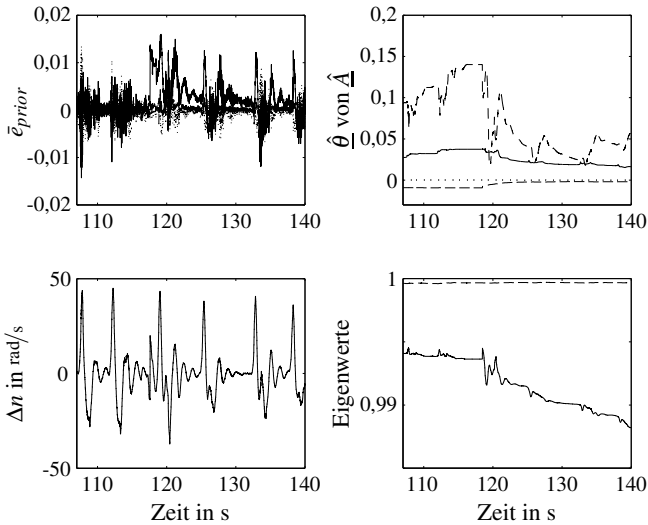


Abbildung 8.9 Der diskrete RLS-Schätzer: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $-\dots$ n_{rad} , Δn : $-$ gemessen, \dots adaptiert

bei einem Korrelationskoeffizienten von $r_{\Delta n_{mess}, \Delta n_{adapt}} = 0,9979$ sehr gut wiedergegeben.

Eine ausführliche Validierung dieses Schätzerkonzepts ergab folgende Ergebnisse.

- **Konvergenz** Sind die Startwerte korrekt gewählt, so können nach einem stark ausgeprägten Einschwingverhalten deutlich kleinere Fehler erzielt werden. Das Schätzergebnis verbessert sich, je kleinere Vergessensfaktoren erlaubt sind. Dies führt allerdings auch zu stärker schwankenden Parametern, so dass stets ein Kompromiss gefunden werden muss.
- **Fehleranfälligkeit** Liefert das Kalman-Filter die richtigen Ergebnisse, so zeigen sich keine weiteren Fehleranfälligkeiten.
- **Rechenaufwand** Da das Kalman-Filter auch ohne Adaption benötigt wird, hält sich der zusätzliche Rechenaufwand aufgrund der drei Schätzer, der Vergessensfaktoradaptation und der Projektion in Grenzen.
- **Parameterschwankungen** Bei einem nicht zu kleinen Vergessensfaktor zeigen die Parameter langsam veränderliche Verläufe.

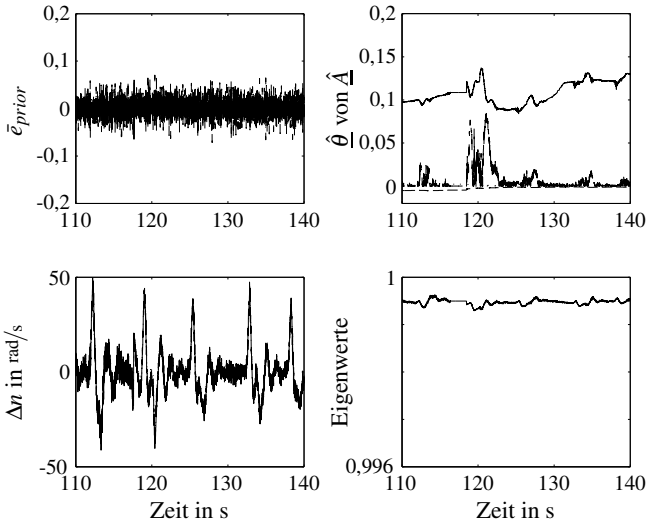


Abbildung 8.10 Der diskrete RLS-Schätzer bei verrauschten Signalen: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $--$ n_{rad} , Δn : $-$ gemessen, \dots adaptiert

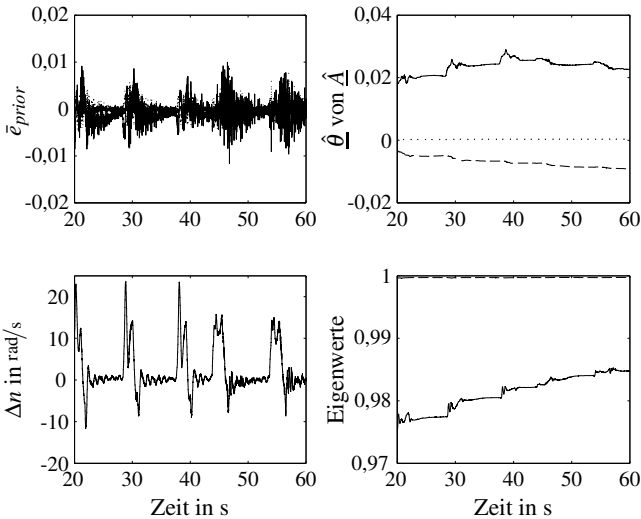


Abbildung 8.11 Der diskrete RLS-Schätzer bei unbekanntem Fahrzeug: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $--$ n_{rad} , Δn : $-$ gemessen, \dots adaptiert

- **Verhalten bei schlechter Anregung, Störungen, Rauschen** Bei starkem Messrauschen kommt es zu teilweise hochfrequenten Schwingungen in den Parametern. Durch die Anregungsdetektion ist das korrekte Verhalten des Schätzers und dessen Parameter während einer schlechten oder gar fehlenden Anregung gesichert.

Diskretes Wurzelfilter

Um die Numerik und den Rechenaufwand des soeben vorgestellten Schätzers zu verbessern, wurde bereits in Abschnitt 8.2.3 das diskrete Wurzelfilter vorgestellt, welches im Folgenden validiert wird.

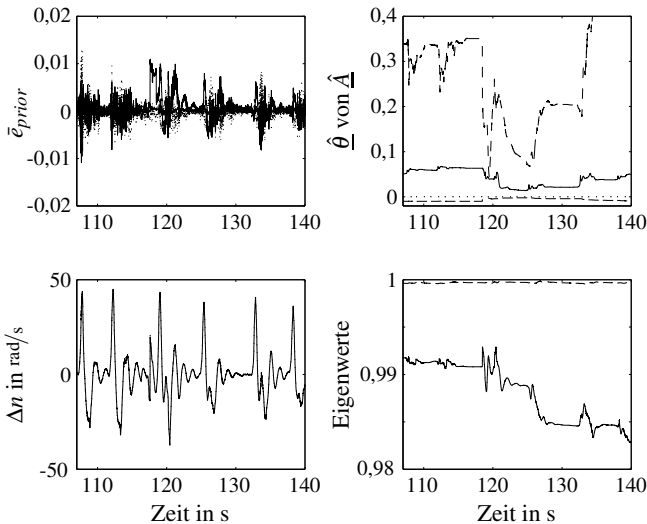


Abbildung 8.12 Das diskrete Wurzelfilter: Fehler von: — $\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , -- n_{rad} , Δn : — gemessen, \dots adaptiert

Die Ausschnitte der Ergebnisse der Validierung sind den Abbildungen 8.12 bis 8.14 zu entnehmen. Die guten Ergebnisse des RLS-Schätzers können auch mit diesem Ansatz erzielt werden. Der a-priori-Fehler der Torsion bei bekanntem Fahrzeug in Abbildung 8.12 kann nach dem Schaltvorgang deutlich verringert werden. Auch beim Rauschen und dem unbekanntem Fahrzeug sind die Ergebnisse sehr ähnlich. Hierbei wurde für das Ergebnis mit Rauschen der minimale Vergessensfaktor um 0,0045 angehoben.

Bei einem konstanten Vergessensfaktor ohne eine zugehörige Anpassung wie bisher betrachtet, kann die Dynamik des Systems bereits sehr gut erfasst werden. Dies zeigt Abbildung 8.15 und ein zugehöriger Korrelationskoeffizient von $r_{\Delta n_{mess}, \Delta n_{adapt}} = 0,9985$. Ein großer Vorteil ist der glatte Parameterverlauf. Diese Einstellung des Wurzelfilters wird später als Vergleich zur Langzeitadaption dienen.

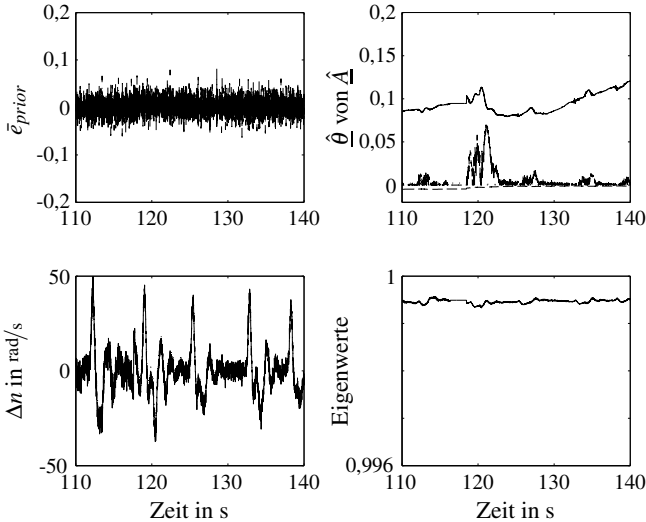


Abbildung 8.13 Das diskrete Wurzelfilter bei verrauschten Signalen: Fehler von: $-\Delta\alpha, \dots, n_{kw}$, $-- n_{rad}, \Delta n$: $-$ gemessen, \dots adaptiert

Das Verfahren führt zu folgenden Ergebnissen.

- **Konvergenz** Das Konvergenzverhalten ist mit dem des RLS-Schätzers vergleichbar. Nur der deutlich kürzere und schwächere Einschwingvorgang ist hier als Unterschied zu nennen.
- **Fehleranfälligkeit** Im Gegensatz zum RLS-Schätzer zeigt dieses Verfahren keine Fehleranfälligkeit gegenüber schlecht konditionierten Datenmatrizen. Die Ergebnisse des Kalman-Filters sind nach wie vor verantwortlich für die Güte der Schätzung.
- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand ist durch die verbesserte Numerik geringer als beim RLS-Schätzer.

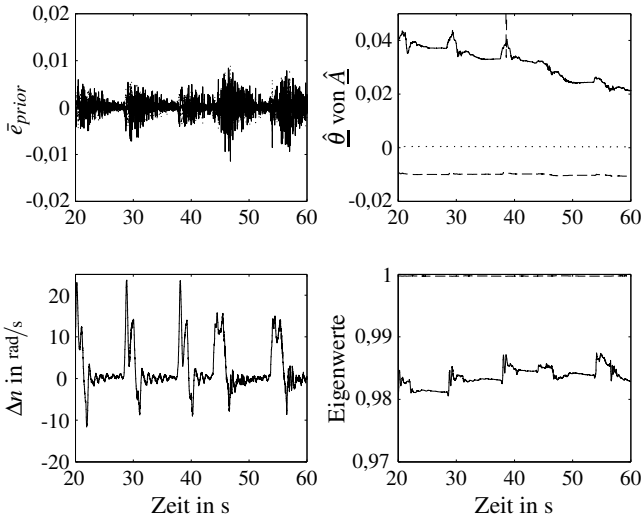


Abbildung 8.14 Das diskrete Wurzelfilter bei unbekanntem Fahrzeug: Fehler von: $-\Delta\alpha$, $\cdots n_{kw}$, $-- n_{rad}$, Δn : $-$ gemessen, \cdots adaptiert

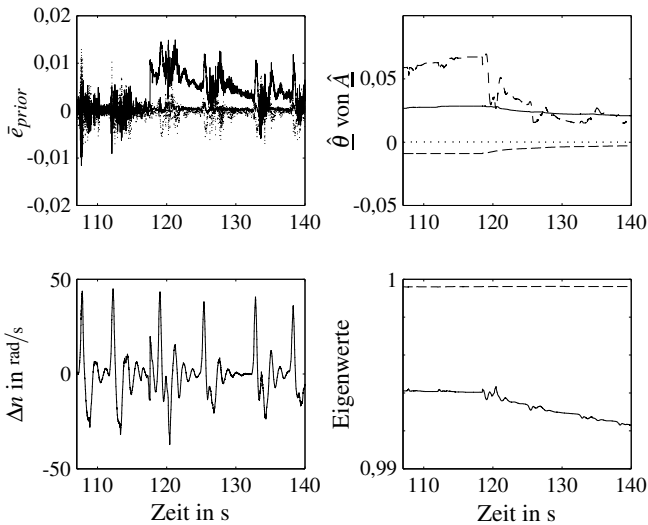


Abbildung 8.15 Das diskrete Wurzelfilter bei konstantem Vergessensfaktor: Fehler von: $-\Delta\alpha$, $\cdots n_{kw}$, $-- n_{rad}$, Δn : $-$ gemessen, \cdots adaptiert

- **Parameterschwankungen** Schon konstante sehr hohe Vergessensfaktoren führen zu einer guten Dynamikwiedergabe. Somit können glatte Parameterverläufe erzielt werden.
- **Verhalten bei schlechter Anregung, Störungen, Rauschen** Auch hier überträgt sich der Rauschanteil der Messdaten auf einige Parameterverläufe. Die Anregungserkennung ermöglicht hier ebenso das korrekte Verhalten.
- **Besonderheiten** Der Schätzer benötigt keine Startwerte und ist somit universell einsetzbar.

Langzeitadaption

Um den Rechenaufwand noch einmal deutlich zu reduzieren, wurde die Langzeitadaption eingeführt. Als zugrunde liegender Schätzer wurde ebenso das diskrete Wurzelfilter verwendet. Die Abbildungen 8.16 bis 8.18 zeigen die Ergebnisse. In dem betrachteten Ausschnitt in Abbildung 8.16 ändern die Parameter bei bekannten Fahrzeug ihren Wert nicht, da der Fehler in der Drehzahl-differenz minimal ist. Dies führt zu einem im Vergleich zu Abbildung 8.15 nicht geringer werdenden Offset von 1% für den a-priori-Fehler der Torsion. Da die Dynamik aber gut erfasst ist, muss dies nicht zwangsläufig einen negativen Einfluss auf einen nachgeschalteten Regler haben (siehe dazu Abschnitt 8.3.2). Das Verhalten bei stark verrauschten Messdaten (vgl. Abbildung 8.17) zeigt eine leichte Verbesserung im Verlauf der Parameter, obwohl der Vergessensfaktor diesmal nicht verändert wurde. Insgesamt ist die Schätzung nun aber öfters aktiv. Eine Anpassung des Schwellwertes zum Weiterleiten der neuen Parameter könnte dies beheben. Bei dem unbekanntem Fahrzeug zeigt sich die Neuberechnung der Parameter deutlich. Der Fehler in der Torsion wird sofort reduziert.

Insgesamt lässt sich folgender Vergleich zum diskreten Wurzelfilter ziehen. Dabei sind nur die Unterschiede aufgeführt.

- **Konvergenz** Der Vergessensfaktor kann bei diesem Verfahren geringer gewählt werden, da die neuen Parameter nicht ständig übernommen werden. Dies führt teilweise zu geringeren Fehlern als bei ständig aktiviertem Wurzelfilter mit konstant hohem Vergessensfaktor.
- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand des Schätzers ist in etwa gleich geblieben. Da sich aber nun die geschätzten Parameter nur selten ändern, kann die Neuberechnung des Reglers während konstanter Modell-

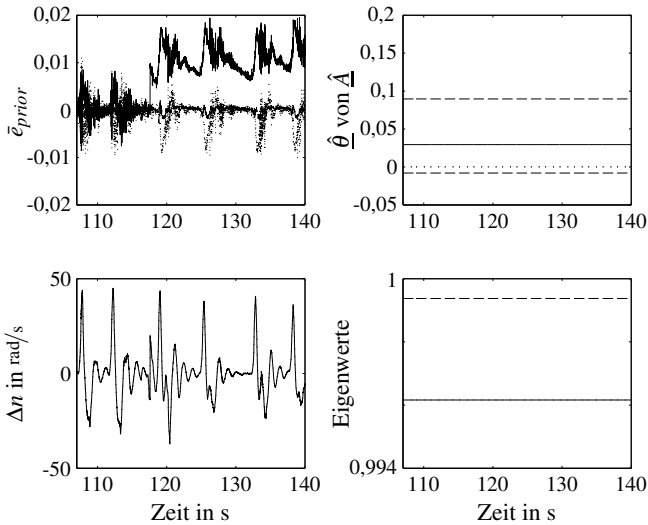


Abbildung 8.16 Die Langzeitadaptation: Fehler von: — $\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , — — n_{rad} , Δn : — gemessen, \dots adaptiert

parameter deaktiviert werden, was zu einer erheblichen Einsparung in der Rechenzeit führt.

- **Parameterschwankungen** Die Parameterverläufe sind stückweise konstant.

Kontinuierlicher RLS-Schätzer

Als letztes werden die Ergebnisse des vierten Konzepts vorgestellt. In den Abbildungen 8.19 bis 8.21 sind Ergebnisse der Validierung zu sehen. Da das Verfahren sehr anfällig gegenüber verschiedenen Startparametern ist, wurde der Schätzer nach einem Schaltvorgang neu initialisiert, was an dem Sprung in den Parametern deutlich zu erkennen ist. Der a-priori-Fehler übersteigt die 2% Marke nicht, so dass die Drehzahldifferenz sehr gut nachgebildet wird. Dabei weist die Torsion den größten Fehler auf. Da die Schätzung im Kontinuierlichen stattfindet und die Zustandsgleichung für die Torsion nur konstante Parameter enthält, werden diese nicht angepasst. Auch können die unterschiedlichen Zustandsgrößen nicht verschieden schnell und stark adaptiert werden. Damit lässt sich der größere Fehler erklären. Die Parameter verändern sich zwar langsam aber stark. Sind die Messdaten mit einem Rauschen überlagert (siehe

8 Adaption des Regelalgorithmus

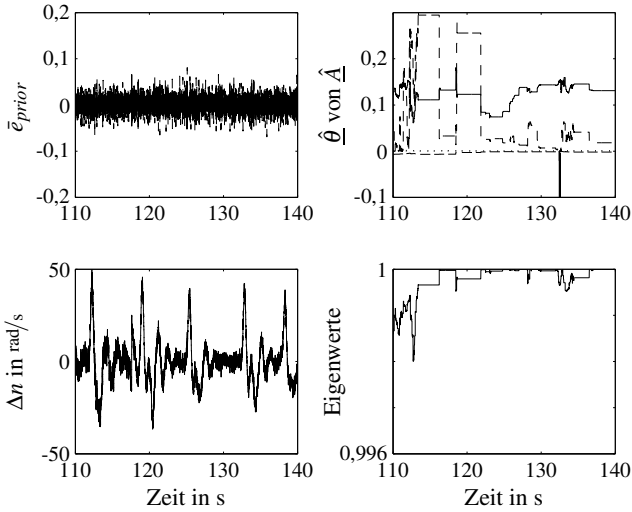


Abbildung 8.17 Die Langzeitadaption bei verrauschten Signalen: Fehler von: $-\Delta\alpha$, $\dots n_{kw}$, $--- n_{rad}$, Δn : – gemessen, \dots adaptiert

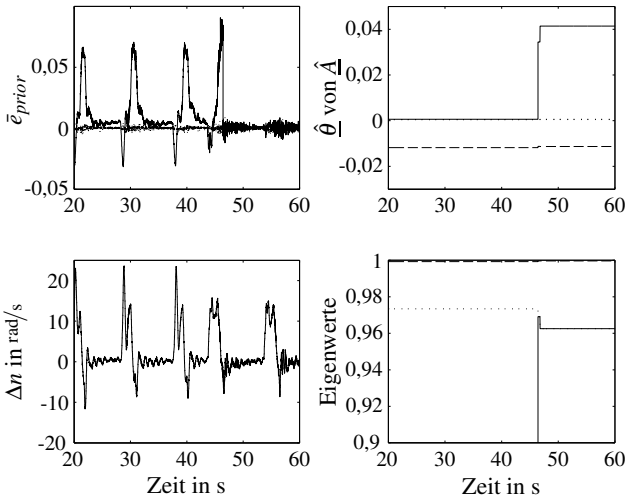


Abbildung 8.18 Die Langzeitadaption bei unbekanntem Fahrzeug: Fehler von: $-\Delta\alpha$, $\dots n_{kw}$, $--- n_{rad}$, Δn : – gemessen, \dots adaptiert

Abbildung 8.20), so ändern sich die Parameterverläufe kaum. Eine fehlende Anregung sowie unterschiedliche Steigungen können ebenso gehandhabt werden. Dabei wird bei fehlender Anregung die Schätzung nach Abschnitt 8.2.7 ausgesetzt. Die guten Ergebnisse bei verschiedenen Steigungen werden durch das Konzept begünstigt, da die offsetfreie Größe Drehzahldifferenz geschätzt wird und nicht die Drehzahlen selbst.

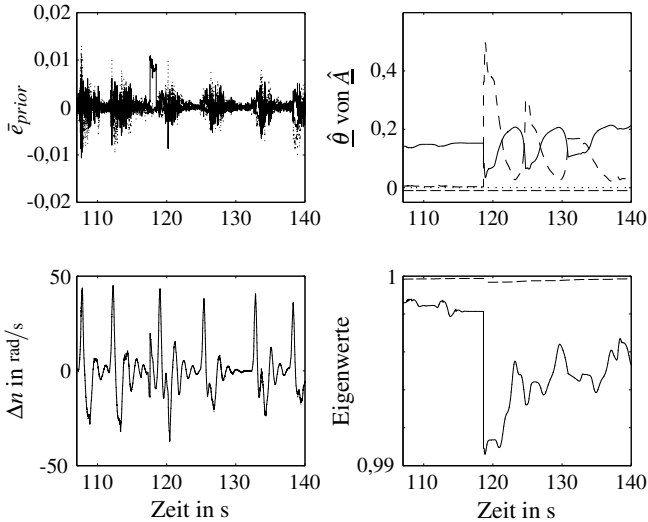


Abbildung 8.19 Der kontinuierliche RLS-Schätzer: Fehler von: $-\Delta\alpha, \dots, n_{kw}$, $-\dots, n_{rad}, \Delta n$: $-\dots$ gemessen, \dots adaptiert

Dies führt zu folgenden Ergebnissen.

- **Konvergenz** Aufgrund der hohen Anfälligkeit gegenüber Störungen darf die Konvergenzgeschwindigkeit nicht auf Dauer hoch sein. Eine kurzzeitige schnelle Konvergenz kann sehr einfach über den Vergessensfaktor sowie das eingesetzte Self-Perturbing-Verfahren erreicht werden.
- **Fehleranfälligkeit** Die Fehleranfälligkeit des kontinuierlichen RLS-Schätzers ist hoch. Fehlerquellen wie das benötigte Filter $\Lambda(s)$ (siehe Gleichung (8.32)) verstärken dies. Diese Anfälligkeit bewirkt auch, dass die Startparameter genau vorgegeben werden müssen, um Probleme in der nachfolgenden Schätzung zu vermeiden. Um dieses Problem abzuwehren wird die Konvergenzgeschwindigkeit stark reduziert und der Schätzer bei Verlust der Gültigkeit des zu schätzenden Modells (z. B. bei

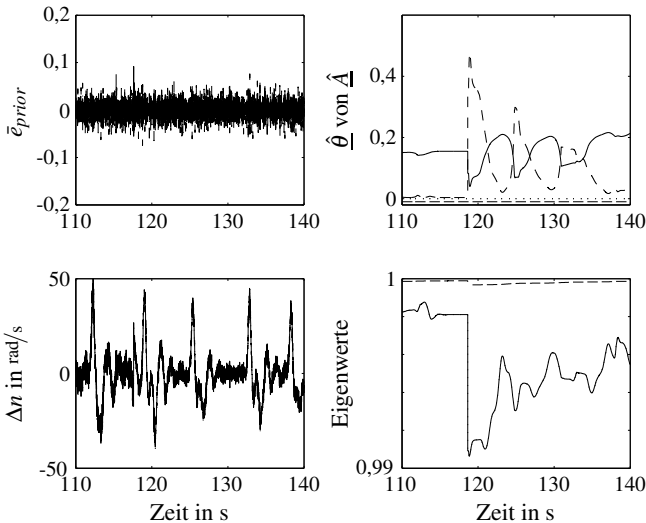


Abbildung 8.20 Der kontinuierliche RLS-Schätzer bei verrauschten Signalen: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $--$ n_{rad} , Δn : $-$ gemessen, \dots adaptiert

Schaltvorgängen) deaktiviert. Großer Vorteil ist allerdings, dass er nicht auf die Ergebnisse eines Kalman-Filters angewiesen ist. Da ein Schätzer alle Systemparameter zusammen bestimmt, können keine Fehler im Zusammenspiel der drei Zustandsgleichungen auftreten.

- **Rechenaufwand** Der Rechenaufwand dieses Verfahrens ist vergleichsweise gering, da neben dem Schätzer selbst nur die Projektion, das Self Perturbing und eine anschließende Umrechnung der Parameter von Nöten ist.
- **Parameterschwankungen** Bei einer langsamen Adaption halten sich die Schwankungen in Grenzen.
- **Verhalten bei schlechter Anregung, Störungen, Rauschen** Das Verhalten bei schlechter Anregung und Störungen kann durch zusätzliche Algorithmen optimiert werden. Rauschen hat in gewissen Grenzen keine Auswirkung.
- **Besonderheiten** Der Aufwand für die Parametrierung ist sehr hoch, da sehr viele Parameter einzustellen sind.

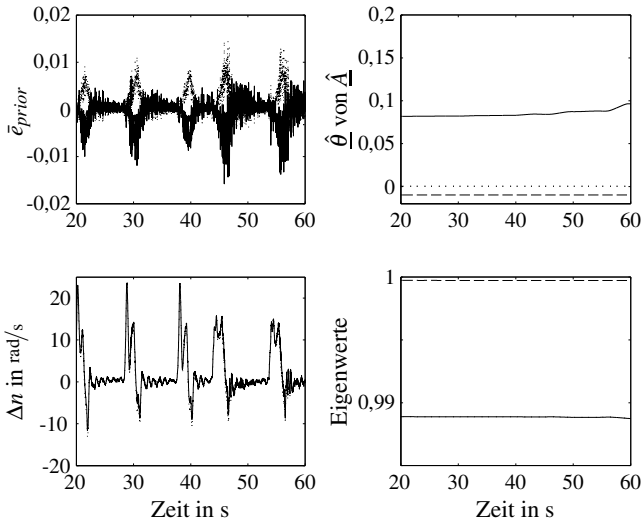


Abbildung 8.21 Der kontinuierliche RLS-Schätzer bei unbekanntem Fahrzeug: Fehler von: $-\Delta\alpha$, \dots n_{kw} , $--$ n_{rad} , Δn : $-$ gemessen, \dots adaptiert

Gegenüberstellung der Schätzalgorithmen

In Tabelle 8.1 sind die Korrelationskoeffizienten $r_{\Delta n_{mess}\Delta n_{adapt}}$ der fünf verschiedenen Schätzer für vier unterschiedliche Szenarien gegenübergestellt. Das bekannte Fahrzeug entspricht dabei der Fahrt mit Schaltvorgängen. Alle Ergebnisse zeigen eine sehr gute Erfassung der Dynamik mit Korrelationen größer $r_{\Delta n_{mess}\Delta n_{adapt}} > 0,9$, wobei der Zustandsraumschätzer am schlechtesten abschneidet. Durch Variation des Vergessensfaktors können die Ergebnisse teilweise noch verbessert werden.

	ZRS	RLS	DWF	LZA	KRLS
Steigung	0,9921	0,9995	0,9993	0,9988	0,9983
Rauschen	0,908	0,9434	0,9305	0,9353	0,9444
bekanntes Fahrzeug	0,9923	0,9988	0,9985	0,9976	0,9868
unbekanntes Fahrzeug	0,9742	0,9979	0,998	0,9969	0,9884

Tabelle 8.1 Gegenüberstellung der Korrelationskoeffizienten $r_{\Delta n_{mess}\Delta n_{adapt}}$ für verschiedene Szenarien

Eine Zusammenfassung der Vor- und Nachteile der verschiedenen Verfahren zeigt Tabelle 8.2.

Der Rechenaufwand ist für alle Schätzverfahren sehr ähnlich, lediglich das kontinuierliche Verfahren zeigt eine Verbesserung. Bei Betrachtung des Rechenaufwands der gesamten Adaption gewinnt die Langzeitadaption deutlich, da die Häufigkeit der Neuberechnung des Reglers um ca. 80% reduziert werden kann.

Den Ergebnissen des aus der Literatur bekannten Zustandsschätzers kann am wenigsten Vertrauen geschenkt werden, da die Korrektheit der Modellparameter nicht gegeben ist. Das kontinuierliche Verfahren zeigt eine Fehleranfälligkeit, welche bei den drei verbleibenden ungefähr der des Einflusses des Kalman-Filters entspricht.

Abgesehen vom Zustandsraumschätzer zeigen alle Verfahren eine gute Konvergenz zu den wahren Parameterwerten. Der Verlauf der Parameter ist für den Zustandsraumschätzer und die Langzeitadaption nahezu konstant.

Die zusätzlich benötigten Algorithmen sind bei allen Verfahren gleich. Der Zustandsschätzer fügt für die Anwendung der Begrenzung Transformationen hinzu.

Der Parameterieraufwand ist für den KRLS-Schätzer am höchsten.

Um die Verfahren richtig parametrieren zu können ist die erforderliche Systemkenntnis außer für das Konzept mit getrennt adaptierten Kalman-Filter und Schätzer recht hoch. Eine genaue Kenntnis des Algorithmus ist von Nöten, um die Wirkung zu verstehen.

	ZRS	RLS	DWF	LZA	KRLS
Rechenaufwand	+	+	+	+++	++
Fehleranfälligkeit	---	+	+	+	+
Konvergenz	-	+	+	+	+
Parameterverhalten	+++	+	+	+++	+
benötigte Zusätze	-	+	+	+	+
Parametrierung	-	+	+	+	--
Systemkenntnis	--	+	+	+	--

Tabelle 8.2 Gegenüberstellung der Schätzalgorithmen

Insgesamt lässt sich sagen, dass das diskrete Wurzelfilter, die Langzeitadaption und der kontinuierliche RLS-Schätzer die vielversprechendsten Ergebnisse liefern. Daher werden diese Verfahren im Folgenden in Kombination mit adaptiven Reglern betrachtet.

8.3 Adaption der Regelalgorithmen

Neben der Parameterschätzung der sich ändernden Systemmatrizen besteht nach Abbildung 8.1 die für die Adaption benötigte Erweiterung aus der Neuberechnung der Reglerparameter. Diese muss erfolgen, sobald der Parameterschätzer eine Änderung in den Matrizen detektiert. Dieser zweite Teil der Adaption ist vom verwendeten Reglertyp abhängig. In dieser Arbeit werden der Zustandsregler aus Abschnitt 6.1.3 und der Modellbasierte Prädiktivregler aus Abschnitt 6.1.4 in Kombination mit einer Adaption verwendet. Zunächst wird die Online-Lösung der Riccati-Gleichung für den Zustandsregler vorgestellt und auf die adaptive Berechnung des Modellbasierten Prädiktivreglers näher eingegangen. Im Anschluss daran werden die Ergebnisse dieser adaptiven Regler in Kombination mit den in Abschnitt 8.2 ausgewählten Parameterschätzern (kontinuierlicher RLS-Schätzer, diskretes Wurzelfilter und Langzeitadaption) diskutiert. Eine abschließende Gegenüberstellung schließt dieses Kapitel.

8.3.1 Theorie

Die zur Online-Berechnung der Regelalgorithmen notwendige Theorie wird im Folgenden vorgestellt.

Online Berechnung des adaptiven Zustandsreglers

Der Zustandsregler aus Abschnitt 6.1.3 wird hier ebenso für die Adaption Verwendung finden. Die dafür nötige Online-Berechnung der Riccati-Gleichung (6.18) wird im Folgenden erläutert.

Prinzipiell gibt es zwei unterschiedliche Herangehensweisen, die Riccati-Gleichung online zu lösen. Durch die Wahl eines begrenzten Horizontes des Gütemaßes (6.10) folgt eine rekursive Riccati-Differenzgleichung, welche einfach berechnet werden kann. Dies hat den Vorteil, dass die Implementierung leicht erfolgen kann und der Rechenaufwand beschränkt ist. Dagegen spricht allerdings, dass die rekursive Berechnung nur langsam gegen die Lösung der algebraischen Riccati-Gleichung mit unbegrenztem Horizont konvergiert (siehe [75]). Erschwerend kommt hinzu, dass die Lösung der Riccati-Gleichung in einem adaptiven System Einsatz finden soll. Die ständige Änderung der Zustandsmatrizen hat hier zur Folge, dass die Lösung stets der stationären Lösung nachläuft oder diese sogar nie erreicht. Große Einbußen in der Performance wären die Folge.

Die zweite Möglichkeit besteht darin den Horizont des Gütemaßes unbegrenzt zu lassen und stets die optimale Lösung zu berechnen. Dies hat den

erheblichen Nachteil, dass der Rechenaufwand für den Regler deutlich steigt. Abhilfe schafft hier eine Langzeitadaption (siehe Abschnitt 8.2.7). Die gute Performance dieser zweiten Methode bestätigt die Wahl dieses Konzeptes für die weitere Verwendung.

Um einen kurzen Einblick in den Ablauf der numerischen Online-Berechnung der Riccati-Lösung zu geben, wird diese im Folgenden kurz vorgestellt. Der Algorithmus ist [6] entnommen. Er beruht auf dem Ansatz, die Lösung der Matrix-Riccati-Gleichung auf das allgemeine Eigenwert-Problem zurückzuführen. Die Basis des stabilen Eigenraums bildet dann das gesuchte Ergebnis.

Das allgemeine Eigenwert-Problem

$$\underline{M}\underline{z} = \lambda \underline{L}z \quad (8.66)$$

kann nach [57] aus dem Hamiltonschen Gleichungssystem (siehe Gleichung (6.16)) mit

$$\underline{M} = \begin{pmatrix} \underline{A} & \underline{0} \\ -\underline{Q} & \underline{I} \end{pmatrix}, \quad \underline{L} = \begin{pmatrix} \underline{I} & \underline{B}R^{-1}\underline{B}^T \\ \underline{0} & \underline{A}^T \end{pmatrix} \quad (8.67)$$

gewonnen werden. Liegen die Matrizen \underline{M} und \underline{L} in oberer Dreiecksform $\widehat{\underline{M}}$ und $\widehat{\underline{L}}$ vor, so können die Eigenwerte aus den Diagonalelementen beider Matrizen einfach berechnet werden. Diese allgemeine Schur-Form wird mit Hilfe des QZ-Algorithmus (siehe z. B. [69]) erreicht.

$$\underline{Q}(\lambda \widehat{\underline{L}} - \widehat{\underline{M}})\underline{Z} = \lambda \widehat{\underline{L}} - \widehat{\underline{M}} \quad (8.68)$$

Eine Umsortierung der Eigenwerte, so dass die stabilen in der oberen Hälfte der Matrizen zu finden sind, erlaubt es, die Basis des entstehenden stabilen Eigenraums aus der QZ-Transformation zu bilden. Das Ergebnis der Riccati-Gleichung resultiert somit zu

$$\underline{P} = \underline{Z}_{21}\underline{Z}_{11}^{-1}, \quad (8.69)$$

wobei $(\underline{Z}_{11} \quad \underline{Z}_{21})^T$ den zu den stabilen Eigenwerten gehörenden Anteil der Transformationsmatrix \underline{Z} bildet.

Die Inversion der Matrix \underline{R} (siehe Gleichung (8.67)) und deren numerische Nachteile können dadurch vermieden werden, dass ein mit dem Eingang \underline{u} und Gleichung (6.14) erweitertes Hamiltonsches Gleichungssystem für die Generierung des allgemeinen Eigenwert-Problems verwendet wird (siehe [40]).

$$\underline{M} = \begin{pmatrix} \underline{A} & \underline{0} & \underline{B} \\ -\underline{Q} & \underline{I} & \underline{0} \\ \underline{0} & \underline{0} & \underline{R} \end{pmatrix}, \quad \underline{L} = \begin{pmatrix} \underline{I} & \underline{0} & \underline{0} \\ \underline{0} & \underline{A}^T & \underline{0} \\ \underline{0} & -\underline{B}^T & \underline{0} \end{pmatrix} \quad (8.70)$$

Weitere numerische Probleme bei der QZ-Transformation durch stark unterschiedliche Größenordnungen in (8.67) oder (8.70) werden durch eine vorherige Skalierung abgeschwächt.

Insgesamt gilt dieser Algorithmus in der Literatur als sehr zuverlässig und numerisch besser geeignet als der ebenso weit verbreitete Ansatz mittels Eigenvektorberechnung (siehe z. B. [62]).

Online Berechnung des adaptiven Modellbasierten Prädiktivreglers

Wie bereits in Abschnitt 6.1.4 erwähnt ändert sich für die Verwendung des MP-Reglers im adaptiven Fall nur wenig, da bereits bei einer Standardanwendung das Problem in jedem Abtastschritt gelöst werden muss. Die einzige Änderung besteht darin, dass sich die Systemmatrizen nun zu jeder Zeit ändern können.

8.3.2 Validierung der adaptiven Regelkonzepte

Für eine detaillierte Validierung werden die beiden vorgestellten adaptiven Regler mit den drei aus Abschnitt 8.2 ausgewählten Schätzverfahren, dem kontinuierlichen RLS-Schätzer, dem diskreten Wurzelfilter und der Langzeitadaption, kombiniert. Um ein möglichst breites Spektrum an für die Adaption relevanten Fahrsituationen abzudecken, wurden folgende Szenarien ausgewählt. Zunächst wird gezeigt, dass auch der adaptive Regler im normalen Fahrbetrieb bei bekanntem Fahrzeug keine Verschlechterung mit sich bringt. Unterschiedliche Beladung, sowie die Verwendung einer Seitenwelle mit anderer Steifigkeit zeigen die korrekte Funktionalität bei kleinen Parameteränderungen. Da das Konzept auch während Steigungen und Gefälle richtig reagieren soll, wird dies ebenso betrachtet. Eine konstante Steigung führt im nicht adaptiven Fall zu einem Unterschwinger in der Drehzahldifferenz. Dies kann mittels Adaption behoben werden. Auf eine sich langsam ändernde Steigung kann dies ebenso übertragen werden. Abbildung 8.22 zeigt am Beispiel des diskreten Wurzelfilters (DWF) diesen Sachverhalt. Dabei ist in der linken Hälfte die Auswirkung bei einer überdurchschnittlich starken und konstanten Steigung und in der rechten bei einer sich zusätzlich langsam verändernden Steigung gezeigt. Die Adaption kompensiert vollständig den auftretenden Fehler.

Daher wird im Folgenden nur die Auswirkung von plötzlichen, markanten Steigungsänderungen während der Regelphase, welche z. B. durch Bodenwellen, Schlaglöcher oder kleinere Plateaus entstehen können, diskutiert. Abbildung 8.23 zeigt dazu das auftretende Störmoment, welches durch die Steigung verursacht wird. Dabei findet während dem ersten Momentenaufbau eine starke Änderung des Steigungsprofils mit einer Steigung von 0% bis 31% und

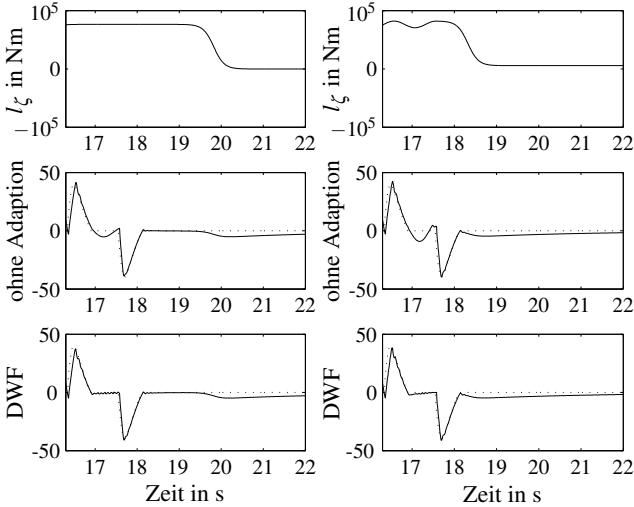


Abbildung 8.22 Das Verhalten des adaptiven LQ-Reglers bei einem Störmoment l_ζ verursacht durch Steigung: $-\Delta n, \dots \Delta n_{ref}$

während des zweiten Momentenaufbaus mit einer Steigung von 0% bis -49% statt. Dies entspricht in etwa dem Überfahren einer kleinen Erhebung.

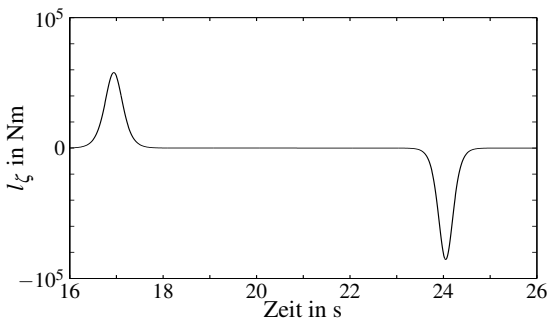


Abbildung 8.23 Das Störmoment l_ζ verursacht durch eine starke Steigungsänderung während der Regelphase

Abschließend soll jeweils die Auswirkung der Adaption auf sich stark ändernde Systemeinflüsse überprüft werden. Dazu werden die Parameter des

Simulationsmodells verändert, um eine andere Antriebsstrangkonfiguration nachzubilden.

Für alle diese Testszenarien wurde die gleiche Einstellung der Schätzer und für diese die gleiche Reglerparametrierung verwendet.

Die mögliche Performance der beiden Regelverfahren wurde bereits in Kapitel 6 vorgestellt und wird daher hier nicht weiter betrachtet. Das Ziel der Adaption ist es, diese Regelgüte für verschiedene Fahrsituationen und Fahrzeugzustände zu garantieren. Das dritte Reglerkonzept eignet sich besonders gut für eine Validierung der Adaption, da es hier das Ziel ist, den Referenzverlauf für alle Testszenarien möglichst gut nachzubilden. Daher wird im Folgenden die Abweichung der Regelgröße Δn von ihrem Referenzverlauf Δn_{ref} näher betrachtet. Beispielhaft werden dafür die Ergebnisse in Gang 2 vorgestellt, welche mit denen aus Gang 4 vergleichbar sind.

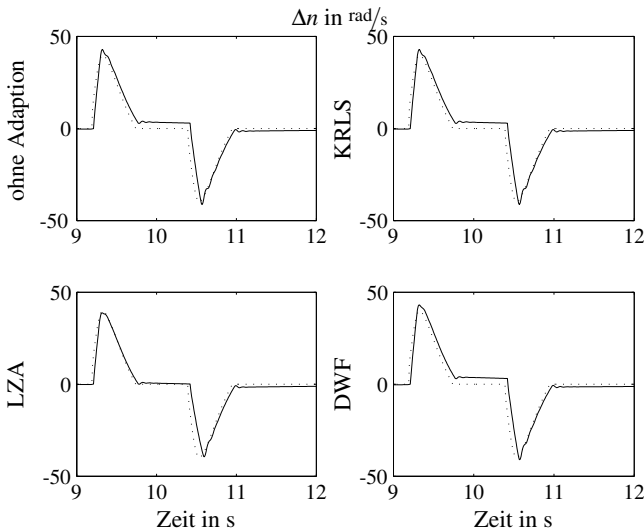


Abbildung 8.24 Das Verhalten des adaptiven LQ-Reglers im normalen Betrieb: — Δn ,
 ... Δn_{ref}

Der adaptive LQ-Regler

Abbildungen 8.24 bis 8.27 zeigen einen Ausschnitt aus den Validierungsergebnissen für den LQ-Regler. Dabei ist stets der Verlauf der Drehzahldifferenz Δn des nicht adaptiven den des adaptiven Reglers in Kombination mit den

drei verschiedenen Parameterschätzern gegenübergestellt. Im normalen Fahrzeugbetrieb (siehe Abbildung 8.24) zeigt sich außer bei der Verwendung der Langzeitadaption keine Verbesserung. Dies ist auch nicht unbedingt gefordert, da das Reglermodell diese Fahrzeugkonfiguration bereits sehr gut wiedergibt.

Bei Veränderung der Steifigkeit der Seitenwelle (siehe Abbildung 8.25) wird die Dynamik durch den konventionellen Regler immer noch gut erfasst. Es kommt lediglich zu einem Offset. Dieser wird durch die Verwendung des diskreten Wurzelfilters oder der Langzeitadaption reduziert. Eine Reduktion der Fahrzeugmasse kann bereits vom nicht adaptiven System sehr gut erfasst werden, da dies zu weniger stark ausgeprägten Antriebsstrangschwingungen führt.

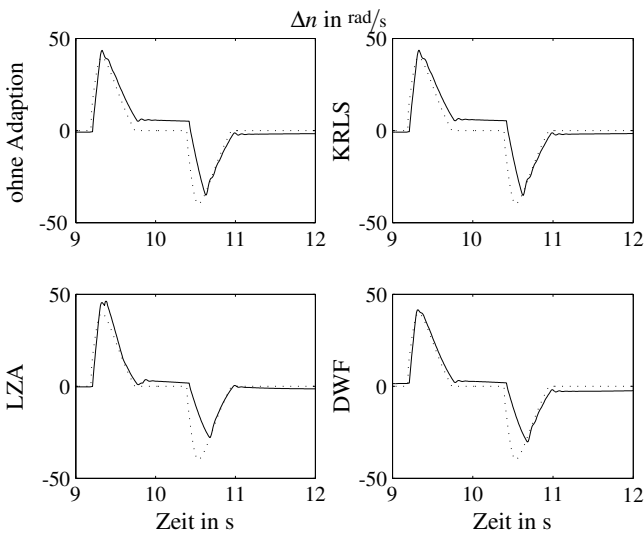


Abbildung 8.25 Das Verhalten des adaptiven LQ-Reglers bei anderer Seitenwelle:
 – Δn , ... Δn_{ref}

Während einer Fahrt mit starken Änderungen im Steigungsprofil in der Regelphase zeigt eine Adaption kaum eine Veränderung, da die Anpassung der Parameter zu langsam erfolgt bzw. die Adaption die Änderungen nicht vorhersehen kann. Dazu wurde in Abbildung 8.26 im ersten Teil die Auswirkung einer sich ändernden positiven und im zweiten Teil einer sich ändernden negativen Steigung nach Abbildung 8.23 abgebildet. Ist die Steigung positiv, so wirkt eine bremsende Kraft auf das Fahrzeug. Die durch den Beschleunigungs-

vorgang entstehende Schwingung wird abgeflacht, so dass mit keinem Verlust im Komfortverhalten zu rechnen ist. Eine starke Änderung bei einer negativen Steigung dagegen bewirkt eine zusätzliche beschleunigende Kraft auf das Fahrzeug. Es kommt zu einem kleinen Unterschwinger, welcher mit Adaption abgeschwächt werden kann. Eine geringe Reduktion des Komforts ist die Folge. Somit kann eine Adaption in Kombination mit einem LQ-Regler die Performance bei einem sich stark ändernden Steigungsprofil während der Regelphase nur geringfügig verbessern. Da aber solch starke Änderung kaum oder nur kurzzeitig auftreten und langsame Änderungen oder gar konstante Steigungen von einer Adaption gut erfasst werden können, ist dies nicht als schwerwiegender Nachteil zu betrachten.

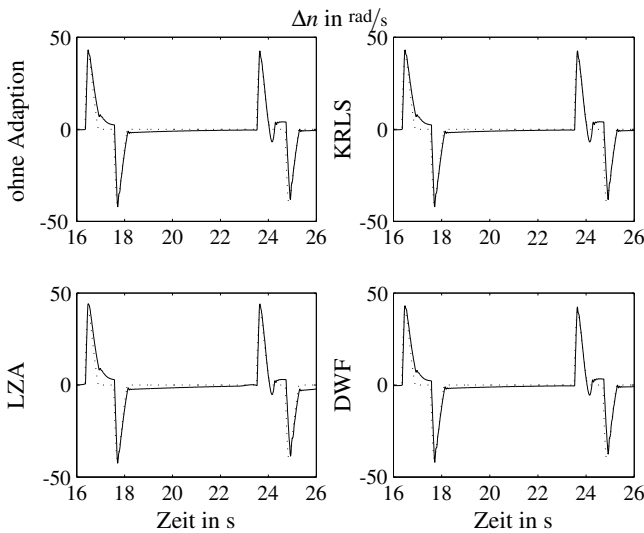


Abbildung 8.26 Das Verhalten des adaptiven LQ-Reglers bei Steigung: — Δn ,
 ... Δn_{ref}

Die bisherigen Ergebnisse zeigen, dass der LQ-Regler ein robustes Verhalten aufweist (vgl. auch Abschnitt 6.1.3), da es auch ohne Adaption zu nur geringen Verschlechterungen im Folgeverhalten aufgrund von Parameteränderungen kommt. Doch neben den leichten Verbesserungen in der Performance bei kleinen Änderungen im Systemverhalten zeigt Abbildung 8.27 die Notwendigkeit der Adaption bei sich stark ändernden Systemkomponenten. Bei einer gleichen Reglereinstellung würde es ohne Adaption oder mit kontinuierlichem

RLS-Schätzer zu starken Schwingungen und somit zu einem unzumutbaren Verhalten kommen. Wird dagegen das diskrete Wurzelfilter oder die Langzeitadaption eingesetzt, so können auch für dieses Fahrzeug die gleichen Einstellungen und Algorithmen verwendet werden.

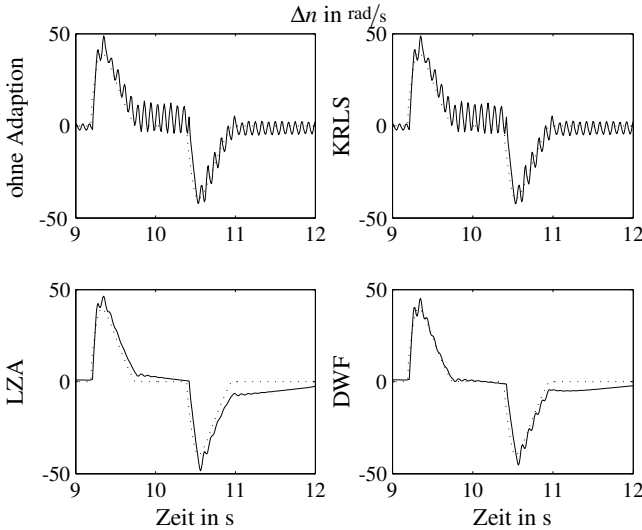


Abbildung 8.27 Das Verhalten des adaptiven LQ-Reglers bei unbekanntem Fahrzeug:
 – Δn , \dots Δn_{ref}

Insgesamt lässt sich sagen, dass eine Adaption in Kombination mit dem LQ-Regler notwendig ist, um die Stabilität des Systems bei sich änderndem Systemverhalten zu garantieren. Eine nur leichte Verbesserung der Performance ist auf die Robustheit des Zustandsreglers zurückzuführen. Es ist aber deutlich, dass die Langzeitadaption neben dem großen Vorteil des geringeren Rechenaufwands auch genauso wie das diskrete Wurzelfilter eine sehr gute Performance mit sich bringt. Dies ist damit zu begründen, dass Parameteränderungen nur dann übernommen werden, wenn die Dynamik nicht richtig erfasst wird. Alle weiteren Schwankungen werden nicht weiter an den Regler geleitet, so dass evtl. Einschwingvorgänge und Schätzergebnisse auf Basis einer schwachen Anregung nicht betrachtet werden.

Der adaptive MP-Regler

Abbildungen 8.28 bis 8.31 zeigen Ausschnitte der ausgewählten Szenarien für den adaptiven MP-Regler. Im Vergleich zum LQ-Regler haben Änderungen im Streckenmodell beim MP-Regler einen stärkeren Einfluss. Die Abweichung vom gewünschten Optimalverlauf sind für die nicht adaptiven Regler deutlich zu erkennen. Im normalen Fahrbetrieb mit bekanntem Fahrzeug (siehe Abbildung 8.28) zeigt lediglich die Langzeitadaption eine Verbesserung der Performance, da diese bereits für den nicht adaptiven Regler recht hoch ist.

Die Verwendung einer anderen Seitenwelle (siehe Abbildung 8.29) kann sehr gut vom diskreten Wurzelfilter und der Langzeitadaption aufgefangen werden, wobei letztere leicht bessere Ergebnisse zeigt.

Bei einer Testfahrt mit schnellen, starken Steigungsänderungen (siehe Abbildung 8.30) zeigt sich das gleiche Verhalten wie bereits beim LQ-Regler. Auch hier kann eine leichte Verbesserung erzielt werden. Zusätzlich ist allerdings anzumerken, dass sich das Folgeverhalten bei Steigungsänderungen unter Verwendung eines MP-Reglers verschlechtert. Dies ist darauf zurückzuführen, dass für die Prädiktion der zukünftigen Systemgrößen ein gleich bleibendes Straßenprofil angenommen wird. Stimmt dies nicht mit der Realität überein, so kommt es zu Fehlern in der Stellgrößenberechnung und somit zu Einbußen in der Performance.

Ebenso zeigt sich bei Verwendung einer anderen Antriebsstrangkonfiguration (vgl. Abbildung 8.31) durch die Adaption die deutlichste Verbesserung.

Während der nicht adaptive Regler ständig seinen Regeleingriff korrigieren muss, so dass es zu leichten Schwingungen in der Stellgröße und der Drehzahl Differenz kommt, schaffen es die Regler in Kombination mit dem diskreten Wurzelfilter oder der Langzeitadaption die Regelgüte aus dem normalen Fahrbetrieb zu erhalten.

Somit ist die Stabilität und die Performance durch die Verwendung einer geeigneten Adaption gewährleistet.

Gegenüberstellung

Ein Vergleich der verschiedenen Kombinationen Parameterschätzer und Regler zeigt, dass sowohl für den LQ-Regler als auch für den MP-Regler die Verwendung des diskreten Wurzelfilters mit dem Schätzkonzept „Kalman-Filter und Schätzer getrennt adaptiert“ und dessen Variante Langzeitadaption die besten Ergebnisse erzielen. Der kontinuierliche RLS-Schätzer adaptiert die Modellparameter zwar korrekt (vgl. Validierung aus Abschnitt 8.2), kann aber einen Regeleingriff im Vergleich zu einem nicht adaptiven Regler nur marginal ver-

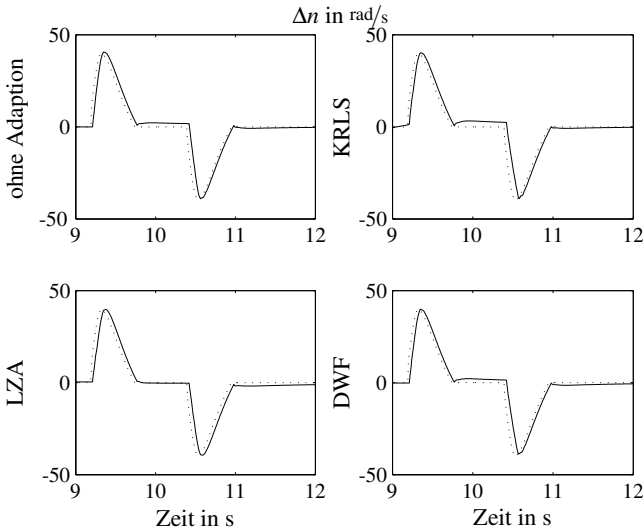


Abbildung 8.28 Das Verhalten des adaptiven MP-Reglers im normalen Betrieb:
 – Δn , \dots Δn_{ref}

bessern. Dies ist damit zu begründen, dass die Systemmatrizen sich nur sehr leicht und langsam ändern. Eine aggressivere Einstellung des Schätzers führt aufgrund der hohen Fehleranfälligkeit zu einem divergierenden Schätzergebnis. Das deutlich weniger anfällige diskrete Wurzelfilter bringt dagegen erkennbare Verbesserungen in der Performance und dem Stabilitätsverhalten. Die Rechenzeit sparende Variante Langzeitadaption kann diese guten Ergebnisse reproduzieren und teilweise sogar noch verbessern. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei der Langzeitadaption nur dann neue Modellparameter übernommen werden, wenn dies eine Verbesserung des Schätzergebnisses mit sich bringt. Leichte Schwankungen oder kleineres Driftverhalten der Parameter werden somit vollständig umgangen. Eine Adaption wird also nur dann durchgeführt, wenn sie tatsächlich notwendig ist. Die Performance der Langzeitadaption kann noch weiter verbessert werden, wenn anstatt der konstanten Aktivierungsgrenze g_{adapt} eine von der aktuellen Fahrsituation abhängige Verwendung findet. So kann z. B. bei einer Steigungsfahrt die Schwelle herabgesetzt werden, um die guten Ergebnisse des diskreten Wurzelfilters zu reproduzieren.

Der deutlichen Verbesserung der Performance bei sich ändernden Parametern oder externen Einflüssen sind allerdings auch Grenzen gesetzt. Eine Ad-

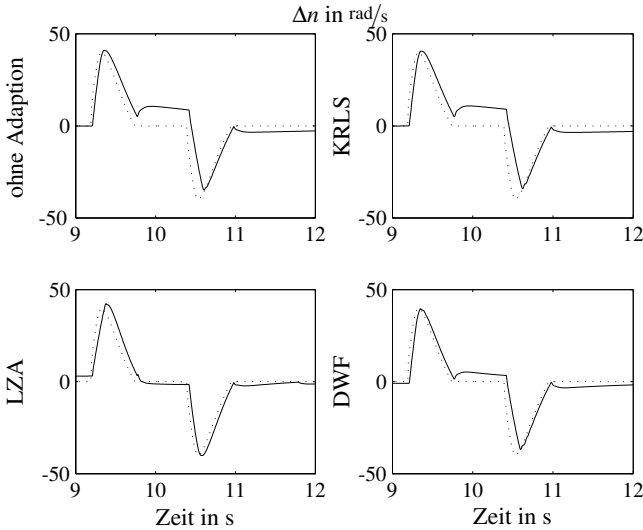


Abbildung 8.29 Das Verhalten des adaptiven MP-Reglers bei anderer Seitenwelle:
 – Δn , ... Δn_{ref}

aption kann nur langsame Änderungen erfassen und keine plötzlichen Störeinflüsse, wie z. B. die betrachteten starken Steigungsänderungen, unmittelbar erkennen oder gar vorhersehen. Da solche markanten Störungen aber nur selten auftreten bzw. teilweise nur zu einer geringen Komfortreduktion führen (siehe Ergebnisse mit LQ-Regler), welche im Falle der Steigung vom Fahrer sogar akzeptiert wird, ist dieser Nachteil nicht sonderlich von Bedeutung.

Ein Vergleich zwischen adaptivem LQ-Regler und adaptivem MP-Regler bestätigt, dass prinzipiell beide Regler eingesetzt werden können, der LQ-Regler allerdings ein besseres und gegen Parameterschwankungen weniger anfälliges Verhalten aufweist. Unter zusätzlicher Berücksichtigung der Aspekte aus Abschnitt 6.1.5 und 6.2.3 ist somit die Verwendung des adaptiven LQ-Reglers zu empfehlen.

Insgesamt führt die Verwendung der Adaption neben der Gewährleistung der Stabilität und einer hohen Performance zu einer deutlichen Reduktion des Parametrierungsaufwands. Die Regelalgorithmen müssen z. B. für verschiedenen Antriebsstrangkonfigurationen nicht mehr neu berechnet werden. Dadurch wird der Entwicklungsprozess stark beschleunigt und selbst komplexere Regelalgorithmen lassen sich einfach anwenden.

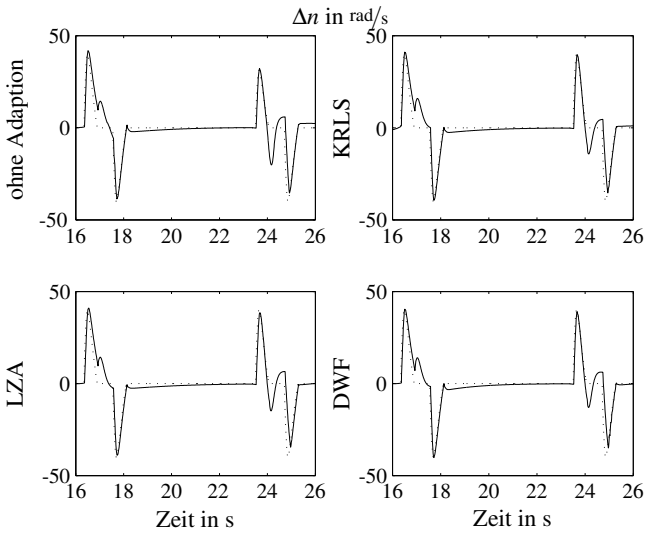


Abbildung 8.30 Das Verhalten des adaptiven MP-Reglers bei Steigung: — Δn ,
 ... Δn_{ref}

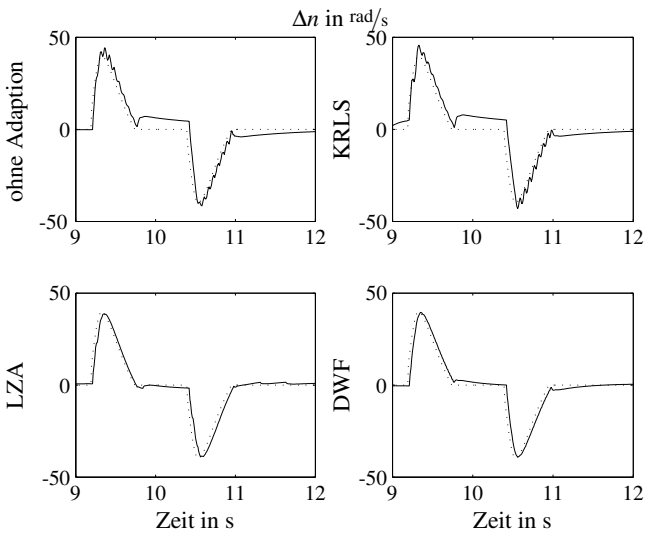


Abbildung 8.31 Das Verhalten des adaptiven MP-Reglers bei unbekanntem Fahrzeug: — Δn , ... Δn_{ref}

9 Zusammenfassung und Ausblick

Ziel dieser Arbeit war es, einen optimalen Kompromiss zwischen den beiden Zielgrößen Dynamik und Komfort zu finden. Dabei sollten Nebenbedingungen wie Rechenaufwand, Parametrierbarkeit, Wartungsarbeiten, Sicherheit, Umwelteinflüsse und interne Systemeinflüsse berücksichtigt werden.

Dazu wurde zunächst ein detailliertes Simulationsmodell entworfen, welches neben den Komponenten des Antriebsstrangs auch die Schwingungen des Fahrerhauses wiedergeben kann. Im Gegensatz dazu gibt das vereinfachte Modell für den Regler nur das Verhalten des Antriebsstrangs näherungsweise wieder. Dadurch kann der Rechenaufwand des Regelalgorithmus sehr stark reduziert werden. Eine geeignete Identifikation der beiden Modelle mit Betrachtungen im Zeit- und Frequenzbereich liefert eine sehr gute Übereinstimmung dieser mit den in Testfahrten erzielten Messdaten.

Um die entworfenen Regelkonzepte objektiv bewerten zu können, wurden für die beiden Aspekte Dynamik und Komfort Kennwerte definiert. Diese sind im Falle der Dynamik einfach anhand der Messgrößen zu bestimmen. Da Komfort einem subjektiven Eindruck der Fahrzeuginsassen entspricht, wurde für die Komfortbewertung ein mehrstufiges Verfahren entwickelt, welches aufbauend auf Messdaten der Schwingungen des Fahrerhauses und einem internen Modell die subjektiven Eindrücke nachbilden kann. Dazu wurde ein nichtlinearer Modellansatz sowie ein Neuronales Netz betrachtet. Somit ist eine detaillierte Validierung sowohl im Fahrzeug als auch in der zuvor entworfenen Simulationsumgebung möglich.

Im nächsten Schritt wurden drei unterschiedliche Regelkonzepte für die Umsetzung des oben definierten Zieles entworfen. Dabei stellt das erste, die Regelung der Schwingungen gegen Null mit einer gleichzeitigen Einschränkung der Aktivierung, den einfachsten Ansatz dar. Nachteilig an diesem ist, dass nur der Komfort nicht aber die Dynamik unterstützt wird. Ebenso wird das gewünschte Antriebsstrangverhalten nicht genau vorgegeben. Das daher neu entworfene zweite Konzept beinhaltet neben der Unterstützung des Komforts durch Dämpfung der Antriebsstrangschwingungen die einer vom Fahrerwunsch abhängigen Referenz folgende Raddrehzahl. Diese beiden unterschiedlichen Regelziele werden durch eine Fusionierung geeignet miteinander kombiniert. Neben einer Umschaltung zwischen dem Dynamik- und Komfortregler mittels Gewichtungsfunktionen steht eine Fuzzy-Fusionierung zur Anpassung an ver-

schiedene Fahrsituationen zur Verfügung. Dieses Konzept zeigt hingegen dem ersten eine echte Kompromissfindung. Sowohl der Komfort als auch die Dynamik werden je mit einem Regler unterstützt. Als Nachteile sind der erhöhte Rechen- und Parametrieraufwand zu nennen. Auch hier wird das gewünschte Verhalten nur teilweise (nur für den Dynamikregler) genau vorgegeben. Das dritte Konzept löst diese Probleme. Durch die exakte Vorgabe des gewünschten Verhaltens über einen definierten Referenzverlauf einer Regelgröße, in der sowohl die Dynamik als auch der Komfort ausgedrückt werden kann, wird die optimale Lösung ermöglicht. Dabei erfolgt die Parametrierung sehr intuitiv mit geringem Aufwand. Eine Validierung und Gegenüberstellung der drei Konzepte zeigt, dass wie erwartet durch das dritte Konzept die beste Kompromissfindung ermöglicht wird. Dabei kann je nach Wahl der Referenzgröße entweder das optimale Antriebsstrangverhalten (ein schwingungsfreier Antriebsstrang) oder, wenn das Verhalten des Antriebsstrangs selbst keine Rolle spielt, ein noch weiter optimierter Kompromiss zwischen Komfort und Dynamik für den Fahrer eingestellt werden. Dieses Konzept kann auch auf Schaltvorgänge übertragen werden und führt zu einer deutlichen Reduktion der Schaltzeiten bei gleichzeitigem hohem Komfort.

Um unterschiedliche Klassen von Reglertypen zu untersuchen, wurden drei Repräsentanten ausgewählt. Dabei ist der einfachste aber auch weit verbreitetste der PD-Regler. Er ist zwar leicht zu parametrieren und zeigt kaum einen zusätzlichen Rechenaufwand, aber durch seine fehlende Systemkenntnis der zu regelnden Strecke weist er ein schlechtes Folgeverhalten auf. Der Lineare-Quadratische-Regler aus der Klasse der Zustandsregler verbessert diesen Nachteil deutlich. Da er über Kenntnisse des aktuellen Zustandes des Systems verfügt, kann er gezielt eingreifen, benötigt aber auch mehr Rechenleistung. Als letztes wurde der Modellbasierte Prädiktivregler gewählt. Dieser ermöglicht ein sehr gutes Folgeverhalten bei gleichzeitiger Berücksichtigung der Stellgrößenbegrenzungen. Dafür müssen starke Einbußen in der Rechenzeit hingenommen werden. Aufgrund der genannten Vor- und Nachteile wurden der Zustands- und der MP-Regler für weitere Betrachtungen ausgewählt.

Zusätzliche Systemtotzeiten, wie z. B. Signallaufzeiten, sollten in einem Regelkreis möglichst reduziert werden. Ist dies nicht möglich, so müssen diese berücksichtigt werden, um die Stabilität und die Performance zu gewährleisten. Dazu wurde ein Prädiktives Kalman-Filter entworfen, welches Differenzen in den Laufzeiten unterschiedlicher Signale kompensiert. Als weitere Möglichkeit wurde der MP-Regler mit verschobenem Stell- bzw. Prädiktionshorizont vorgestellt. Beide Algorithmen zeigen deutliche Besserung hingegen der Nicht-Berücksichtigung der Laufzeiten.

Durch u.a. unterschiedliche Beladung und Straßeneinflüsse kommt es zu einem zeitvarianten Systemverhalten. Ebenso führen unterschiedliche Antriebsstrangkonfigurationen zu einem hohen Aufwand für die Parametrierung, Wartung und Entwicklung verschiedener Regelalgorithmen. Um diese Probleme zu umgehen, wurden daher in dieser Arbeit die Regelalgorithmen mit einer Adaption kombiniert. Mit Hilfe eines Parameterschätzers wird dem Regler die aktuelle Systeminformation in Zustandsraumdarstellung zur Verfügung gestellt. Dabei wurden drei unterschiedliche Schätzkonzepte einander gegenübergestellt. Ein in der Literatur weit verbreiteter Zustandsschätzer integriert ein Kalman-Filter in das Schätzmodell, welches mit einem Rekursiven Least-Squares-Schätzer bestimmt wird. Die Ergebnisse dieses Schätzers zeigten sich allerdings als nicht verwertbar, da die geschätzten Systemparameter die Systemdynamik nicht korrekt wiedergeben. Dies ist mit der Tatsache zu begründen, dass auch die Verstärkungsmatrix des Kalman-Filters geschätzt und somit die Dynamik des Systems nicht alleine durch die Modellgleichungen repräsentiert wird. Eine neue Idee ist es, das zeitvariante Modell im Kontinuierlichen zu schätzen. Dazu wurde ein kontinuierlicher Rekursiver Least-Squares-Schätzer verwendet, welcher aus Messdaten die Übertragungsfunktion der Regelgröße bestimmt. Eine Umrechnung der Parameter dieser in die physikalischen Größen des Antriebsstrangs ermöglicht die exakte Berechnung der Zustandsraumdarstellung. Dieser Ansatz zeigte sehr gute Ergebnisse im offenen Regelkreis. Das dritte Schätzkonzept basiert auf der getrennten Adaption eines Kalman-Filters und eines Parameterschätzers. Dabei wurde als Schätzer das diskrete Wurzelfilter in Informationsform aufgrund seiner numerischen Eigenschaften dem Rekursiven Least-Squares-Schätzer vorgezogen. Die Ergebnisse zeigen ein sehr gutes Verhalten. Eine Abwandlung dieses Ansatzes, die so genannte Langzeitadaption, wurde entwickelt, um den Rechenaufwand für die Adaption zu reduzieren. Dabei werden nur neue Parameter an den Regler weitergegeben, wenn die Güte des geschätzten Modells eine definierte Schwelle unterschreitet. Damit muss der Regler nur sehr selten neu berechnet werden. Auch diese Variante zeigt sehr gute Ergebnisse.

Die verschiedenen Schätzerkonzepte wurden in Kombination mit einem LQ-Regler mit integrierter numerischer Online-Berechnung der Riccati-Gleichung und einem MP-Regler verknüpft und an unterschiedlichen Testszenarien validiert. Das kontinuierliche Konzept ist zu schwach um eine deutliche Verbesserung zu erzielen. Sowohl das Wurzelfilter mit adaptivem Kalman-Filter als auch dessen Variante Langzeitadaption zeigen hervorragende Ergebnisse.

Somit kann die deutliche Verbesserung des Komforts bei gleichzeitiger Steigerung der Dynamik sowie die Stabilität des Regelkreises durch die Adaption für den Fahrbetrieb gewährleistet werden. Eine deutliche Verkürzung der Ent-

wicklungszeiten durch eine einfache Parametrierung der Algorithmen sowie deren leichte Übertragbarkeit auf andere Fahrzeugkonfigurationen rundet das Gesamtkonzept ab.

Eine weitere Unterstützung der Kalibrierung der Reglerparameter kann durch eine automatisierte Reglerparametrierung über z. B. Genetische Algorithmen erfolgen. Dabei könnte direkt vom Anwender die gewünschte Komfortnote eingestellt und vom Verfahren die dazu passende Reglereinstellung bei maximaler Dynamik gefunden werden.

Weiteres Verbesserungspotential besteht in der Regelung des Schaltvorgangs. Hier kann der Synchronisationsprozess optimiert und der gesamte Vorgang durch die Hinzunahme der Kupplungsstellung als weitere Stellgröße beschleunigt werden. Eine genauere Betrachtung und Validierung dieses Tatbestandes könnte neues Potential aufwerfen.

Eine Implementierung der besten Konzepte in einem Fahrzeug mit anschließender ausführlicher Validierung würde die bereits bestehenden Ergebnisse abrunden.

Literaturverzeichnis

- [1] *Mechanical vibration and shock - Evaluation of human exposure to whole-body vibration* -, Band ISO 2631-1:1997(E). International Organization for Standardization, 1997.
- [2] *VDI-Richtlinien, Einwirkung mechanischer Schwingungen auf den Menschen, Ganzkörper-Schwingungen*. VDI 2057, Blatt 1, 2002.
- [3] Åström, K. und Wittenmark, B.: *Computer-Controlled Systems*. Prentice-Hall International, Inc., 1984.
- [4] Åström, K. und Wittenmark, B.: *Adaptive Control*. Addison-Wesley Publishing Company, 1995.
- [5] Ahmed, M.S. und Sait, N.: *State-space adaptive control through a modified bootstrap algorithm for parameter and state estimation*. IEEE Proceedings, 136:215–224, 1989.
- [6] Arnold, W. F. und Laub, A. J.: *Generalized Eigenproblem Algorithms and Software for Algebraic Riccati Equations*. IEEE Proceedings, 72:1746–1754, 1984.
- [7] Bersinis, H.: *CONDOR: a constrained, non-linear, derivative-free parallel optimizer for continuous, high computing load, noisy objective functions*. Dissertation, Université Libre de Bruxelles, Faculté des Sciences Appliquées, 2003.
- [8] Bitmead, R., Gevers, M. und Wertz, V.: *Adaptive Optimal Control*. Prentice Hall, 1990.
- [9] Braess, H. und Seiffert, U.: *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. Vieweg Verlag Wiesbaden, 2007.
- [10] Braun, H. und Kolb, G.: *LKW, Ein Lehrbuch und Nachschlagewerk*. Kirschbaum Verlag Bonn, 2001.
- [11] Brause, R.W.: *Neuronale Netze*. B.G. Teubner Verlag Stuttgart, 1995.
- [12] Brosilow, C. und Joseph, B.: *Techniques of Model-based Control*. Prentice Hall, 2002.
- [13] Camacho, E.F. und Bordons, C.: *Model Predictive Control*. Springer-Verlag London, 2004.
- [14] Chen, G. und Chui, C. K.: *A Modified Adaptive Kalman Filter for Real-Time Applications*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 27:149–154, 1991.
- [15] Dayhoff, J.E.: *Neural Network Architectures*. Van Nostrand Reinhold, 1990.

- [16] Driankov, D., Hellendoorn, H. und Reinfrank, M.: *An Introduction to Fuzzy Control*. Springer-Verlag Berlin, 1993.
- [17] Eckert, R.: *Auswirkung von Schwingungen auf den menschlichen Körper unter besonderer Berücksichtigung des Krankentransports*. Dissertation, Universität München, 1979.
- [18] Engell, S. (Herausgeber): *Entwurf nichtlinearer Regelungen*. Oldenbourg Verlag München, 1995.
- [19] Franke, H. (Herausgeber): *Lexikon der Physik*. Franckh'sche Verlagshandlung Stuttgart, 1969.
- [20] Fredriksson, J.: *Nonlinear Model-based Control of Automotive Powertrains*. Dissertation, Chalmers University of Technology, 2002.
- [21] Fredriksson, J. und Egardt, B.: *Integrated Powertrain Control: The Engine as an Actuator*. Technical Report, Department of Signals and Systems, Chalmers University of Technology, R006/2002, 2002.
- [22] Fredriksson, J. und Egardt, B.: *Active Engine Control for Gearshifting in Automated Manual Transmissions*. International Journal of Vehicle Design, 29:216–230, 2003.
- [23] Fredriksson, J. und Egardt, B.: *Nonlinear Control applied to Gearshifting in Automated Manual Transmissions*. In: *39th IEEE Conference on Decision and Control, Sydney*, Band 1, 2000.
- [24] Fredriksson, J., Weiefors, H. und Egardt, B.: *Powertrain Control for Active Damping of Driveline Oscillations*. Vehicle Systems Dynamics, 37(5):359–376, 2002.
- [25] Föllinger, O.: *Lineare Abtastsysteme*. Oldenbourg Verlag München, 1982.
- [26] Föllinger, O.: *Regelungstechnik*. Hüthig Verlag Heidelberg, 1994.
- [27] Förster, W.: *Der Lastschaltvorgang beim stufenlosen i^2 -Getriebe des Autarken Hybrid-Antriebsstrangs*. Dissertation, TU München, 2000.
- [28] Gambier, A. und Nazaruiddin, Y.: *Multivariable State-space Adaptive Control*. Automatisierungstechnik, 53(11):537–545, November 2005.
- [29] Garcia, C., Prett, D. und Morari, M.: *Model Predictive Control: Theory and Practice - a Survey*. Automatica, 25(3):335–348, 1989.
- [30] Gebert, J.: *Adaptive Parametervariation bei Getriebesteuerung zur Optimierung des Schaltkomforts*. Dissertation, TU München, 2000.
- [31] Gentleman, W. Morven: *Least Squares Computations by Givens Transformations without Square Roots*. Journal of Applied Mathematics, 12:329–336, 1973.
- [32] Gerthsen, C., Kneser, H.O. und Vogel, H.: *Physik*. Springer-Verlag Berlin, 1974.
- [33] Goodwin, G.: *Adaptive filtering prediction and control*. Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1984.

- [34] Goodwin, G., Seron, M. und De Dona, J.: *Constrained Control and Estimation*. Springer-Verlag London, 2005.
- [35] Guidorzi, R.: *Canonical Structures in the Identification of Multivariable Systems*. Automatica, 11:361–374, 1975.
- [36] Haj Fraj, A.: *Dynamik und Regelung von Automatikgetrieben*. Dissertation, Technische Universität München, 2001.
- [37] Ioannou, P. und Datta, A.: *Robust Adaptive Control: A Unified Approach*. IEEE Proceedings, 79:1736–1768, 1991.
- [38] Ioannou, P. und Fidan, B.: *Adaptive Control Tutorial*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2006.
- [39] Ioannou, P. und Sun, J.: *Robust Adaptive Control*. Prentice Hall, Inc., 1995.
- [40] Ionescu, V., Oara, C. und Weiss, M.: *Generalized Riccati Theory and Robust Control*. John Wiley & Sons Ltd., 1999.
- [41] Isermann, R.: *Identifikation dynamischer Systeme*. Band 1 und Band 2. Springer-Verlag Berlin, 1988.
- [42] Jantzen, J.: *Foundations on Fuzzy Control*. John Wiley & Sons, Ltd., 2007.
- [43] Kalouptsidis, N. und Theodoridis, S. (Herausgeber): *Adaptive System Identification and Signal Processing Algorithms*. Prentice Hall International, 1993.
- [44] Kaminsky, P., Bryson, A. und Schmidt, S.: *Discrete Square Root Filtering: A Survey of Current Techniques*. IEEE Transactions on Automatic Control, 16:727–736, 1971.
- [45] Kiencke, U. und Eger, R.: *Messtechnik*. Springer-Verlag Berlin, 2005.
- [46] Kiencke, U. und Jäkel, H.: *Signale und Systeme*. Oldenbourg Verlag München, 2002.
- [47] Kiencke, U. und Nielson, L.: *Automotive Control Systems for Engine, Driveline, and Vehicle*. Springer-Verlag Berlin, 2. Auflage, 2005.
- [48] Kiencke, U., Schwarz, M. und Weickert, T.: *Signalverarbeitung - Zeitfrequenzanalyse und Schätzverfahren*. Oldenbourg Verlag München, 2008.
- [49] Kwon, W. und Han, S.: *Receding Horizon Control*. Springer-Verlag London, 2005.
- [50] Küçükay, F. und Renoth, F.: *Intelligente Steuerung von Automatikgetrieben durch den Einsatz der Elektronik*. Automobiltechnische Zeitung, 96:228–235, 1994.
- [51] Ling, F.: *Givens Rotation Based Least Squares Lattice and Related Algorithms*. IEEE Transactions on Signal Processing, 39:1541–1551, 1991.
- [52] Lunze, J.: *Regelungstechnik 1*. Springer-Verlag Berlin, 2001.
- [53] Lunze, J.: *Regelungstechnik 2*. Springer-Verlag Berlin, 2002.

- [54] Maciejowski, J. M.: *Predictive Control*. Prentice Hall, 1. publ. Auflage, 2002.
- [55] Mitschke, M. und Wallentowitz, H.: *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. Springer-Verlag Berlin, 2004.
- [56] Naunheimer, H., Bertsche, B. und Lechner, G.: *Fahrzeuggetriebe*. Springer-Verlag Berlin, 2007.
- [57] Pappas, T., Laub, A. und Sandell, N.: *On the Numerical Solution of the Discrete-Time Algebraic Riccati Equation*. IEEE Transactions on Automatic Control, 25:631–641, 1980.
- [58] Park, D. und Jun, B.: *Selfperturbing Recursive Least Squares Algorithm with fast Tracking Capability*. IEEE Electronics Letters, 28:558–559, 1992.
- [59] Park, D., Jun, B. und Kim, J.: *Fast Tracking RLS Algorithm using novel variable Forgetting Factor with Unity Zone*. IEEE Electronics Letters, 27(23):2150–2151, November 1991.
- [60] Pettersson, M.: *Driveline Modeling and Control*. Dissertation, Linköping University, 1997.
- [61] Pettersson, M. und Nielsen, L.: *Gear Shifting by Engine Control*. IEEE Transactions on control systems technology, 8(3):495–507, May 2000.
- [62] Potter, J.: *Matrix Quadratic Solutions*. J. SIAM Appl. Math., 14:496–501, 1966.
- [63] Reimpell, J. und Stoll, H.: *Fahrwerktechnik: Stoß- und Schwingungsdämpfer*. Vogel Buchverlag Würzburg, 1989.
- [64] Riedmiller, M. und Braun, H.: *A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm*. In: *IEEE International Conference on Neural Networks*, Band 1, Seiten 586–591, 1993.
- [65] Schernewski, R.: *Modellbasierte Regelung ausgewählter Antriebssystemkomponenten im Kraftfahrzeug*. Dissertation, Universität Karlsruhe (TH), 1999.
- [66] Schmidt, R.F., Thews, G. und Lang, F.: *Physiologie des Menschen*. Springer-Verlag Berlin, 2000.
- [67] Schwarz, H.: *Numerische Mathematik*. B.G. Teubner Stuttgart, 1986.
- [68] Serrarens, A., Dassen, M. und Steinbuch, M.: *Simulation and Control of an Automotive Dry Clutch*. In: *American Control Conference*, 2004.
- [69] Törnig, W. und Spellucci, P.: *Numerische Mathematik für Ingenieure und Physiker*. Springer-Verlag Berlin, 1988.
- [70] Unbehauen, H.: *Regelungstechnik 3*. Friedr. Vieweg&Sohn Verlagsgesellschaft mbH, Braunschweig, 1985.
- [71] Walter, A.: *Regelung und Diagnose von Fahrzeug-Antriebssträngen mit Zweimas-senschwungrad*. Dissertation, Universität Karlsruhe (TH), 2008.

- [72] Welch, G. und Bishop, G.: *An Introduction to the Kalman Filter*. Technischer Bericht, Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill, 2001. www.cs.unc.edu/welch/kalman/kalmanIntro.html.
- [73] Wen, C.: *A Robust Adaptive Controller with Minimal Modifications for Discrete Time-Varying Systems*. IEEE Transactions on Automatic Control, 39:987–991, 1994.
- [74] Wendel, J.: *Integrierte Navigationssysteme*. Oldenbourg Verlag München, 2007.
- [75] Willems, J. und Callier, F.: *The Riccati Equation*. Springer-Verlag Berlin, 1991.
- [76] Zanasi, R., Visconti, A. und Sandoni, G.: *Dynamic Modeling and Control of a Car Transmission System*. In: *International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, 2001.

Patentanmeldungen

- [77] Becker, M., Hertweck, M. und Webersinke, L.: *Verfahren und Vorrichtung zur Regelung eines Fahrzeug-Antriebsstrangs*. In: *Patentanmeldung*, 2008.

Eigene Veröffentlichungen

- [78] Meyrowitz, G., Webersinke, L. und Mazdar, G.: *Different concepts for controlling the heart-lung-machine*. In: *3. Jahrestagung der Deutschen Gesellschaft für Computer- und Roboterassistierte Chirurgie e.V. (CURAC)*, 2004.
- [79] von Vietinghoff, A. und Webersinke, L.: *Comparison of Different Estimation Methods for the Vehicle Sideslip Angle*. In: *Reports on Industrial Information Technology*, Band 9. Shaker Verlag, 2006.
- [80] von Vietinghoff, A., Webersinke, L. und Kiencke, U.: *Nonlinear Lateral Vehicle Dynamics Control via Adaption of a Quality Function*. In: *SAE 2006 Transactions Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems, Paper No. 2006-01-1018*.
- [81] Webersinke, L., Augenstein, L., Hertweck, M. und Kiencke, U.: *Adaptive Linear Quadratic Control for High Dynamical and Comfortable Behavior of a Heavy Truck*. In: *SAE world congress 2008, SAE paper 2008-01-0534*.
- [82] Webersinke, L., Benner, M. und Hertweck, M.: *A Uniform Model for Gear Shift Simulations*. In: *Reports on Industrial Information Technology*, Band 10. Shaker Verlag, 2007.
- [83] Webersinke, L., Feth, D., Hertweck, M. und Kiencke, U.: *Optimization of Heavy Truck's Driveline Performance via Model Predictive Control rated by a Comfort Evaluation Algorithm*. In: *IFAC world congress 2008, Soul*.

- [84] Webersinke, L., Herder, S., Hertweck, M. und Kiencke, U.: *Advanced Techniques for Off- and Online-Identification of a Heavy Truck Driveline*. In: *SAE world congress 2008*, SAE Paper 2008-01-0881.
- [85] Webersinke, L., Holl, J., Hertweck, M. und Kiencke, U.: *An Advanced PD-controller for Tipin/out Control of a Heavy Truck*. In: *Proceedings of the Fifth IFAC Symposium on Advances in Automotive Control*, 2007.
- [86] Webersinke, L., Härle, K. und Hertweck, M.: *Adaptive Control in Continuous Time for the Optimization of Driveline Performance*. In: *Reports on Industrial Information Technology*, Band 11. Shaker Verlag, 2008.
- [87] Webersinke, L., Schwarz, M. und Hertweck, M.: *A Predictive Kalman Filter for Time Delay Compensation*. In: *Reports on Industrial Information Technology*, Band 10. Shaker Verlag, 2007.
- [88] Webersinke, L. und von Vietinghoff, A.: *Stabilization of the Lateral Vehicle Dynamics via combination of an extended Kalman-Bucy-Filter and a nonlinear Controller*. In: *Reports on Industrial Information Technology*, Band 9. Shaker Verlag, 2006.
- [89] Webersinke, L., Wang, W. L. und Hertweck, M.: *Robust Control of Heavy Truck's Driveline via H_∞ Control*. In: *Reports on Industrial Information Technology*, Band 11. Shaker Verlag, 2008.

Betreute Diplom- und Studienarbeiten

- [90] Augenstein, Lutz: *Entwurf eines adaptiven Zustandsreglerkonzepts für die Optimierung eines Nutzfahrzeug-Antriebsstranges*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [91] Benner, Martina: *Nichtlineare Optimierung eines Nutzfahrzeug-Antriebsstranges mit integrierter Kupplung*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2006.
- [92] Cake, Florin: *Nichtlineare Regelung eines Nutzfahrzeuges unter Beachtung direkter Einwirkungen auf den Fahrer*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [93] Engel, Marcel: *Konzeption rekursiver Parameterschätzverfahren für die Adaption von Regelungssystemen in einem Nutzfahrzeug*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [94] Feth, Daniela: *Adaptive Modell-Prädiktive Regelung eines Nutzfahrzeug-Antriebsstranges*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [95] Feth, Daniela: *Entwicklung eines Bewertungsverfahrens für Schaltvorgänge zwecks Regleroptimierung*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [96] Gebert, Thomas: *Fusionierung und Optimierung adaptiver Zustandsregler*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.

- [97] Hepperle, Walter: *Langzeitadaption veränderlicher Modellparameter für die Regelung von Antriebssträngen in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [98] Herder, Stefan: *Optimierung von Identifikationsalgorithmen am Beispiel eines Antriebsstranges*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2006.
- [99] Holl, Jürgen: *Entwurf eines Regelungskonzepts für automatisiertes Schalten in Nutzfahrzeugen*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2006.
- [100] Härle, Kathrin: *Robuste Adaptive Regelung und ihre Anwendung im Automobilbereich*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [101] Jia, Sheng: *Entwurf einer Torsionsschätzung zur Regelung von Schaltvorgängen in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2006.
- [102] Ju, Shouhui: *Automatisierte Kalibrierung von Regelungssystemen am Beispiel eines Nutzfahrzeugs*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [103] Ju, Shouhui: *Optimierung eines Komfort-Bewertungsverfahrens für Lastwechsel- und Schaltvorgänge in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [104] Kessler, Christoph: *Prädiktive Algorithmen für die Optimierung von Regelungskonzepten in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [105] Kientz, Philip: *Optimierung onlinefähiger Adaptionsalgorithmen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [106] Langer, Markus: *Optimierung modellprädiktiver Reglerstrukturen zur Anwendung in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [107] Löhning, Martin: *Entwurf eines adaptiven Filterkonzeptes zur Bestimmung der Torsion eines Antriebsstranges*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [108] Mao, Yan: *Modellierung und Identifizierung eines Nutzfahrzeug-Antriebsstranges*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.
- [109] Pan, Yang: *Entwurf eines adaptiven Kalman-Filters für die Online-Identifikation von Nutzfahrzeug-Antriebssträngen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [110] Saltoglu, Arda: *Modellierung der Fahrerhausschwingungen zwecks Komfortoptimierung von Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [111] Schammann, Andreas: *Modellgestützte Online-Identifikation der Fahrdynamikparameter von schweren LKW*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH) in Kooperation mit DaimlerChrysler AG Sindelfingen, 2006.
- [112] Schuler, Manuel: *Online-Identifikation zeitvarianter Kupplungseigenschaften für die Regelung von Schaltvorgängen in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2007.

- [113] Urban, Julia: *Entwurf eines hybriden Regelungskonzeptes für die Optimierung von Schaltvorgängen in Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [114] Wang, Jing: *Adaption von Modellparametern im Zustandsraum für die Antriebsstrang-Regelung von Nutzfahrzeugen*. Studienarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.
- [115] Wang, Williy Lu: *Entwurf einer H_∞ -Regelung für Last- und Schaltvorgänge in Nutzfahrzeugen*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH), 2008.

Index

A

- Adaptive Regelung, indirekte 132
- Anregungsüberwachung 152

B

- Bewertungsverfahren
 - Dynamik 39
 - Komfort 41
- Bootstrap-Algorithmus 149

D

- Dynamik 39

E

- Eingeschränkte Komfortregelung 60

F

- Fast Tracking 152
- Fusionierung 67
- Fusionierung von Komfort- und Dynamikregelung . . 65
- Fuzzy-Fusionierung 69

G

- Givens-Rotation 144

H

- Hamiltonsches Gleichungssystem 91

I

- Identifikationsverfahren

- herkömmliches 19
- optimiertes 25
- Integrierte Komfort-Dynamikregelung 76

K

- Kalman-Filter
 - adaptiv 159
 - prädiktives 125
 - standard 101
- Komfort 41
- Komfort-Dynamik-Diagramm 57
- Korrelationskoeffizient 52
- Kupplungsmodell 14

L

- Langzeitadaption 145

M

- Masse-Dämpfer System 11

N

- Neuronales Netz 49
- Nichtlineares Komfortmodell . 48

P

- Projektion 153

Q

- QR-Zerlegung 143
- Quadratische Programmierung 22

R

- Referenz

Index

Fahrerhausschwingung .	114
Raddrehzahl	73
Schwingung	77
Torsion	80
Regelkonzept	
drei	76
eins	60
zwei	65
Regler	
Linear-Quadratischer . . .	88
Modellbasierter Prädiktiv	95
PD	85
Reglermodell	12
Rekursiver Least-Squares-Schät- zer	
diskreter	138
kontinuierlich	145
Riccati-Gleichung	92
S	
Schätzkonzepte	136
Self Perturbing	152
Sequentielle Quadratische Pro- grammierung	23
Simulationsmodell	13
W	
Wurzelfilter	142
Z	
Zustandsraumschätzer	149



ISBN: 978-3-86644-306-8

www.uvka.de