

Lehrstuhl für Elektrische Antriebssysteme  
Technische Universität München

# Neuronale Netze zur Diagnose und Tilgung von Drehmomentschwingungen am Verbrennungsmotor

Michael Beuschel

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Elektrotechnik und  
Informationstechnik der Technischen Universität München zur Erlangung  
des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Wolfram Boeck

Prüfer der Dissertation:

1. Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr.-Ing. h.c. Dierk Schröder
2. Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr.-Ing. E.h. Werner Freise,  
Universität Kaiserslautern

Die Dissertation wurde am 23. Mai 2000 bei der Technischen Universität München  
eingereicht und durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik  
am 7. Oktober 2000 angenommen.



# Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der Identifikation und Kompensation quasi-periodischer Störgrößen. Diese sind in einer bekannten Größe periodisch und zusätzlich von weiteren Größen abhängig. Als Beispiel wird das Drehmoment eines Verbrennungsmotors betrachtet, welches periodisch mit dem Kurbelwellen-Winkel ist und vom Betriebspunkt des Motors abhängt.

Ausgehend von RBF-Netzen wird ein neuronales Netz mit periodischen Aktivierungsfunktionen entwickelt, das periodische Größen im Spektralbereich identifiziert. Dabei wird zwischen vorgegebenen Betriebspunkten interpoliert. Ein stabiles Lerngesetz lässt eine Verzögerung des Fehlersignals durch eine Fehler-Übertragungsfunktion und Totzeiten zu.

Mit dem hochauflösenden Simulationsmodell eines Verbrennungsmotors wird das Identifikationsvermögen des neuronalen Netzes untersucht und die Verwendung seiner Gewichte zur Diagnose von Zylinderungleichförmigkeit gezeigt. Mit einem Kurbelwellen-Startergenerator als angenommenem Stellglied wird die Tilgung (d.h. Kompensation) der Drehmomentschwingung untersucht. Dabei wird die Modellierung der Kurbelwelle, ausgehend von einem starren Körper, durch Einfügen lokaler Elastizitäten schrittweise verfeinert. Abschließend wird die Tilgung mittels HIL-Simulation an einer Modell-Anlage validiert.

## Abstract

The objective of this thesis is the identification and compensation of disturbance signals that are periodic with one known signal and that optionally depend on other signals. A combustion engine is employed as example. Its torque output pulsates with the crank angle and also depends on the engine operating point.

Based on RBF networks, a neural approach is designed to identify the spectra of periodic signals using interpolation between different operating points. A stable adaptive law is capable to handle error signals that have been processed by transfer functions and time delay.

Employing a high-resolution simulation model of a combustion engine, identification of torque pulsation and identification-based diagnosis of cylinder unbalance are investigated. Assuming a crankshaft mounted starter generator to generate an inverse torque sequence, compensation of combustion engine torque pulsation is tested using crankshaft models of different depth. Finally, these results are validated by an HIL simulation on a model plant.



# Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Wissenschaftlicher Assistent am Lehrstuhl für Elektrische Antriebssysteme der Technischen Universität München.

Mein besonderer Dank gilt dem Leiter des Lehrstuhls, Herrn Prof. Dr.-Ing. Dr.-Ing. h.c. Dierk Schröder, für die fortwährende und anregende Unterstützung, die wesentlich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen hat. Er gab mir die Möglichkeit, auf einem innovativen Forschungsgebiet unter hervorragenden Arbeitsbedingungen tätig zu sein.

Für die Übernahme des Koreferats und das entgegengebrachte Interesse an dieser Arbeit danke ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Dr.-Ing. E.h. Werner Freise; für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes gebührt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Wolfram Boeck.

Danken möchte ich ebenso allen Kolleginnen und Kollegen des Lehrstuhls und besonders auch der „Laterne“: Die gute Atmosphäre und die zahlreichen offenen Diskussionen waren für mich fachlich wie menschlich eine Bereicherung. Für die kompetente Hilfe bei der Textkorrektur bedanke ich mich insbesondere bei Frau Dipl.-Ing. Stefanie Edinger und Herrn Dipl.-Ing. Franz Froschhammer.

Nicht vergessen möchte ich Herrn Christian Leitl sowie alle anderen Studenten, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Meinen Eltern gebührt mein besonderer Dank für die langjährige Förderung und Ermöglichung des Studiums. Ihnen widme ich diese Arbeit.

Holzkirchen,  
im November 2000

Michael Beuschel



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einführung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation . . . . .	1
1.2	Stand der Technik . . . . .	2
1.3	Gliederung der Arbeit . . . . .	5
<b>2</b>	<b>Beschreibung der Strecke</b>	<b>7</b>
2.1	Startergenerator zur Drehmoment-Schwingungstilgung . . . . .	7
2.1.1	Funktionalität . . . . .	8
2.1.2	Zugrundegelegte Daten . . . . .	11
2.1.3	Mechanische Konfigurationen . . . . .	11
2.2	Berechnung der Drehmomentschwingung . . . . .	16
2.2.1	Mechanik . . . . .	16
2.2.2	Thermodynamik . . . . .	18
2.2.3	Drehmoment . . . . .	22
2.2.4	Simulationsmodell . . . . .	22
2.2.5	Bewertung und alternative Ansätze . . . . .	29
2.2.6	Vergleich mit Messergebnissen . . . . .	29
<b>3</b>	<b>Neuronale Netze zur Funktionsapproximation</b>	<b>31</b>
3.1	Methoden der Funktionsapproximation . . . . .	32
3.2	Funktionsapproximation mit lokalen Basisfunktionen . . . . .	34
3.3	Radial Basis Function (RBF) Netz . . . . .	36
3.4	General Regression Neural Network (GRNN) . . . . .	38
3.4.1	Lerngesetz . . . . .	40
3.4.2	Stabilität nach Lyapunov . . . . .	41
3.4.3	Parameterkonvergenz . . . . .	41
3.5	Lernstruktur und Fehlermodelle . . . . .	42
3.6	Optimierung bei mehrdimensionalem Eingangsraum . . . . .	47
3.7	Kriterien zur optimalen Auslegung des GRNN . . . . .	48
3.7.1	Stationäre Approximationsgenauigkeit . . . . .	49
3.7.2	Dynamisches Verhalten im zeitkontinuierlichen Fall . . . . .	52
3.7.3	Dynamisches Verhalten im zeitdiskreten Fall . . . . .	57

<b>4</b>	<b>Harmonisch Aktiviertes Neuronales Netz (HANN)</b>	<b>59</b>
4.1	Funktionsapproximation mit harmonischen Basisfunktionen . . . . .	60
4.1.1	Lerngesetz . . . . .	62
4.1.2	Stabilität nach Lyapunov . . . . .	63
4.1.3	Parameterkonvergenz . . . . .	64
4.2	Erweiterung . . . . .	65
4.3	Lernstruktur und Fehlermodelle . . . . .	67
4.3.1	Verallgemeinerte Lernstruktur . . . . .	69
4.3.2	Regelungstechnische Darstellung . . . . .	71
4.3.3	Begrenzung der Stellgröße . . . . .	72
<b>5</b>	<b>Identifikation</b>	<b>77</b>
5.1	Grundstruktur der Implementierung . . . . .	78
5.2	Erweiterung für variable Betriebspunkte . . . . .	81
5.3	Quantisierung des Kurbelwellenwinkels . . . . .	86
5.4	Optimierungspotential der Identifikation . . . . .	96
5.5	Vergleich von Identifikationsergebnis und Fourieranalyse . . . . .	97
<b>6</b>	<b>Kompensation</b>	<b>101</b>
6.1	Starre Ankopplung des Stellglieds . . . . .	102
6.1.1	Starre Ankopplung mit Stellglied-Totzeit . . . . .	106
6.1.2	Starre Ankopplung und passive Schwingungsabsorption . . . . .	110
6.2	Elastische Ankopplung des Stellglieds . . . . .	113
6.3	Torsionsschwingung der Kurbelwelle . . . . .	120
6.4	Nichtlinearität und Begrenzung des Stellglieds . . . . .	124
6.4.1	Nichtlineare Verstärkung . . . . .	124
6.4.2	Begrenzung der Stellgröße . . . . .	126
<b>7</b>	<b>Energiebilanz und Auslegung der Kompensation</b>	<b>129</b>
7.1	Ideale Kompensation . . . . .	129
7.2	Begrenzung des Betriebsbereichs zur Kompensation . . . . .	131
7.3	Ergebnisse bei begrenzter Stellgröße . . . . .	134
7.4	Auslegung des Zwischenkreiskondensators . . . . .	136
7.5	Erweiterte Anwendungen und Randbedingungen . . . . .	138
<b>8</b>	<b>Diagnose und Zylindergleichstellung</b>	<b>141</b>
8.1	Analyse des asymmetrisch betriebenen Verbrennungsmotors . . . . .	141
8.2	Systematik der Fehlerdiagnose . . . . .	143
8.3	Zylindergleichstellung . . . . .	152



---

<b>9</b>	<b>Validierung der Kompensation an einer Modell-Anlage</b>	<b>159</b>
9.1	Beschreibung der Modell-Anlage . . . . .	159
9.2	Parameteridentifikation der Strecke . . . . .	160
9.3	Versuchsergebnisse . . . . .	162
9.3.1	Kompensation mit Grundstruktur des HANN an Konfiguration D . .	163
9.3.2	Kompensation mit Grundstruktur des HANN an Konfiguration E . .	167
9.3.3	Kompensation mit erweitertem HANN an Konfiguration E . . . . .	169
<b>10</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>173</b>
 <b>Anhang</b>		
<b>A</b>	<b>Grundlagen der Thermodynamik</b>	<b>175</b>
A.1	Grundgrößen . . . . .	175
A.2	Zustandsänderungen idealer Gase . . . . .	176
A.3	Eigenschaften verwendeter Kraftstoffe und Gase . . . . .	177
<b>B</b>	<b>Grundlagen der Fouriertransformation</b>	<b>178</b>
B.1	Fourierreihe periodischer Signale . . . . .	178
B.2	Mathematische Eigenschaften der Fourierreihe . . . . .	179
B.3	Diskrete Fouriertransformation (DFT) . . . . .	181
<b>C</b>	<b>Daten der Modell-Anlage</b>	<b>182</b>
C.1	Permanenterregte Servomotoren . . . . .	182
C.2	Pulswechselrichter . . . . .	182
C.3	PC mit I/O-Hardware . . . . .	183
C.4	Anschlussbelegung der I/O-Hardware . . . . .	184
<b>Bezeichnungen</b>		<b>185</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>		<b>189</b>
<b>Stichwortverzeichnis</b>		<b>197</b>



# 1 Einführung

Neuronale Netze werden in zunehmendem Umfang zur Regelung und Diagnose komplexer Vorgänge eingesetzt. Neben ihrer Eigenschaft der selbständigen Adaption mittels geeigneter Algorithmen ist dieser Erfolg vor allem auch auf ihre Fähigkeit der Approximation nichtlinearer Funktionen zurückzuführen. Neuronale Netze ermöglichen dem Anwender die Beschreibung physikalischer Wirkungen als Eingangs-Ausgangs-Verhalten, ohne alle beteiligten internen Effekte modellieren und parametrieren zu müssen.

Die in der vorliegenden Arbeit behandelten neuronalen Netze dienen der kompakten Approximation quasi-periodischer Größen. Trotz dieser vereinfachten, da nicht-physikalischen, Streckendarstellung bleiben die Parameter des neuronalen Netzes interpretierbar und können so auch zur Diagnose der Strecke eingesetzt werden.

## 1.1 Motivation

In vielen Anwendungsfällen treten Störgrößen auf, die mit einer oder mehreren bekannten Größen periodisch verlaufen und zusätzlich von weiteren Einflüssen abhängig sind. Dies kann sich zum einen nachteilig auf akustische Emissionen und die Lebensdauer der betroffenen Anlagen auswirken und verschlechtert zum anderen die erreichte Güte vorhandener Regelungen, weshalb nach Möglichkeiten einer Identifikation und Kompensation dieser Störgrößen gesucht wird. Eine zusätzliche Interpretation der so gewonnenen Informationen kann Aufschluss über auftretende Fehlerzustände eines Systems geben und somit zur Diagnose und Fehlerbehebung genutzt werden.

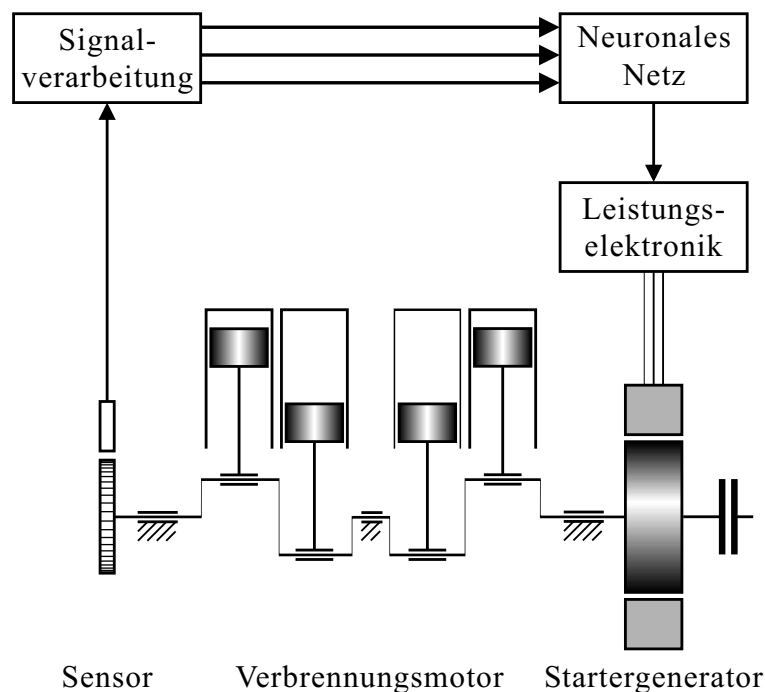
Solche Störgrößen treten z.B. systembedingt in Form von Drehmomentschwingungen in Verbrennungsmotoren auf. Die Mechanik eines angeschlossenen Getriebes und des Antriebsstrangs muss deshalb auf die Spitzenwerte des auftretenden Drehmoments ausgelegt werden, um die geforderte Lebensdauer zu erzielen. Zudem führen diese Drehmomentschwingungen zu Schwingungen des Motorblocks und damit zu unerwünschter Vibration des Fahrzeugs und zu Geräuschemissionen.

Für zukünftige Verbrennungsmotoren werden sogenannte *Kurbelwellen-Startergeneratoren* entwickelt. Diese vereinen nicht nur die bisher getrennten Aufgaben des

Anlassers und des Generators sondern können darüber hinaus auch zur aktiven Tilgung von Schwingungen eingesetzt werden. Die Möglichkeit, damit die genannten Drehmomentschwingungen direkt am Ort ihrer Entstehung zu kompensieren, wird derzeit in der Fachwelt diskutiert.

Daher werden in der vorliegenden Arbeit universell einsetzbare adaptive Ansätze zur Identifikation und Kompensation quasi-periodischer Störgrößen entwickelt. Für die Approximation wird dabei eine auf diese quasi-periodische Funktionen optimierte Klasse neuronaler Netze mit harmonischen Aktivierungsfunktionen eingesetzt.

Als Anwendungsbeispiel dient die Diagnose der Drehmomentschwingungen eines Verbrennungsmotors und deren Tilgung unter Verwendung eines Kurbelwellen-Startergenerators (siehe Abb. 1.1).



**Abb. 1.1:** *Identifikation und Kompensation von Drehmomentschwingungen mittels eines Kurbelwellen-Startergenerators*

## 1.2 Stand der Technik

In der Literatur finden sich eine Reihe von Beiträgen zum Thema Schwingungsdämpfung bzw. -tilgung und zur Behandlung periodischer Störgrößen. Auf einige Veröffentlichungen sei im Folgenden näher eingegangen.

**Straub** setzt in [37] ein GRNN mit ringförmig geschlossenem Eingangsraum zur Identifikation und Kompensation der Wicklerunrundheit einer kontinuierlichen Fer-

tigungsanlage ein. Da die Neuronen jeweils lokalen Winkelbereichen zugeordnet sind, wird eine hohe Dichte, d.h. eine große Anzahl an Neuronen benötigt, um eine gleichmäßige und ausreichend hohe Genauigkeit der Approximation zu erreichen.

Zusätzlich ist eine außerhalb des GRNN zu realisierende Ausblendung des Mittelwerts der approximierten Unrundheit notwendig, um den Anteil der Reibung vom nichtlinearen Verhalten der Unrundheit separieren zu können.

**Wesselak et al.** beschreibt in [75, 76] einen selbstlernenden nichtlinearen Beobachter zur Nachbildung und Aufschaltung periodischer Störgrößen. Ein neuronales Netz mit periodischen Aktivierungsfunktionen wird mittels eines Gradientenverfahrens adaptiert. Falls der dazu notwendige Lernfehler nicht direkt zugänglich ist, wird er aus dem Reglerausgang eines überlagerten linearen Reglers ermittelt, indem die Stellgröße mit der exakten invertierten Fehler-Übertragungsfunktion gefiltert wird. Diese inverse Übertragungsfunktion weist bei dem angenommenen Angriffspunkt der Störgröße differenzierendes, also Hochpass-Verhalten auf.

Die Ausführungen werden an zwei Beispielen dargestellt: Bei einer Drehzahl- und Lageregelung mittels einer Kaskadenstruktur zweier P-Regler an einer Strecke mit positionsabhängigem sinusförmigen Lastmoment wird die Drehzahlabweichung bei Anwendung des vorgestellten Verfahrens deutlich verbessert.

Eine zeitdiskrete Variante wird anhand eines Pulswechselrichters zur Ansteuerung einer Drehfeldasynchronmaschine angewandt. Bedingt durch den Spannungsabfall an den jeweiligen Leistungshalbleitern sowie durch Schaltverzögerungen treten dabei periodische Abweichungen der Real- und Imaginärkomponente des Ausgangsspannungs-Raumzeigers in flussorientierten Koordinaten auf. Diese Abweichungen werden in einer experimentellen Untersuchung durch das vorgestellte neuronale Netz korrigiert.

Eine Behandlung variabler Arbeitspunkte ist nicht vorgesehen, ebenso auch keine Möglichkeit, Totzeiten im Stellglied oder in der Messwerterfassung zu berücksichtigen.

**Filipović** untersucht in [30] Verfahren zur aktiven Schwingungsabsorption mit resonanten Systemen. Dabei muss ein Kompromiss zwischen dem Grad maximaler Dämpfung und der Breite des zu dämpfenden Frequenzbereichs eingegangen werden.

**Reik** und **Schauder** beschreiben in [65, 69] Varianten eines Zweimassenschwungrads, das ein geringeres Übersprechen der verbrennungsmotorischen Schwingungen auf den Antriebsstrang bewirkt als eine herkömmliche Torsionsdämpfer-Kupplungs-scheibe. In beiden Fällen reduzieren sich die abtriebsseitigen Drehmomentschwingungen, nicht aber die akustisch wirksamen motorseitigen Schwingungen.

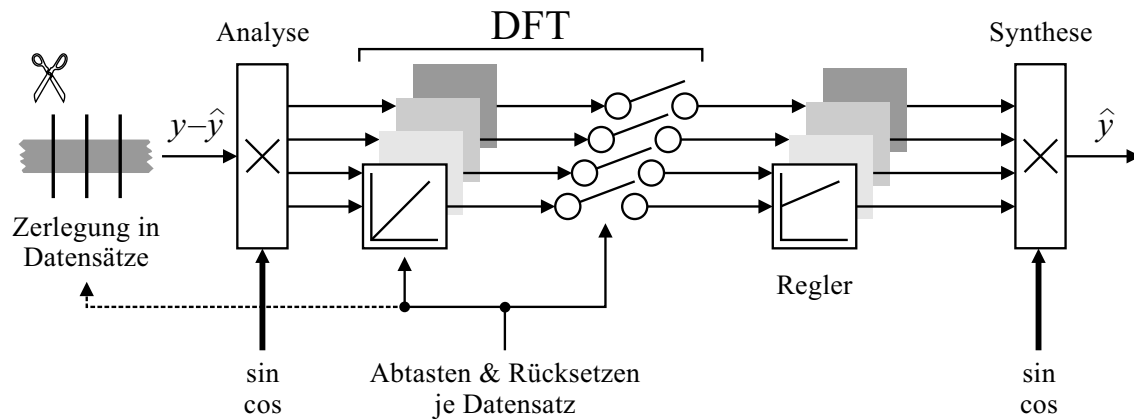
Die benötigte weiche elastische Kopplung zwischen Kurbelwelle und Kupplung beim Zweimassenschwungrad wird durch die Aufteilung der Schwungmasse auf eine kur-

belwellenseitige Primärmasse und eine kupplungsseitige Sekundärmasse erreicht, wodurch die Resonanzfrequenz der Anordnung unterhalb des normalen Betriebsbereichs abgesenkt wird. Erst durch eine geeignete Dämpfung der Anordnung wird ein Durchfahren des Resonanzpunkts beim Starten des Verbrennungsmotors ermöglicht. Die damit verbundene Reibung reduziert den Wirkungsgrad der Antriebseinheit in allen Betriebspunkten.

**Zeyen** und **Pels** stellen in [77] den Prototyp eines Startergenerators vor, der u.a. zur Dämpfung (bzw. Tilgung) der Drehungleichförmigkeit eines Verbrennungsmotors durch Gas- und Massenkräfte sowie bei Zylinderabschaltung eingesetzt werden kann.

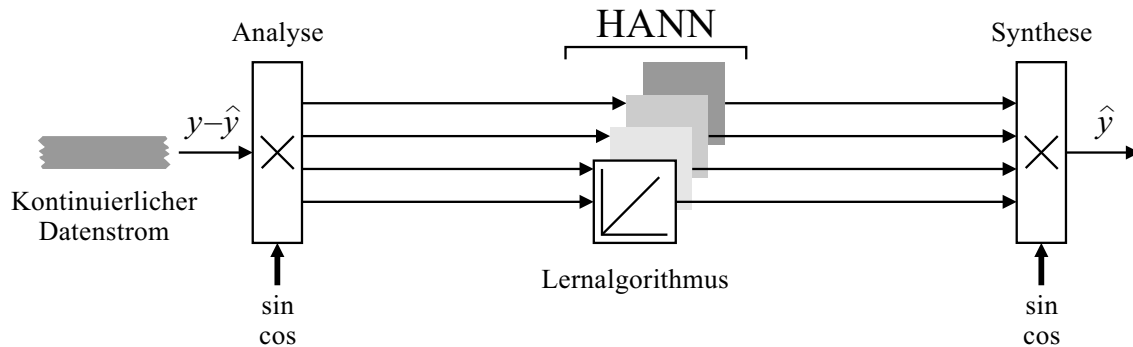
In vielen Anwendungen kann die spektrale Zerlegung einer Größe mit **Standard-Algorithmen** erfolgen, wie der Diskreten Fouriertransformation (DFT) bzw. der Fast Fourier Transformation (FFT). Die Bestimmung der Fourierkoeffizienten zur Kompensation einer verbrennungsmotorischen Drehmomentschwingung aus der gemessenen Drehbeschleunigung kann allerdings aus zweierlei Gründen nicht direkt erfolgen:

Zum einen sind das Massenträgheitsmoment und damit der Umrechnungsfaktor zwischen Drehbeschleunigung und Drehmoment sowie die beteiligte Reibung veränderliche und nur aufwendig bestimmbare Größen, zum anderen ändert sich der Drehzahlverlauf und damit der Verlauf der Drehmomentschwingung bei Aufschalten eines Kompensationsmoments. Aus diesem Grund muss bei Verwendung der genannten Standard-Algorithmen eine nachfolgende Integration der berechneten Fourierkoeffizienten erfolgen, um eine iterative Bestimmung der Zielwerte zu ermöglichen.



**Abb. 1.2:** Skizze zur Implementierung mittels DFT (zum Vergleich)

In Abb. 1.2 ist dieses Vorgehen skizziert. Bei einer Analyse der Drehmomentschwingung mittels DFT muss der gemessene Datenstrom in Datensätze zerlegt werden, die einzeln transformiert werden, was durch rücksetzbare Integratoren mit Abtastung realisiert werden kann. Die Fourierkoeffizienten der jeweils verbleibenden Schwingung bilden die Regeldifferenz nachgeschalteter Regler mit I-Anteil, deren Ausgänge zum Schätzwert synthetisiert werden.



**Abb. 1.3:** Skizze zur Implementierung des vorgestellten Verfahrens mittels Harmonisch Aktiviertem Neuronales Netz (HANN)

Das im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte adaptive Verfahren mittels Harmonisch Aktiviertem Neuronales Netz (HANN) dagegen kann nach Abb. 1.3 vereinfacht<sup>1</sup> durch einen Integrator je Koeffizient realisiert werden, verarbeitet einen kontinuierlichen Datenstrom und benötigt daher keine Rücksetzung, Abtastung und keine nachgeschalteten Regler.

Die in der vorliegenden Arbeit vorgestellten Ansätze zur Identifikation und Kompensation quasi-periodischer Schwingungen erlauben es, einige der genannten Einschränkungen zu überwinden und neue Anwendungsgebiete zu erschließen.

### 1.3 Gliederung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in folgende Abschnitte:

Als Grundlage der weiteren Ausführungen beschreibt **Kapitel 2** die als Beispiel betrachtete Strecke eines Verbrennungsmotors mit Startergenerator. Dabei wird sowohl auf die Gründe für die Entwicklung des Startergenerators und seine vielfältigen Anwendungsmöglichkeiten als auch auf die Modellbildung der durch die Verbrennung bedingten Drehmomentschwingungen eingegangen.

**Kapitel 3** gibt einen Überblick über Möglichkeiten zur Funktionsapproximation mittels neuronaler Netze. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der im Bereich der Regelungstechnik häufig eingesetzten Klasse der RBF-Netze, sowie zugehöriger Lernstrukturen und Auslegungskriterien.

Aufbauend darauf werden in **Kapitel 4** spezielle auf quasi-periodische Größen optimierte neuronale Netze mit harmonischen Aktivierungsfunktionen und einer Er-

<sup>1</sup> In beiden Skizzen sind variable Betriebspunkte sowie Filter- und Fehler-Übertragungsfunktionen nicht berücksichtigt.

weiterung für zusätzliche, auch nicht-periodische, Eingangsgrößen entwickelt. Ein Nachweis der Stabilität und der Parameterkonvergenz dieser Klasse neuronaler Netze wird erbracht.

In **Kapitel 5** und **6** werden diese neuronalen Netze auf das zu Beginn eingeführte Beispiel zur Identifikation und Kompensation von Drehmomentschwingungen in der Simulation angewandt. Die Berücksichtigung nicht-idealer Eigenschaften der Strecke, des Stellglieds und der Messeinrichtung führen zu Implementierungen der Identifikations- und Kompensations-Algorithmen unterschiedlicher Komplexität.

Die Energiebilanz bei einer aktiven Kompensation und Möglichkeiten zu deren Optimierung werden in **Kapitel 7** betrachtet.

Die Verwendung der behandelten neuronalen Netze zur Diagnose und Fehlerbehebung wird in **Kapitel 8** anhand der Erkennung von Zylinderungleichförmigkeit und deren Korrektur mittels Zylindergleichstellung untersucht.

Die gewonnenen Ergebnisse der Kompensation werden in **Kapitel 9** an einer Modell-Anlage des Lehrstuhls mittels HIL-Simulation validiert.

Die Arbeit schließt in **Kapitel 10** mit einer Zusammenfassung der Ergebnisse und einem Ausblick auf weitere Anwendungsgebiete.



## 2 Beschreibung der Strecke

Zu Beginn der Ausführungen wird die zur Veranschaulichung gewählte Strecke und deren Modellbildung beschrieben. In einem ersten Teil wird die Funktionalität eines Startergenerators und mögliche mechanische Konfigurationen behandelt. Im zweiten Teil werden die Ursachen der verbrennungsbedingten Drehmomentschwingungen untersucht und modelliert.

### 2.1 Kurbelwellen-Startergenerator zur Tilgung von Drehmomentschwingungen

Für Anlasser und Lichtmaschine eines Verbrennungsmotors werden in herkömmlichen Fahrzeugkonzepten separate elektrische Maschinen eingesetzt, die für ihre jeweilige Aufgabe optimiert sind. Allerdings liegt die Idee nahe, beide Aggregate zu einer einzigen elektrischen Maschine zusammenzufassen, da ihre beiden Funktionen stets zeitlich überschneidungsfrei zum Einsatz kommen. Wesentliche Vorteile einer solchen Lösung liegen im Wegfall eines elektrischen Aggregats und dem damit verbundenen Einsparpotential hinsichtlich Fertigungsaufwand, Gewicht, Wartung und Kosten.

Bereits im Jahr 1931 wurde eine *Dynastarter* genannte Maschine im F1 DKW der Zschopauer Motorenwerke eingesetzt [83]. Auch BMW testete 1933/34 dieses Prinzip, setzte es aber erst 25 Jahre später im BMW 700 ein [82]. Mit zunehmender Leistung der Fahrzeuge verschwand diese Technologie jedoch wieder. Zu Beginn der 90er Jahre wurde in [8] eine kombinierte Maschine vorgeschlagen, wobei das benötigte Drehmoment zum Starten des Verbrennungsmotors nicht direkt sondern mittels einer zusätzlichen Kupplung durch mechanische Schwungnutzung erzielt wird. Bisher verhinderten aber vor allem folgende Probleme die erfolgreiche Nutzung eines Startergenerator-Konzepts:

- Der Betrieb als Generator muss von der Leerlaufdrehzahl bis hin zur Höchstdrehzahl des Verbrennungsmotors sichergestellt sein. Diese ohnehin schon beträchtliche Drehzahlspreizung von etwa 1:10 wird in Verbindung mit einer Starterfunktion nach unten bis zum Stillstand ausgedehnt, was eine optimale Auslegung der Maschine ohne erhebliche Überdimensionierung erschwert.

- Für den wartungsfreien Betrieb eines Startergenerators bieten sich im Wesentlichen nur Drehfeldmaschinen<sup>1</sup> an. Der für eine geeignete Regelung dieser Maschinen notwendige hohe Rechenaufwand ist erst mit der Entwicklung leistungsfähiger Mikrocontroller und Digitaler Signalprozessoren (DSPs) realisierbar geworden. [8]
- Derzeit werden für die Funktionen des Starters und des Generators jeweils schnell drehende elektrische Maschinen eingesetzt, um eine kompakte Bauweise zu erzielen. Mit zunehmender Leistung (des Generators) und Drehmoment (des Starters) stößt aber die mechanische Ankopplung an den Verbrennungsmotor mittels Ritzel oder Riementrieb an Grenzen. Beide sind zudem verschleiß- und verlustbehaftet. [77]

Abhilfe schafft hier die Konstruktion eines hochpoligen, direkt auf der Kurbelwelle montierten, sogenannten *Kurbelwellen-Startergenerators* als Drehfeldmaschine (im Folgenden kurz: Startergenerator). Damit kann das Problem der mechanischen Kopplung überwunden werden. Ebenso unterstützen immer leistungsfähigere Halbleitermodule zusammen mit der Implementierbarkeit aufwendiger Regelalgorithmen die Beherrschung des geforderten weiten Betriebsbereichs.

Im Rahmen dieser Arbeit wird zur Tilgung verbrennungsmotorischer Drehmoment-schwingung ein auf der Kurbelwelle montierter Startergenerator betrachtet. Einige Gründe für seine Entwicklung, sein Aufbau und mögliche Anordnungen innerhalb der Antriebseinheit werden in diesem Kapitel erläutert.

### 2.1.1 Funktionalität

Aus unterschiedlichen Überlegungen heraus werden derzeit Startergeneratoren entwickelt. Einige wichtige Gründe für ihren Einsatz in zukünftigen Automobilen liegen in der erweiterten Funktionalität dieses Konzepts; sie lassen sich in die Bereiche Generator, Starter sowie in kombinierte Anwendungen gliedern.

## Generator

Übereinstimmend kommen Studien, wie z.B. in [46, 67] zu dem Ergebnis, dass der Bedarf elektrischer Energie im Automobil von derzeit etwa max.  $2\text{ kW}$  auf  $6$  bis  $10\text{ kW}$  in absehbarer Zeit zunehmen wird. Um die dabei auftretenden elektrischen Verluste zu begrenzen und um kostengünstige Halbleiter einsetzen zu können, wird eine Erhöhung der Bordnetz-Spannung von derzeit  $14\text{ V}$  auf  $42\text{ V}$  angestrebt.

---

<sup>1</sup> Prinzipiell mögliche Bauformen sind die Asynchronmaschine mit Kurzschlussläufer, die permanenterregete Synchronmaschine sowie die Reluktanzmaschine.

Die Gründe für den wachsenden Bedarf elektrischer Energie liegen vor allem in der stetigen Zunahme elektrischer Verbraucher im Fahrzeug. Insbesondere folgende Anwendungen sind zu erwarten (oder bereits teilweise im Einsatz):

- Zur **Sicherheit** der Insassen tragen Schutz- und Überwachungssysteme bei, wie z.B. automatische Rückhaltesysteme, Anti-Blockier-System, Fahrdynamik- und Stabilitätsregelung, aktives Fahrwerk und Abstandssensoren.
- **Kommunikationssysteme** wie z.B. Navigationshilfen fördern einen zügigen Verkehrsfluss. Fahrzeuge, die als mobiles Büro dienen, benötigen Energie zum Betrieb von Computer und Telekommunikation.
- Einer Erhöhung des **Komforts** dienen Stellmotoren (z.B. Sitze, Spiegel), Niveauregulierung, aktive Beeinflussung des Fahrwerks, elektrisch unterstützter Turbolader [90], elektrisch unterstützte Innenraumheizung.
- Zur Verminderung von **Verbrauch** und **Emissionen** tragen u.a. ein elektrisch vorheizbarer Katalysator, ein elektromechanisch variabler Ventiltrieb sowie zahlreiche Überwachungsfunktionen (On Board Diagnosis) bei. [58]

Zusätzlich zu den genannten Beispielen besteht auch die Möglichkeit, bisher mechanisch mit dem Verbrennungsmotor gekoppelte Aggregate rein elektrisch zu betreiben. Als Vorteil ergibt sich vor allem eine verbesserte Regelbarkeit. Durch einen bedarfsgesteuerten Betrieb dieser Aggregate ist trotz des gesteigerten Bedarfs an elektrischer Energie auch ein Potential zur Verringerung des Gesamt-Energieverbrauchs des Fahrzeugs verbunden. Aggregate, deren Elektrifizierung diskutiert (oder z.T. bereits durchgeführt) wird, sind u.a.:

- Fahrzeug-Klimatisierung
- Lenkhilfe, Getriebesteuerung, Bremssystem (Brake by Wire)
- Gebläse, Kühlmittelpumpe, Einspritzpumpe
- Vollvariabler Ventiltrieb

Zur Erzeugung des in Zukunft benötigten Energiebedarfs sind daher Startergeneratoren mit entsprechender Leistung als Ersatz für herkömmliche Generatoren in Vorbereitung. Zusätzlich gilt es, den geringen Wirkungsgrad von derzeitigen Klauenpolgeneratoren von max. 60 % zu übertreffen. [3, 57]

## Starter

Im Zuge zunehmend verschärfter Emissionsvorschriften für Kraftfahrzeuge kommt dem Startvorgang des Verbrennungsmotors eine wachsende Bedeutung zu. Üblicherweise beschleunigt ein herkömmlicher Starter den Verbrennungsmotor nur bis

zu einem Bruchteil (z.B.  $200 U \min^{-1}$ ) seiner Leerlaufdrehzahl (z.B.  $800 U \min^{-1}$ ). Bei einsetzender Kraftstoffzufuhr treten dabei unregelmäßige Verbrennungsvorgänge auf, die zu vergleichsweise hohen Emissionen bis zum Erreichen eines stabilen Betriebs führen. [4, 77]

Eine Reduktion dieser Anfangs-Emissionen lässt sich durch eine höhere Startdrehzahl erreichen. Idealerweise wird der Verbrennungsmotor durch den Starter bis zu seiner Leerlaufdrehzahl beschleunigt, bei der eine regelmäßige Verbrennung sichergestellt ist. Die dafür im Vergleich zu bisherigen Lösungen erforderliche höhere Start-Leistung soll dabei ein Startergenerator zur Verfügung stellen. Gleichzeitig wird durch die erreichbare hohe Anfangsdrehzahl die Dauer des Startvorgangs erheblich auf ca.  $0.2 s$  verkürzt. [77]

### Kombinierte Anwendungen

Über die genannte Funktionalität des Generators und Starters hinaus ergeben sich zusätzliche Anwendungsmöglichkeiten eines Startergenerators, die aus der Kombination einer leistungsfähigen elektrischen Maschine mit einer elektronischen Ansteuerung einerseits und der direkten Eingriffsmöglichkeit an der Kurbelwelle andererseits resultieren: [77, 78, 81]

- Eine **Start-Stop-Automatik** wird durch das rasche und verschleißarme Starten des Verbrennungsmotors ermöglicht und besitzt nach [81] ein Einsparpotential von bis zu 30% Kraftstoff.
- Als **Booster** kann der Startergenerator das Drehmoment des Verbrennungsmotors für begrenzte Zeit anheben. Dies würde insbesondere bei Motoren mit Abgasturbolader ein deutlich verbessertes Ansprechverhalten bei Beschleunigungsvorgängen ermöglichen.
- Eine **Rekuperation** von Bremsenergie mittels Startergenerator besitzt ebenfalls ein Potential zur Kraftstoffeinsparung.
- Die Kombination von Booster und Rekuperation von Bremsenergie erlaubt die Variante eines **Parallel-Hybrid**-Antriebs entsprechend der Auslegung des zugehörigen Energiespeichers.
- Durch raschen Wechsel zwischen motorischem und generatorischem Betrieb des Startergenerators kann eine **Tilgung** von Drehmomentschwingungen des Verbrennungsmotors durch Erzeugung eines geeigneten Kompensationsmoments erzielt werden.

Mit dem letztgenannten Ansatz beschäftigt sich die vorliegende Arbeit.

### 2.1.2 Zugrundegelegte Daten

Für die weiteren Berechnungen werden die Daten eines Prototyps angenommen, der als asynchrone 3-Phasen-Drehfeldmaschine (ASM) realisiert ist. Die Ansteuerung des Startergenerators erfolgt über eine Leistungselektronik, die ein Dreiphasensystem variabler Frequenz und Spannung erzeugt. Folgende Daten des Startergenerators sind in [77] angegeben, wobei die Leistungselektronik nach [11] für bis zu 128 *kVA* ausgebaut werden kann.

Länge:	50	<i>mm</i>
Durchmesser:	290	<i>mm</i>
Polpaarzahl:	$\geq 6$	
Max. Drehmoment:	350	<i>Nm</i>
Max. Leistung der Elektronik:	40	<i>kVA</i>
Wirkungsgrad:	70...85	%

Aufgrund der zurückhaltenden Veröffentlichung technischer Daten soll an dieser Stelle ein kurzer Überblick über weitere Prototypen gegeben werden. In [88] wird eine hochpolige permanenterregte Synchronmaschine mit einem max. Drehmoment von 400 *Nm* und einer max. Leistung von 12 *kW* bei einem Wirkungsgrad von 80...90% beschrieben. Ebenfalls in [11] werden weitere Prototypen und Studien vorgestellt, die von Drehmomenten  $\geq 200$  *Nm* und Leistungen bis 10 *kW* ausgehen. Die Leistungselektronik des in [46] vorgestellten Startergenerators ist auf 18 *kVA* ausgelegt.

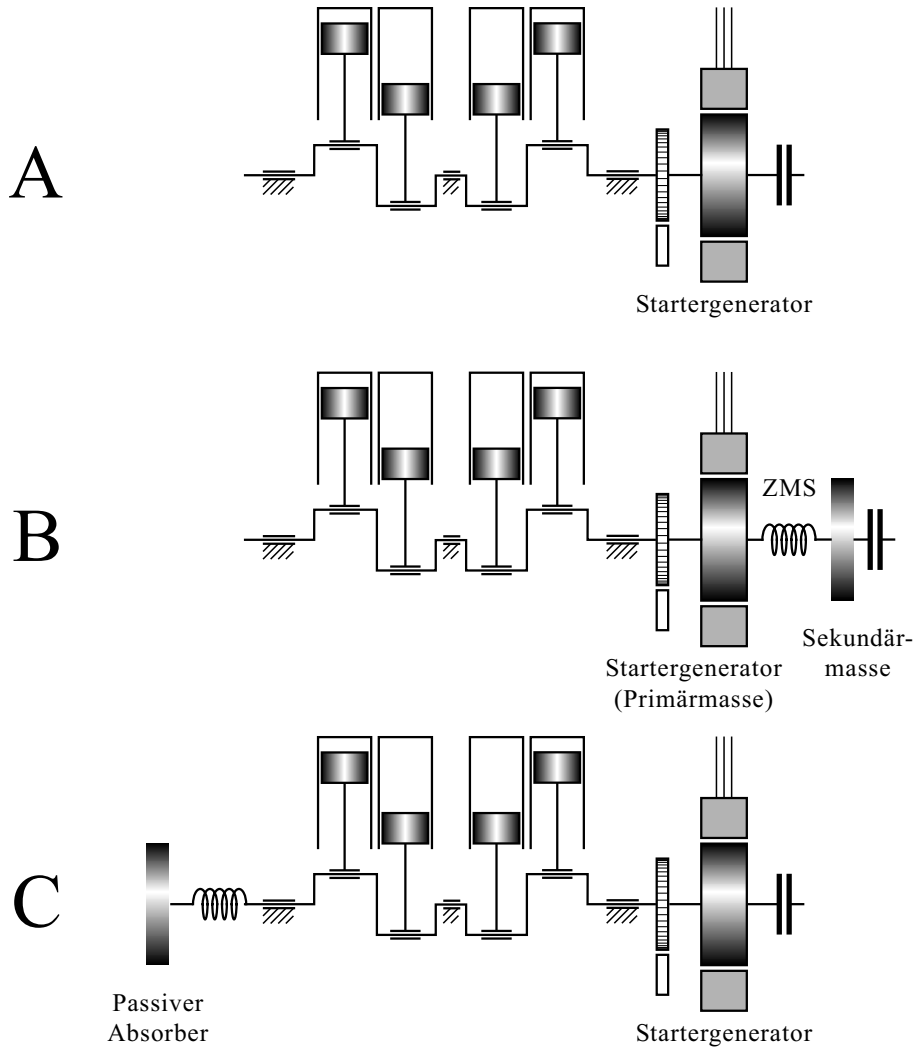
Viele dieser Konzepte weisen konstruktive Besonderheiten auf, wie z.B. einen erhöhten Kupferfüllfaktor oder die Ausführung als Außenläufer [11, 88]. Dadurch soll zum einen der Wirkungsgrad verbessert und gleichzeitig eine möglichst einfache und automatisierbare Fertigung erreicht werden.

### 2.1.3 Mechanische Konfigurationen

In der Regel ist der Startergenerator zentrisch zur Kurbelwelle und vor der Kuppelung (bzw. dem Drehmomentwandler bei Automatik-Getrieben) angeordnet, wie in Abb. 1.1 zu ersehen ist. Durch die flache Bauart wird der zusätzliche Platzbedarf zwischen Kurbelwelle und Getriebe minimiert. Ebenso werden in [77, 81] als Vorteile des Konzepts ein verringerter Bauteile- und Logistikaufwand sowie Gewichts- und Kostenreduzierung in Aussicht gestellt.

Im Folgenden werden mögliche Konfigurationen von Verbrennungsmotor, Startergenerator und dem zur Ansteuerung des Startergenerators verfügbaren Winkelgeber

aufgezeigt und klassifiziert. Eine erste Gruppe in Abb 2.1 beinhaltet die Konfigurationen A bis C mit starr angenommener Verbindung zwischen Verbrennungsmotor und Startergenerator. Diese Näherung ist zulässig, wenn die Torsionseigenfrequenzen der Kurbelwelle oberhalb der für die Schwingungstilgung relevanten Frequenzen liegen.



**Abb. 2.1:** *Betrachtete Konfigurationen bei starrer Ankopplung des Startergenerators*

Als mechanische **Grundkonfiguration A** wird die starre Ankopplung des Startergenerators an die Kurbelwelle nach Abb. 1.1 betrachtet. Die Massenträgheitsmomente von Verbrennungsmotor und Startergenerator sind mit  $J_{eng}$  bzw.  $J_{sg}$  bezeichnet. Der Verbrennungsmotor erzeugt das Drehmoment  $M_{osc}$ ; das abtriebsseitige Lastmoment sei  $M_w$ . Mit der Beziehung  $d\varphi_{eng}/dt = \omega_{eng}$  zwischen Winkellage  $\varphi_{eng}$  und Drehzahl  $\omega_{eng}$  der Kurbelwelle ergibt sich

$$\frac{d}{dt}\omega_{eng} = \frac{1}{J_{eng} + J_{sg}} \left( M_{osc} - M_w + M_{comp} \right) \quad (2.1)$$

Dabei ist das Drehmoment des Startergenerators  $M_{sg}$  mit dem an der Kurbelwelle wirksamen Kompensationsmoment  $M_{comp}$  identisch. Diese Konfiguration wird in Kap. 6.1 und 6.1.1 untersucht.

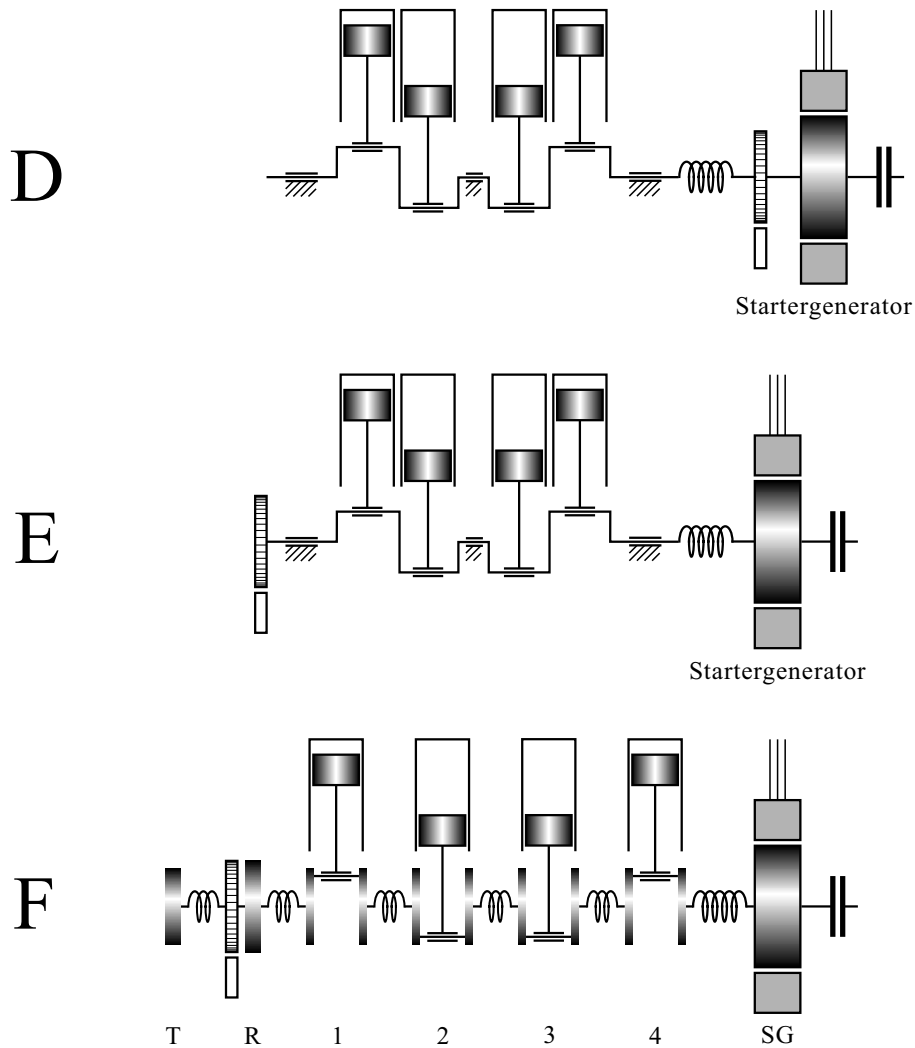
Bei **Konfiguration B** ist eine mögliche Integration des Startergenerators als Primärmasse in ein Zweimassenschwungrad (ZMS) gezeigt [77]. Dabei ist die auftretende elastische Verbindung weich abgestimmt; die Resonanzfrequenz liegt somit unterhalb der im Leerlauf auftretenden Schwingungen des Verbrennungsmotors. Durch das Tiefpassverhalten wird eine gute Entkopplung des Antriebsstrangs von den Schwingungen der Kurbelwelle erzielt [65]. Allerdings muss die vorhandene Resonanzfrequenz während des Startvorgangs durchfahren werden, weshalb der Startergenerator bei dieser Abstimmung stets auf der Primärseite angeordnet sein muss.

Bezüglich einer adaptiven Schwingungstilgung mittels Startergenerator ist diese Anordnung in gleicher Weise zu behandeln wie bei Konfiguration A ohne ZMS, da für die Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit im Wesentlichen das Übertragungsverhalten zwischen dem Ursprung der Schwingung (d.h. Verbrennungsmotor) und dem Stellglied zur Tilgung (d.h. Startergenerator) von entscheidendem Einfluss ist. Allerdings wird die kupplungsseitige Drehmomentschwingung durch Einfügen eines ZMS nochmals deutlich reduziert. Die Kombination einer (auch nur teilweisen) aktiven Tilgung mittels Startergenerator mit der mechanischen Entkopplung mittels ZMS ist daher denkbar.

**Konfiguration C** enthält einen zusätzlichen passiven Absorber am offenen Ende der Kurbelwelle, der in der Regel als Torsionsschwingungsdämpfer ausgeführt ist, um die Torsionseigenfrequenz der Kurbelwelle zu dämpfen [11]. Theoretisch ist auf diese Weise auch eine Unterstützung der Tilgung der Drehmomentschwingungen denkbar; dies wird in Kap. 6.1.2 näher untersucht.

In einer zweiten Gruppe von Konfigurationen in Abb. 2.2 wird die obige Modellbildung weiter verfeinert. Damit kann die Auswirkung eines elastischen Verhaltens der Strecke auf die adaptive Schwingungstilgung untersucht werden.

Die **Konfigurationen D** und **E** stellen eine solche Elastizität allgemein dar, wie sie z.B. durch die ausgeführte mechanische Verbindung zwischen Kurbelwelle und Startergenerator als auch durch die Torsion der Kurbelwelle selbst bedingt sein kann, wenn diese stets vorhandenen Elastizitäten nicht vernachlässigt werden können. Beide Konfigurationen unterscheiden sich durch die Lage des verfügbaren Winkelgebers, der in Konfiguration D fest mit dem Startergenerator und in Konfiguration E mit dem offenen Ende der Kurbelwelle verbunden ist. Um eine bestmögliche Glättung des kupplungsseitigen Drehmoments zu erzielen, ist Konfiguration D zu bevorzugen. Anhand von Konfiguration E dagegen wird die Auswirkung einer Elastizität zwischen Winkelgeber und Startergenerator untersucht. Beide Konfigurationen werden in Kap. 6.2 und 6.3 bzw. 9.3 angewandt. Analog zu Konfiguration B ist auch hier jeweils die Kombination mit einem ZMS möglich.



**Abb. 2.2:** *Betrachtete Konfigurationen bei elastischer Ankopplung des Startergenerators*

Mit der Beziehung  $d\varphi_{sg}/dt = \omega_{sg}$  zwischen Winkellage  $\varphi_{sg}$  und Drehzahl  $\omega_{sg}$  des Startergenerators sowie der Federkonstanten  $c$  und dem Dämpfungskoeffizienten  $d$  ergibt sich

$$\frac{d}{dt} \omega_{eng} = \frac{1}{J_{eng}} (M_{osc} + M_{comp}) \quad (2.2)$$

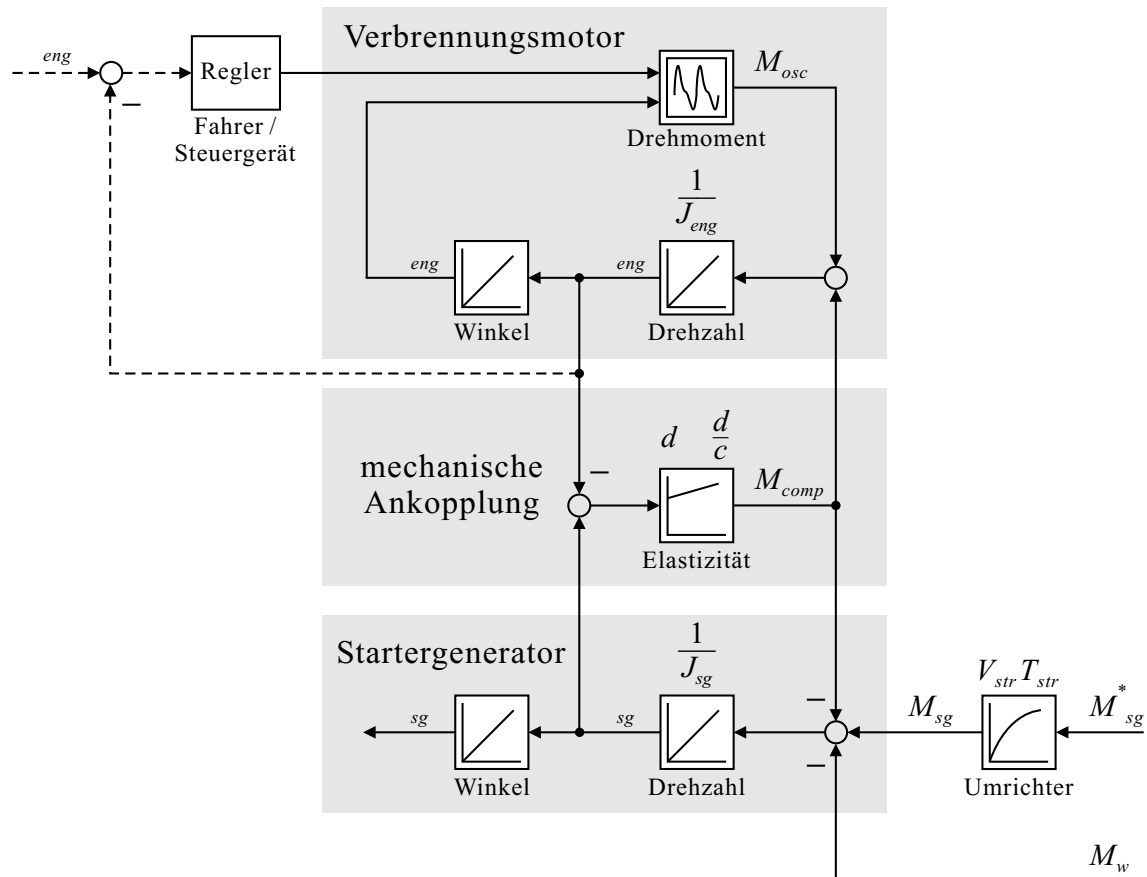
$$\frac{d}{dt} \omega_{sg} = \frac{1}{J_{sg}} (M_{sg} - M_{comp} - M_w) \quad (2.3)$$

$$M_{comp} = c (\varphi_{sg} - \varphi_{eng}) + d (\omega_{sg} - \omega_{eng}) \quad (2.4)$$

Der zugehörige Signalflussplan ist aus Abb. 2.3 zu ersehen. Ein Umrichter mit einem näherungsweise als  $PT_1$ -Glied dargestellten Verhalten verzögert dabei den Sollwert  $M_{sg}^*$  für das Drehmoment des Startergenerators. Der Eingriff des Fahrers über das



Steuergerät auf den Verbrennungsmotor wird hier zum Zweck der konsistenten Modellierung als Reglereingriff dargestellt (gestrichelte Signale). Die Sollgröße  $\omega_{eng}^*$  der Motordrehzahl hängt in der Realität mit der gewünschten Fahrzeuggeschwindigkeit zusammen, welche der Fahrer durch Betätigung des Fahrpedals einstellen kann. Dieser Eingriff wirkt dann auf den Verlauf und die Amplitude des im Verbrennungsmotor erzeugten oszillierenden Drehmoments  $M_{osc}$ .



**Abb. 2.3:** Signalflussplan bei elastischer Ankopplung des Startergenerators an die Kurbelwelle (Konfigurationen D und E)

In **Konfiguration F** schließlich wird ein detailliertes Modell der Kurbelwelle als Mehrmassensystem angesetzt, um den Einfluss von Elastizitäten zwischen den Zylindern und von Torsionsschwingungen auf die Kompensation zu untersuchen, wie in Kap. 6.3 vertieft.

## 2.2 Berechnung der Drehmomentschwingung

An der Kurbelwelle eines Verbrennungsmotors treten Drehmomentschwingungen durch innere Vorgänge im Motor auf. Die Amplitude dieser Schwingungen kann oft ein Mehrfaches des mittleren abgegebenen Drehmoments betragen. Die Schwingungen beruhen im Wesentlichen auf folgenden Ursachen:

- Ungleichförmigkeit des Verbrennungsprozesses
- Kompressions- und Expansionsphasen
- Pumpverluste beim Ladungswechsel
- Oszillierende Massenkräfte im Motor

Alle diese Effekte wirken über die Kinematik des Kurbeltriebs auf die Kurbelwelle. Im Folgenden sollen die genannten Effekte und Abhängigkeiten qualitativ in einem Teilmodell des Verbrennungsmotors dargestellt werden, um ein realitätsnahes hochauflösendes Modell zur Untersuchung neuronaler Schwingungsanalyse und -tilgung zu erhalten. Anschließend wird die Funktion der wichtigsten Modellparameter veranschaulicht. Ein Vergleich des Modells mit Messergebnissen und ein Ausblick auf alternative Ansätze runden diesen Abschnitt ab.

### 2.2.1 Mechanik

Die Grundlage für das nachfolgende Modell bildet die Darstellung der Kolbenbewegung. Der Anschaulichkeit halber wird dazu zunächst ein Einzylinder-Motor betrachtet. Der Kurbeltrieb nach Abb. 2.4 setzt dabei die Drehbewegung der Kurbelwelle in eine Linearbewegung des Kolbens um. Dies ermöglicht zum einen die für Kreisprozesse notwendige variable Brennraumgeometrie und bewirkt zum anderen die Kraftübertragung vom Gasdruck im Zylinder auf ein Drehmoment an der Kurbelwelle. Die kolbenseitigen Massenkräfte schließlich sind proportional zur Kolbenbeschleunigung.

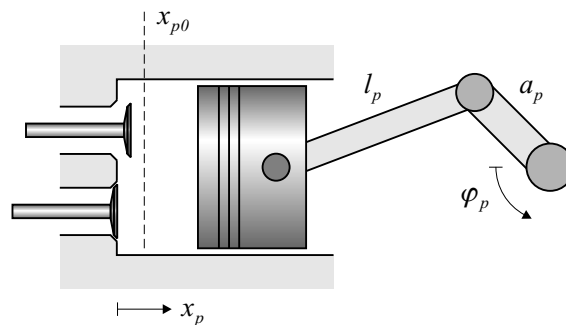


Abb. 2.4: Prinzipbild des Kurbeltriebs

### Kinematik des Kurbeltriebs

Aufgrund der endlichen Länge  $l_p$  des Pleuels ist die Kolbenbewegung nur annähernd sinusförmig. Der Hub des Kolbens beträgt das Doppelte des Kurbelwangenradius  $a_p$ .

Durch die geometrische Betrachtung zweier rechtwinkliger Dreiecke mit den Hypotenusen der Längen  $a_p$  und  $l_p$  erhält man die Position  $x_p$  des Kolbens.<sup>2</sup> Seine Geschwindigkeit  $dx_p/dt$  und Beschleunigung  $d^2x_p/dt^2$  ergeben sich daraus analytisch als Funktionen des Kurbelwellenwinkels  $\varphi_p$  bzw. der Kurbelwellendrehzahl  $\omega_p = d\varphi_p/dt$ . Dabei sei  $x_{p0}$  die Anfangslage des Kolbens im oberen Totpunkt OT.

$$x_p = a_p(1 - \cos \varphi_p) + l_p - \sqrt{l_p^2 - a_p^2 \sin^2 \varphi_p} + x_{p0} \quad (2.5)$$

$$\frac{d}{dt} x_p = a_p \omega_p \sin \varphi_p + \frac{a_p^2 \omega_p \sin 2\varphi_p}{2\sqrt{l_p^2 - a_p^2 \sin^2 \varphi_p}} \quad (2.6)$$

$$\left(\frac{d}{dt}\right)^2 x_p = a_p \omega_p^2 \cos \varphi_p + \frac{a_p^2 \omega_p^2 \cos 2\varphi_p}{\sqrt{l_p^2 - a_p^2 \sin^2 \varphi_p}} + \frac{a_p^4 \omega_p^2 \sin^2 2\varphi_p}{4(l_p^2 - a_p^2 \sin^2 \varphi_p)^{3/2}} \quad (2.7)$$

Das zeitabhängige Zylindervolumen  $V_p$  sowie dessen Ableitung  $dV_p/dt$  ergeben sich durch Multiplikation der Kolbenposition  $x_p$  mit der Kolbenfläche  $A_p = r_p^2 \pi$ , wobei  $r_p$  der Radius des Kolbens ist.

$$V_p = A_p x_p \quad \text{bzw.} \quad \frac{d}{dt} V_p = A_p \frac{d}{dt} x_p \quad (2.8)$$

Die Anfangslage  $x_{p0}$  des Kolbens ergibt sich aus dem Verdichtungsverhältnis  $\epsilon$  des Motors, welches das Verhältnis des Zylindervolumens  $V_{UT}$  am unteren Totpunkt (UT) zum Volumen  $V_{OT}$  am oberen Totpunkt (OT) beschreibt. Typische Werte des Verdichtungsverhältnisses bei Ottomotoren liegen nach [43] bei etwa 10 bis 12, bei Dieselmotoren knapp unter 20. Mit

$$\begin{aligned} V_{OT} &= A_p x_{p0} \\ V_{UT} &= A_p (x_{p0} + 2a_p) = \epsilon V_{OT} \end{aligned}$$

erhält man für die Anfangslage

$$x_{p0} = \frac{2a_p}{\epsilon - 1} \quad (2.9)$$

Die Differenz der Volumina am unteren und oberen Totpunkt multipliziert mit der Anzahl  $z$  der Zylinder ergibt den Hubraum  $V_{eng}$  des Motors.

$$V_{eng} = z(V_{UT} - V_{OT}) \quad (2.10)$$

<sup>2</sup>Eine gute Näherung nach [28] erhält man auch durch die Potenzreihenentwicklung für die Quadratwurzel:  $x_p \approx a_p(1 - \cos \varphi_p) + a_p^2/(2l_p) \sin^2 \varphi_p + x_{p0}$ . Für  $a_p < 2l_p$  ergibt sich ein maximaler Fehler von 0.9% des Hubs bei  $\varphi_p = \pm 90^\circ$ .

### Massenkräfte und weitere Einflüsse

Das auf die Kurbelwelle übertragene Drehmoment  $M_p$  setzt sich für jeden Zylinder zusammen aus den Gaskräften und den Massenkräften. Zur Bestimmung der Massenkräfte wird das Pleuel vereinfachend als zwei an den Enden konzentrierte Massepunkte gedacht. Zu der oszillierenden Masse  $m_p$  trägt neben der Masse des Kolbens hauptsächlich der kolbenseitige Massepunkt des Pleuel bei, während die kurbelwellenseitige Masse als durch Ausgleichsgewichte an der Kurbelwelle kompensiert angenommen wird.

Das durch Massenkräfte verursachte Drehmoment  $M_{mp}$  ergibt sich aus Masse und Beschleunigung und wirkt als Widerstandsmoment entgegen der Beschleunigungsrichtung.

$$M_{mp} = -m_p \frac{d^2}{dt^2} x_p \quad (2.11)$$

Einen weiteren Beitrag zum Drehmoment an der Kurbelwelle liefert auch die Reibung im Motor sowie die Steuerung der Ein- und Auslassventile über Nockenwellen. Da sich die zugehörigen Drehmomente nach [17] im Bereich von  $20 \text{ Nm}$  bzw.  $\pm 4 \text{ Nm}$  bewegen, wird im nachfolgend beschriebenen Modell auf deren Modellierung verzichtet.

Insbesondere bei Dieselmotoren sind des Weiteren Einflüsse durch das Einspritzsystem (Hochdruck-Einspritzpumpe bei Common-Rail bzw. Pumpe-Düse-Einheiten) zu berücksichtigen; da hier jedoch im Wesentlichen Ottomotoren betrachtet werden sollen, ist auch dies nicht erforderlich.

### 2.2.2 Thermodynamik

Der Bereich der Thermodynamik umfasst den Ladungswechsel sowie den Kreisprozess des Verbrennungsvorgangs. Für eine realitätsnahe Modellierung wird anstelle eines idealisierten Seilingerprozesses bzw. seiner Spezialfälle des Otto- und Dieselprozesses die numerische Auswertung der beteiligten thermodynamischen Zustandsänderungen bei Kompression und Expansion in Abhängigkeit der Kinematik des Kurbeltriebs und des Brennverlaufs vorgenommen. [9]

### Brennverlauf nach Vibe

Der zeitliche Verlauf der Verbrennung des Kraftstoff-Luft-Gemisches im Zylinder, der sogenannte Brennverlauf, hängt u.a. von der Flammenausbreitung und dem jeweils noch verfügbaren Anteil brennfähigen Gemisches ab. Für die Berechnung des Brennverlaufs stehen Ansätze sehr unterschiedlicher Komplexität zur Verfügung, bis hin zur dreidimensionalen Finite-Elemente-Simulation.

Für eine ausreichende Genauigkeit bei begrenztem Rechenaufwand wird im Folgenden auf den Ansatz von Vibe [27] zurückgegriffen, der dafür ein empirisch zu parametrierendes Einzonenmodell verwendet. Dabei wird der Brennvorgang durch eine Differentialgleichung angesetzt, deren Lösung die unten beschriebene Durchbrennfunktion darstellt.

Nach Vibe wird aus der eingespritzten Kraftstoffmasse  $m_f$  und dem Heizwert  $H_u$  die pro Hub theoretisch freisetzbare Energie  $m_f H_u$  über eine winkelabhängige Durchbrennfunktion  $f_p(\varphi_p)$  skaliert. Dies ergibt nach [29] den Verlauf der freigesetzten thermischen Energie  $Q_p$  und deren Ableitung  $dQ_p/dt$  zu

$$Q_p = f_p(\varphi_p) m_f H_u = \left( 1 - \exp \left( -c_1 \left( \frac{\varphi_p - \varphi_{p1}}{\varphi_{p2} - \varphi_{p1}} \right)^{c_2} \right) \right) m_f H_u \quad (2.12)$$

$$\frac{d}{dt} Q_p = \frac{c_1 c_2}{\varphi_{p2} - \varphi_{p1}} \left( \frac{\varphi_p - \varphi_{p1}}{\varphi_{p2} - \varphi_{p1}} \right)^{c_2 - 1} \exp \left( -c_1 \left( \frac{\varphi_p - \varphi_{p1}}{\varphi_{p2} - \varphi_{p1}} \right)^{c_2} \right) \omega_p m_f H_u$$

Der Verbrennungsvorgang sei dabei auf den Winkelbereich  $\varphi_{p1} \dots \varphi_{p2}$  begrenzt. Der Winkel  $\varphi_{p1}$  entspricht dem Zündzeitpunkt (Otto) bzw. dem Zeitpunkt der Entflammung (Diesel). Der Faktor  $c_1$  beschreibt den Wirkungsgrad der Verbrennung, d.h. je größer  $c_1$  ist, desto mehr der verfügbaren Energie wird umgesetzt. Im Folgenden wird  $c_1 = 5.5$  gewählt, was einer Umsetzungsrate von  $1 - \exp(-5.5) = 99.6\%$  entspricht. Zur Anpassung der Durchbrennfunktion wird der Formfaktor  $c_2$  verwendet, der den Winkel der maximalen Energieumsetzung bestimmt, wie in Abb. 2.5 für verschiedene Werte von  $c_2$  gezeigt. Die Ableitung  $df_p/d\varphi_p$  der Durchbrennfunktion wird als Brennverlauf bezeichnet.

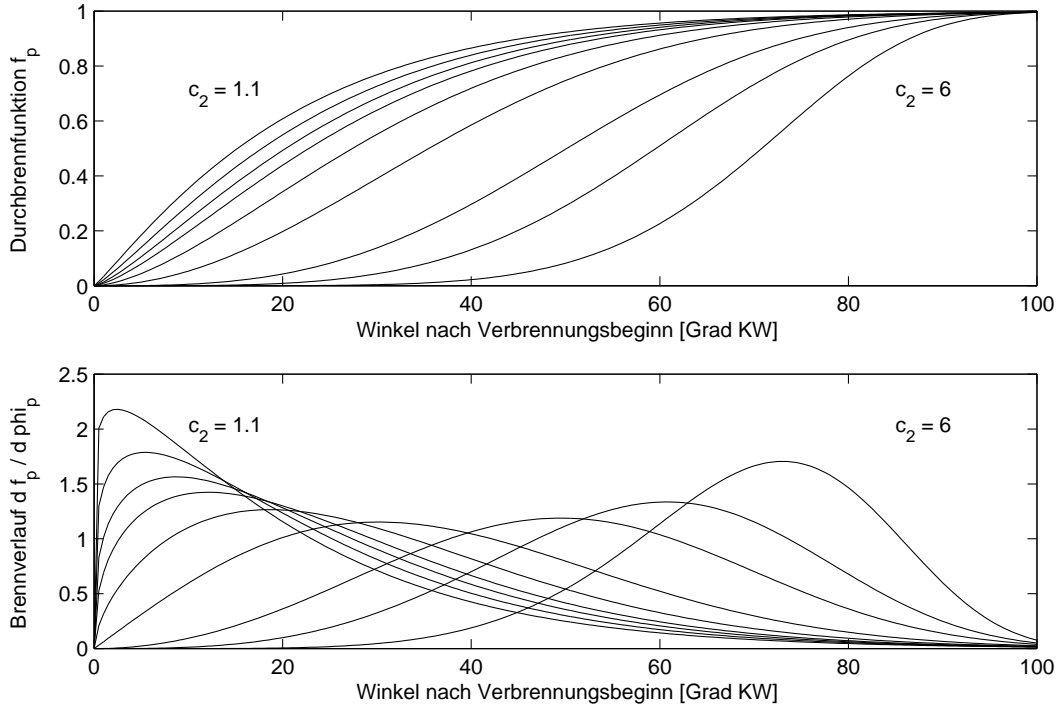
Weitere Parameter der Durchbrennfunktion nach [29, 39] sind neben dem Formfaktor für den Brennverlauf auch der Zündzeitpunkt (bzw. Zeitpunkt der Entflammung), der Brennverzugs<sup>3</sup> und die Brenndauer. Mit diesen Parametern kann die Modellierung an spezifische Motoren angepasst werden.

## Kompression und Expansion

Während der Kompressionsphase wird das Gasgemisch im Zylinder entsprechend des Verdichtungsverhältnisses komprimiert. Da sich das Gemisch dabei erwärmt, erhöht sich der maximale Druck  $p_{pmax}$  im Zylinder am OT auch im ungefeuerten Betrieb auf mehr als das  $\epsilon$ -fache des Drucks  $p_m$  beim Schließen der Einlassventile. Dieser Vorgang lässt sich durch eine isentrope Zustandsänderung mit dem Isentropenexponenten  $\kappa$  beschreiben.

$$p_{pmax} = \left( \frac{V_{UT}}{V_{OT}} \right)^\kappa p_m = \epsilon^\kappa p_m \quad (2.13)$$

<sup>3</sup> Beim Dieselmotor durch Mischungszeit (physikalisch bedingt) und Zündverzugszeit (chemisch bedingt)



**Abb. 2.5:** Durchbrennfunktion und Brennverlauf mit  $c_1 = 5.5$  und Variation des Formfaktors  $c_2 = 1.1, 1.2, 1.3, 1.4, 1.6, 2, 3, 4$  und  $6$

Die bei der Verbrennung zugeführte thermische Energie  $Q_p$  bewirkt eine Erhöhung der inneren Energie  $U_p$  des Gases im Zylinder. Dies führt zu einem im Vergleich zum ungefeuerten Betrieb weiter erhöhten Druck im Zylinder, der während der Expansionsphase unter Abgabe mechanischer Energie  $W_p$  abgebaut wird.

Durch Temperaturunterschiede zwischen Gasgemisch und Zylinderwand gibt der reale Verbrennungsmotor zusätzlich die Verlustwärme  $Q_{therm}$  an die Umgebung ab, wodurch sich allgemein eine polytrophe Zustandsänderung ergibt. Der Einfachheit halber wird dies im weiteren Verlauf durch einen isentropen Prozess mit dem thermischen Wirkungsgrad  $\eta_{therm}$  modelliert. Damit lässt sich die Energiebilanz der Verbrennungsenergie aufstellen. [29]

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} Q_p - \frac{d}{dt} Q_{therm} &= \frac{d}{dt} W_p + \frac{d}{dt} U_p \\ \eta_{therm} \frac{d}{dt} Q_p &= p_p \frac{d}{dt} V_p + m_{cyl} c_v \frac{d}{dt} T_{cyl} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Mechanische Leistung  $dW_p/dt$  wird entsprechend der Volumenänderung  $dV_p/dt$  abgegeben; die innere Energie  $U_p$  nimmt mit der Temperatur  $T_{cyl}$  entsprechend der Wärmekapazität  $c_v$  der im Zylinder befindlichen Gasmasse  $m_{cyl}$  zu. Eine weitere Umformung unter Verwendung der allgemeinen Gasgleichung  $pV = mRT$  und der

vollständigen Ableitung der Temperatur  $T_{cyl}$  nach der Zeit ergibt

$$\begin{aligned}\eta_{therm} \frac{d}{dt} Q_p &= p_p \frac{d}{dt} V_p + \frac{c_v}{R} \left( p_p \frac{d}{dt} V_p + V_p \frac{d}{dt} p_p \right) \\ &= \frac{\kappa}{\kappa - 1} p_p \frac{d}{dt} V_p + \frac{1}{\kappa - 1} V_p \frac{d}{dt} p_p\end{aligned}\quad (2.15)$$

Außerhalb des Verbrennungsvorgangs (z.B. während der Kompressionsphase) wird diese Differentialgleichung für  $dQ_p/dt = 0$  ausgewertet. Diese Gleichung gilt nur bei konstanter Masse im Zylinder, also solange kein Ladungswechsel stattfindet.

### Ladungswechsel

Der Ladungswechsel wird gesondert modelliert; die dabei auftretenden Effekte sind im Wesentlichen der wirksame Ansaug- und Abgasgegendruck sowie Pumpverluste.

Die Einlassventile seien im Winkelbereich  $\varphi_{m1} \dots \varphi_{m2}$ , die Auslassventile entsprechend im Bereich  $\varphi_{ex1} \dots \varphi_{ex2}$  geöffnet. Während dieser Zeit wird der Zylinderinnen- druck im Rechenmodell mit dem Saugrohrdruck  $p_m$  bzw. dem Abgasgegendruck  $p_{ex}$  gleichgesetzt. Aufgrund des raschen Ladungswechsels findet im realen Motor aber kein vollständiger Druckausgleich zwischen Zylinder und Saugrohr bzw. Abgastrakt statt. Das Verhältnis zwischen tatsächlicher und theoretisch möglicher Luftmasse im Zylinder wird als Liefergrad bezeichnet. Dieser Faktor sei hier bereits im vorgegebenen Ansaugdruck bzw. analog im Abgasgegendruck des Modells berücksichtigt.

Für Dieselmotoren, die mit Luftüberschuss ( $\lambda > 1$ ) betrieben werden, kann ein beliebiger Ansaugdruck vorgegeben werden, um auch aufgeladene Motoren darzustellen. Ottomotoren dagegen werden (mit Ausnahme bestimmter Betriebsbereiche bei direkteinspritzenden Motoren) mit einem konstanten stöchiometrischen Luft-Kraftstoff-Verhältnis  $K_s$  betrieben ( $\lambda = 1$ ). Um dies zu berücksichtigen, wird im vorliegenden Modell aus der Summe des eingespritzten Kraftstoffs und der Ansaugtemperatur  $T_m$  der zugehörige Ansaugdruck des Modells bestimmt, der damit implizit auch den Liefergrad berücksichtigt.

$$p_m = \sum_{i=1}^z m_{fi} \cdot K_s \cdot \frac{R T_m}{V_{eng}} \quad (2.16)$$

Im Gegensatz zur hier beschriebenen Modellierung messen Motorsteuerungen den Kraftstoff üblicherweise entsprechend der in die Zylinder angesaugten Frischluft zu; hier ist die umgekehrte Berechnung aber zur Darstellung definierter Lastzustände in der Simulation vorteilhaft.

Falls der zu simulierende Motor mit Abgasrückführung arbeitet, muss der entsprechende Massenanteil bei der Bestimmung des Ansaugdrucks mit berücksichtigt werden.

### 2.2.3 Drehmoment

Das an der Kurbelwelle angreifende Drehmoment setzt sich zusammen aus Gaskräften und Massenkräften. Die Gaskräfte ergeben sich aus der Differenz zwischen dem Druck  $p_p$  im Zylinder und dem Gegendruck im Kurbelgehäuse, der hier als Umgebungsdruck  $p_0$  angenommen wird. Das wirksame Drehmoment der Gaskräfte entsteht aus den tangential an der Kurbelwelle angreifenden Kräften und ist geometrisch bedingt proportional zur partiellen Ableitung  $dx_p/d\varphi_p$  der Kolbenposition. Zusammen mit den Massenkräften ergibt sich somit für den Drehmomentverlauf  $M_p$  eines Zylinders

$$M_p = \frac{dx_p}{d\varphi_p} \cdot \left( A_p (p_p - p_0) - m_p \frac{d^2}{dt^2} x_p \right) \quad (2.17)$$

Die partielle Ableitung bestimmt sich dabei zu

$$\frac{dx_p}{d\varphi_p} = a_p \sin \varphi_p + \frac{a_p^2 \sin 2\varphi_p}{2\sqrt{l_p^2 - a_p^2 \sin^2 \varphi_p}} \quad (2.18)$$

### 2.2.4 Simulationsmodell

Anhand der oben beschriebenen Funktionen wurde ein Simulationsmodell in MATLAB® / SIMULINK™ implementiert (siehe Abb. 2.6). Als Eingangsgrößen können die Motordrehzahl, die Kraftstoffmenge pro Hub und der Zündwinkel relativ zum OT vorgegeben werden. Das motorseitige Drehmoment an der Kurbelwelle steht am Ausgang zur Verfügung.

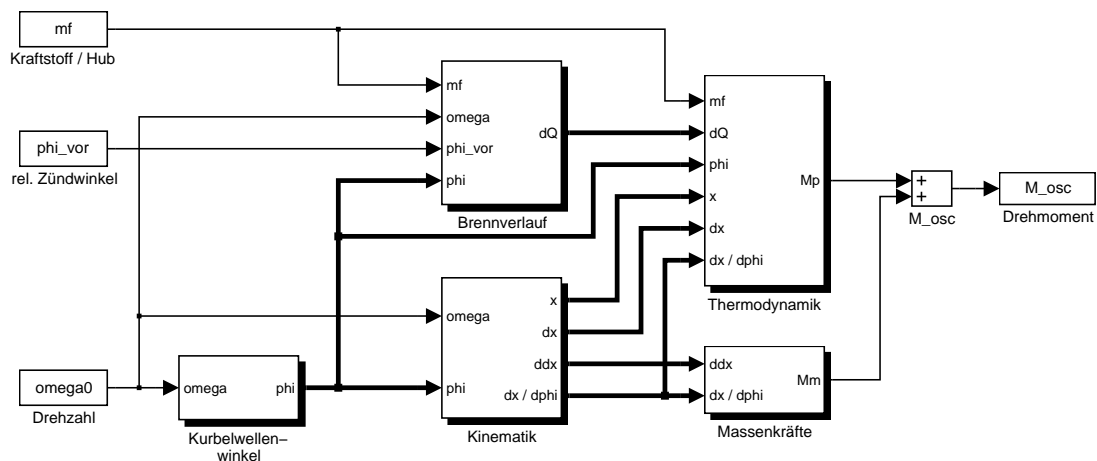


Abb. 2.6: Simulationsmodell der Drehmomentbildung

Das Modell ist zudem vektorfähig, d.h. mehrere Zylinder können parallel mit derselben Struktur berechnet werden. Dabei können auch individuelle Einspritzmengen je



Zylinder vorgegeben werden. Mit Ausnahme der Untersuchungen in Kap. 6.3 dieser Arbeit wird dabei jeweils eine starre Pleuelwelle zwischen den einzelnen Zylindern angenommen.

Zur Simulation stehen zwei Parametersätze handelsüblicher Vierzylinder-Motoren zur Verfügung. Ein Ottomotor mit  $87\text{ kW}$  wird einem turboaufgeladenen Dieselmotor mit  $81\text{ kW}$  gegenübergestellt. [41]

Daten der modellierten Motoren			Otto	Diesel
Max. Leistung		$\text{kW}$	87	81
Hubraum	$V_{eng}$	$\text{dm}^3$	1.9	1.9
Bohrung	$2r_p$	$\text{mm}$	85	80
Hub	$2a_p$	$\text{mm}$	84	96
Verdichtungsverhältnis	$\epsilon$	—	11.0	19.5
Länge der Pleuel	$l_p$	$\text{mm}$	140	150
Oszillierende Massen	$m_p$	$\text{kg}$	0.4	0.4
Öffnungsbereich Einlassventil	$\varphi_{m1} \dots \varphi_{m2}$	$^\circ\text{KW}$	0 ... 215	15 ... 205
Verbrennungsbereich	$\varphi_{p1} \dots \varphi_{p2}$	$^\circ\text{KW}$	340 ... 440	355 ... 440
Öffnungsbereich Auslassventil	$\varphi_{ex1} \dots \varphi_{ex2}$	$^\circ\text{KW}$	505 ... 720	510 ... 700

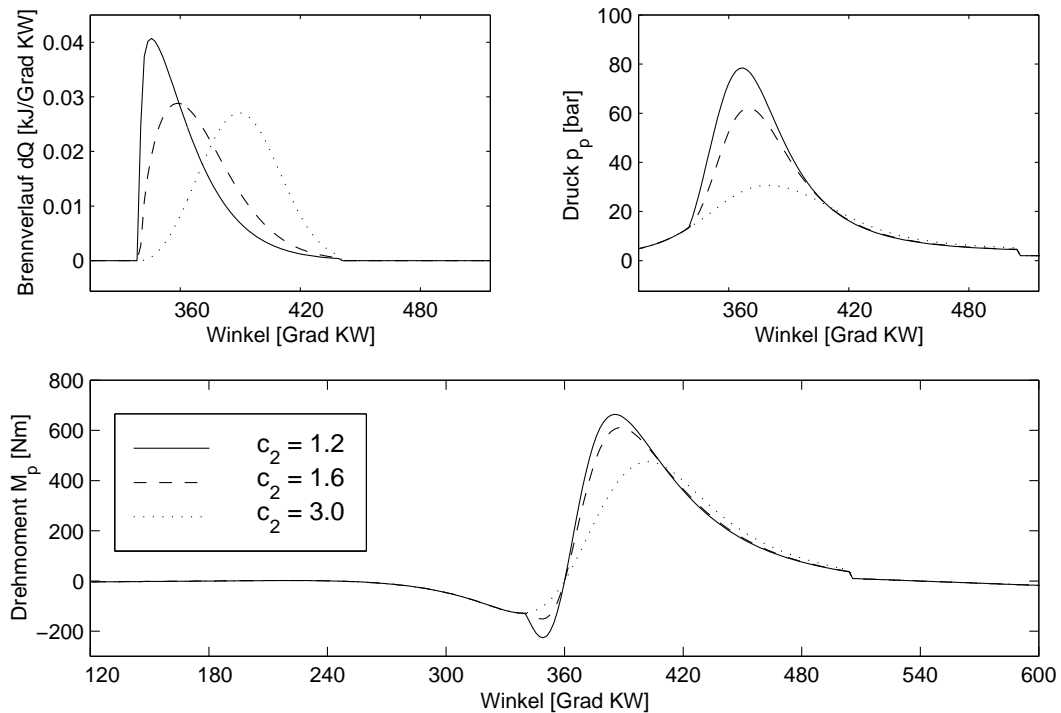
Ein vollständiges Arbeitsspiel eines Zylinders benötigt zwei Umdrehungen ( $720^\circ$ ) der Pleuelwelle. Es beginnt mit dem Ansaugtakt bei  $0^\circ$  und endet mit dem Ausstoßtakt bei  $720^\circ$ . Der Zeitpunkt der Zündung (Otto) bzw. des Einspritzbeginns (Diesel) liegt dann bei etwa  $360^\circ$ . Im Block **Kurbelwellenwinkel** wird für jeden der  $z = 4$  Zylinder der zugehörige Winkelverlauf berechnet, der nach jeweils zwei Umdrehungen wieder auf  $0^\circ$  zurückgesetzt wird. Der Winkelversatz zwischen den einzelnen Zylindern beträgt dabei  $720^\circ/z$ . Der Block **Kinematik** berechnet die Pleuelposition und ihre Ableitungen.

Der Block **Brennverlauf** gibt die freigesetzte thermische Energie nach der Vibe-Funktion aus. Zur Berechnung des Zylinderinnendrucks im Block **Thermodynamik** wird Gl. (2.15) nach  $dp_p/dt$  aufgelöst und der Zylinderinnendruck  $p_p$  als Zustandsgröße verwendet. Schließlich werden die Gas- und Massenkräfte der einzelnen Zylinder zum Gesamt-Drehmoment  $M_{osc}$  addiert.

### Variation von Formfaktor, Einspritzmenge und Zündwinkel

Die Wirkung der wichtigsten Eingangsgrößen des Modells wird im Folgenden an Simulationsbeispielen veranschaulicht. Abbildung 2.7 zeigt den Brennverlauf und Druckverlauf für drei Betriebspunkte eines Einzylinder-Ottomotors sowie das daraus resultierende Drehmoment an der Pleuelwelle im oberen Lastbereich ( $30\text{ mg}$

Kraftstoff pro Hub) bei einer Drehzahl von  $40 \text{ s}^{-1}$ . Die Betriebspunkte werden dabei durch unterschiedliche Wahl des Formfaktors  $c_2$  dargestellt. Der Zündwinkel entspricht dem Winkel des Verbrennungsbeginns aus der obigen Tabelle.



**Abb. 2.7:** Brennverlauf, Zylinderinnendruck und Drehmoment an der Kurbelwelle eines Ottomotors bei Variation des Formfaktors  $c_2$

In Abb. 2.8 sind die gleichen Verläufe für einen konstanten Formfaktor  $c_2 = 1.6$  und variable Einspritzmengen  $m_f$  dargestellt. Dabei wird der Druck beim Ansaugen nach Gl. (2.16) bestimmt und damit die Luftmasse im Zylinder entsprechend der Kraftstoffmasse eingestellt. Beim (idealen) Schubetrieb ( $\dots$ ) sei die Drosselklappe vollständig geschlossen.

Deutlich zu sehen ist neben der Verbrennung auch der Verdichtungsprozess, der ein negatives Drehmoment erzeugt, sowie der Druckausgleich über die ab  $505^\circ$  geöffneten Auslassventile. Im Schubetrieb (abgeschaltete Einspritzung) entsteht sogar ein leicht entgegengesetztes Drehmoment, bedingt durch den niedrigen Innendruck im Zylinder gegenüber dem Druck im Kurbelgehäuse.

Abbildung 2.9 zeigt Verbrennungsvorgänge mit unterschiedlichem Zündwinkel; die Brenndauer ist jeweils gleich. Am Zylinderinnendruck und dem Drehmoment wird besonders deren Abhängigkeit von der Winkellage der Kurbelwelle deutlich. Da sich der Zündzeitpunkt somit auf das mittlere abgegebene Drehmoment auswirkt, dient er auch der kurzzeitigen Drehmomentsteuerung, insbesondere bei der Leerlaufregelung von Ottomotoren.

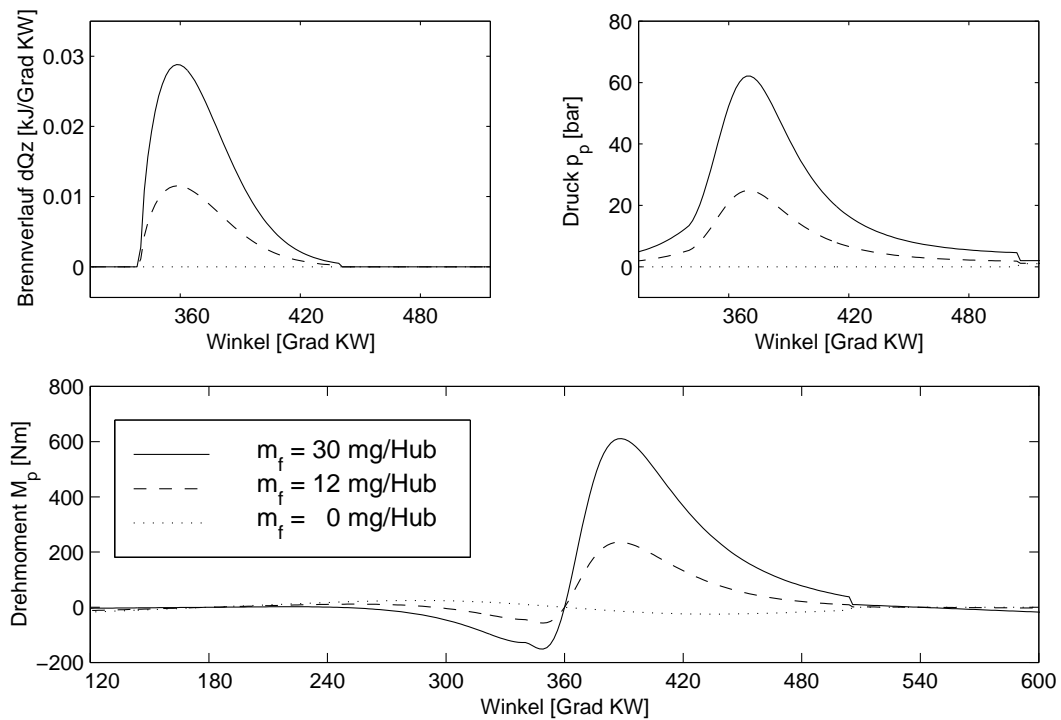


Abb. 2.8: Brennverlauf, Zylinderinnendruck und Drehmoment an der Kurbelwelle eines Ottomotors bei Variation der Einspritzmenge  $m_f$

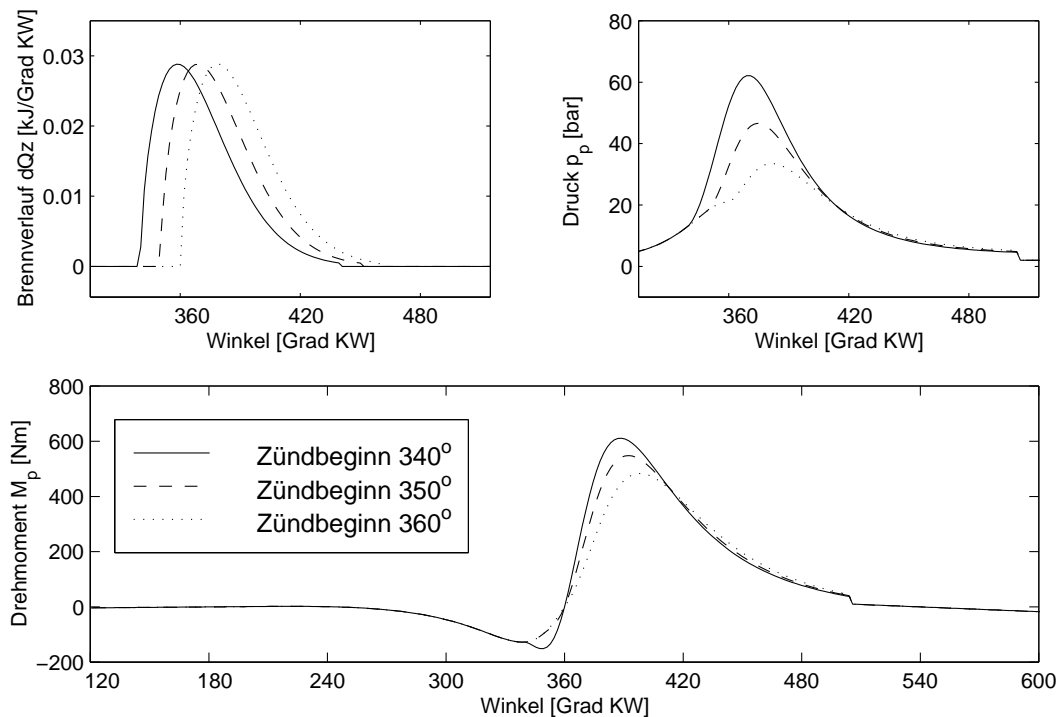
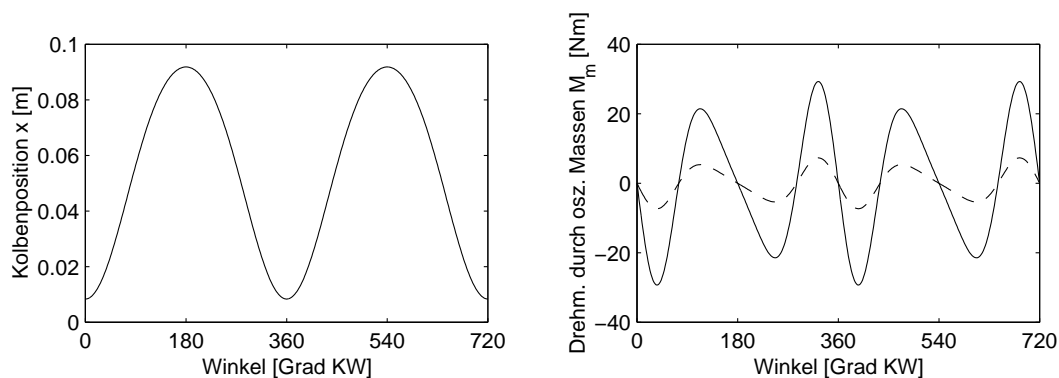


Abb. 2.9: Brennverlauf, Zylinderinnendruck und Drehmoment an der Kurbelwelle eines Ottomotors bei Variation des Zündwinkels

### Oszillierende Massenkräfte

Die Position des Kolbens sowie das dadurch hervorgerufene Drehmoment durch die oszillierende Masse für zwei verschiedene Drehzahlen zeigt Abb. 2.10. Dieses Drehmoment pulsiert mit der doppelten Drehzahl der Kurbelwelle. Durch die gegenüber dem Drehmoment der Gaskräfte verschobenen Phasenlage werden die Drehmomentspitzen der Gaskräfte reduziert. Insgesamt fällt der Beitrag der oszillierenden Massen (hier pro Kolben zu  $m_p = 0.4 \text{ kg}$  angenommen) im Vergleich zu den Gaskräften erst bei höheren Drehzahlen ins Gewicht, da die Massenkräfte wegen Gl. (2.7) mit dem Quadrat der Drehzahl zunehmen (vgl. auch Abb. 7.3).



**Abb. 2.10:** Kolbenposition und Drehmoment durch die oszillierende Masse eines Kolbens bei Drehzahl  $20 \text{ s}^{-1}$  (—) und  $40 \text{ s}^{-1}$  (— —)

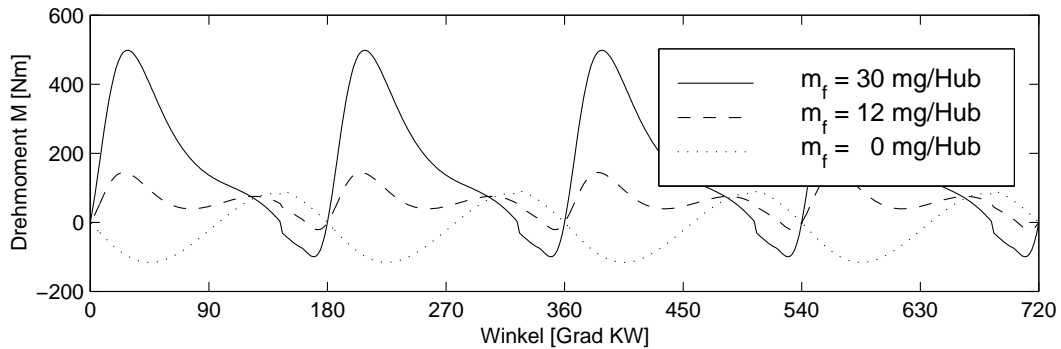
### Mehrzylinder-Motoren

Bei Mehrzylinder-Motoren überlagern sich die Gas- und Massenkräfte der einzelnen Zylinder. Abbildung 2.11 zeigt das Drehmoment für einen Ottomotor und Abb. 2.12 für einen Dieselmotor mit jeweils vier Zylindern bei verschiedenen Einspritzmengen. Für den Formfaktor  $c_2$  ist hierbei eine Abhängigkeit von der Drehzahl  $\omega_{eng}$  und beim Dieselmotor zusätzlich von der eingespritzten Kraftstoffmenge  $m_f$  modelliert.

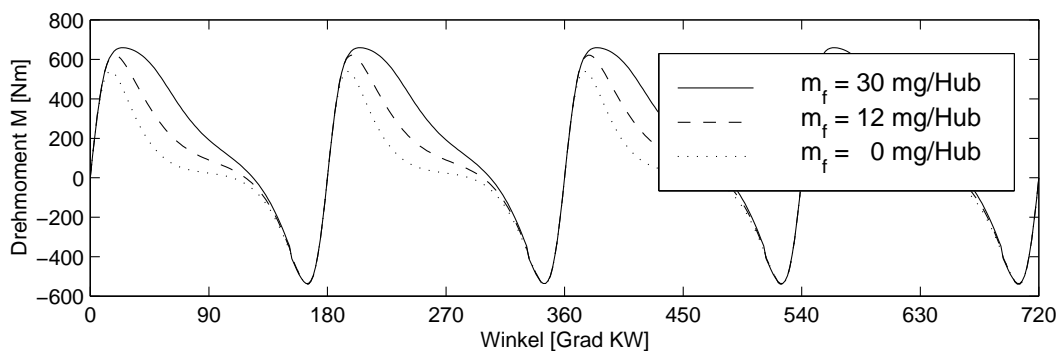
$$c_{2\text{Otto}} = 1 + 2 \cdot \frac{\omega_{eng}}{\omega_{eng\text{max}}}$$

$$c_{2\text{Diesel}} = 1 + 2 \cdot \frac{\omega_{eng}}{\omega_{eng\text{max}}} + \frac{m_f}{m_{f\text{max}}}$$

Dies trägt zum einen dem drehzahlabhängigen Verhältnis zwischen winkel- und zeitbezogener Darstellung Rechnung, d.h. der gleichen Brenndauer entspricht bei hoher Drehzahl ein größeres Winkelintervall der Kurbelwelle als bei kleiner Drehzahl. Die zusätzliche Erhöhung des Formfaktors entsprechend der Einspritzmenge beim Dieselmotor ist durch die mengenabhängige Einspritzdauer motiviert, die den Kraftstoff zeitlich dosiert der Verbrennung zuführt. Da im Verlauf der Verbrennung die Expansionsphase einsetzt, spricht man bei Dieselmotoren auch vom *Gleichdruckprozess*.



**Abb. 2.11:** Kurbelwellen-Drehmoment eines Vierzylinder-Ottomotors bei einer Drehzahl von  $40 \text{ s}^{-1}$ , Formfaktor  $c_2 = 1.8$  für verschiedene Einspritzmengen pro Hub



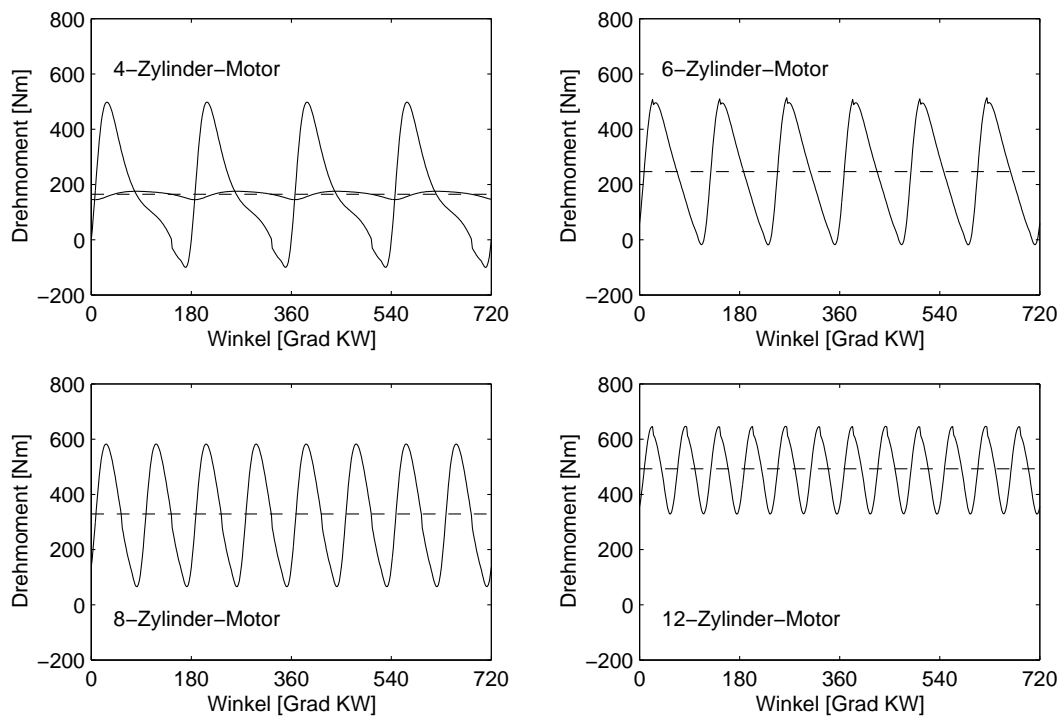
**Abb. 2.12:** Kurbelwellen-Drehmoment eines Vierzylinder-Dieselmotors bei einer Drehzahl von  $40 \text{ s}^{-1}$ , Formfaktor  $c_2 = 1.8 \dots 2.8$  für verschiedene Einspritzmengen pro Hub

Die beschriebene Variation des Formfaktors ist dabei nicht quantitativ zu verstehen, zumal die Vibe-Funktion für Dieselmotoren nur eingeschränkt zu verwenden ist. Vielmehr sollen prinzipielle Abhängigkeiten modelliert werden, die sich bei der Identifikation der Drehmomentschwingungen auswirken können.

Die vergleichsweise hohen Drehmomentspitzen beim Dieselmotor sind auf das höhere Druckniveau des Selbstzünders im Vergleich zum Ottomotor zurückzuführen. Sowohl der durch den Turbolader erhöhte Ansaugdruck sowie das höhere Verdichtungsverhältnis tragen dazu bei. Da der Dieselmotor in der Regel keine Drosselklappe besitzt und stets mit Luftüberschuss betrieben wird, ist hier der Anteil der Gaskräfte durch die Verdichtung unabhängig von der Einspritzmenge. Die resultierenden Drehmomentschwingungen stimmen qualitativ mit Messungen wie in [14, 66, 84] gut überein (siehe auch Abschnitt 2.2.6).

Insbesondere bei Motoren mit hoher Zylinderzahl ergibt sich eine bessere Laufruhe, da sich positive und negative Drehmomentspitzen verschiedener Zylinder gegenseitig besser ausgleichen. Abbildung 2.13 zeigt Drehmomentverläufe für Ottomotoren mit

vier bis zwölf Zylindern. Der Formfaktor ist dabei jeweils  $c_2 = 1.8$ . Da die Einspritzmenge pro Zylinder zur besseren Vergleichbarkeit gleich gehalten wird, erhöht sich natürlich die Gesamtleistung des Motors mit der Zylinderzahl, wie am mittleren Drehmoment (—) zu erkennen ist. Im simulierten Beispiel bleibt das Drehmoment bei acht Zylindern durchgehend positiv; bei zwölf Zylindern ist die Schwankung trotz höherer abgegebener Leistung auf etwa  $300 \text{ Nm}$  zurückgegangen.



**Abb. 2.13:** *Kurbelwellen-Drehmoment von Ottomotoren mit vier bis zwölf Zylindern bei einer Drehzahl von  $40 \text{ s}^{-1}$*

Ergänzend zum Verlauf bei vier Zylindern ist auch das durch ein ZMS<sup>4</sup> (vgl. Konfiguration B) geglättete Drehmoment aufgetragen. Deutlich ist dabei eine gute abtriebsseitige Dämpfung der Drehmomentschwungung zu erkennen. Auf die akustischen Emissionen, die durch die Bewegung des Motorblocks bedingt sind, hat dies jedoch keinen Einfluss. Diese können nur durch ein Tilgungskonzept verringert werden, wie es z.B. im Rahmen dieser Arbeit beschrieben wird. Eine Kombination der aktiven Tilgung mit einem ZMS ist jedoch möglich.

<sup>4</sup>Berechnet für ein kurbelwellenseitiges Trägheitsmoment  $J_{eng} = 0.15 \text{ kg m}^2$ , Feder  $c = 250 \text{ Nm rad}^{-1}$ ,  $d = 8 \text{ Nm s rad}^{-1}$ . Das getriebeseitige Trägheitsmoment ist analog zur Berechnung der nicht geglätteten Verläufe als  $\gg J_{eng}$  angenommen.

### 2.2.5 Bewertung und alternative Ansätze

Die Nachbildung des realen Brennverlaufs durch eine Vibefunktion setzt konstante Massen während der Verbrennung voraus. Dies ist bei Ottomotoren ohne Direkteinspritzung gegeben, da der gesamte Kraftstoff bereits vor Verbrennungsbeginn in die Zylinder eingebracht wird. Da die Masse des Kraftstoffs gegenüber der angesaugten Frischluftmasse gering und zum Zeitpunkt des Ansaugens auch erst teilweise in einen gasförmig Zustand übergegangen ist, wird der Volumenanteil des Kraftstoffs im vorgestellten Modell beim Ladungswechsel vereinfachend nicht berücksichtigt.

Bei Dieselmotoren erfolgt die Einspritzung des Kraftstoffs während des Verbrennungsprozesses. Über die zeitliche Dosierung des Kraftstoffs wird die Verbrennung gezielt gesteuert. Dies muss daher bei einer Modellierung mit berücksichtigt werden. Gleiches gilt auch für eine optionale Piloteinspritzung. Eine mögliche Erweiterung des obigen Modells in dieser Hinsicht besteht in der Verwendung zusammengesetzter Brennverläufe, womit das Modell für die Vor- und Hauptverbrennung, bzw. für die *Premixed-Phase* und die *Diffusionsphase* getrennt dem realen Verlauf angepasst werden kann, wie von Barba et al. in [44] beschrieben. Diese Differenzierung in Premixed- und Diffusionsphase wird insbesondere bei geringer oder fehlender Vorverbrennung notwendig. In dem empirischen Ansatz von Schreiner [71] wird der Brennverlauf durch einen Polygon-Hyperbel-Ersatzbrennverlauf angenähert. Chmela [51] dagegen verfolgt ein Mischungsgesteuertes Konzept, bei dem die kinetische Energie des Einspritzstrahls in die Berechnung des Brennverlaufs eingeht.

Bei der hier vorliegenden Aufgabenstellung liegt der Schwerpunkt auf der Erstellung eines Prinzipmodells, um typische Drehmomentverläufe an der Kurbelwelle qualitativ nachbilden zu können. Dafür erscheint insbesondere beim Ottomotor – und auch aus Gründen des Rechenaufwands – das Modell nach Vibe gut geeignet.

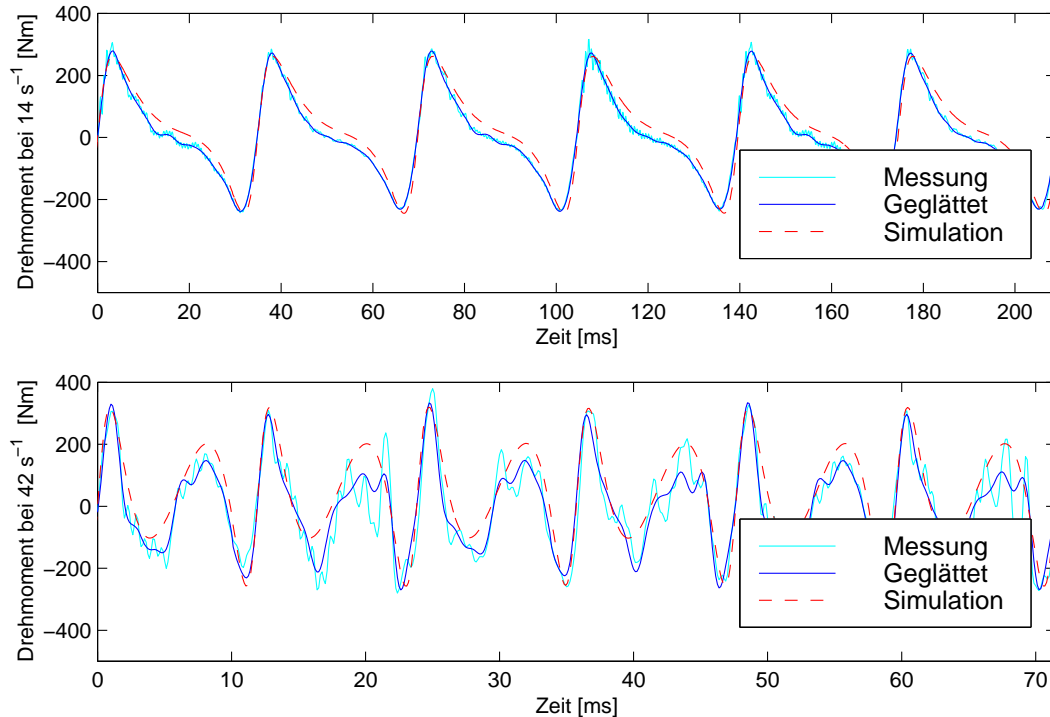
### 2.2.6 Vergleich mit Messergebnissen

Im Folgenden werden die Ergebnisse des oben beschriebenen Simulationsmodells zur Nachbildung verbrennungsmotorischer Drehmomentschwingungen mit Messergebnissen eines aufgeladenen Vierzylinder-Dieselmotors<sup>5</sup> mit  $1.9 \text{ dm}^3$  Hubraum verglichen. Die aufgenommenen Daten wurden freundlicherweise von Prof. W. Freise [84] dafür zur Verfügung gestellt.

Als Sensor dient ein Ferrarisaufnehmer zur Messung der Drehbeschleunigung des Schwungrads. Über dessen Massenträgheitsmoment von  $0.27 \text{ kg m}^2$  wird diese auf das zugehörige Drehmoment am Ende der Kurbelwelle umgerechnet.

---

<sup>5</sup> Dieser Motortyp ist nicht mit dem zur Parametrierung des Simulationsmodells verwendeten Typ identisch.



**Abb. 2.14:** Drehmoment am Kurbelwellen-Ende eines unbelasteten Vierzylinder-Dieselmotors bei Drehzahlen  $14 \text{ s}^{-1}$  und  $42 \text{ s}^{-1}$

In Abb. 2.14 sind die Messungen am unbelasteten Motor für zwei Drehzahlen jeweils über den Zeitraum von drei Umdrehungen der Kurbelwelle dargestellt (—). Deutlich zu erkennen ist dabei auch die Wirkung der Torsionsschwingung der Kurbelwelle in Form überlagerter höherfrequenter Anteile. Diese hängen von der Lage des jeweils gezündeten Zylinders ab und treten damit innerhalb zweier Umdrehungen der Kurbelwelle periodisch auf. Um diese Anteile sowie stochastische Störungen durch Messrauschen zum Zweck des Vergleichs auszublenden, ist zusätzlich der über mehrere Umdrehungen gemittelte und gefilterte Verlauf (—) aufgetragen.<sup>6</sup>

Zum Vergleich wurden die Messungen auch mit dem oben beschriebenen Simulationsmodell nachvollzogen (—). Dabei ist eine gute Übereinstimmung mit den gefilterten Messwerten (—) zu erkennen. Gegenüber den in Abschnitt 2.2.4 angesetzten Daten wurden dazu Ladedruck, Masse der Zylinder und die Einspritzmenge angepasst. Die verbleibenden Abweichungen sind u.a. auf Unterschiede der Motorgeometrie sowie auf zusätzliche Reibungseffekte zurückzuführen. Die Elastizität der Kurbelwelle wurde hier in der Simulation nicht nachgebildet.

Aufgrund der gezeigten Messergebnisse kann somit von einer qualitativ richtigen Ausgabe des verwendeten Simulationsmodells im für die Tilgung relevanten unteren und mittleren Drehzahlbereich (vgl. Kap. 7.2) ausgegangen werden.

<sup>6</sup> Tiefpass-Filterung im Frequenzbereich durch Beschränkung des Signals auf die Frequenzanteile  $\omega/2, \omega, 3\omega/2, \dots, 16\omega$



### 3 Neuronale Netze zur Funktionsapproximation

Für anspruchsvolle Regelungs- und Diagnoseaufgaben werden zunehmend Methoden zur Approximation von Funktionen benötigt, die entweder nicht analytisch beschreibbar oder nicht unmittelbar zugänglich sind. Diese Funktionen werden daher im Folgenden allgemein *nichtlineare* Funktionen genannt.

Für diese Aufgabe wurden bereits verschiedene neuronale Netze entwickelt. Diese zeichnen sich durch ihre Fähigkeit aus, eine Funktion mittels Trainingsdaten zu lernen, anschließend zu reproduzieren sowie auch auf nicht trainierte Eingangsdaten anzuwenden (d.h. zu interpolieren bzw. zu extrapolieren). Dazu verwenden diese neuronalen Netze in der Regel eine begrenzte Anzahl einstellbarer Parameter.

Für den Einsatz neuronaler Netze unter Echtzeitbedingungen, wie sie bei der Aufgabenstellung der Regelung und Online-Diagnose immer bestehen, muss zudem die Stabilität der Adaption und eine rasche Konvergenz sichergestellt sein.

Nach einigen Definitionen werden in diesem Kapitel mögliche Methoden zur Funktionsapproximation vorgestellt. Anschließend werden einige davon abgeleitete neuronale Ansätze eingehend behandelt, die als Ausgangspunkt eines erweiterten neuronalen Konzepts dienen, das im Rahmen dieser Arbeit vorgestellt wird.

#### Definitionen

Als Grundlage der nachfolgenden Ausführungen wird zunächst die Klasse der darstellbaren nichtlinearen Funktionen definiert:

**Definition:** Eine kontinuierliche, begrenzte und zeitinvariante Funktion  $\mathcal{NL} : \mathbb{R}^P \rightarrow \mathbb{R}$ , die einen  $P$ -dimensionalen Eingangsvektor  $\underline{x}$  auf einen skalaren Ausgangswert  $y$  abbildet, sei eine *Nichtlinearität*  $\mathcal{NL}$  mit  $\underline{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_P]^T$ .

$$y = \mathcal{NL}(\underline{x})$$

Dabei sei  $\mathbb{M} \subset \mathbb{R}^P$  eine abgeschlossene Untermenge des Eingangsraums  $\mathbb{R}^P$ , in der  $\mathcal{NL}$  beobachtbar ist.

Für den Fall mehrdimensionaler Nichtlinearitäten wird entsprechend der Dimension der Ausgangsgröße  $y$  die entsprechende Anzahl skalarer Nichtlinearitäten kaskadiert. Daher soll es im Folgenden genügen, lediglich den skalaren Fall zu betrachten.

Für eine klare Darstellung der Eigenschaften und der Anwendung neuronaler Netze werden an dieser Stelle zunächst einige häufig verwendete Begriffe definiert.

Die hier betrachteten neuronalen Netze bestehen aus einer oder mehreren Schichten, die jeweils *Neuronen* enthalten. Der Ausgang der Neuronen ist jeweils mit dem Eingang wenigstens eines Neurons einer nachfolgenden Schicht verbunden. Die *Aktivierung* jedes Neurons wird aus seinen Eingangsgrößen berechnet. Mittels *Gewichte* werden die Verbindungen zwischen den Neuronen skaliert; die Gewichte stellen die variablen Parameter des neuronalen Netzes dar.<sup>1</sup>

Die Begriffe *Lernen*, *Adaption* und *Identifikation* werden im Weiteren synonym verwendet und beschreiben unterschiedliche Aspekte der Anwendung neuronaler Netze. Dabei kann der Schwerpunkt auf die Analogie der neuronalen Netze zu ihren biologischen Vorbildern gelegt werden oder auf ihre technische Funktion als Algorithmen zur Nachbildung funktionaler Zusammenhänge.

In der Darstellung neuronaler Netze, der Lernstrukturen und der Regelkreise als *Signalflussplan* werden vektorielle Größen durch breite Pfeile, skalare Größen durch schmale Pfeile gekennzeichnet. Nichtlineare Funktionen, wie sie neuronale Netze als Ganzes darstellen, oder auch innerhalb eines neuronalen Netzes die Aktivierungsfunktionen, werden in der Regel mit doppelter Umrandung dargestellt.

### 3.1 Methoden der Funktionsapproximation

Zur Approximation einer Nichtlinearität stehen verschiedene Methoden zur Verfügung, die sich jeweils in ihren Einsatzmöglichkeiten und Randbedingungen unterscheiden. Im Folgenden werden nach [19] einige Möglichkeiten aufgeführt und anschließend näher erläutert (siehe auch Beispiele in Abb. 3.1):

- Algebraische Darstellung durch eine Funktionsreihe
- Tabellarische Darstellung mit Stützstellen
  - Interpolation
  - Approximation
- Konnektionistische Darstellung

---

<sup>1</sup> Aufgrund der betrachteten Anwendung werden im Rahmen dieser Arbeit weder sogenannte *rekurrente* Netze mit rückwärts verkoppelten Neuronen noch neuronale Netze mit variablen Aktivierungsfunktionen betrachtet.

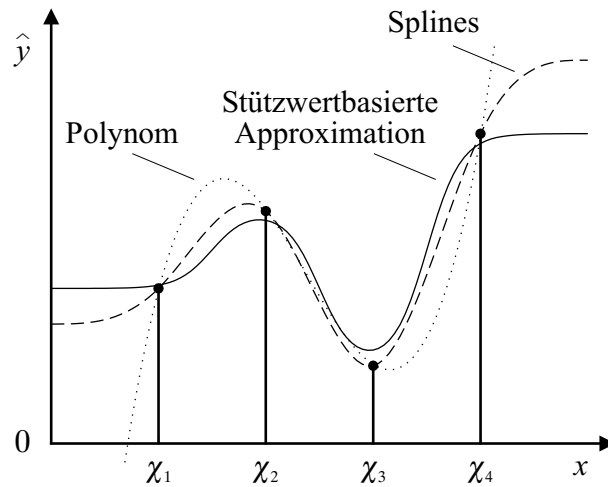


Abb. 3.1: Beispiele zur Funktionsapproximation

Bekannte Beispiele für eine **algebraische Darstellung** sind Polynome (wie z.B. die Taylor-Reihe) und Reihenentwicklungen (wie z.B. die Fourier-Reihe). In der Regel hängt die Ausgangsgröße linear von einer endlichen Anzahl an Koeffizienten ab. Nachteilig für den Einsatz in adaptiven Verfahren erweist sich dabei meist, dass jeder Koeffizient auf weite Bereiche des Eingangsraums wirkt, also keine lokale Zuordnung zu bestimmten Eingangswerten möglich ist.

Eine **tabellarische Darstellung** kommt häufig zum Einsatz, wenn eine Funktion bereits rasterförmig vermessen vorliegt. Zwischen diesen meist in einer Tabelle (*Lookup Table*) abgelegten Messwerten wird dann geeignet interpoliert bzw. approximiert. Somit wirken alle Parameter lokal und nachvollziehbar. Ein Sonderfall der Interpolation sind dabei z.B. Splines. Diese stellen eine Zwischenform dar, in der durch die Messwerte eine globale tabellarische Repräsentation vorliegt, die aber lokal durch den algebraischen Zusammenhang der Splines ausgewertet wird. Da eine durch Interpolation nachgebildete Funktion alle Messwerte enthält, wirken sich Messfehler empfindlich aus.

Um diesen Einfluss zu verringern, kann statt der Interpolation auch eine sogenannte stützwertbasierte Approximation erfolgen. Im Gegensatz zur Interpolation stehen bei einer Approximation nicht genügend freie Parameter zur Verfügung, um alle Randbedingungen (z.B. in Form vorgegebener Messwerte) zu erfüllen. Stattdessen wird die Abweichung der approximierten Funktion von diesen Vorgaben, der sogenannte Approximationsfehler, minimiert. Beispiele für stützwertbasierte Approximation sind die im weiteren Verlauf behandelten neuronalen RBF-Netze. Die dort verwendeten Stützpunkte besitzen zwar einen quantitativen Zusammenhang mit dem Wert der Funktion für den zugehörigen Eingangswert, sind selbst aber nicht notwendigerweise Teil des approximierten Funktionsverlaufs. Durch die glättende Wirkung der Approximation können Störungen und Messfehler wirkungsvoll herausgefiltert werden. Gleichzeitig erlaubt die lokale Zuordnung der Stützpunkte zu

Bereichen des Eingangsraums eine lokale und schnelle Adaption. In der Regel ist damit auch die Eindeutigkeit der adaptierten Parameter und somit eine Parameterkonvergenz verbunden, die wesentlich für eine Interpretierbarkeit der adaptierten Funktion ist.

Mehrschichtige neuronale Netze, wie z.B. das Multi Layer Perceptron (MLP) Netz, gehören zur Gruppe mit **konnektionistischer Darstellung** und können auch Funktionen mit einer Eingangsgröße hoher Dimension nachbilden. Allerdings ist die Auslegung der Neuronenzahl in den Zwischenschichten (*Hidden Layers*) problematisch; ebenso lässt sich der Nachweis einer optimalen Konvergenz nur empirisch erbringen. Eine Deutung der Parameter ist in aller Regel nicht möglich.

### 3.2 Funktionsapproximation mit lokalen Basisfunktionen

Beim Einsatz neuronaler Netze für regelungstechnischen Aufgaben werden in der Regel kurze Adaptionzeiten sowie eine nachweisbare Stabilität und Konvergenz auch unter Störeinflüssen gefordert. Dies wird am besten von neuronalen Netzen erfüllt, die nach der Methode der stützwertbasierten Approximation arbeiten. Ein wesentliches Merkmal dieser Netze ist die Verwendung lokaler Basisfunktionen, die hier wie folgt definiert werden:

**Definition:** Eine zusammenhängende begrenzte und nicht-negative Funktion  $\mathcal{B} : \mathbb{R}^P \rightarrow \mathbb{R}_{0+}$  sei eine lokale Basisfunktion, wenn sie ein globales Maximum bei  $\underline{x} = \underline{\chi}$  besitzt und wenn für alle Elemente  $x_p$  des  $P$ -dimensionalen Eingangsvektors  $\underline{x}$  gilt

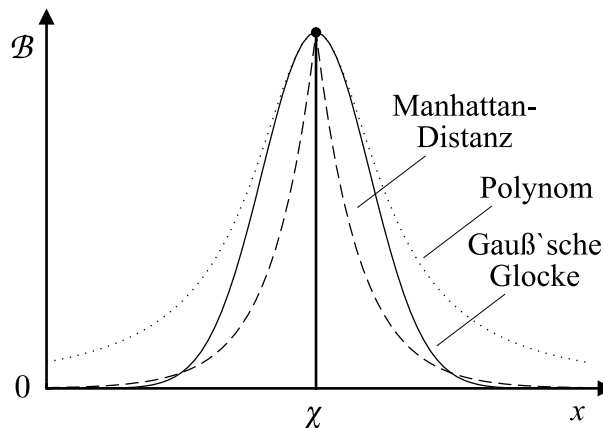
$$\frac{\partial \mathcal{B}(\underline{x})}{\partial x_p} \quad \begin{cases} \geq 0 & \text{für } x_p < \chi_p \\ \leq 0 & \text{für } x_p > \chi_p \end{cases}$$

und

$$\lim_{\|\underline{x}\| \rightarrow \infty} \mathcal{B}(\underline{x}) = 0$$

Beispiele lokaler Basisfunktionen sind die Gauß'sche Glockenkurve, die Manhattan-Distanz, Polynome wie z.B.  $1/(1+x^2)$  oder ein Dreieckfenster; dabei bezeichnet  $\underline{\chi}$  das Zentrum der Basisfunktion (siehe Abb. 3.2). In [5] wird sogar das Rechteckfenster zu den Basisfunktionen gezählt. Ebenso können auch die im Rahmen der Fuzzy-Logik verwendeten Aktivierungsgrade formal als Basisfunktionen behandelt werden.

Um die oben definierten Basisfunktionen zur Funktionsapproximation mit neuronalen Netzen einsetzen zu können, müssen die universelle Einsetzbarkeit zur Nachbildung *beliebiger* Funktionen und eine konvergente Adaption gewährleistet sein.



**Abb. 3.2:** Beispiele lokaler Basisfunktionen

Während die Frage der Konvergenz im Rahmen der Stabilitätsbetrachtung behandelt wird, soll die Bedingung einer universellen Einsetzbarkeit hier näher erläutert werden.

Im Zusammenhang neuronaler Netze werden lokale Basisfunktionen als Aktivierungsfunktionen der Neuronen bzw. ihrer Gewichte eingesetzt. Eine Aktivierungsfunktion  $\mathcal{A}_n$  sei allgemein eine lokale Basisfunktion  $\mathcal{B}$  der vektoriellen Eingangsgröße  $\underline{x}$  und eines Vektors  $\underline{\chi}_n$ , der die Lage des Zentrums und damit des Maximums der Aktivierungsfunktion im Eingangsraum angibt. Die einzelnen Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_n$  werden nun zu einem Vektor  $\underline{\mathcal{A}}$  zusammengefasst

$$\underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) = \left[ \mathcal{B}(\underline{x}, \underline{\chi}_1) \mathcal{B}(\underline{x}, \underline{\chi}_2) \dots \mathcal{B}(\underline{x}, \underline{\chi}_N) \right]^T \quad (3.1)$$

Wird nun ein Gewichtsvektor  $\underline{\theta}$  derselben Länge  $N$  aufgestellt,

$$\underline{\theta} = [\theta_1 \theta_2 \dots \theta_N]^T \quad (3.2)$$

kann eine nichtlineare Funktion  $\mathcal{NL}$  nach obiger Definition als Skalarprodukt aus Gewichts- und Aktivierungsvektor dargestellt werden. Diese Darstellung erscheint zunächst willkürlich und ohne physikalische Entsprechung gewählt. Sie dient aber im weiteren Verlauf der anschaulichen Darstellung der Adaption neuronaler Netze:

$$\mathcal{NL} : y(\underline{x}) = \underline{\theta}^T \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) + d(\underline{x}) \quad (3.3)$$

Die Auswahl der Aktivierungsfunktionen, ihrer Anzahl und Parameter muss dabei so möglich sein, dass der inhärente Approximationsfehler  $d$  eine beliebig kleine Schranke nicht überschreitet. Bei Verwendung von z.B. lokalen Basisfunktionen steht damit ein universeller Funktionsapproximator zur Verfügung.

Die gleiche Darstellung kann nun auch für die durch ein neuronales Netz nachgebildete (d.h. „geschätzte“<sup>2</sup>) Funktion  $\widehat{\mathcal{NL}}$  verwendet werden.

$$\widehat{\mathcal{NL}} : \widehat{y}(\underline{x}) = \widehat{\underline{\theta}}^T \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \quad (3.4)$$

Dabei wird angenommen, dass der Vektor  $\underline{\mathcal{A}}$  der Aktivierungsfunktionen mit dem Aktivierungsvektor bei der oben eingeführten Darstellung der betrachteten Nichtlinearität identisch ist. Damit kann ein Adaptionsfehler  $e$  eingeführt werden, der im Weiteren auch als Lernfehler bezeichnet wird.

$$e(\underline{x}) = \widehat{y}(\underline{x}) - y(\underline{x}) = \widehat{\underline{\theta}}^T \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) - \underline{\theta}^T \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) = (\widehat{\underline{\theta}}^T - \underline{\theta}^T) \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \quad (3.5)$$

Die Aufgabe der Adaption lässt sich so auf eine Anpassung der Gewichte reduzieren. Optimale Adaption bedeutet dann, dass der Gewichtsvektor  $\widehat{\underline{\theta}}$  des neuronalen Netzes gleich dem Gewichtsvektor  $\underline{\theta}$  der Nichtlinearität ist. Dies ist gleichbedeutend mit einem Verschwinden des Parameterfehlers  $\underline{\Phi}$ , der bei optimaler Adaption zu Null wird.

$$\underline{\Phi} = \widehat{\underline{\theta}} - \underline{\theta} \quad (3.6)$$

Bei ausreichender Variation des Eingangswerts  $\underline{x}$  ermöglicht die lokale Wirksamkeit der Aktivierungsfunktionen im Eingangsraum die Eindeutigkeit der Adaption. Für Gauß'sche Radiale Basisfunktionen wurde die Eindeutigkeit der Funktionsdarstellung in [59] nachgewiesen.

### 3.3 Radial Basis Function (RBF) Netz

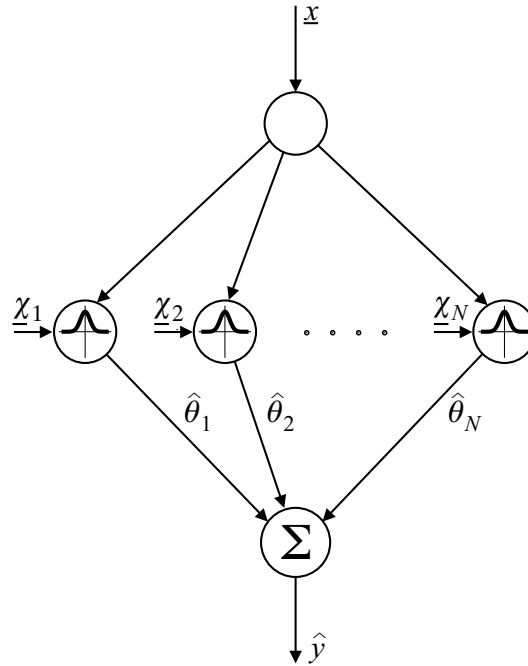
Viele in der Regelungstechnik eingesetzten neuronalen Netze gehören zur Familie der Radial Basis Function (RBF) Netze. Im Gegensatz zu anderen neuronalen Ansätzen, wie Multi Layer Perceptron Netzen oder Kohonen-Netzen, weisen sie eine feste und lokale Zuordnung der einzelnen Neuronen zu Bereichen des Eingangsraums auf. Dies ermöglicht insbesondere eine physikalische Interpretierbarkeit der adaptierten Gewichte, die z.B. der Diagnose eines Prozesses dienen kann.

Im Folgenden werden die Gewichte der Neuronen, ihre Aktivierungsfunktionen und die zugehörigen Zentren auch unter dem Begriff *Stützwerte* zusammengefasst. Dabei bezeichnet der *Wert* eines Stützwerts das zugeordnete Gewicht  $\theta_n$  und die *Lage* (oder auch *Koordinate*) eines Stützwerts das Zentrum  $\underline{\chi}_n$  der zuständigen Aktivierungsfunktion.

Der Ausgang  $\widehat{y}$  eines RBF-Netzes mit  $N$  Neuronen kann als gewichtete Summe der Aktivierungsfunktionen gebildet werden, wenn das Skalarprodukt aus Gl. (3.4) in

---

<sup>2</sup>Die Gewichte und die Ausgangsgröße eines neuronalen Netzes, die sogenannte Schätzgröße, werden im Folgenden mit  $\widehat{\phantom{x}}$  gekennzeichnet.



**Abb. 3.3:** Struktur des RBF-Netzes

Summendarstellung übergeführt wird.

$$\hat{y}(\underline{x}) = \sum_{n=1}^N \hat{\theta}_n \mathcal{A}_n(\underline{x}) \quad (3.7)$$

Üblicherweise werden als Aktivierungsfunktionen Gauß'sche Glockenkurven verwendet, deren Darstellung an die der Standardverteilung mit der Varianz  $\sigma^2$  angeglichen ist. [72]

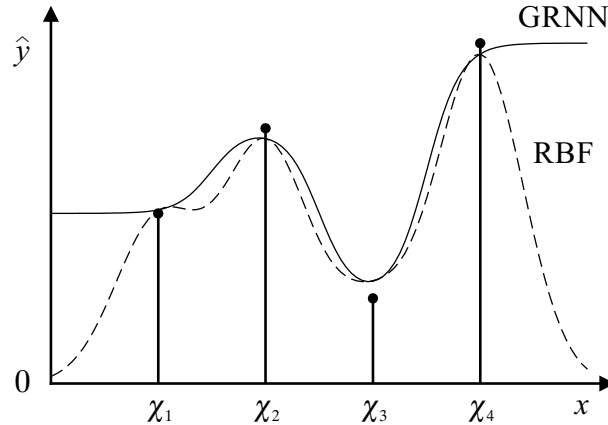
$$\mathcal{A}_n = \exp\left(-\frac{\mathcal{C}_n}{2\sigma^2}\right) \quad (3.8)$$

Hier bezeichnet  $\sigma$  einen Glättungsfaktor, der den Grad der Überlappung zwischen benachbarten Aktivierungen bestimmt, und  $\mathcal{C}_n$  das Abstandsquadrat des Eingangsvektors vom  $n$ -ten Stützwert, d.h. vom Zentrum  $\underline{x}_n$  der zugehörigen Aktivierungsfunktion.

$$\mathcal{C}_n = \|\underline{x} - \underline{x}_n\|^2 = (\underline{x} - \underline{x}_n)^T (\underline{x} - \underline{x}_n) = \sum_{p=1}^P (x_p - x_{np})^2 \quad (3.9)$$

Alternativ wird teilweise auch die sogenannte Manhattan-Distanz für die Abstandsfunktion  $\mathcal{C}_n$  verwendet:

$$\mathcal{C}_n = \sum_{p=1}^P |x_p - x_{np}| \quad (3.10)$$



**Abb. 3.4:** Vergleich der Approximation von RBF-Netz und GRNN

Damit kann die Struktur eines RBF-Netzes auch graphisch umgesetzt werden, wie in Abb. 3.3 gezeigt. Das erzielte Approximationsverhalten ist in Abb. 3.4 an einem Beispiel dargestellt (—). Dabei fällt allerdings die ungünstige Approximation zwischen den Stützpunkten und die ungünstige Extrapolation dieses Netzes aufgrund der fehlenden Monotonie-Erhaltung auf [35]. Dadurch kann der Wert der approximierten Funktion zwischen den Zentren zweier Aktivierungsfunktionen (z.B.  $\chi_1$  und  $\chi_2$ ) auch außerhalb der durch ihre Gewichte begrenzten Bereich liegen, d.h. eine Monotonie der Gewichte bedingt nicht notwendigerweise auch einen monotonen Verlauf der approximierten Funktion. Da aber die Erhaltung von Monotonie eine wesentliche Forderung in regelungstechnischen Anwendungen ist, führte dies zu einer Modifikation des RBF-Netzes.

### 3.4 General Regression Neural Network (GRNN)

Das General Regression Neural Network (GRNN) stellt eine Weiterentwicklung des RBF-Netzes aus den oben genannten Gründen dar. Der wesentliche Unterschied besteht in einer Normierung aller Aktivierungsfunktionen auf deren Summe, wie in Abb. 3.5 dargestellt. Als Abstandsfunktion  $\mathcal{C}_n$  kommt dabei das Abstandsquadrat nach Gl. (3.9) zum Einsatz. Die Aktivierungsfunktionen ergeben sich damit zu

$$\mathcal{A}_n = \frac{\exp\left(-\frac{\mathcal{C}_n}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{m=1}^N \exp\left(-\frac{\mathcal{C}_m}{2\sigma^2}\right)} \quad (3.11)$$

Damit gilt

$$\sum_{n=1}^N \mathcal{A}_n = 1 \quad (3.12)$$



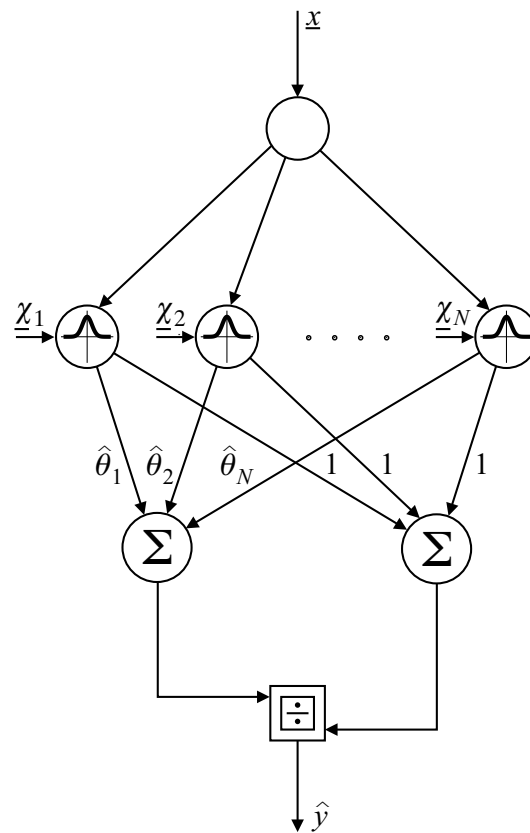


Abb. 3.5: Struktur des GRNN

Durch die Normierung wird sichergestellt, dass der Wert der approximierten Funktion stets innerhalb der durch den Wert der angrenzenden Stützpunkte gegebenen Grenzen verläuft und gleichzeitig eine Monotonie der Stützpunkte auch einen monotonen Verlauf der approximierten Funktion bewirkt. Diese Eigenschaft führt insbesondere auch zu einer verbesserten Extrapolation, bei der die approximierte Funktion dem jeweils nächstliegenden – und damit wahrscheinlichsten – Stützpunkt asymptotisch zustrebt (vgl. Abb. 3.4).

Zur besseren Vergleichbarkeit unterschiedlich parametrierter GRNN wird des Weiteren ein normierter Glättungsfaktor  $\sigma_{norm}$  eingeführt, der auf den kleinsten Abstand  $\Delta\chi$  zweier Stützpunkte normiert ist.

$$\sigma_{norm} = \frac{\sigma}{\Delta\chi} \quad (3.13)$$

Die nachfolgenden Betrachtungen zu Lerngesetz, Stabilität und Parameterkonvergenz gelten für RBF-Netze allgemein und damit auch für das daraus abgeleitete GRNN.

### 3.4.1 Lerngesetz

Ausgehend von der Gleichung für den Schätzwert  $\hat{y}$  am Ausgang eines RBF-Netzes

$$\hat{y}(\underline{x}) = \sum_{n=1}^N \hat{\theta}_n \mathcal{A}_n(\underline{x}) \quad (3.14)$$

wird zur Adaption der Gewichte der bereits oben eingeführte Lernfehler  $e$  bzw. der daraus abgeleitete quadratische Fehler  $E$  herangezogen.

$$e(\underline{x}) = \sum_{n=1}^N \hat{\theta}_n \mathcal{A}_n(\underline{x}) - y(\underline{x}) \quad (3.15)$$

$$E(\underline{x}) := \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} \left( \sum_{n=1}^N \hat{\theta}_n \mathcal{A}_n(\underline{x}) - y(\underline{x}) \right)^2 \quad (3.16)$$

Die notwendige Änderung jedes Gewichts  $\hat{\theta}_n$  wird durch ein Gradientenabstiegsverfahren (auch Delta-Lernregel genannt [19]) festgelegt. Dazu wird der quadratische Fehler nach dem jeweiligen Gewicht abgeleitet.

$$\frac{dE(\underline{x})}{d\hat{\theta}_n} = \left( \sum_{n=1}^N \hat{\theta}_n \mathcal{A}_n(\underline{x}) - y(\underline{x}) \right) \mathcal{A}_n(\underline{x}) = e(\underline{x}) \mathcal{A}_n(\underline{x}) \quad (3.17)$$

Somit bestimmen sich die notwendigen Änderungen der Gewichte zueinander wie es dem Beitrag jedes Gewichts zum Schätzwert  $\hat{y}$  und damit zum Lernfehler  $e$  entspricht. Eine zusätzliche Skalierung mit einem Lernfaktor  $\eta$  dient der Einstellung einer gewünschten Lerngeschwindigkeit bzw. Glättungswirkung bei der Adaption. Das negative Vorzeichen stellt eine Anpassung der Gewichte in Richtung kleinerer Fehler sicher. Das vollständige Lerngesetz für jedes Gewicht lautet damit

$$\frac{d}{dt} \hat{\theta}_n = -\eta e \mathcal{A}_n \quad (3.18)$$

Dadurch wird der quadratische Fehler minimiert (vgl. ebenso Anhang B.2). Bei mehrschichtigen neuronalen Netzen ist dieses Verfahren auch als *Backpropagation* bekannt.

Für RBF-Netze, die mit dem obigen Lerngesetz adaptiert werden, sollen im Folgenden die Stabilität nachgewiesen werden, sowie geeignete Anregungssignale definiert werden, die Parameterkonvergenz von geschätzter und realer Nichtlinearität garantieren.

### 3.4.2 Stabilität nach Lyapunov

Die Stabilität eines Systems, das durch die nichtlineare Differentialgleichung [16]

$$\frac{d}{dt} \underline{x} = \underline{f}(\underline{x}, t) \quad (3.19)$$

beschrieben wird, ist nach Lyapunov wie folgt definiert:

**Definition:** Der Gleichgewichtszustand  $\underline{x}_0$  des Systems in Gl. (3.19) wird als *stabil* bezeichnet, wenn für jedes  $\varepsilon_0 > 0$  und  $t_0 \geq 0$  ein  $\delta$  existiert, so dass aus  $\|\underline{x}\| < \delta$  folgt  $\|\underline{x}(t, \underline{x}_0, t_0)\| < \varepsilon_0$  für alle  $t \geq t_0$ .

Anschaulich gesprochen folgt aus einer kleinen Störung stets eine kleine Abweichung vom Gleichgewichtszustand, bzw. die Funktion  $\underline{x}$  bleibt nahe am Ursprung  $\underline{0}$ , wenn ihr Anfangswert nur mit genügend kleinem Abstand zum Ursprung gewählt wird.

Unter Verwendung des Parameterfehlers  $\underline{\Phi} = \hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}$  aus Gl. (3.6) lässt sich die Stabilität des oben hergeleiteten Lerngesetzes nach Lyapunov beweisen. Für die Ableitung des Parameterfehlers gilt

$$\frac{d}{dt} \underline{\Phi} = \frac{d}{dt} \hat{\underline{\theta}} = -\eta \underline{\mathcal{A}} \left( \hat{\underline{\theta}}^T - \underline{\theta}^T \right) \underline{\mathcal{A}} = -\eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\Phi}^T \underline{\mathcal{A}} \quad (3.20)$$

Als Lyapunov-Funktion  $V$  wird die positiv semidefinite Funktion

$$V(\underline{\Phi}) = \frac{1}{2} \underline{\Phi}^T \underline{\Phi} \quad (3.21)$$

gewählt. Ihre zeitliche Ableitung entlang der durch Gl. (3.20) festgelegten Trajektorien bestimmt sich mit positivem Lernfaktor  $\eta$  zu

$$\frac{d}{dt} V(\underline{\Phi}) = \frac{1}{2} 2 \frac{d}{dt} \underline{\Phi}^T \underline{\Phi} = -\eta \underbrace{\underline{\mathcal{A}}^T \underline{\Phi}}_e \underbrace{\underline{\mathcal{A}}^T \underline{\Phi}}_e = -\eta e^2 \leq 0 \quad (3.22)$$

Damit ist  $dV/dt$  negativ semidefinit, wodurch die Beschränktheit des Parameterfehlers  $\underline{\Phi}$  und die Stabilität des obigen Systems nach Lyapunov gezeigt ist.

### 3.4.3 Parameterkonvergenz

Neben der Stabilität nach Lyapunov ist auch die *asymptotische* Stabilität des betrachteten Lernvorgangs von Interesse, da erst diese die Parameterkonvergenz und damit eine sinnvolle Interpretierbarkeit der adaptierten Gewichte ermöglicht.

**Definition:** Der Gleichgewichtszustand  $\underline{x}_0$  des Systems in Gl. (3.19) wird als *asymptotisch stabil* bezeichnet, wenn er stabil ist und ein  $\delta > 0$  existiert, so dass aus  $\|\underline{x}\| < \delta$  folgt  $\lim_{t \rightarrow \infty} \underline{x}(t) = \underline{0}$ .

Für diesen Nachweis ist eine ausreichende Anregung (sogenannte *Persistent Excitation*) notwendig. Eine solche Anregung liegt vor, wenn für alle Einheitsvektoren  $\underline{v}_n$  in  $\mathbb{R}^N$  und positives  $\varepsilon_0$  und  $t_0$  ein endliches Zeitintervall  $T$  gefunden werden kann, so dass gilt

$$\frac{1}{T} \int_t^{t+T} |\underline{A}^T(\underline{x}) \underline{v}_n| d\tau \geq \varepsilon_0 \quad \text{für alle } t \geq t_0 \quad (3.23)$$

Anschaulich gesprochen heißt dies, dass die Aktivierung für jedes Neuron nie dauerhaft zu Null werden darf, so dass sich jeder Parameterfehler stets über den Lernfehler  $e$  auswirkt und  $dV/dt$  somit negativ definit ist, solange keine vollständige Parameterkonvergenz erreicht ist.

Damit strebt die gewählte Lyapunov-Funktion  $V$  asymptotisch zu Null und damit auch der Parameterfehler.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} V(t) = 0 \quad (3.24)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \underline{\Phi}(t) = \underline{0} \quad (3.25)$$

Dadurch wird bei ausreichender Anregung die Konvergenz der Parameter erreicht:

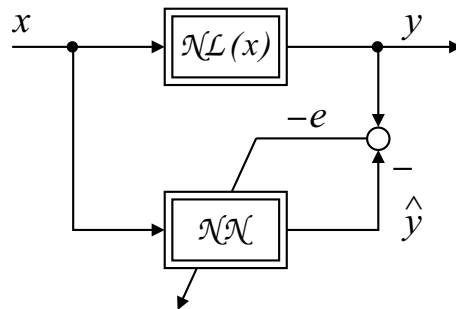
$$\lim_{t \rightarrow \infty} \widehat{\underline{\theta}}(t) = \underline{\theta} \quad (3.26)$$

### 3.5 Lernstruktur und Fehlermodelle

Zur Adaption der betrachteten RBF-Netze und des GRNN sind je nach Anwendung verschiedene Lernstrukturen möglich. Da es im vorliegenden Fall um die möglichst identische Nachbildung einer Nichtlinearität geht, wird im Weiteren mit einer Vorwärtslernstruktur nach Abb. 3.6 gearbeitet. Bei dieser werden die Nichtlinearität und das neuronale Netz parallel mit der identischen Eingangsgröße  $x$  betrieben; der Lernfehler  $e$  zwischen dem tatsächlichen Ausgang  $y$  und dem geschätzten Ausgang  $\hat{y}$  steuert die Adaption. Alternativen zu dieser Lernstruktur, wie die inverse Lernstruktur, die ein inverses Modell der Strecke abbildet, werden daher nicht betrachtet.

Um eine einheitliche Darstellung bei Identifikations- und Kompensationsstrukturen zu ermöglichen tritt der Lernfehler  $e$  nach der oben eingeführten üblichen Definition in den folgenden Signalfussplänen jeweils mit negativem Vorzeichen auf.

Ausgehend von dem oben hergeleiteten Lerngesetz werden in der Literatur verschiedene Fehlermodelle unterschieden, deren Einsatz im Wesentlichen davon bestimmt ist, ob der messbare Lernfehler direkt oder nur indirekt bzw. verzögert vorliegt. Ein



**Abb. 3.6:** Vorwärtslernstruktur

weiteres Kriterium ist die Unterscheidung zwischen Strukturen, die entweder ausschließlich der Identifikation oder auch der Kompensation der betrachteten Nichtlinearität dienen. Als Grundlage für die nachfolgenden Ausführungen werden nun die verwendeten Lernstrukturen und Fehlermodelle vorgestellt. [16]

### Identifikation

Bei direktem Vorliegen des Lernfehlers  $e$  kann die Struktur des sogenannten Fehlermodells 1 eingesetzt werden, wie in Abb. 3.7 für die Identifikation gezeigt. Die Nichtlinearität der Strecke wird dabei aus Gründen der Anschaulichkeit als Skalarprodukt nach Gl. (3.3) dargestellt.

Das gezeigte Fehlermodell ist auch dann noch zulässig, wenn der Sollwert  $y$  bedingt durch das Messverfahren oder einen Beobachter eine lineare und asymptotisch stabile SPR-Übertragungsfunktion<sup>3</sup>  $H(s)$  (gestrichelt) durchläuft. Da die Adaption der Stützwerte mittels Integration des Lernfehlers bereits eine Phasenverzögerung von  $\pi/2$  bewirkt, wird nur bei einer zusätzlichen Phasenverzögerung von weniger als  $\pi/2$  die Stabilitätsbedingung nach Nyquist eingehalten, wenn die Lernstruktur als Regelkreis aufgefasst wird.

### Kompensation

Abbildung 3.8 zeigt die entsprechende Struktur für die Kompensation. Während bei der Identifikation der Lernfehler  $e$  außerhalb der Strecke gebildet wird, Lernen also auch offline mit aufgezeichneten Messwerten möglich ist, wird er bei der Kompensation innerhalb der Strecke berechnet. Der Lernfehler  $e$  bzw.  $e_H$  kann am Streckenausgang gemessen werden; die mögliche Lage einer dabei zulässige SPR-Übertragungsfunktion  $H(s)$  im Ausgangszweig ist gestrichelt eingetragen. Das als Motor bzw. Generator dargestellte Stellglied sei hierbei ideal.

<sup>3</sup> Strictly Positive Real, d.h. Betrag des Phasengangs im gesamten Bereich  $< \pi/2$

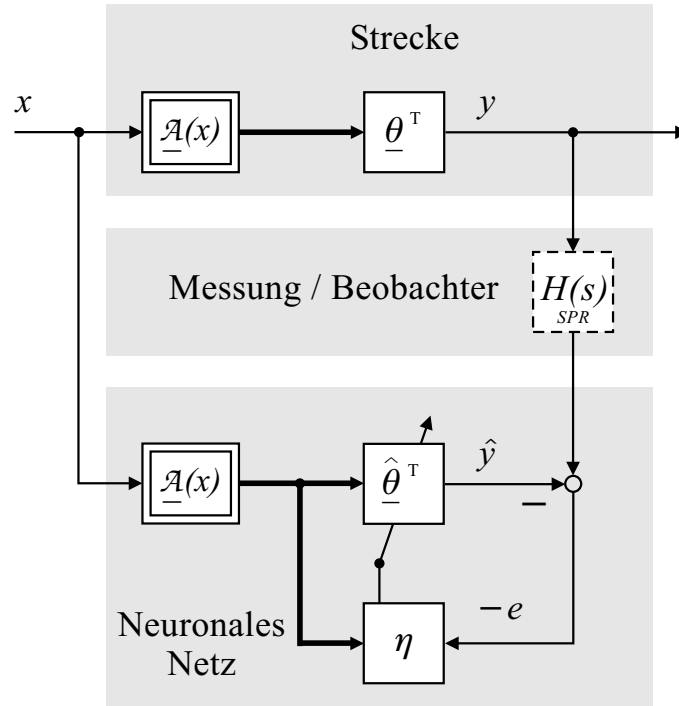


Abb. 3.7: Identifikationsstruktur (Fehlermodell 1)

### Identifikation verallgemeinert

Die Verallgemeinerung des obigen Fehlermodells 1 entsteht, wenn die SPR-Bedingung an die Übertragungsfunktion  $H(s)$  fallengelassen wird. Für eine stabile Identifikation muss die Lernstruktur dann zum sogenannten Fehlermodell 4 nach [16] erweitert werden, wie in Abb. 3.9 gezeigt.

Für ein phasenrichtiges Lernen des neuronalen Netzes muss zum einen der Schätzwert  $\hat{y}_H$  in gleicher Weise verzögert werden, wie der gemessene Sollwert  $y_H$ . Andererseits darf diese Verzögerung aus Gründen der Stabilität nicht mehr im Ausgangszweig des neuronalen Netzes eingebracht werden. Um diesen Konflikt zu lösen, wird die Linearität der Schätzwertbildung  $\hat{\theta}^T \underline{\mathcal{A}}$  genutzt und die Verzögerung mit der linearen und asymptotisch stabilen Übertragungsfunktion  $H(s)$  in die Aktivierung vorverlagert, so dass für den verzögerten Schätzwert  $\hat{y}_H$  gilt

$$\hat{y}_H(\underline{x}) = \sum_{n=1}^N \hat{\theta}_n H(s) \mathcal{A}_n(\underline{x}) = \hat{\theta}^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \quad (3.27)$$

Dabei muss für jedes Element der Aktivierung  $\underline{\mathcal{A}}$  der Ausgang der Übertragungsfunktion  $H(s)$  separat berechnet werden. Die dabei eingeführte hybride Notierung mit der gleichzeitigen Verwendung von Größen im Zeit- und Frequenzbereich ist an [16] angelehnt und dient der Vereinfachung der Schreibweise;  $\mathbf{E}$  bezeichnet die Einheitsmatrix.

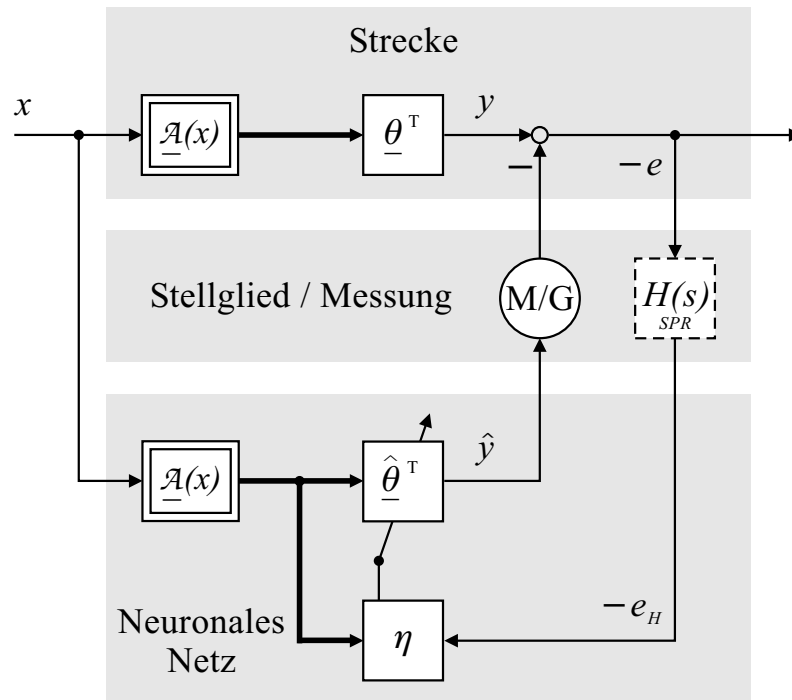


Abb. 3.8: Kompensationsstruktur (Fehlermodell 1)

Der Lernfehler lässt sich nun wie folgt vereinfachen.

$$\begin{aligned}
 e_H(\underline{x}) &= \hat{y}_H(\underline{x}) - y_H(\underline{x}) = \hat{\underline{\theta}}^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) - H(s) \underline{\theta}^T \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \\
 &= \left( \hat{\underline{\theta}}^T - \underline{\theta}^T \right) \underbrace{H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x})}_{\text{Verzögerte Akt.}} \quad (3.28)
 \end{aligned}$$

Die Umformung für den Sollwert  $y_H$  ist zulässig, da der Parametervektor  $\underline{\theta}$  der Strecke konstant ist. Durch Einführung einer sogenannten *verzögerten Aktivierung* kann der Lernfehler analog zu Gl. (3.5) vereinfacht und das Lerngesetz angepasst werden:

$$\frac{d}{dt} \hat{\underline{\theta}} = -\eta e_H(\underline{x}) H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \quad (3.29)$$

Damit kann auch hier der für die unverzögerte Aktivierung hergeleitete Stabilitätsnachweis angewandt werden, indem für die Aktivierung  $H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x})$  angesetzt wird.

### Kompensation verallgemeinert

Bei der verallgemeinerten Struktur zur Kompensation muss der mit negativem Vorzeichen aufgeschaltete Schätzwert  $\hat{y}$  unverzögert berechnet werden, und bei Bedarf

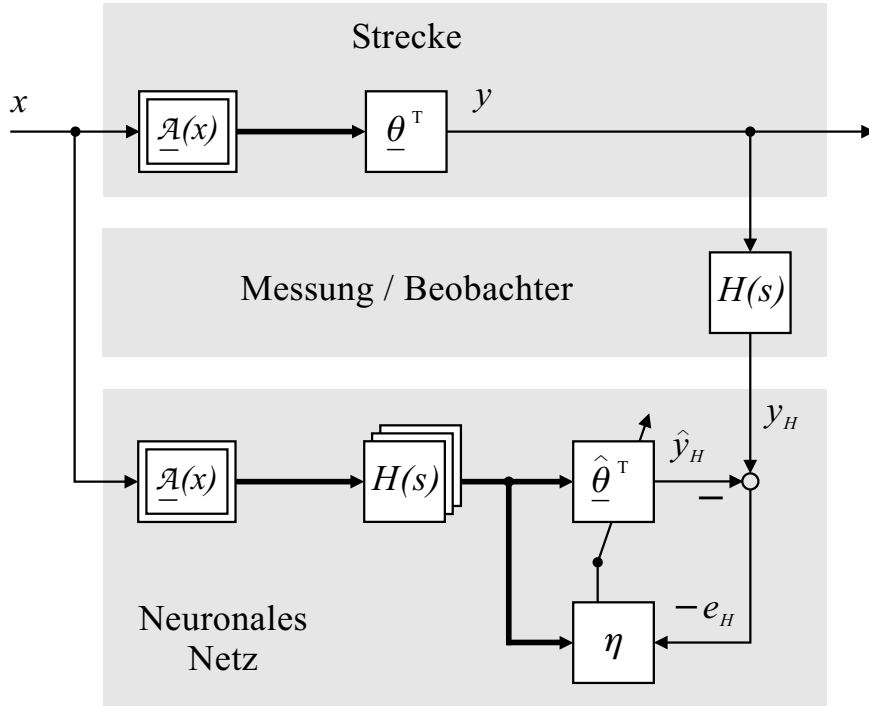


Abb. 3.9: Erweiterte Identifikationsstruktur (Fehlermodell 4)

um die Dynamik eines nicht-idealen Stellglieds beschleunigt werden, um zeitgleich mit dem Signal  $y$  an der Strecke anzugreifen.

Wird nun außerdem eine Verzögerung mit einer linearen und asymptotisch stabilen Übertragungsfunktion  $H(s)$  ohne SPR-Eigenschaft im Messzweig (durch Messung bzw. Beobachter) angenommen, kann der gemessene Fehler  $e_H$  nicht mehr wie bei SPR-Funktionen zur Adaption des neuronalen Netzes eingesetzt werden. Daher wird nun ein sogenannter *erweiterter Fehler*  $\varepsilon$  gebildet, indem der (im Messzweig verzögerte) Anteil der Kompensation  $H\hat{y}$  im gemessenen Fehler korrigiert und durch den Schätzwert mit verzögerter Aktivierung  $\hat{y}_H$  ersetzt wird. Stationär (d.h. bei  $d\hat{\theta}/dt = 0$ ) gilt  $H\hat{y} = \hat{y}_H$ . Mit dem gemessenen Fehler  $e_H$  ergibt sich der erweiterte Fehler  $\varepsilon$  wie folgt.

$$e_H(\underline{x}) = H(s) \left( \hat{y}(\underline{x}) - y(\underline{x}) \right) = H(s) \left( \hat{\underline{\theta}}^T - \underline{\theta}^T \right) \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \quad (3.30)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon(\underline{x}) &= e_H(\underline{x}) + \hat{\underline{\theta}}^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) - H(s) \hat{\underline{\theta}}^T \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \\ &= \left( \hat{\underline{\theta}}^T - \underline{\theta}^T \right) H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\underline{x}) \end{aligned} \quad (3.31)$$

Damit vereinfacht sich der erweiterte Fehler  $\varepsilon$  zu der Form aus Gl. (3.28); nun kann auf den erweiterten Fehler  $\varepsilon(\underline{x})$  ein Lerngesetz analog zu Gl. (3.29) bei der Identifikation angewandt werden. Abbildung 3.10 zeigt die zugehörige Struktur.



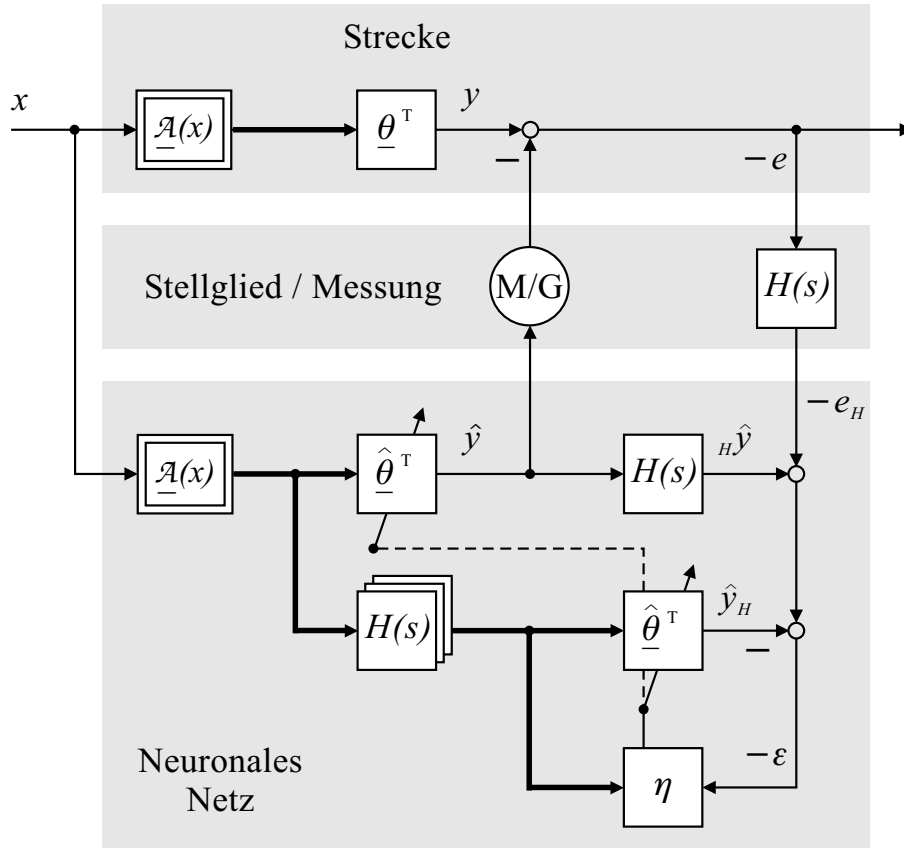


Abb. 3.10: Erweiterte Kompensationsstruktur (Fehlermodell 4)

### 3.6 Optimierte Implementierung bei mehrdimensionalem Eingangsraum

Beim Einsatz eines RBF-Netzes bzw. eines GRNN mit einem Eingangsraum der Dimension  $P \geq 2$  kann die verwendete Exponentialfunktion der Aktivierung vorteilhaft faktorisiert werden, um Rechenzeit einzusparen. Dazu müssen die einzelnen Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_n$  mit Ausnahme ihrer Zentren  $\underline{\chi}_n$  identisch sein und ihre Zentren in einem gleichförmigen mehrdimensionalen Gitter über den Eingangsraum verteilt sein.

Allgemein kann die zur Berechnung der Aktivierung eines Neurons benötigte Abstandsfunktion  $\mathcal{C}_n$  als Summe der Abstandsfunktionen  $c_{pn}$  der einzelnen Komponenten des Eingangsvektors bestimmt werden.

$$\mathcal{C}_n = \sum_{p=1}^P c_{pn} = \sum_{p=1}^P f(x_p - \chi_{np}) \quad (3.32)$$

Da die Aktivierungsfunktion auf alle möglichen Kombinationen der Summanden angewandt werden muss, wächst so die Zahl der notwendigen Rechenoperationen exponentiell mit der Dimension des Eingangsvektors. Um dies zu umgehen, kann die bei der Aktivierung verwendete Exponentialfunktion  $\mathcal{A}_n$  wie folgt zerlegt werden.

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_n &= \exp\left(-\frac{\mathcal{C}_n}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{c_{1n} + c_{2n} + \dots + c_{Pn}}{2\sigma^2}\right) \\ &= \underbrace{\exp\left(-\frac{c_{1n}}{2\sigma^2}\right)}_{\mathcal{A}_{1n}} \underbrace{\exp\left(-\frac{c_{2n}}{2\sigma^2}\right)}_{\mathcal{A}_{2n}} \dots \underbrace{\exp\left(-\frac{c_{Pn}}{2\sigma^2}\right)}_{\mathcal{A}_{Pn}}\end{aligned}\quad (3.33)$$

Damit kann die Aktivierungsfunktion  $\mathcal{A}_n$  als Produkt von Teil-Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_{pn}$  berechnet werden, die jeweils einer Dimension des Eingangsvektors zugeordnet sind. Bei jedem Auswertungsschritt genügt es dann, diese Teil-Aktivierungsfunktionen entlang jeder Koordinatenachse des oben genannten Gitters einmal zu bestimmen und zu speichern. Die Aktivierung der Neuronen wird anschließend durch Multiplikation der zuständigen Teil-Aktivierungen gebildet.

Diese Vereinfachung ist auch im normierten Fall des GRNN anwendbar. Die Herleitung wird der Anschaulichkeit halber lediglich für zwei Eingangsdimensionen und einem Neuronen-Gitter mit  $X$  „Zeilen“ und  $Y$  „Spalten“ durchgeführt. Das GRNN enthalte  $X \cdot Y = N$  Neuronen. Die Aktivierungsfunktionen lassen sich dann folgendermaßen aufspalten:

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_n &= \frac{\exp\left(-\frac{\mathcal{C}_n}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{m=1}^N \exp\left(-\frac{\mathcal{C}_m}{2\sigma^2}\right)} = \frac{\exp\left(-\frac{c_{1n} + c_{2n}}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \exp\left(-\frac{c_{1x}}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{c_{2y}}{2\sigma^2}\right)} \\ &= \underbrace{\frac{\exp\left(-\frac{c_{1n}}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{x=1}^X \exp\left(-\frac{c_{1x}}{2\sigma^2}\right)}}_{\mathcal{A}_{1n}} \cdot \underbrace{\frac{\exp\left(-\frac{c_{2n}}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{y=1}^Y \exp\left(-\frac{c_{2y}}{2\sigma^2}\right)}}_{\mathcal{A}_{2n}}\end{aligned}\quad (3.34)$$

Die dargestellten Zusammenhänge gelten bei Eingangsgrößen höherer Dimension analog. Da durch die vorgenommene Aufspaltung separate Glättungsfaktoren für jede Dimension verwendet werden, können diese bei Bedarf auch unterschiedlich vorgegeben werden, z.B. um die Skalierung der Eingangsgrößen anzugleichen.

### 3.7 Kriterien zur optimalen Auslegung des GRNN

Trotz einer großen Akzeptanz der RBF-Netze im Bereich der adaptiven Regelung stehen bisher wenige theoretische Grundlagen zu deren optimalen Auslegung zur

Verfügung. Das Einstellen der Parameter erfolgt meist durch Versuch und Irrtum oder mit Faustformeln, wie z.B. in [35] angegeben. Deshalb werden im Folgenden analytische bzw. numerische Untersuchungen hinsichtlich der Approximationsgenauigkeit und des dynamischen Verhaltens eines GRNN vorgestellt. Auf dieser Grundlage wird die Auslegung „schlanker“ neuronaler Netze für Echtzeitanwendung ermöglicht, um die geforderte Genauigkeit mit einem möglichst geringen Aufwand sicherzustellen.

Diese optimale Auslegung ist in mehrererlei Hinsicht notwendig. Zum einen soll ein neuronales Netz mit möglichst wenig Stützwerten arbeiten, da dies zu einem schnellen Lernerfolg und zu erheblich kürzeren Rechenzeiten führt, was wesentliche Anforderungen in Echtzeitanwendungen sind. Zusätzlich verbessert eine niedrige Anzahl an Neuronen die Fähigkeit eines neuronalen Netzes zur Verallgemeinerung der adaptierten Funktion. Auf der anderen Seite hängt die mögliche absolute Approximationsgenauigkeit des neuronalen Netzes entscheidend von der Anzahl verfügbarer Stützwerte ab.

Neben dem stationären Approximationsvermögen muss in der Regelungstechnik insbesondere auch das dynamische Verhalten des neuronalen Netzes beachtet werden. Seine Dynamik spiegelt sich in einer Lern- bzw. Vergessenszeit wider und beeinflusst die Stabilität des Lernens. Da ein als Software realisiertes neuronales Netz ein Abtastsystem darstellt, soll das dynamische Verhalten des GRNN auch bei zeitdiskreter Implementierung untersucht werden.

Die folgenden Ausführungen beziehen sich der Einfachheit halber zunächst auf ein eindimensionales GRNN mit Gauß'schen Aktivierungsfunktionen. Betrachtet wird eine Lernstruktur nach Abb. 3.7 mit dem oben hergeleiteten Lerngesetz unter der Bedingung einer ausreichenden Anregung (*Persistent Excitation*).

### 3.7.1 Stationäre Approximationsgenauigkeit

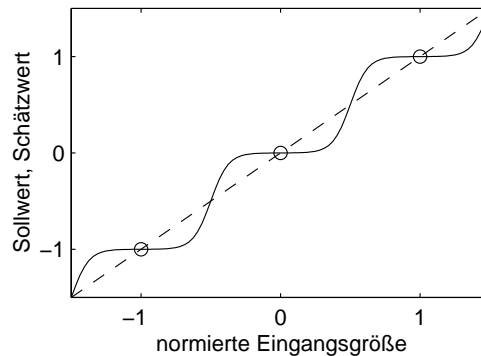
Die Bestimmung der stationären Approximationsgenauigkeit eines GRNN ermöglicht eine Aussage darüber, welcher Restfehler bei optimal gelernten Gewichten nicht mehr unterschritten werden kann. Da für die Summe von Exponentialfunktionen keine triviale analytische Darstellung existiert, wird die folgende Analyse numerisch durchgeführt.

Kennlinien lassen sich im Allgemeinen mit Geradenstücken annähern. Daher soll zunächst die Genauigkeit der Approximation bei einer Geraden untersucht werden, die allgemein über ihre Steigung  $m$  und den Offset  $c$  definiert ist.

$$y = mx + c$$

Prinzipbedingt kann eine Gerade  $y = const$  (d.h. Steigung  $m = 0$ ) exakt gelernt werden, wohingegen dies für eine Gerade mit der Steigung  $m \neq 0$  nicht fehlerfrei

möglich ist. Um eine verallgemeinerbare Aussage zu gewinnen, wird im Folgenden die Gerade  $y = x$  bei einem normierten Stützwertabstand von  $\Delta\chi = 1$  betrachtet. Es seien genügend Stützwerte vorhanden, um Randeffekte vernachlässigen zu können. Unter diesen Voraussetzungen liegen die optimal gelernten Stützwerte auf der Geraden, was einer Belegung der Gewichte mit den zugehörigen Koordinaten, also  $\hat{\theta}_n = n$  entspricht. Abbildung 3.11 zeigt einen möglichen Verlauf, bei dem zum Zweck der Darstellung eine sehr geringer Glättungsfaktor  $\sigma$  verwendet wird, was zu einer deutlich treppenförmigen Approximation führt.



**Abb. 3.11:** *Stützwerte (o), Sollwert- (– –) und Schätzwertverlauf (—) bei Approximation einer normierten Gerade*

Somit kann für Teilstücke einer beliebigen zu approximierenden Funktion jeweils ein Richtwert der erzielbaren Approximationsgüte angegeben werden; die Übergänge zwischen den betrachteten Teilstücken sind dabei gesondert zu behandeln.

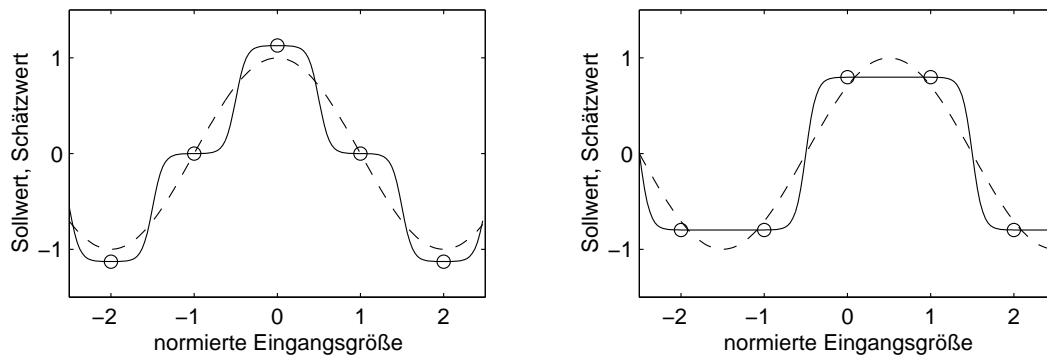
Neben der oben untersuchten Darstellbarkeit einer linearen Funktion durch ein GRNN impliziert die Verwendung von diskreten und (im Eingangsraum des GRNN) ortsfesten Stützwerten auf der anderen Seite eine begrenzte „Bandbreite“ der darstellbaren Ortsfrequenz einer zu approximierenden Kennlinie ähnlich einem Abtastvorgang im Zeitbereich. Zur Beschreibung dieser Eigenschaft werde die auf den Abstand der Stützwerte normierte *Ortsfrequenz*  $f_\theta$  eines harmonischen Sollwertverlaufs eingeführt:

$$f_\theta := \frac{\text{Abstand der Stützwerte}}{\text{Periodenlänge des Sollwertverlaufs}} \quad (3.35)$$

Analog zu Abtastsystemen ist die max. darstellbare Stützwertfrequenz auf  $f_\theta = 0.5$  begrenzt, bei der aber durch Interferenz bei ungünstiger Lage der Abtastpunkte der Fehler bis zu 100 % betragen kann. Aus diesem Grund wird als realistische Obergrenze im Folgenden  $f_\theta = 0.25$  untersucht, da dann ein sinnvolles Lernen unabhängig von der Phasenlage des Sollwertverlaufs immer möglich ist. Da die hier vorgenommene Untersuchung einer allgemeinen Abschätzung dient, werden zwei als typisch zu betrachtende Spezialfälle untersucht:

- Bei einer Cosinusfunktion fallen die Extrema genau auf Stützwertkoordinaten.
- Bei einer um eine achteil Periode verschobenen Cosinusfunktion liegen die Extrema in der Mitte zwischen zwei Stützwertkoordinaten.

Die Stützwerte werden zunächst, wie in Abb. 3.12 gezeigt, so adaptiert, dass die Grundschiwingung des Schätzwertverlaufs die normierte Amplitude Eins besitzt und so der quadratische Fehler minimal wird. Es wird jeweils der maximale Fehler  $e$  nach Gl. (3.36) bestimmt.



**Abb. 3.12:** Stützwerte ( $\circ$ ), Sollwert- ( $- -$ ) und Schätzwertverlauf ( $-$ ) bei Approximation harmonischer Verläufe der Ortsfrequenz  $f_\theta = 0.25$

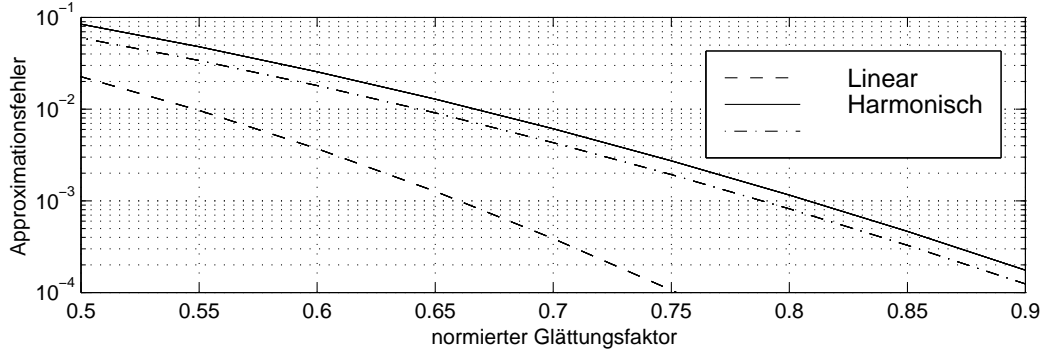
Die drei gewählten Fälle werden nun für verschiedene Werte des normierten Glättungsfaktors  $\sigma_{norm}$  ausgewertet; es wird jeweils der maximale Fehler  $e$  numerisch bestimmt.

$$e = \max |\hat{y} - y| \quad (3.36)$$

Abbildung 3.13 zeigt den Approximationsfehler  $e$  in dem zur Auslegung des GRNN interessierenden Bereich. Der durchgehend größte Fehler tritt für den Fall des phasenverschobenen harmonischen Verlaufs in Abb. 3.12 (rechts) auf, während die Gerade am genauesten approximiert werden kann. Die Fehlerverläufe sind auf eine Amplitude von Eins der harmonischen Funktion bzw. einer Steigung von  $m = 1$  der Geraden normiert. Damit können die Ergebnisse leicht auf andere Skalierungen des Eingangs- und Sollwertbereichs übertragen werden

Ein mögliches Lernergebnis mit zugehörigem Approximationsfehler ist in Abb. 3.14 dargestellt. Dabei wurde eine Cosinusfunktion ( $\cdot \cdot \cdot$ ) mit einer Ortsfrequenz  $f_\theta = 0.25$  vorgegeben.

Diese Funktion wurde mit einem GRNN mit  $N = 17$  Stützwerten ( $\circ$ ) und einem normierten Glättungsfaktor  $\sigma_{norm} = 0.65$  im Bereich  $-8 \leq x \leq 8$  gelernt und ausgewertet ( $-$ ). Nach der Kennlinie aus Abb. 3.13 ist eine untere Schranke des Fehlers für die Approximation von 0.01 zu erwarten. Aufgrund der begrenzten Anzahl der Stützwerte erreicht der Fehler im Mittelteil mit einem Wert von 0.018 diese Schranke zwar nicht ganz, liegt aber gut im vorausgesagten Bereich.



**Abb. 3.13:** Minimaler Approximationsfehler im interessierenden Bereich

An den Randzonen des GRNN zeigt sich dagegen eine systembedingte Schwäche dieses neuronalen Netzes: Die spektrale Auflösung in  $f_\theta$  ist dort durch den begrenzten mit Stützwerten belegten Bereich deutlich vermindert. Werden zur Abhilfe auch über den Wertebereich der Eingangsgröße  $x$  hinaus Stützwerte vorgesehen, kann am Rand dieses Wertebereichs zwar theoretisch die gleiche Approximationsgenauigkeit erreicht werden wie in der Mitte des GRNN, was jedoch in der Praxis aufgrund der exponentiell abfallenden Aktivierung jenseits des Eingangswertebereichs nicht in vertretbarem Zeitaufwand möglich sein wird.

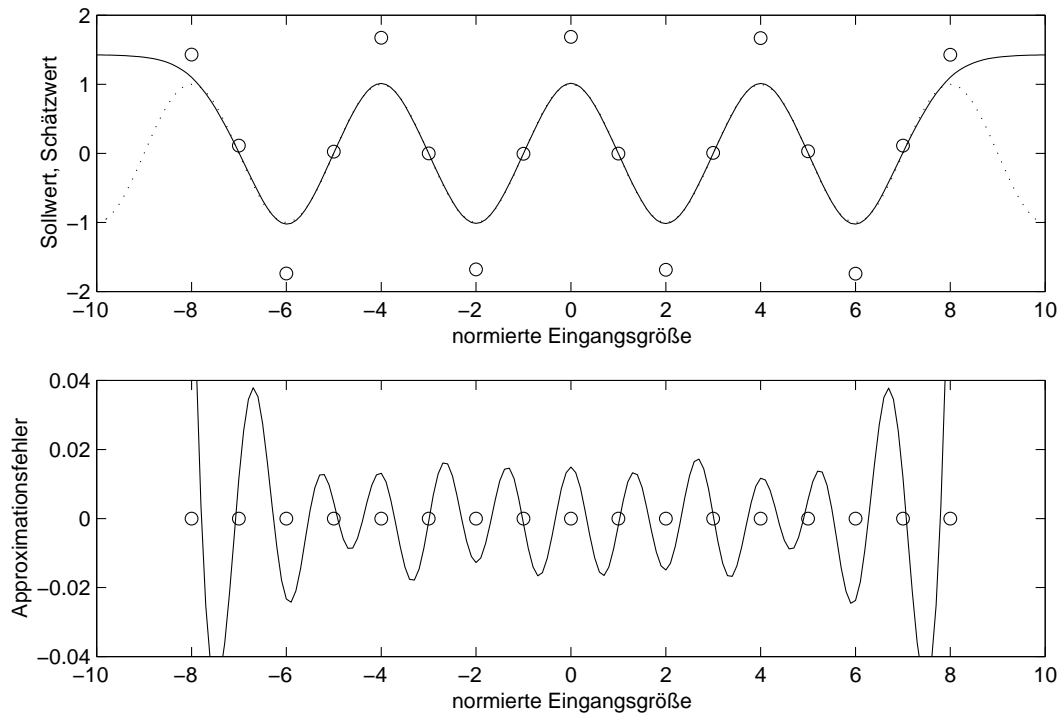
Im Fall eines periodischen Eingangswertebereichs kann der Abfall der Approximationsgenauigkeit im Randbereich vermieden werden, indem der Eingangsraum ringförmig über die Stützwerte am Rand geschlossen wird, wie in [37] beschrieben.

Aufgrund der in Abschnitt 3.6 gezeigten Produktzerlegung der Aktivierung eines mehrdimensionalen GRNN können die gleichen Werte für den normierten Glättungsfaktor  $\sigma_{norm}$  auch bei einem GRNN mit mehreren Eingangsgrößen verwendet werden. Die Abschätzung der Approximationsgenauigkeit ist dann analog der obigen Überlegungen auf den Gradienten der nachzubildenden Nichtlinearität anzuwenden.

### 3.7.2 Dynamisches Verhalten im zeitkontinuierlichen Fall

Um Aussagen über das dynamische Verhalten bei der Adaption eines GRNN machen zu können, soll die zugehörige Lernstruktur näherungsweise als  $PT_1$ -Glied beschrieben werden. Dazu sei zunächst die Eingangsgröße als konstant angenommen und gleich dem Zentrum eines betrachteten Gewichts  $\hat{\theta}_n$ , also  $\underline{x}_n = \underline{\chi}_n$ . Der Glättungsfaktor  $\sigma$  sei dabei klein, so dass die Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_{n\pm 1}(\underline{x}_n) \ll \mathcal{A}_n(\underline{x}_n)$  der Nachbarstützwerte vernachlässigt werden können. Damit wird die normierte Aktivierung für dieses Gewicht  $\mathcal{A}_n(\underline{x}_n) \approx 1$ , der Schätzwert wird  $\hat{y}(\underline{x}_n) = \hat{\theta}_n$  und das Lerngesetz vereinfacht sich zu

$$\frac{d}{dt} \hat{\theta}_n = -\eta (\hat{\theta}_n - y) \quad (3.37)$$



**Abb. 3.14:** Sollwertverlauf (oben,  $\cdots$ ), gelernte Funktion (—), Stützpunkte ( $\circ$ ) und Approximationsfehler (unten) eines GRNN mit  $\sigma_{norm} = 0.65$

Dies entspricht, wie gefordert, der Differentialgleichung eines  $PT_1$ -Glieds mit der folgenden Übertragungsfunktion im Laplacebereich:

$$\frac{\hat{\theta}_n(s)}{y(s)} = \frac{1}{1 + \frac{1}{\eta} s} \quad (3.38)$$

Damit ergibt sich für diesen vereinfachten Fall eine (ideale) Zeitkonstante  $T_{GRNN0}$  für das Zeitverhalten des GRNN von

$$T_{GRNN0} = \frac{1}{\eta} \quad (3.39)$$

Da die Übertragungsfunktion für  $\eta > 0$  einen negativen Pol besitzt, ist das Lernen im zeitkontinuierlichen Fall theoretisch stets stabil. In der praktischen Anwendung kann es jedoch aufgrund der verwendeten Integrationsverfahren und Rechenschrittweite zu Problemen bei zu großem Lernfaktor  $\eta$  kommen.

Die Zeitkonstante  $T_{GRNN0}$  ist eine untere Schranke für die Zeitkonstante des tatsächlichen Verhaltens des GRNN. Größere Werte und damit ein langsamerer Lernverlauf stellen sich für folgende Fälle ein:

- Bei nicht vernachlässigbarer Wirkung benachbarter Gewichte, d.h. bei Werten des Glättungsfaktors  $\sigma \gg 0$ , reduziert sich die maximal erreichbare normierte Aktivierung auf einen Wert  $\mathcal{A}_n < 1$ .
- Entspricht der Eingangswert  $\underline{x}_n$  nicht exakt der Lage  $\underline{\chi}_n$  eines Stützwerts  $\theta_n$ , ergibt sich über die Gauß'sche Aktivierungsfunktion und die Normierung ebenfalls ein geringerer Wert der Aktivierung  $\mathcal{A}_n$ .
- Bei variabler Eingangsgröße  $\underline{x}$  ändert sich die Aktivierung der einzelnen Neuronen, so dass sich im zeitlichen Mittel ein verringerter Wert der Aktivierung  $\mathcal{A}_n$  ergibt.
- Wird der Lernfehler vor seiner Auswertung durch eine Übertragungsfunktion (z.B. Beobachter oder Mess-System) gefiltert, tritt eine zusätzliche frequenzabhängige Dämpfung und damit eine Verlangsamung des Lernverlaufs auf.

Nun soll die Vernachlässigung der Nachbarstützwerte fallengelassen werden. Dazu wird die  $N$ -dimensionale Differentialgleichung aller Gewichte analog der Zustandsdarstellung in der Regelungstechnik betrachtet. Der Gewichtsvektor  $\hat{\underline{\theta}}$  stellt dabei den Zustandsvektor dar, der Zielwert  $y$  den Streckeneingang und der Schätzwert  $\hat{y}$  den Streckenausgang. Die zum Vergleich angegebenen Größen der allgemeinen Zustandsdarstellung sind zur besseren Unterscheidung mit Apostroph (') gekennzeichnet. Durch Einsetzen von Gl. (3.15) in Gl. (3.18) des Lerngesetzes erhält man bei konstanter Aktivierung  $\underline{\mathcal{A}}(\underline{x}_n)$

$$\frac{d}{dt} \hat{\underline{\theta}} = -\eta \left( \hat{\underline{\theta}}^T \underline{\mathcal{A}} - y \right) \underline{\mathcal{A}} \quad (3.40)$$

Mit den Regeln der linearen Algebra ergibt sich somit

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \hat{\underline{\theta}} &= \underbrace{-\eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\mathcal{A}}^T}_{\mathbf{A}'} \underbrace{\hat{\underline{\theta}}}_{\underline{x}'} + \underbrace{\eta \underline{\mathcal{A}}}_{\underline{b}'} \underbrace{y}_{u'} \\ \frac{d}{dt} \underline{x}' &= \mathbf{A}' \underline{x}' + \underline{b}' u' \end{aligned} \quad (3.41)$$

sowie

$$\begin{aligned} \underbrace{\hat{y}}_{y'} &= \underbrace{\underline{\mathcal{A}}^T}_{\underline{c}'^T} \underbrace{\hat{\underline{\theta}}}_{\underline{x}'} \\ \underline{y}' &= \underline{c}'^T \underline{x}' \end{aligned} \quad (3.42)$$

Eine Transformation in den Laplacebereich mit der Anfangsbedingung  $\hat{\underline{\theta}}(t=0) = \underline{0}$  und weitere Umformung ergeben mit der Einheitsmatrix  $\mathbf{E}$  die Lösung der Differentialgleichung.

$$s \hat{\underline{\theta}} = -\eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\mathcal{A}}^T \hat{\underline{\theta}} + \eta \underline{\mathcal{A}} y \quad (3.43)$$

$$(s \mathbf{E} + \eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\mathcal{A}}^T) \hat{\underline{\theta}} = \eta \underline{\mathcal{A}} y \quad (3.44)$$

$$\hat{\underline{\theta}} = (s \mathbf{E} + \eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\mathcal{A}}^T)^{-1} \eta \underline{\mathcal{A}} y \quad (3.45)$$



Daraus erhält man die Übertragungsfunktion  $H$  zwischen Eingang und Ausgang der betrachteten Strecke, was der Dynamik der Adaption des GRNN entspricht.

$$H(s) = \frac{\widehat{y}(s)}{y(s)} = \underline{\mathcal{A}}^T (s \mathbf{E} + \eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\mathcal{A}}^T)^{-1} \eta \underline{\mathcal{A}} \quad (3.46)$$

Die Übertragungsfunktion  $H(s)$  lässt sich nach längerer Rechnung oder unter Verwendung von Software zur symbolischen Gleichungsmanipulation umformen zu

$$H(s) = \frac{1}{1 + s T_{GRNN}} \quad (3.47)$$

mit der Zeitkonstante  $T_{GRNN}$  für den stationären Fall

$$T_{GRNN} = \frac{1}{\eta} \cdot \frac{1}{\mathcal{A}_1^2 + \mathcal{A}_2^2 + \dots + \mathcal{A}_N^2} = \frac{1}{\eta} \cdot \frac{1}{\sum_{n=1}^N \mathcal{A}_n^2} \quad (3.48)$$

Da alle Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_n$  nicht-negativ sind, gilt für die normierte Aktivierung des GRNN

$$\sum_{n=1}^N \mathcal{A}_n^2 \leq \left( \sum_{n=1}^N \mathcal{A}_n \right)^2 = 1 \quad (3.49)$$

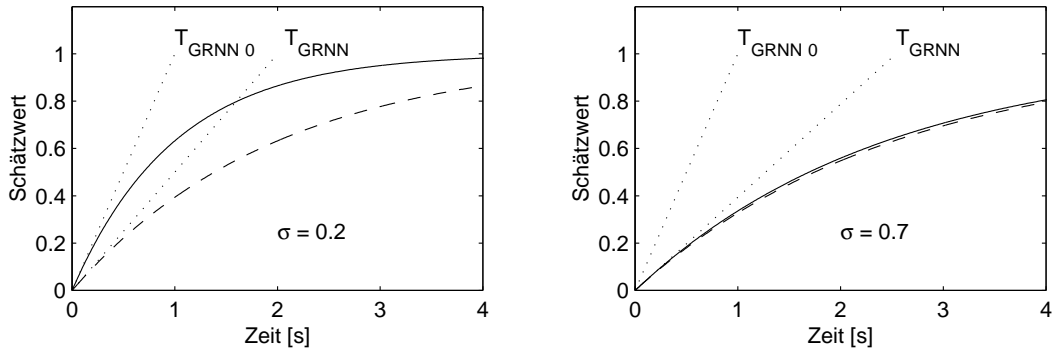
Damit ist gezeigt, dass die genäherte Zeitkonstante  $T_{GRNN0}$  eine untere Schranke der mit genauer Rechnung ermittelten Zeitkonstante  $T_{GRNN}$  ist.

$$T_{GRNN} \geq T_{GRNN0} \quad (3.50)$$

Abbildung 3.15 zeigt Lernverläufe eines GRNN mit 11 Stützwerten für zwei Werte des normierten Glättungsfaktors  $\sigma_{norm}$  und einem Lernfaktor  $\eta = 1$ . Der zu adaptierende Sollwert beträgt  $y = 1$ . Der Unterschied im Verlauf des Schätzwerts  $\widehat{y}$  bei einem (konstanten) Eingangswert  $x$ , der mit der Lage  $\chi_n$  eines Stützwerts zusammenfällt (—) bzw. der mittig zwischen zwei Stützwerten liegt (— —), wird deutlich. Bei kleinem Glättungsfaktor (links) fällt dieser Unterschied im mittleren Bereich des GRNN deutlicher aus als bei größerem Glättungsfaktor (rechts).

Die Zeitkonstanten des Lernvorgangs sind punktiert in Form der Anfangssteigung des Schätzwerts gekennzeichnet.  $T_{GRNN0}$  stellt die ideale und damit kleinste Zeitkonstante nach Gl. (3.39) dar, die bei kleinem Glättungsfaktor und  $x = \chi_n$  (links, —) auch nahezu erreicht wird.  $T_{GRNN}$  stellt die jeweils zu erwartende maximale Zeitkonstante nach Gl. (3.48) dar, die sich z.B. bei großem Glättungsfaktor oder  $x \neq \chi_n$  einstellen kann.

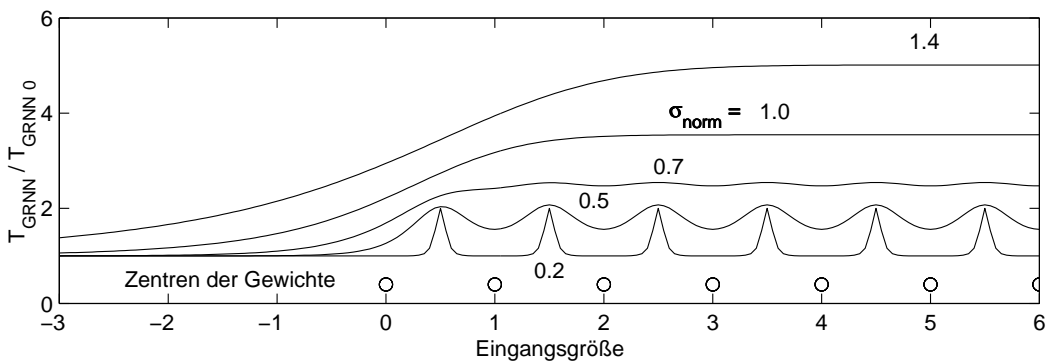
Das Verhältnis  $T_{GRNN}/T_{GRNN0}$  der maximalen zur minimalen (d.h. idealen) Zeitkonstante des Lernvorgangs bei konstanter Eingangsgröße  $x$  ist in Abb. 3.16 über dem Eingangsraum für verschiedene Werte des normierten Glättungsfaktors  $\sigma_{norm}$



**Abb. 3.15:** Lernverlauf des GRNN mit  $PT_1$ -Verhalten bei Eingangswert auf (—) bzw. zwischen zwei (---) Zentren der Aktivierungsfunktionen

gezeigt. Die Lage der Stützwerte im Eingangsraum ist jeweils mit  $\circ$  gekennzeichnet. Bei kleinem Glättungsfaktor treten dabei im mittleren Eingangsbereich des GRNN Schwankungen bis zu Faktor zwei auf, die für größere Glättungsfaktoren abklingen, wobei die maximale Zeitkonstante deutlich zunimmt (vgl. auch Abb. 3.15). Dagegen nimmt die Zeitkonstante des Lernvorgangs zum Rand des Eingangsbereichs hin und darüber hinaus bis auf die minimale (ideale) Zeitkonstante ab, da in diesem Bereich die Aktivierung des am Rand liegenden Gewichts aufgrund der Normierung gegen den Wert Eins strebt.

Da die Randbereiche meist jedoch weniger häufig angesprochen werden bzw. der Bereich der Stützwerte in der Regel ausreichend groß gewählt wird, ist diese Verkürzung der Adaptionszeit in der Praxis kaum zu beobachten. Dies gilt insbesondere, da am Rand gleichzeitig die Approximationsgenauigkeit abnimmt.



**Abb. 3.16:** Verhältnis  $T_{GRNN}/T_{GRNN0}$  von maximaler zu minimaler Lernzeitkonstante bei konstanter skalarer Eingangsgröße  $x$  und variablem Glättungsfaktor  $\sigma_{norm}$

Die graphische Veranschaulichung des zeitlichen Verhaltens des GRNN zeigt einen deutlichen Schwankungsbereich der Lerngeschwindigkeit in Abhängigkeit vom Wert der Eingangsgröße. Daher soll dies im Folgenden auch bei einem mehrdimensiona-

len GRNN untersucht werden. Das Verhältnis  $T_{GRNN}/T_{GRNN0}$  der maximalen zur minimalen Lernzeitkonstante ist für ausgewählte Fälle in einer Tabelle zusammengefasst. Die Ergebnisse sind nach obiger analytischer Ableitung numerisch ermittelt; die Anzahl der Gewichte ist dabei ausreichend groß gewählt, um Randeffekte vernachlässigen zu können.

GRNN- Dimension	normierter Glättungsfaktor $\sigma_{norm}$						
	0.35	0.50	0.71	1.0	1.4	2.0	2.8
1	2.00	2.07	2.54	3.55	5.01	7.09	10.03
2	4.01	4.30	6.47	12.57	25.13	50.27	100.53
3	8.02	8.91	16.44	44.56	126.00	356.37	1007.98
4	16.04	18.48	41.80	157.98	631.65	2526.62	10106.47

Aus der vorstehenden Tabelle ist ersichtlich, dass insbesondere bei einem mehrdimensionalen GRNN ein niedriger Glättungsfaktor anzustreben ist, um die Spreizung der Lernzeitkonstante möglichst klein zu halten. Allerdings geht dies wiederum, wie bereits gezeigt, zu Lasten der erreichbaren Approximationsgenauigkeit des GRNN.

Bei gleichförmiger (z.B. rasterartiger) Anordnung der Stützwerte ohne weiterer Optimierung wie *Hash Coding* [40] oder Selbstorganisation [63] ist ein sinnvoller Einsatz des GRNN bis zu Eingangsgrößen der dritten Dimension möglich. Als günstige Wahl für den normierten Glättungsfaktor kann unabhängig von der Dimension des Eingangs aufgrund von Abb. 3.13 ein Bereich von  $0.6 \leq \sigma_{norm} \leq 0.8$  angegeben werden.

### 3.7.3 Dynamisches Verhalten im zeitdiskreten Fall

In Abtastsystemen werde der Gewichtsvektor zum Zeitpunkt des  $k$ -ten Abtastschritts mit  $\hat{\underline{\theta}}_k$  bezeichnet. Damit gilt für eine konstante Eingangsgröße  $\underline{x} = \underline{\chi}_n$  und der Abtastzeit  $T_a$  das Lerngesetz

$$\hat{\underline{\theta}}_{k+1} = \hat{\underline{\theta}}_k - \eta T_a \left( \hat{\underline{\theta}}_k^T \underline{\mathcal{A}} - y \right) \underline{\mathcal{A}} \quad (3.51)$$

Analog zum zeitkontinuierlichen Fall ergibt sich mit  $T_{GRNN}$  nach Gl. (3.48) die zeitdiskrete Übertragungsfunktion  $H$  zu

$$H(z) = \frac{\hat{y}(z)}{y(z)} = \frac{1}{1 + (z-1) \frac{T_{GRNN}}{T_a}} \quad (3.52)$$

Stabiles Lernen bedingt eine Polstelle  $|z_\infty| < 1$  der zeitdiskreten Übertragungsfunktion  $H(z)$  im Einheitskreis und ist daher nur möglich für

$$\frac{T_a}{2} < T_{GRNN} < \infty \quad (3.53)$$

Der Fall  $z_\infty = 0$  bzw.  $T_{GRNN} = T_a$  entspricht einem *Deadbeat*-Verhalten; für eine Lernschrittweite  $\eta = 0$  wird das GRNN nicht mehr adaptiert. Mit  $T_{GRNN} \geq 1/\eta$  lässt sich eine robuste Abschätzung für den zulässigen Lernfaktor  $\eta$  angeben. Damit kann eine stabile Adaption garantiert werden für

$$0 < \eta < \frac{2}{T_a} \quad (3.54)$$

### Lernhalbwertszeit

Die Lern- bzw. Vergessenshalbwertszeit  $\tau$  eines GRNN errechnet sich mit den obigen Überlegungen im zeitkontinuierlichen Fall zu

$$\tau = T_{GRNN} \cdot \ln 2 \quad (3.55)$$

und im zeitdiskreten Fall näherungsweise zu

$$\tau_d = \frac{T_a \cdot \ln 2}{-\ln \left| 1 - \frac{T_a}{T_{GRNN}} \right|} \quad (3.56)$$

Die dargestellten Resultate zeigen, dass das dynamische Verhalten eines GRNN in guter Näherung analytisch beschrieben werden kann, um so ein sinnvolles Lern- und Vergessensverhalten einstellen zu können. Insbesondere bei störungsbehafteter Messgröße ist es von Vorteil, mit den obigen Überlegungen die Tiefpass-Charakteristik des GRNN geeignet einstellen zu können.

---

## 4 Harmonisch Aktiviertes Neuronales Netz (HANN)

Im Folgenden werden zunächst die Anforderungen diskutiert, die zur Entwicklung eines Harmonisch Aktivierten Neuronalen Netzes (HANN) führen. Anschließend wird im Einzelnen auf die Funktion und die Anwendung dieses Netzes eingegangen.

Die im Rahmen dieser Arbeit betrachtete Drehmomentschwingung eines Verbrennungsmotors ist im Wesentlichen mit dem Winkel der Kurbelwelle periodisch. Daher wird zur Diagnose und Tilgung dieser Schwingung ein geeignetes neuronales Netz zu deren Approximation benötigt. Folgende Eigenschaften des neuronalen Netzes sind dabei erforderlich:

- Stabilität und Echtzeitfähigkeit der Adaption
- Hohe und gleichmäßige Approximationsgüte im gesamten Eingangsbereich
- Berücksichtigung variabler Betriebspunkte
- Auswertung unabhängig von der Adaption
- Kompakte und interpretierbare Darstellbarkeit periodischer Signale

Für den Einsatz von neuronalen Netzen unter Echtzeitbedingungen ist ein nachweisbar stabiles Lernverhalten unverzichtbar, wie es das oben beschriebene RBF-Netz und das GRNN besitzen.

Letzteres eignet sich, wie bereits für Signale bestimmter Ortsfrequenz  $f_\theta$  gezeigt, grundsätzlich zur Darstellung periodischer Signale. Trotz des insgesamt guten Approximationsverhaltens führt aber die Aufteilung des Eingangsraums auf eine endliche Anzahl lokal wirkender Stützwerte beim GRNN zu einer begrenzten örtlichen Auflösung über dem Eingangsraum. Für eine überall gleichmäßig hohe Approximationsgenauigkeit wird somit eine große Anzahl an Stützwerten und damit ein hoher Rechenaufwand bei der Adaption und Auswertung des GRNN benötigt. Wie in Abschnitt 3.7.1 angesetzt, kann daher als Richtwert gelten, dass die Anzahl der Stützwerte entlang der periodischen Eingangsdimension etwa das Vierfache der höchsten darzustellenden Ortsfrequenz  $f_{\theta_{max}}$  betragen sollte.

Eine wahlweise Ausblendung des Gleichanteils des periodischen Signals, wie sie z.B. für eine energetisch neutrale Kompensation benötigt wird, ist beim GRNN nur mit erheblichem Aufwand zu erreichen. Dagegen ermöglichen erweiterte Lernstrukturen eine Auswertung der im GRNN gespeicherten Information unabhängig vom aktuellen Eingangssignal für die Adaption. Eine Abhängigkeit der Drehmoment-schwingung von zusätzlichen Größen, wie Last oder Motordrehzahl, ist durch eine Erhöhung der Eingangsdimension darstellbar.

Um die Grenzen des GRNN bezüglich der örtlichen Auflösung und der Effizienz zu überwinden, aber andererseits dessen Vorteile der Echtzeitfähigkeit, Stabilität und Interpretierbarkeit der Parameter weiter zu nutzen, wird im Folgenden ein neuronales Netz entwickelt sowie seine Funktion und Anwendung vorgestellt.

#### 4.1 Funktionsapproximation mit harmonischen Basisfunktionen

Die betrachtete Nichtlinearität  $\mathcal{NL}$  sei periodisch im Winkel  $\varphi$ ; daher kann sie analog zu Gl. (B.8) als reelle Fourierreihe dargestellt werden, wobei  $d(\varphi)$  der Restfehler nicht berücksichtigter höherfrequenter Anteile ist. Es werden gerade und ungerade Anteile unterschieden.

$$\mathcal{NL} : \quad y(\varphi) = \underbrace{\frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^K a_k \cos(k\varphi)}_{\text{Gerade Anteile}} + \underbrace{\sum_{k=1}^K b_k \sin(k\varphi)}_{\text{Ungerade Anteile}} + d(\varphi) \quad (4.1)$$

Eine entsprechende Darstellung kann nun auch für die durch ein neuronales Netz nachgebildete („geschätzte“) Funktion  $\widehat{\mathcal{NL}}$  aufgestellt werden, wobei Index  $A$  gerade und Index  $B$  ungerade Spektralanteile bezeichnet.

$$\widehat{\mathcal{NL}} : \quad \widehat{y}(\varphi) = \sum_{k=0}^K \widehat{\theta}_{Ak} \mathcal{A}_{Ak}(\varphi) + \sum_{k=1}^K \widehat{\theta}_{Bk} \mathcal{A}_{Bk}(\varphi) \quad (4.2)$$

$$= \underline{\widehat{\theta}}_A^T \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) + \underline{\widehat{\theta}}_B^T \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi) \quad (4.3)$$

Unter Vernachlässigung des inhärenten Approximationsfehlers  $d$  können nun die Darstellungen von Gl. (4.1) und (4.2) ineinander übergeführt werden, indem die Koeffizienten  $a_k$  und  $b_k$  zu Vektoren  $\widehat{\underline{\theta}}_A$  bzw.  $\widehat{\underline{\theta}}_B$  sowie die Winkelfunktionen  $\cos(k\varphi)$  und  $\sin(k\varphi)$  als Basisfunktionen aufgefasst und ebenfalls zu Vektoren  $\underline{\mathcal{A}}_A$  bzw.  $\underline{\mathcal{A}}_B$  zusammengefasst werden.

Die genannten Vektoren werden nun als Gewichts- und Aktivierungsvektoren eines neuronalen Netzes interpretiert. Der Aktivierungsvektor enthält dabei harmonische

Funktionen, weshalb hier die Bezeichnung *Harmonisch Aktiviertes Neuronales Netz (HANN)* verwendet wird.

$$\begin{aligned}\underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) &= \left[ 1 \cos(\varphi) \cos(2\varphi) \dots \cos(K\varphi) \right]^T \\ \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi) &= \left[ \sin(\varphi) \sin(2\varphi) \dots \sin(K\varphi) \right]^T\end{aligned}\quad (4.4)$$

$$\begin{aligned}\hat{\underline{\theta}}_A &= \left[ \hat{\theta}_{A0} \hat{\theta}_{A1} \hat{\theta}_{A2} \dots \hat{\theta}_{AK} \right]^T \\ \hat{\underline{\theta}}_B &= \left[ \hat{\theta}_{B1} \hat{\theta}_{B2} \dots \hat{\theta}_{BK} \right]^T\end{aligned}\quad (4.5)$$

Damit können Parameterfehler

$$\begin{aligned}\underline{\Phi}_A &= \hat{\underline{\theta}}_A - \underline{\theta}_A \\ \underline{\Phi}_B &= \hat{\underline{\theta}}_B - \underline{\theta}_B\end{aligned}\quad (4.6)$$

und ein Adaptionsfehler (bzw. auch Lernfehler)  $e(\varphi)$  eingeführt werden:

$$\begin{aligned}e(\varphi) = \hat{y}(\varphi) - y(\varphi) &= \hat{\underline{\theta}}_A^T \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) + \hat{\underline{\theta}}_B^T \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi) - \underline{\theta}_A^T \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) - \underline{\theta}_B^T \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi) \\ &= \underline{\Phi}_A^T \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) + \underline{\Phi}_B^T \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi)\end{aligned}\quad (4.7)$$

Aufgrund der formalen Verwandtschaft erlaubt es das HANN, eine Struktur der Neuronen ähnlich der eines RBF-Netzes zu verwenden, wie für die Grundstruktur des HANN in Abb. 4.1 gezeigt. Wahlweise kann der Gleichanteil  $\hat{\theta}_{A0}$  mit der konstanten Aktivierung Eins auch entfallen (gestrichelt gekennzeichnet), sofern er im betrachteten Signal nicht auftritt oder aber bei der Adaption ausgeblendet werden soll.

Im Unterschied zu RBF-Netzen verwendet das HANN in seiner gezeigten Grundform nach der Klassifizierung in Abschnitt 3.1 die Methode der algebraischen Darstellung einer Funktion. Daher können die einzelnen Stützwerte des HANN nicht mehr einem bestimmten Bereich des Eingangsraums zugeordnet werden. Stattdessen ist eine Zuordnung im Frequenzbereich zu diskreten Ortsfrequenzen offensichtlich. Damit lässt das Lernergebnis eine Aussage über die spektrale Zusammensetzung der identifizierten Funktion zu, wodurch eine unmittelbare Diagnose und Überwachung des betrachteten Prozesses möglich wird. Zur Auswertung können Amplitude  $\hat{A}_k$  und Phase  $\hat{\psi}_k$  der gewünschten Frequenzen  $k$  bestimmt werden.

$$\hat{A}_k = \sqrt{\hat{\theta}_{Ak}^2 + \hat{\theta}_{Bk}^2}\quad (4.8)$$

$$\hat{\psi}_k = \arctan \frac{\hat{\theta}_{Bk}}{\hat{\theta}_{Ak}}\quad (4.9)$$

Für die Phasenlage muss dabei zusätzlich der Quadrant anhand der Vorzeichen der Stützwerte ermittelt werden.

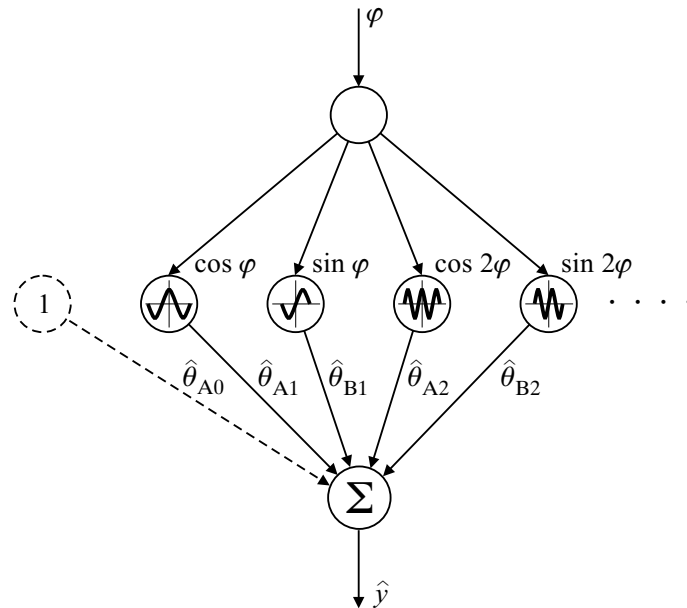


Abb. 4.1: Grundstruktur des Harmonisch Aktivierten Neuronalen Netzes

#### 4.1.1 Lerngesetz

Da die Funktionsapproximation mit harmonischen Basisfunktionen analog zu der mit radialen Basisfunktionen bei RBF-Netzen darstellbar ist, gilt die Herleitung des Lerngesetzes nach Abschnitt 3.4.1 sinngemäß auch für das HANN und wird daher nicht nochmals ausgeführt. Mit dem oben definierten Lernfehler  $e$

$$e(\varphi) = \hat{\underline{\theta}}_A^T \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) + \hat{\underline{\theta}}_B^T \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi) - y(\varphi) \quad (4.10)$$

ergibt sich das Lerngesetz mit dem positiven Lernfaktor  $\eta$  zu

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \hat{\underline{\theta}}_A &= -\eta e \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi) \\ \frac{d}{dt} \hat{\underline{\theta}}_B &= -\eta e \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi) \end{aligned} \quad (4.11)$$

Im Unterschied zu RBF-Netzen kann die Aktivierung beim HANN auch negative Werte annehmen. Da die Aktivierung aber sowohl das Lerngesetz als auch die Auswertung skaliert, hebt sich ein negatives Vorzeichen heraus; damit kann die Stabilitätsbetrachtung (siehe Abschnitt 4.1.2) durchgehend angewandt werden.

Mit diesem Lerngesetz lässt sich analog zu RBF-Netzen auch das Zeitverhalten des HANN angeben. In Abschnitt 3.7.2 wurde zur Bestimmung der Zeitkonstante bei der Adaption eines GRNN eine allgemeine und konstante Aktivierung  $\underline{\mathcal{A}}$  angenommen. Werden nun die geraden und ungeraden Stützwerte und Aktivierungsfunktionen des HANN zu je einem einzigen Vektor zusammengefasst, lässt sich Gl. (3.48) auch auf



das HANN anwenden. Mit

$$\underline{\mathcal{A}}^T = [\underline{\mathcal{A}}_A^T \underline{\mathcal{A}}_B^T] = [\mathcal{A}_{A1} \dots \mathcal{A}_{AK} \mathcal{A}_{B1} \dots \mathcal{A}_{BK}]$$

und unter der Annahme, dass in  $\underline{\mathcal{A}}_A$  und  $\underline{\mathcal{A}}_B$  jeweils dieselben  $K$  Frequenzen berücksichtigt werden, lässt sich mit  $\mathcal{A}_{Ak}^2 + \mathcal{A}_{Bk}^2 = \cos^2(k\varphi) + \sin^2(k\varphi) = 1$  die Adaption-Zeitkonstante  $T_{HANN}$  des HANN angeben; bei konstantem Winkel  $\varphi$  tritt beim HANN im Unterschied zum GRNN keine Variation der Lernzeitkonstante über dem Eingangswertebereich auf.

$$T_{HANN} = \frac{1}{\eta} \cdot \frac{1}{\mathcal{A}_{A1}^2 + \dots + \mathcal{A}_{AK}^2 + \mathcal{A}_{B1}^2 + \dots + \mathcal{A}_{BK}^2} = \frac{1}{K\eta} \quad (4.12)$$

Ebenso lässt sich für zeitdiskrete Implementierungen nach Gl. (3.53) eine Bedingung für stabiles Lernen bzw. für den zulässigen Lernfaktor  $\eta$  in Abhängigkeit der Abtastschrittweite  $T_a$  und der Anzahl  $K$  der im HANN berücksichtigten Frequenzen angeben.

$$\frac{T_a}{2} < T_{HANN} < \infty \quad (4.13)$$

$$0 < \eta < \frac{2}{K T_a} \quad (4.14)$$

Diese Bedingung macht deutlich, dass bei einer zeitdiskreten Implementierung der Lernfaktor bei zunehmender Anzahl an Parametern des HANN entsprechend reduziert werden muss, um eine stabile Adaption zu gewährleisten. Die angegebenen Zusammenhänge gelten auch bei Berücksichtigung des Gleichanteils  $\mathcal{A}_{A0}$ ; dieser zählt dabei als eine zusätzliche Frequenz.

#### 4.1.2 Stabilität nach Lyapunov

Für die Stabilitätsbetrachtungen werden die entsprechenden Vektoren für gerade und ungerade Anteile wie oben jeweils zu einem einzigen Vektor  $\underline{\Phi}$  und  $\underline{\mathcal{A}}$ , zusammengefasst. Damit lautet die Differentialgleichung für den Parameterfehler

$$\frac{d}{dt} \underline{\Phi} = -\eta \underline{\mathcal{A}} \underline{\Phi}^T \underline{\mathcal{A}} \quad (4.15)$$

Als Lyapunov-Funktion  $V$  wird die positiv semidefinite Funktion

$$V(\underline{\Phi}) = \frac{1}{2} \underline{\Phi}^T \underline{\Phi} \quad (4.16)$$

gewählt. Ihre zeitliche Ableitung entlang der durch Gl. (4.15) festgelegten Trajektorien bestimmt sich mit positivem Lernfaktor  $\eta$  zu

$$\frac{d}{dt} V(\underline{\Phi}) = -\eta \underbrace{\underline{\mathcal{A}}^T \underline{\Phi}}_e \underbrace{\underline{\mathcal{A}}^T \underline{\Phi}}_e = -\eta e^2 \leq 0 \quad (4.17)$$

Damit ist  $dV/dt$  negativ semidefinit, wodurch die Beschränktheit des Parameterfehlers  $\underline{\Phi}$  und damit die Stabilität des obigen Systems nach Lyapunov gezeigt ist.

### 4.1.3 Parameterkonvergenz

Für den Fall eines ausreichend angeregten (*persistently excited*) HANN kann aus der Stabilität auch auf die Parameterkonvergenz geschlossen werden. Dies soll für einen herausgegriffenen Parameterfehler  $\Phi_{Ai}$  gezeigt werden. Das zugehörige Lerngesetz ergibt sich nach Einsetzen der Fehlergleichung (4.7) in Gl. (4.11). Der besseren Übersichtlichkeit wegen wird der Gleichanteil bei der Herleitung nicht betrachtet.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \Phi_{Ai} &= -\eta e \mathcal{A}_{Ai}(\varphi) \\ &= -\eta \left( \sum_{k=1}^K \Phi_{Ak} \mathcal{A}_{Ak}(\varphi) + \Phi_{Bk} \mathcal{A}_{Bk}(\varphi) \right) \mathcal{A}_{Ai}(\varphi) \end{aligned} \quad (4.18)$$

Durch Integration von Gl. (4.18) erhält man den Parameterfehler  $\Phi_{Ai}$ . Aufgrund der in Anhang B.2 gezeigten Orthogonalität aller Elemente der Aktivierungsvektoren gilt für alle  $i \in \mathbb{N}_0$  und  $k \in \mathbb{N}$  bei Integration über eine oder mehrere Perioden der Länge  $2\pi$ :

$$\begin{aligned} \int_0^{2\pi} \mathcal{A}_{Ai}(\varphi) \mathcal{A}_{Ak}(\varphi) d\varphi &= 0 \quad \text{für } i \neq k \\ \int_0^{2\pi} \mathcal{A}_{Bi}(\varphi) \mathcal{A}_{Bk}(\varphi) d\varphi &= 0 \quad \text{für } i \neq k \\ \int_0^{2\pi} \mathcal{A}_{Ai}(\varphi) \mathcal{A}_{Bk}(\varphi) d\varphi &= 0 \quad \text{für beliebige } i, k \end{aligned} \quad (4.19)$$

Wird nun Gl. (4.18) ebenfalls über ein ganzzahliges Vielfaches der Periodendauer des Signals  $y(\varphi)$  ausgewertet, d.h. mit der zulässigen Näherung  $d\varphi/dt = \omega \approx \text{const}$  integriert, fallen alle Produkte ungleicher Elemente der Aktivierungsvektoren heraus; daher kann Gl. (4.18) wie folgt vereinfacht werden

$$\frac{d}{dt} \Phi_{Ai} = -\eta \Phi_{Ai} \mathcal{A}_{Ai}(\varphi) \mathcal{A}_{Ai}(\varphi) = -\eta \Phi_{Ai} \mathcal{A}_{Ai}^2(\varphi)$$

Bei ausreichender Anregung nach [16], d.h. wenn eine vollständige Periode des zu identifizierenden Signals stets in einer begrenzten Zeit  $T$  durchlaufen wird, gilt

$$\int_0^T \mathcal{A}_{Ai}^2 dt > 0$$

Der Lernfaktor  $\eta$  ist auch entsprechend dieser maximalen Periodendauer und des Energiegehalts der bei der Anregung nicht berücksichtigten Signalanteile zu wählen. Damit streben alle Parameterfehler asymptotisch gegen Null

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \Phi_{Ai}(t) = 0 \quad \text{und} \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \Phi_{Bi}(t) = 0$$

und damit auch die Stützwerte gegen die Fourierkoeffizienten der zu identifizierenden periodischen Funktion. Damit sind die Stabilität der Identifikation sowie die Parameterkonvergenz beim HANN gewährleistet. Aufgrund der reellen Darstellung ergibt sich dabei für den identifizierten Gleichanteil  $\hat{\theta}_{A0}$  ein Umrechnungsfaktor gegenüber dem entsprechenden Fourierkoeffizienten  $a_0$ .

$$\begin{aligned}\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\theta}_{Ai}(t) &= \theta_{Ai} = a_i & \text{für } i \in \mathbb{N} \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\theta}_{Bi}(t) &= \theta_{Bi} = b_i & \text{für } i \in \mathbb{N} \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\theta}_{A0}(t) &= \theta_{A0} = \frac{a_0}{2}\end{aligned}$$

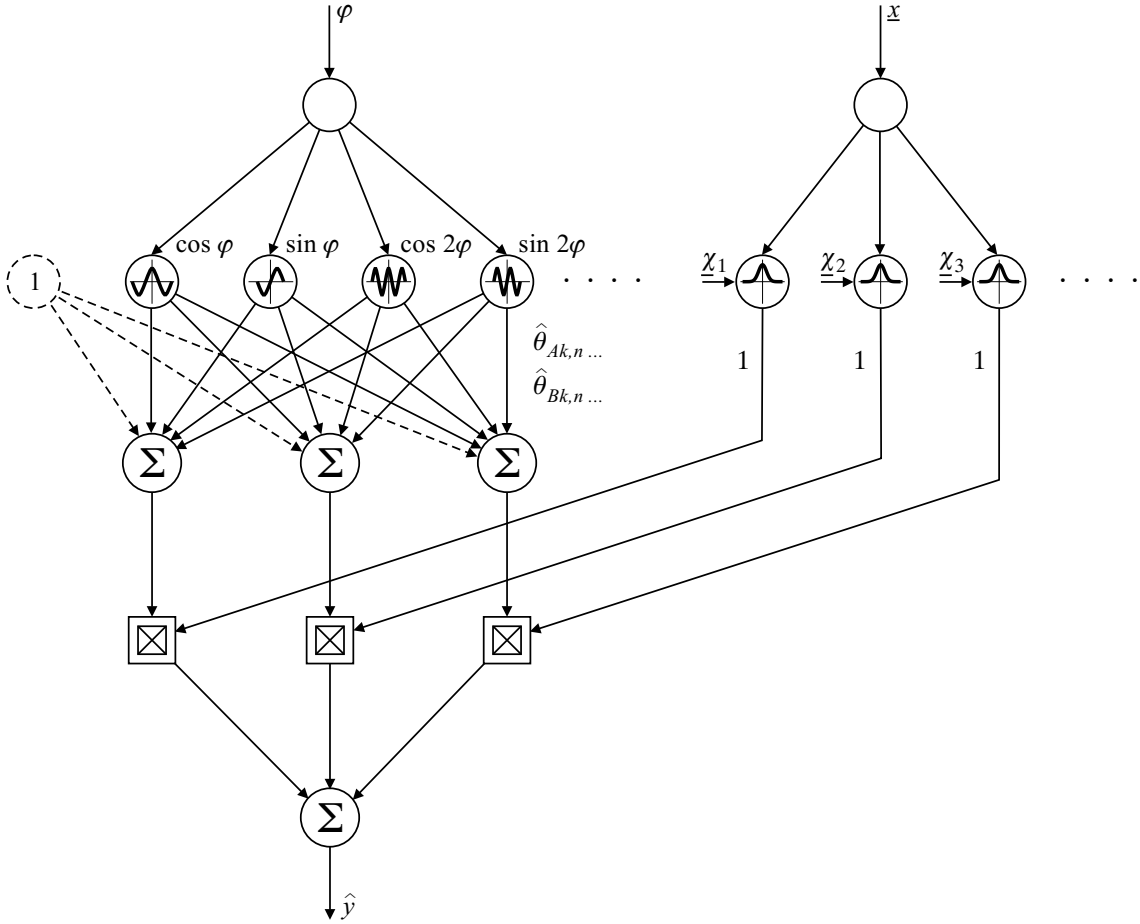
Da somit das Identifikationsergebnis des HANN im vollständig gelernten Zustand den Koeffizienten der Fourierreihe entspricht, gelten für das HANN auch die in Anhang B.2 gezeigten mathematischen Eigenschaften. Dies bedeutet insbesondere, dass das HANN einen *minimalen Approximationsfehler* anstrebt und die identifizierten Parameter wegen der Orthogonalität der Spektralkomponenten auch *eindeutig* sind. Schließlich ist die Fourierreihe – und damit die Darstellung durch das HANN – die *kompakteste Repräsentation* eines periodischen und bandbegrenzten Signals  $y(\varphi)$ .

## 4.2 Erweiterung

In vielen Anwendungsfällen ist die zu identifizierende Nichtlinearität nicht nur periodischer Natur (d.h. eine Funktion des Winkels  $\varphi$ ) sondern zusätzlich von einer weiteren Eingangsgröße  $\underline{x}$  abhängig. Die betrachtete verbrennungsmotorische Drehmomentschwingung wird z.B. auch vom Lastzustand und der Drehzahl des Motors beeinflusst, wie im Abschnitt 2.2 über die Berechnung des Brennverlaufs deutlich wird.

Damit ist eine Erweiterung des HANN um einen zusätzlichen Eingangsvektor  $\underline{x}$  notwendig. Dabei sollen die bereits nachgewiesenen Eigenschaften der RBF-Netze und der Grundform des HANN, wie Stabilität und Interpretierbarkeit der Parameter, weiterhin genutzt werden können. Daher liegt es nahe, für die Erweiterung des HANN auf die bereits bewährte allgemeine Struktur der RBF-Netze und das zugehörige Lerngesetz zurückzugreifen.

Zur Erläuterung dieser Erweiterung wird zunächst an Abschnitt 3.6 angeknüpft. Dort wurde die Aktivierung der Stützwerte in eine multiplikative Überlagerung von Teil-Aktivierungsfunktionen aufgeteilt, die jeweils dem Beitrag einer Eingangsdimension entsprechen. Dieses Verfahren soll nun hier in umgekehrter Richtung angewandt werden: Dabei sind sowohl durch die Elemente des Eingangs  $\underline{x}$  die Teil-Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_n(\underline{x})$  als auch durch den Winkel  $\varphi$  die zugehörigen Teil-Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_{Ak}(\varphi)$  und  $\mathcal{A}_{Bk}(\varphi)$  festgelegt.



**Abb. 4.2:** *Erweiterte Struktur des Harmonisch Aktivierten Neuronalen Netzes*

Anschließend werden alle möglichen Produkte von Teil-Aktivierungsfunktionen verschiedener Eingangsdimensionen gebildet und je einem Stützwert  $\hat{\theta}_{Ak,n}$  zugeordnet. Die Stützwerte können dabei in einem mehrdimensionalen Raster angeordnet gedacht werden, von dem eine Dimension dem Winkel  $\varphi$  und die restlichen Dimensionen den Elementen von  $\underline{x}$  entsprechen. Ausgehend von Gl. (3.7) und (4.2) wird der Schätzwert  $\hat{y}(\varphi, \underline{x})$  nun bestimmt zu

$$\hat{y}(\varphi, \underline{x}) = \sum_{n=1}^N \mathcal{A}_n(\underline{x}) \cdot \left( \sum_{k=0}^K \hat{\theta}_{Ak,n} \mathcal{A}_{Ak}(\varphi) + \sum_{k=1}^K \hat{\theta}_{Bk,n} \mathcal{A}_{Bk}(\varphi) \right) \quad (4.20)$$

Allgemein können die Teil-Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_n(\underline{x})$  wiederum sowohl aus radialen wie auch aus harmonischen Basisfunktionen bestehen. Für eine last- und drehzahlabhängige Identifikation der verbrennungsmotorischen Drehmomentschwung eignen sich normierte radiale Basisfunktionen, wie sie beim GRNN verwendet werden, am besten; daher beschränken sich die folgenden Ausführungen auf diesen Fall. Damit können die durch den Eingang  $\underline{x}$  bestimmten Teil-Aktivierungs-

funktionen nach Gl. (3.9) und (3.11) mit

$$\mathcal{A}_n(\underline{x}) = \frac{\exp\left(-\frac{\|\underline{x} - \underline{\chi}_n\|^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{m=1}^N \exp\left(-\frac{\|\underline{x} - \underline{\chi}_m\|^2}{2\sigma^2}\right)}$$

und die winkelabhängigen Teil-Aktivierungsfunktionen für den behandelten Fall wie folgt festgelegt werden.

$$\begin{aligned} \mathcal{A}_{Ak}(\varphi) &= \cos(k\varphi) & \text{mit } k \in \mathbb{N}_0 \\ \mathcal{A}_{Bk}(\varphi) &= \sin(k\varphi) & \text{mit } k \in \mathbb{N} \end{aligned}$$

Abbildung 4.2 zeigt die verwendete Struktur des erweiterten HANN. Dabei ist die Normierung der radialen Basisfunktionen bereits in die Aktivierung der Neuronen in der rechten Hälfte integriert gedacht.

Die vorliegende Darstellung des erweiterten HANN kann aufgrund der Linearität bei der Schätzwertbildung in Gl. (4.20) mathematisch äquivalent als Überlagerung einzelner HANN für jeden durch  $\underline{x}$  festgelegten Bereich gesehen werden, sowie alternativ als parallele GRNN, die jeweils ein Gewicht eines übergeordneten HANN zur Verfügung stellen.

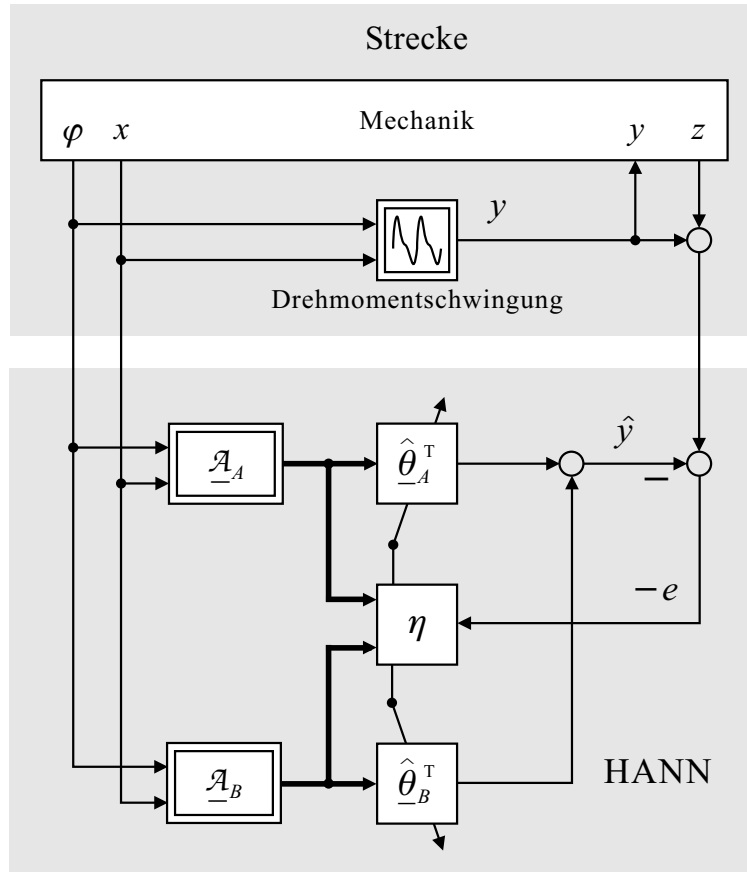
### 4.3 Lernstruktur und Fehlermodelle

Die Lernstruktur und die verwendeten Fehlermodelle beim HANN sind aufgrund des ähnlichen Lerngesetzes von allgemeinen RBF-Netzen abgeleitet, wie sie in Abschnitt 3.5 dargestellt sind. Der folgende Überblick soll einige charakteristische Unterschiede und Eigenschaften aufzeigen. Eine Kompensationsstruktur für eine einstellbare Begrenzung der Stellgröße rundet diesen Abschnitt ab. Als Strecke wird zur Veranschaulichung das Beispiel der Drehmoment-Schwingungstilgung herangezogen; andere Anwendungen sind gleichermaßen denkbar. Zur vereinfachten Darstellung werden die Aktivierungsfunktionen  $\mathcal{A}_{Ak}(\varphi)$ ,  $\mathcal{A}_{Bk}(\varphi)$  und  $\mathcal{A}_n(\underline{x})$  zu Vektoren  $\underline{\mathcal{A}}_A(\varphi, \underline{x})$  bzw.  $\underline{\mathcal{A}}_B(\varphi, \underline{x})$  zusammengefasst.

#### Identifikation

Die Identifikationsstruktur nach Fehlermodell 1 in Abb. 4.3 entspricht dem Lerngesetz in Gl. (4.11). Als Schnittstellengrößen zum mechanischen Streckenteil werden im Folgenden der Winkel  $\varphi$ , der Arbeitspunkt  $x$  sowie ein Störeinfluss  $z$  betrachtet; der Arbeitspunkt kann allgemein auch durch einen Vektor beschrieben sein. Die

zu identifizierende Drehmomentschwingung  $y$  wirkt wiederum auf den mechanischen Streckenteil zurück. Vektorielle Größen sind in den folgenden Abbildungen als breite Pfeile dargestellt. Die Messwerterfassung besitze eine SPR-Übertragungsfunktion.



**Abb. 4.3:** Identifikationsstruktur mit HANN

Im betrachteten Fall der verbrennungsmotorischen Drehmomentschwingung fasst der Störeinfluss  $z$  z.B. das mittlere Beschleunigungsmoment für die rotierenden Massen, das Reibmoment und das an der Kupplung abgegebene Drehmoment zusammen. Es wird angenommen, dass der Störeinfluss stochastisch verteilt ist, d.h. nicht mit den Eingangsgrößen des HANN korreliert. Daher ist die Störung näherungsweise orthogonal zu den Aktivierungsfunktionen des HANN.

Damit ist bei geeigneter Wahl des Lernfaktors eine stabile und konvergente Adaption möglich. Der Einfluss der Störung auf die einzelnen Gewichte innerhalb einer Periode der Drehmomentschwingung ist dann im Vergleich zum Nutzsignal gering und hebt sich über eine vollständige Periode aufgrund der Orthogonalität heraus. Die verbleibende Schwankung der Koeffizienten um ihre Zielwerte kann durch eine periodische Abtastung – vorzugsweise im Nulldurchgang der Aktivierungsfunktionen – für die weitere Verwertung unterdrückt werden. Eine Verkürzung der Lernzeit des HANN ist möglich, indem bekannte Störanteile, wie das Beschleunigungsmoment, vorab korrigiert werden, um einen größeren Lernfaktor einstellen zu können.

## Kompensation

Wird Fehlermodell 1 auf die Kompensation angewandt, ergibt sich eine Struktur nach Abb. 4.4. Dabei wird der Lernfehler  $\Delta y$  innerhalb der Strecke gebildet und mit der Störung  $z$  beaufschlagt, bevor er zur Adaption des HANN zur Verfügung steht. Als (ideales) Stellglied wird ein Motor bzw. Generator angenommen.

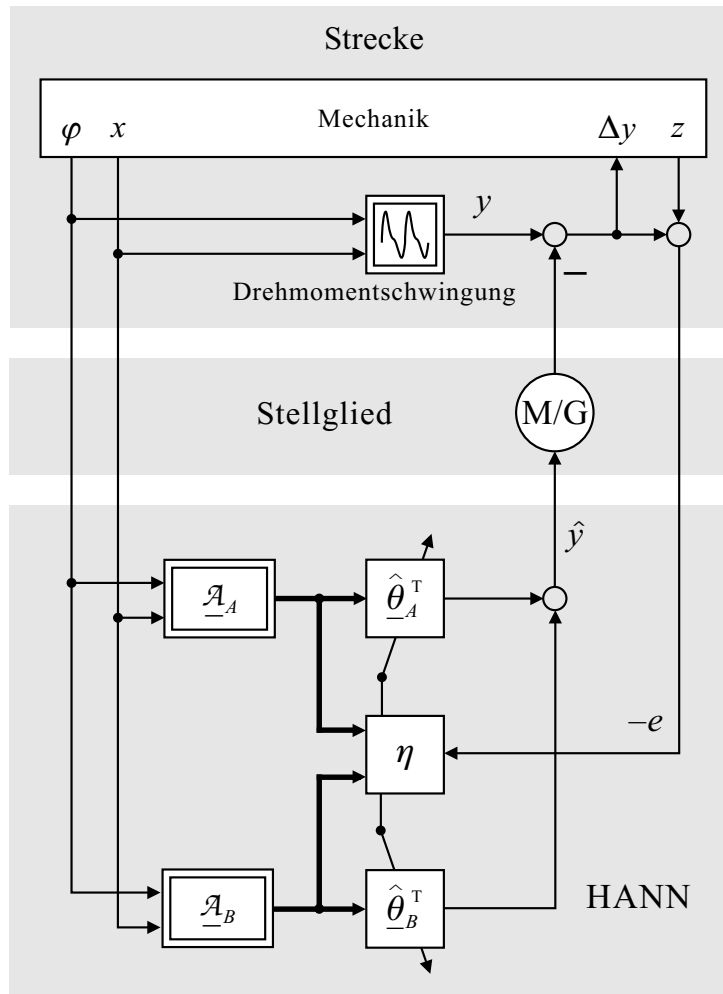


Abb. 4.4: Kompensationsstruktur mit HANN

### 4.3.1 Verallgemeinerte Lernstruktur

Da insbesondere bei der Anwendung am Verbrennungsmotor die gemessenen Signale gestört sein können und in der Regel abgetastet vorliegen, ist eine Verzögerung der Messungen durch Übertragungszeiten, Signalaufbereitung und ggf. eine Beobachterstruktur meist unvermeidlich. Dies ist in der Kompensationsstruktur nach Fehlermodell 4 in Abb. 4.5 berücksichtigt.

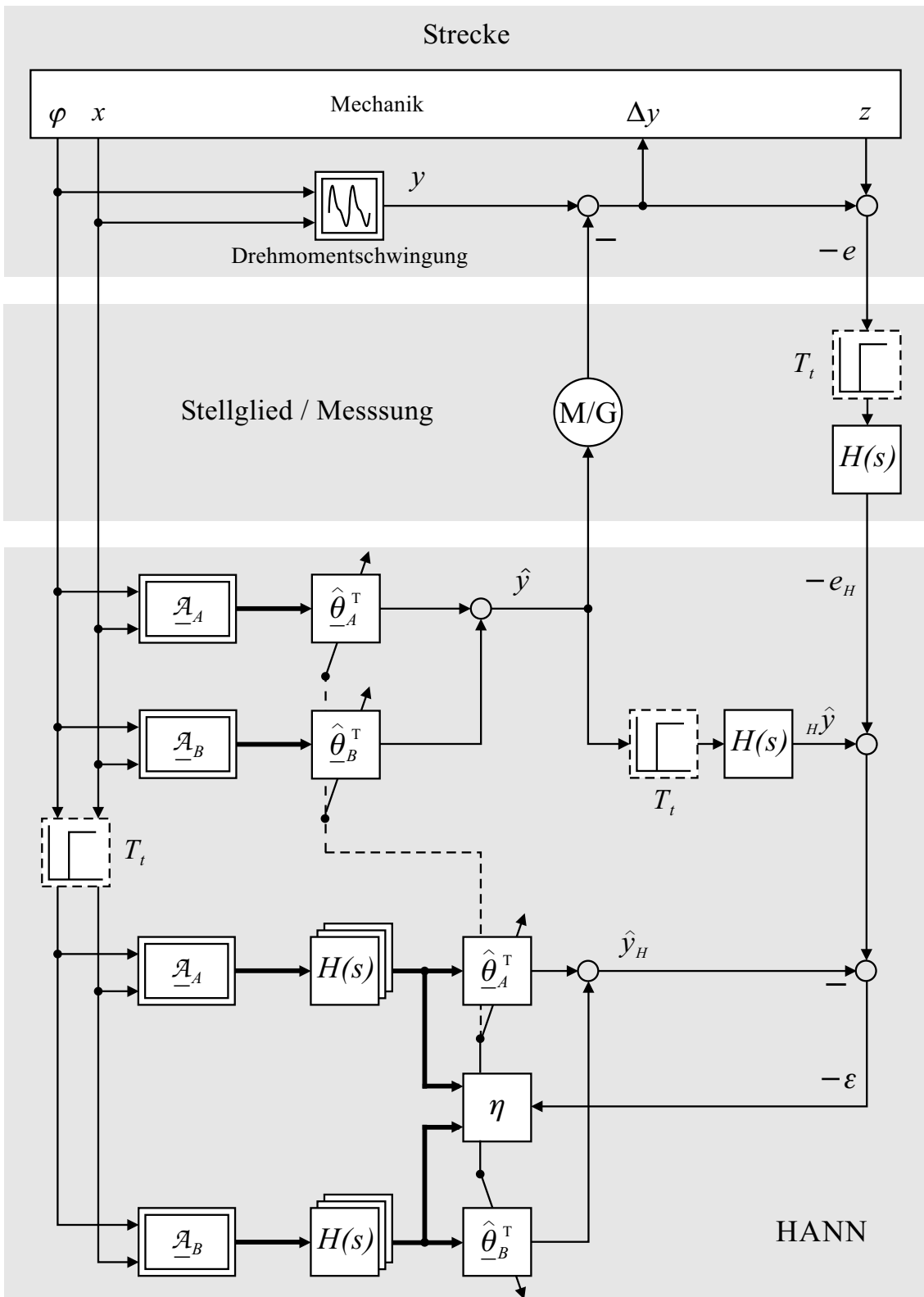


Abb. 4.5: Erweiterte Kompensationsstruktur mit HANN



Die durch die Signalverzögerung entstehende lineare Übertragungsfunktion  $H(s)$  wird, wie bereits in Abschnitt 3.5 erläutert, durch eine verzögerte Aktivierung ausgeglichen.

Der gemessene Lernfehler  $e_H$  ergibt sich bei Darstellung der Drehmomentschwingung mit harmonischen Basisfunktionen zu

$$\begin{aligned} e_H(\varphi, \underline{x}) &= H(s) \left( \hat{y}(\varphi, \underline{x}) - y(\varphi, \underline{x}) \right) \\ &= H(s) \left( \left( \hat{\underline{\theta}}_A^T - \underline{\theta}_A^T \right) \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi, \underline{x}) + \left( \hat{\underline{\theta}}_B^T - \underline{\theta}_B^T \right) \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi, \underline{x}) \right) \end{aligned} \quad (4.21)$$

Der zur Adaption benötigte erweiterte Fehler  $\varepsilon$  berechnet sich daraus zu

$$\begin{aligned} \varepsilon(\underline{x}) &= e_H(\varphi, \underline{x}) - H(s) \left( \hat{\underline{\theta}}_A^T \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi, \underline{x}) + \hat{\underline{\theta}}_B^T \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi, \underline{x}) \right) \\ &\quad + \hat{\underline{\theta}}_A^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi, \underline{x}) + \hat{\underline{\theta}}_B^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi, \underline{x}) \\ &= \underbrace{\hat{\underline{\theta}}_A^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}_A(\varphi, \underline{x})}_{\text{Verzögerte Akt.}} + \underbrace{\hat{\underline{\theta}}_B^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}_B(\varphi, \underline{x})}_{\text{Verzögerte Akt.}} \end{aligned} \quad (4.22)$$

Damit vereinfacht sich der erweiterte Fehler zu der Form aus Gl. (4.7) mit verzögerter Aktivierung, auf die der Stabilitätsbeweis für Fehlermodell 1 angewandt werden kann.

Reine Totzeiten  $T_t$  (in Abb. 4.5 gestrichelt gezeichnet) bzw. Totzeitanteile der Übertragungsfunktion  $H(s)$  können gesondert behandelt werden, indem sie zur Verringerung des Rechenaufwands bereits vor der Berechnung der Aktivierungsfunktionen eingebracht werden.

Die erweiterte Identifikationsstruktur ergibt sich als Vereinfachung der Kompensationsstruktur in Abb. 4.5, indem der obere Zweig des HANN zur Berechnung des unverzögerten Schätzwerts  $\hat{y}$  entfällt, bzw.  $\hat{y} = 0$  gesetzt wird.

### 4.3.2 Regelungstechnische Darstellung

Um die Notwendigkeit der verallgemeinerten Lernstruktur zu veranschaulichen, kann das HANN auch aus regelungstechnischer Sicht dargestellt werden. Abbildung 4.6 zeigt die Kompensationsstruktur aus Abb. 4.4 mit einer zusätzlichen Verzögerung  $H(s)$  im Messzweig. Dabei ist aus Gründen der Übersichtlichkeit nur der Zweig der geraden Spektralanteile (Index A) dargestellt (Angriffspunkte des anderen Zweigs gestrichelt).

Für konstante Aktivierung kann die Struktur damit als linearer Regelkreis aufgefasst werden (grauer Pfeil in der Mitte), dessen Stabilität sich nach Nyquist bestimmen

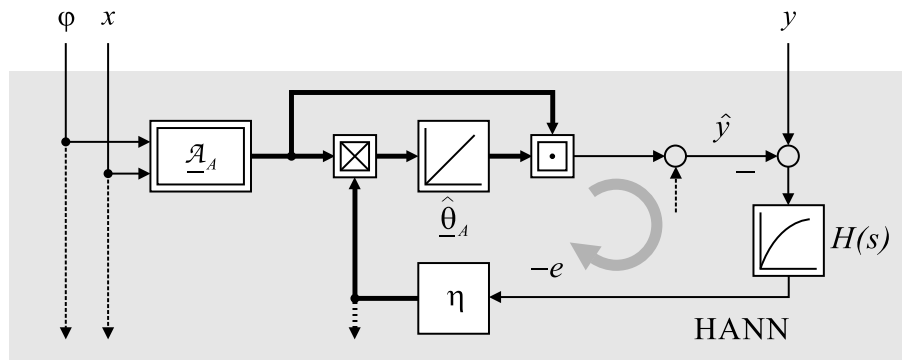


Abb. 4.6: Regelungstechnische Darstellung des HANN

lässt. Da die Stützwerte aufintegriert werden, und dies bereits eine Phasenverzögerung von  $90^\circ$  bewirkt, muss die Phasenverzögerung durch den Messzweig  $H(s)$  auf  $< 90^\circ$  begrenzt sein, d.h. die SPR-Bedingung einhalten, um ohne erweiterte Lernstruktur eine stabile Adaption zu gewährleisten.

### 4.3.3 Begrenzung der Stellgröße

Aufbauend auf den obigen Überlegungen kann nun eine Kompensationsstruktur mit variabler Begrenzung der Stellgröße entwickelt werden, die viele in der Praxis auftretende Fälle abdecken kann (siehe Abb. 4.7).

Stellglieder besitzen stets eine begrenzte Stellamplitude. Die Einhaltung dieser Begrenzung wird üblicherweise durch eine Steuereinheit sichergestellt, muss aber zusätzlich auch im Kompensationsverfahren berücksichtigt werden. Andernfalls wirkt die Begrenzung außerhalb des HANN wie ein geöffneter Regelkreis auf die Kompensation und würde unter bestimmten Bedingungen zu deren Instabilität führen.

In bestimmten Anwendungsfällen kann auch trotz vorhandener Stellreserve eine Begrenzung der Stellgröße z.B. aus Verbrauchs- oder Verschleißgründen erwünscht sein. Für die in beiden genannten Fällen erforderliche Begrenzung bzw. Reduktion des Kompensationssignals bestehen folgende Möglichkeiten.

- Eine Begrenzung der einzelnen Stützwerte des HANN sichert zwar die Stabilität der Identifikation, kann aber bei entsprechender Überlagerung der einzelnen Fourierkoeffizienten dennoch zu einem Schätzwert außerhalb der Leistungsgrenze führen. Bei einer konservativen Begrenzung, die letzteres verhindert, wird der mögliche Stellhub dagegen meist nicht ausgenutzt.
- Eine Modifikation der Lernstruktur erlaubt es, eine Begrenzung im Rahmen des Fehlermodells 4 zu berücksichtigen, die eine vollständige Ausnutzung des verfügbaren Stellhubs erlaubt.

Die letzte Variante wird im Folgenden näher untersucht. Die zugehörige Kompensationsstruktur in Abb. 4.7 ähnelt einem *Anti-Windup-Regler*, bei dem die Differenz zwischen begrenztem und unbegrenztem Reglerausgang als Gegenkopplung dient. Daher soll die vorliegende Kompensationsstruktur hier als „Anti-Windup-Lernstruktur“ bezeichnet werden.

In der Anti-Windup-Lernstruktur erzeugt eine interne Begrenzung aus dem Schätzwert  $\hat{y}$  des HANN den Sollwert  $\hat{y}_{comp}$  zur Ansteuerung des Stellglieds. Ist die interne Begrenzung gegenüber der externen konservativ eingestellt, ergibt sich eine gute Übereinstimmung zwischen dem intern begrenzten Sollwert und der tatsächlichen Stellgröße  $y_{comp}$ . In gleicher Weise kann auch ein Kompensationsgrad vorgegeben werden, indem das Stellsignal mit einem Faktor  $\beta$  skaliert wird.

Um die Identifikation unabhängig von Verlauf und Amplitude der Stellgröße  $\hat{y}_{comp}$  durchführen zu können, wird der Fehler  $e$  um die Anteile  $\Delta e_1$  und  $\Delta e_2$  der jeweils nicht realisierbaren (bzw. nicht realisierten) Stellgröße zum erweiterten Fehler  $\varepsilon$  ergänzt.

$$e = y_{comp} - y \quad (4.23)$$

$$\Delta e_1 + \Delta e_2 = \hat{y}_{comp} - \hat{y} \quad (4.24)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon &= e - (\Delta e_1 + \Delta e_2) = \hat{y} - y + y_{comp} - \hat{y}_{comp} \\ &\approx \hat{y} - y \end{aligned} \quad (4.25)$$

Unter der Annahme  $\hat{y}_{comp} \approx y_{comp}$  verschwindet der Einfluss der Stellgröße auf den Identifikationsprozess. Dadurch wird unabhängig von der wirksamen Begrenzung bzw. Reduktion der Kompensationsgröße stets die *gesamte* Drehmomentschwingung durch das HANN identifiziert. Dies erlaubt rasche und unabhängige Änderungen des Kompensationsgrads durch eine Variation von  $\beta$  z.B. in Abhängigkeit des Betriebspunkts oder anderer Randbedingungen, ohne dass jeweils die identifizierten Parameter des HANN neu adaptiert werden müssen.

Vorteilhaft ist bei der vorgestellten Lösung, dass die Vorgabe des Kompensationsgrads *relativ* erfolgt. Es wird daher keine Kenntnis über die jeweilige Amplitude oder Form der Drehmomentschwingung benötigt. So ist mit dieser Kompensationsstruktur ein stufenloser Übergang zwischen reiner Identifikation ( $\beta = 0$ ) und vollständiger Kompensation ( $\beta = 1$ ) darstellbar, wie er z.B. zur teilweisen oder auch vollständigen Ausblendung der Kompensation während des Booster-Betriebs des Startergenerators notwendig sein kann.

Anstelle einer einzigen Begrenzung bzw. eines Skalierungsfaktors  $\beta$  kann die Begrenzung bzw. Reduktion der Stellgröße auch selektiv für einzelne Koeffizienten des HANN vorgegeben werden. Dies ermöglicht z.B. die Ausblendung einzelner Frequenzen bei der Kompensation, wie sie z.B. im Zusammenwirken mit passiver Absorption oder zur Unterdrückung von Resonanzfrequenzen eingesetzt werden kann (vgl. auch Kap. 6.1.2 und 9.3.1).

Für das HANN in Abb. 4.7 kann sowohl die Grundstruktur nach Abb. 4.1 als auch die für variable Betriebspunkte erweiterte Struktur nach Abb. 4.2 eingesetzt werden. Treten durch die Messwernerfassung Verzögerungsglieder oder Totzeiten auf, ist die vorgestellte Struktur zusätzlich auch um eine verzögerte Aktivierung erweiterbar. Ergibt sich ein relevantes Übertragungsverhalten bzw. eine Totzeit durch die Ansteuerung des Startergenerators, kann dies durch ein entsprechendes Übertragungsverhalten im Anteil  $\hat{y}_{comp}$  der Fehlerergänzung  $\Delta e_1$  berücksichtigt werden. Bei der Kombination von interner Begrenzung und Reduktion heben sich die beiden gestrichelt gezeichneten Signale in Abb. 4.7 auf und können daher entfallen.

Ein Simulationsbeispiel mit begrenzter Stellgröße wird in Kap. 6.4.2 beschrieben.

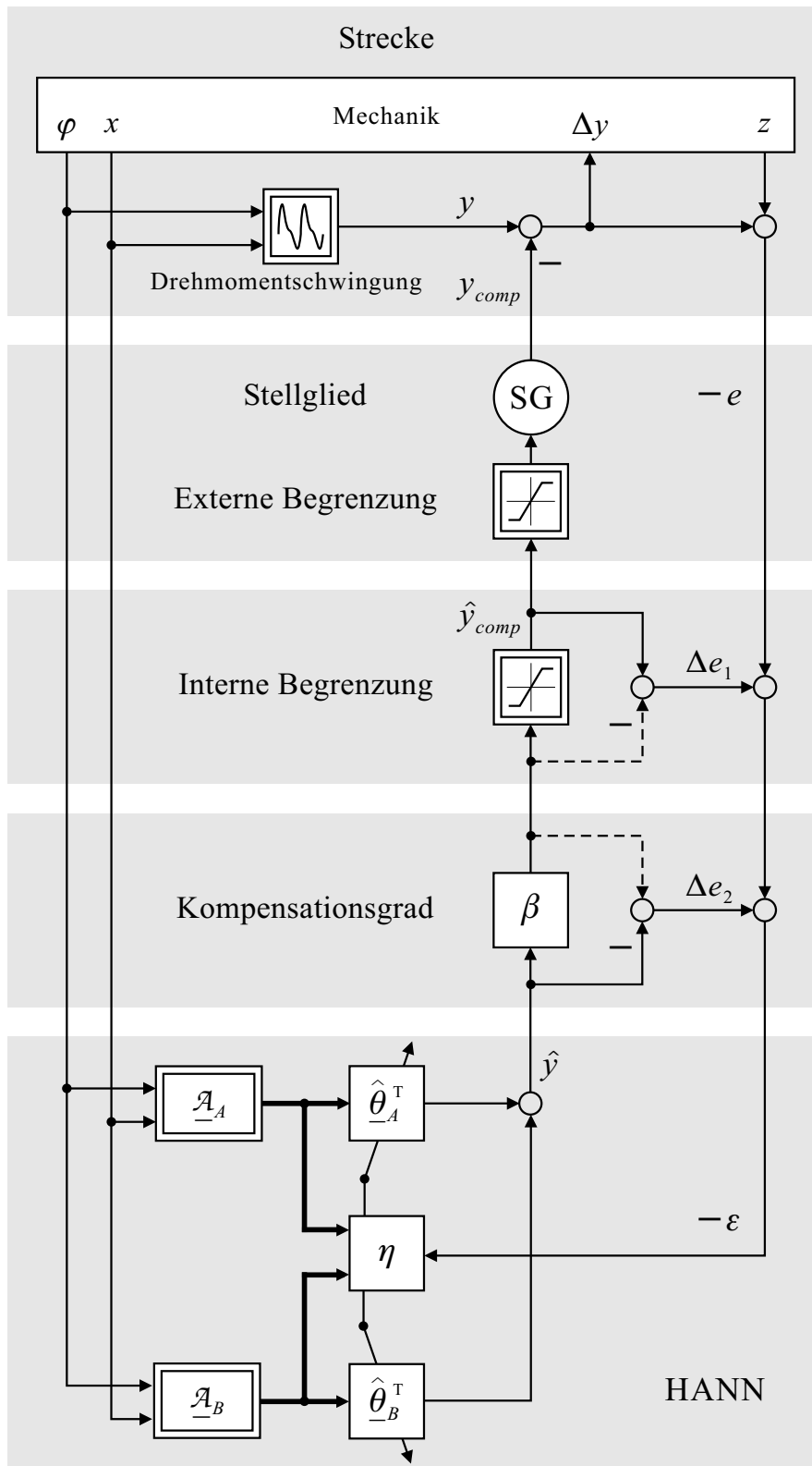


Abb. 4.7: Kompensationsstruktur mit Begrenzung der Stellgröße und der Möglichkeit eines variablen Kompensationsgrads



## 5 Identifikation

Die Identifikation von Drehmomentschwingungen mit einem Harmonisch Aktivierten Neuronalen Netz (HANN) wird im Folgenden am Simulationsmodell eines Verbrennungsmotors mit starr angenommener Kurbelwelle veranschaulicht. Ausgehend von der Grundstruktur des HANN, bei der Beschleunigungsvorgänge und Änderungen des Betriebspunkts als Störgrößen in die Identifikation eingehen, wird sowohl eine Korrektur des Beschleunigungsmoments entwickelt als auch die Erweiterung des HANN zur Adaption variabler Betriebspunkte eingesetzt.

In einem weiteren Schritt wird ein quantisierter Winkelgeber als wesentlicher Störeinfluss einer realen Strecke nachgebildet. Da das Winkelsignal zur Identifikation der Drehmomentschwingung abgeleitet werden muss, wird das prinzipielle Vorgehen bei der Auslegung einer entsprechenden zeitdiskreten Signalverarbeitung behandelt. Aufgrund der Struktur des HANN können dabei auftretende Phasenverzögerungen bei der Identifikation auf einfache Weise berücksichtigt werden. Abschließend wird die Güte der Identifikation im Vergleich mit der diskreten Fouriertransformation untersucht.

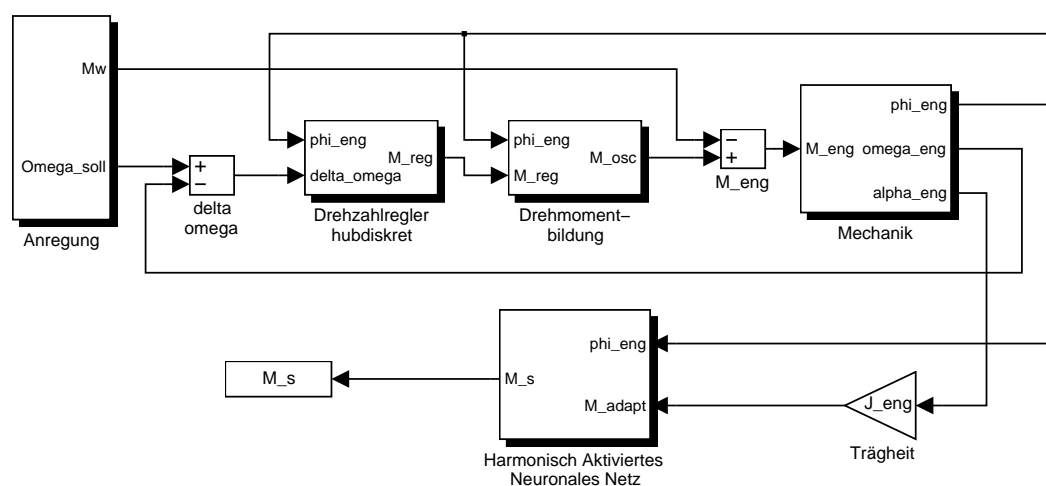


Abb. 5.1: Implementierte Grundstruktur der Identifikation

## 5.1 Grundstruktur der Implementierung

Zur Darstellung der Grundstruktur der Identifikation wird zunächst ein vereinfachtes Modell betrachtet, bei dem alle Größen der Strecke direkt zugänglich sind (siehe Abb. 5.1). Der physikalische Teil des Modells besteht aus der Kurbelwellenträgheit (im Block Mechanik), an der ein Widerstandsmoment  $M_w$  angreift, und der Drehmomentbildung an der Kurbelwelle. Dabei wird das vom Kurbelwellenwinkel und der gegebenen Einspritzmenge abhängige Drehmoment  $M_{osc}$  aus einem Kennfeld ausgegeben. Das Kennfeld ist aus dem detaillierten Modell eines Vierzylinder-Ottomotors in Abschnitt 2.2 unter Berücksichtigung des Vibe-Brennverlaufs, der Thermodynamik und der oszillierenden Massenkräfte erzeugt.

### Drehzahlregler

Ein Drehzahlregler dient der Nachbildung gewünschter Drehzahlverläufe, um unterschiedliche dynamische Fahrzustände darzustellen. Er ersetzt den Stelleingriff des Fahrers über das Steuergerät auf den Verbrennungsmotor und ermöglicht so in der Simulation den Verzicht auf die aufwendige Modellierung eines Fahrer- sowie Umgebungsmodells.

Der Regler ist als Anti-Windup-Regler mit PI-Struktur ausgeführt, um stets stationäre Genauigkeit zu erreichen und gleichzeitig die durch die Einspritzmenge begrenzte Stellgröße zu berücksichtigen. Die Umrechnung des Stellmoments  $M_{reg}$  am Reglerausgang in die zugehörige Einspritzmenge erfolgt linear; Abweichungen aufgrund der Nichtlinearität des Motormodells werden durch den I-Anteil des Reglers ausgeglichen.

Analog der entsprechenden Funktionalität eines Steuergeräts arbeitet der Drehzahlregler hubdiskret, d.h. einmal pro Hub wird aus der momentanen Differenz zwischen Soll- und Istdrehzahl das Stellmoment für die folgende Periode ausgegeben. Im Gegensatz zu einem kontinuierlichen Regler versucht der hubdiskrete Regler daher nicht, die Drehmomentschwingung auszuregeln. Der Reglerausgang ist um eine Kurbelwellenumdrehung verzögert, was zwei Takten Verzögerung zwischen Einspritzung ins Saugrohr und Verbrennung beim Ottomotor entspricht.

### Harmonisch Aktiviertes Neuronales Netz

Die Identifikation der Drehmomentschwingung erfolgt mit einer vektorisierten Implementierung des HANN, wie in Abb. 5.2 gezeigt, bei der alle Vielfachen des Winkels  $\varphi_{eng}$  zu einem Vektor zusammengefasst sind. Die Winkelfunktionen werden



auf jedes Element einzeln angewandt. Das zu identifizierende Drehmoment wird bei dieser Grundstruktur der Identifikation direkt aus der Drehbeschleunigung  $\alpha_{eng}$  und dem Massenträgheitsmoment  $J_{eng}$  der Kurbelwelle ermittelt, wie aus Abb. 5.1 zu ersehen ist. Die Adaption kann über einen variablen Lernfaktor eingestellt und zu einem gewünschten Zeitpunkt ein- oder ausgeschaltet werden. Der Ausgang des HANN liefert den Schätzwert für die identifizierte Drehmomentschwingung.

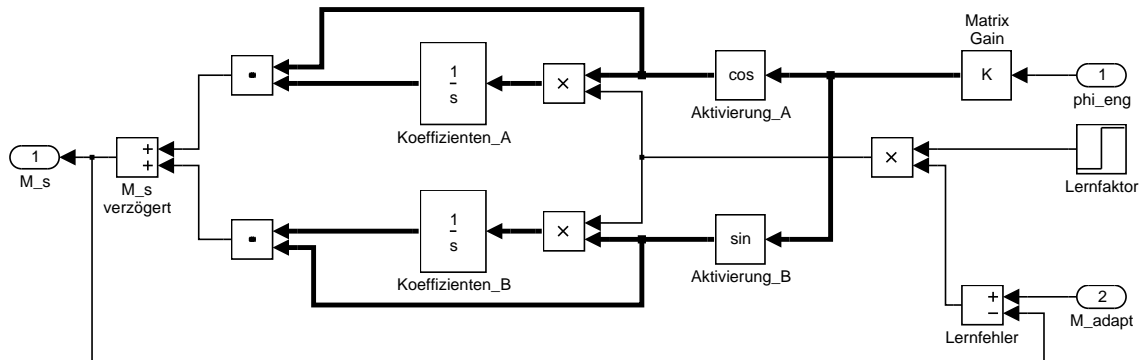


Abb. 5.2: Vektorisierte Implementierung des HANN

Zur Veranschaulichung des Identifikationsvorgangs wird im Folgenden eine Simulation mit vergleichsweise schnell eingestelltem Drehzahlregler und einem großem Lernfaktor für das HANN verwendet. In realen Anwendungsfällen wird die Variation der Drehzahl bedingt durch die beteiligten Schwungmassen und durch den Fahrer als menschlichen „Regler“ meist langsamer erfolgen. In der Simulation können so jedoch einige wesentliche Aspekte kompakt dargestellt werden.

Abbildung 5.3 zeigt den Lernverlauf bei einer Identifikation bis zur achtfachen Grundfrequenz.<sup>1</sup> Der Lernvorgang beginnt zum Zeitpunkt 0.1 s; bei 0.25 s erfolgt eine sprunghafte Erhöhung des Widerstandsmoments und zum Zeitpunkt 0.55 s ein Sprung des Drehzahlollwerts (oben, - -), dem der Istwert (—) entsprechend verzögert folgt. Gut zu erkennen ist hierbei das Totzeitverhalten des hubdiskreten Drehzahlreglers, der auf den Sprung des Sollwerts erst eineinhalb Takte später bei 0.6 s reagiert. Ebenso sind die Drehzahlschwankungen zu sehen, die in einer späteren Implementierung zur Bestimmung der Drehmomentschwingung genutzt werden.

Die zu identifizierende Drehmomentschwingung (Anregung im zweiten Graph von oben) ergibt sich aus der Differenz von Verbrennungsmoment  $M_{osc}$  und dem Widerstandsmoment  $M_w$  und wirkt beschleunigend auf die Motormasse. Der erste Einschwingvorgang beim Lernen ist bei 0.2 s nahezu abgeschlossen, wie am identifizierten Drehmoment (—) zu erkennen ist. Der verbleibende Lernfehler (zweiter

<sup>1</sup> Da pro Umdrehung der Kurbelwelle zwei Zündungen stattfinden, werden nur geradzahlige Harmonische der Drehzahl berücksichtigt, also  $2\omega$ ,  $4\omega$ ,  $6\omega$ ,  $8\omega$ , jeweils mit geradem und ungeradem Koeffizienten. Der Offset zwischen dem Drehmoment des Verbrennungsmotors und dem identifizierten Verlauf ist durch die Ausblendung des Mittelwerts bei der Identifikation bedingt.

Graph von unten) besteht dann lediglich aus höherfrequenten Anteilen oberhalb der achtfachen Grundfrequenz.

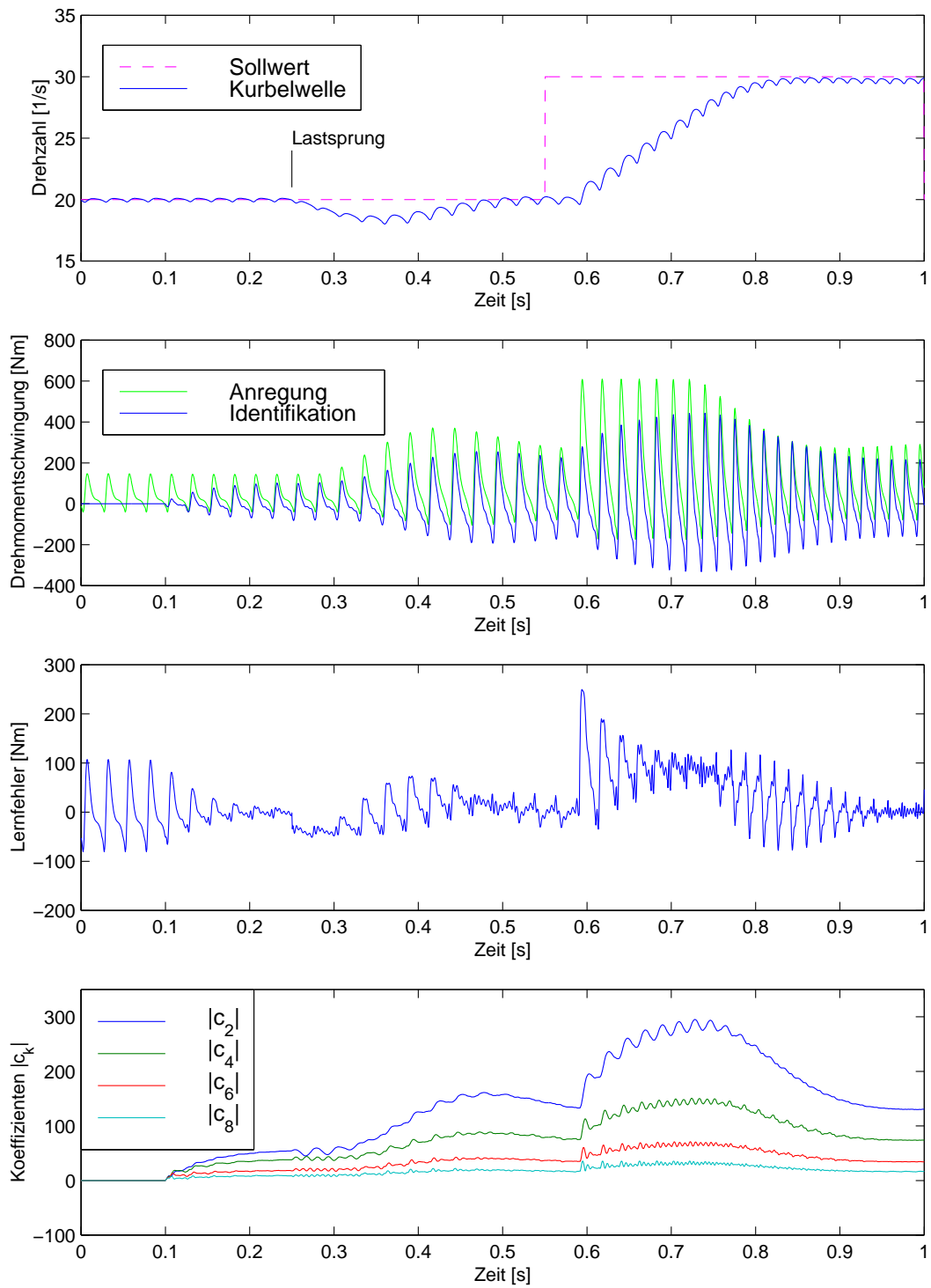


Abb. 5.3: Identifikationsverlauf bei der Grundstruktur des HANN

Gleichzeitig sind aber auch die Umlernvorgänge bei einer Veränderung des Betriebspunkts deutlich zu erkennen, da in der vorliegenden Grundstruktur nur *ein* Satz an Koeffizienten adaptiert werden kann. Ändert sich das Motormoment und damit auch die Form der Drehmomentschwingung, werden die Koeffizienten auf diesen neuen Verlauf trainiert. Diesen Vorgang kann man z.B. bei der Zunahme des Drehmoments während des Ausregelvorgangs beobachten; nach Ende der Beschleunigungsphase müssen die Koeffizienten wieder auf den ursprünglichen Wert trainiert werden. Beides ist gut am Verlauf der identifizierten Fourierkoeffizienten zu erkennen, die in Abb. 5.3 zu Amplituden der einzelnen Frequenzanteile zusammengefasst sind.

Zudem kann die Wirkung des Beschleunigungsmoments beobachtet werden. Während die Drehmomentschwingung im Wesentlichen mittelwertfrei ist, tritt in Beschleunigungsphasen ein Gleichanteil auf. Auf diesen ist die asymmetrische Verschiebung des Lernfehlers zurückzuführen (z.B. bei 0.6 bis 0.9 s). Auch schwingen dadurch die einzelnen Koeffizienten um ihre Zielwerte. Da dieser Gleichanteil aber nicht mit den Frequenzen der Drehmomentschwingung korreliert ist, verfälscht er das Identifikationsergebnis nicht weiter. Möchte man allerdings die einzelnen Koeffizienten zur Diagnose oder zur analytischen Invertierung einer Stellglieddynamik heranziehen, ist eine Vermeidung dieser lokalen Schwankungen notwendig (vgl. Kap. 4.3).

### Korrektur des Beschleunigungsmoments

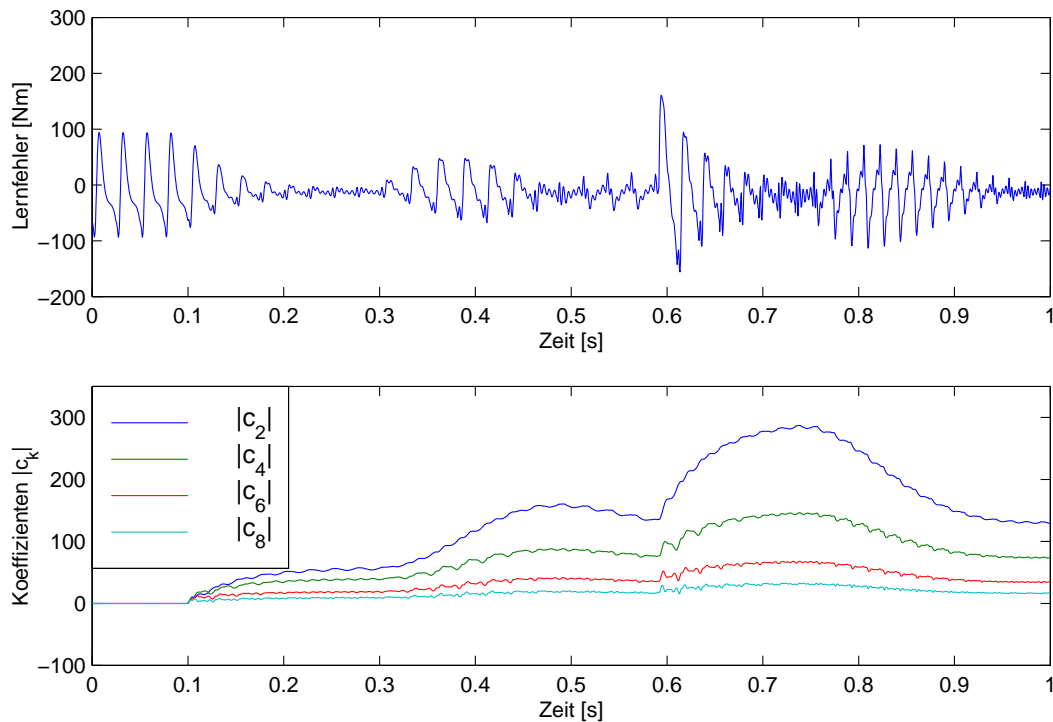
Eine Möglichkeit zur Korrektur des Beschleunigungsmoments  $M_{ac}$  besteht in der Bestimmung und Ausblendung dieses Anteils aus der zu identifizierenden Eingangsgröße  $M_{adapt}$  des HANN, wie in den hervorgehobenen Summationsblöcken in Abb. 5.5 gezeigt.

$$M_{adapt} = \alpha_{eng} J_{eng} - M_{reg} + M_w$$

Die Korrektur erfolgt weitgehend aber nicht immer vollständig, da dabei die Umsetzung des Reglerausgangs in das mittlere Motormoment idealisiert als linear angenommen wird. Abbildung 5.4 zeigt die korrespondierenden Verläufe. Infolge der Korrektur bleibt der Lernfehler annähernd mittelwertfrei und die Koeffizienten schwingen deutlich geringer während der Drehzahländerung zwischen 0.6 und 0.9 s.

## 5.2 Erweiterung für variable Betriebspunkte

Wie an den obigen Simulationsbeispielen gezeigt, ist die Identifikation in ihrer Grundform bei variablen Betriebspunkten noch nicht optimal. Im Folgenden wird



**Abb. 5.4:** Identifikationsverlauf bei Korrektur des Beschleunigungsmoments

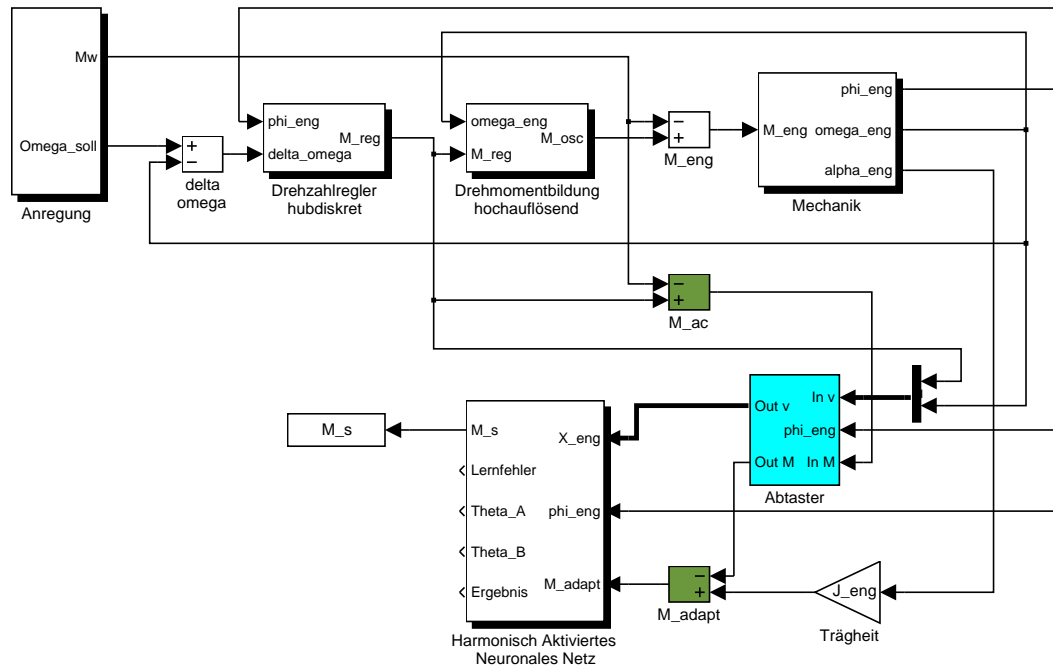
daher das erweiterte HANN verwendet, das zwischen mehreren Sätzen von Fourierkoeffizienten geeignet interpoliert. Damit kann die Form der Drehmomentschwingung für unterschiedliche Betriebspunkte gelernt und wieder abgerufen werden. Dazu wird das obige Simulationsmodell mit Korrektur des Beschleunigungsanteils erweitert (siehe Struktur in Abb. 5.5). Die Drehmomentbildung wird dabei durch ein hochauflösendes Modell berechnet, um die Abhängigkeit der Drehmomentschwingung von Einspritzmenge und Drehzahl möglichst genau nachzubilden.

Neben dem Schätzwert  $M_s$  (bzw.  $\widehat{M}$ ) und dem Lernfehler stellt das erweiterte HANN auch die jeweils aktiven Fourierkoeffizienten und das Ergebnis der Identifikation zur Auswertung zur Verfügung. Als zusätzlicher Eingang des HANN tritt der Vektor  $X_{eng}$  auf, der den Betriebspunkt als Motordrehzahl  $\omega_{eng}$  und als Stellgröße  $M_{reg}$  des Reglers (Drehmoment-Sollwert) beschreibt. Bezüglich des Betriebspunkts kann sowohl die Regelung als auch der Motor als hubdiskret betrachtet werden, da während jedes Verbrennungsvorgangs die Luftmenge und die zugemessene Kraftstoffmenge im Zylinder nicht mehr verändert werden können.<sup>2</sup>

Allerdings wirkt sich die Änderung des Betriebspunkts durch einen Stelleingriff des Reglers insbesondere bei Ottomotoren im Homogenbetrieb für die einzelnen Zylinder je nach Arbeitstakt unterschiedlich aus.<sup>3</sup> So wird ein Zylinder, der sich zum

<sup>2</sup>Die Änderung der Drehzahl während eines Hubs sowie der Einfluss einer geringen Drehzahländerung auf die Drehmomentbildung soll hierfür vernachlässigbar gering sein.

<sup>3</sup>Bei Dieselmotoren und Ottomotoren im Magerbetrieb bzw. bei Einsatz einer Ab-



**Abb. 5.5:** Implementierte Identifikation für variable Betriebspunkte

Zeitpunkt einer höheren Drehmomentanforderung durch den Regler bereits im Verdichtungstakt befindet, dennoch eine geringere Kraftstoffmenge entsprechend seiner Luftfüllung verbrennen. Dagegen kann ein Zylinder im Ansaugtakt bereits eine erhöhte Luftmenge entsprechend des verfügbaren Saugrohrdrucks aufnehmen, was zu einem erhöhten Drehmomentbedarf bei der nachfolgenden Verdichtung führt.

Daher ist es sinnvoll, einen geeigneten Zeitpunkt für die hubdiskrete Abtastung des Betriebspunkts (hervorgehobener Block „Abtaster“ in Abb. 5.5) zu wählen, jeweils kurz bevor sich eine Stellgrößenänderung des Reglers am stärksten auswirkt. Da neben der Schlussphase des Verdichtungstakts die Anfangsphase des Verbrennungstakts den größten Beitrag zur Drehmomentbildung liefert und beide durch die zugemessene Kraftstoff- bzw. Luftmenge zusammenhängen, ist es sinnvoll, beide auch bei der Abtastung des Betriebspunkts als Einheit zu behandeln. Der Abtastzeitpunkt sollte daher jeweils *vor* solch einer Einheit, also möglichst in der Mitte zwischen zwei aufeinanderfolgenden Zündzeitpunkten, liegen. Als Kurbelwellenwinkel ausgedrückt ergeben sich mit  $k \in \mathbb{N}_0$  und der Anzahl  $z$  der Zylinder somit Abtastwinkel von

$$\varphi_{enga} = \frac{2\pi}{z} + k \cdot \frac{4\pi}{z}$$

Durch diese Abtastung wird die Drehmomentschwingung für die Identifikation in separate und konsistente Verläufe zerlegt. Die Übergänge finden durch die Wahl des

gasrückführung sind die eingespritzte Kraftstoffmenge und die angesaugte Luftmenge nicht zwingend abhängig voneinander. Daher müsste in diesem Fall z.B. der Ladedruck als zusätzlicher Parameter des Betriebspunkts berücksichtigt werden.

Abtastzeitpunkts zudem meist in dem Teil der Drehmomentschwingung mit dem geringsten Gradienten statt.

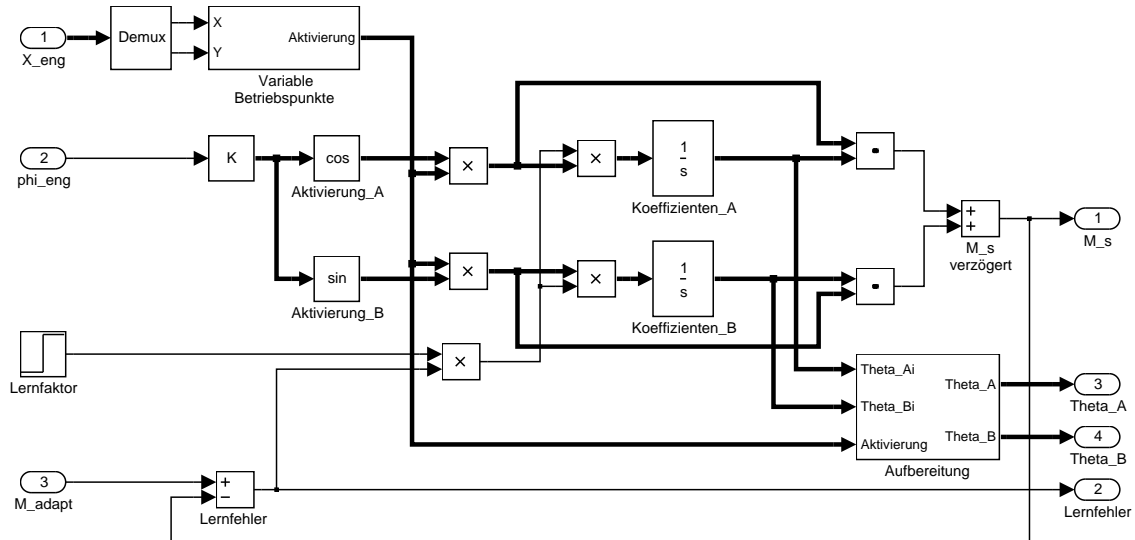


Abb. 5.6: Implementierung des erweiterten HANN

Eine rechenzeitoptimierte Implementierung des erweiterten HANN ist in Abb. 5.6 dargestellt. Dabei werden jeweils alle geraden und alle ungeraden Fourierkoeffizienten-Sätze zu einem Vektor zusammengefasst. Im Block **Variable Betriebspunkte** wird aus dem Betriebspunkt  $X_{eng}$  ein zusätzlicher Aktivierungsvektor erzeugt, mit dem die einzelnen Koeffizienten-Sätze bei der Adaption und Auswertung gewichtet werden.

### Aktivierung für variable Betriebspunkte

Die betriebspunktabhängige Aktivierung der Koeffizienten-Sätze wird in Anlehnung an das GRNN bestimmt. Zunächst werden nur die den Koeffizienten-Sätzen zugeordneten Stützwerte betrachtet, die sich über den Eingangsraum der möglichen Betriebspunkte verteilen. In einem regelmäßigen Gitter der Dimension  $D$  sind entlang jeder Achse dieses Eingangsraums  $N$  Stützwerte angeordnet. Die Gesamtzahl der Stützwerte beträgt damit  $N^D$ . Die hier beschriebene Implementierung ist der Übersichtlichkeit wegen auf zwei Dimensionen beschränkt.

Für eine einheitliche Berechnung sind die Stützwertkoordinaten jeweils auf den Bereich  $[0 \dots 1]$  normiert. Entsprechend werden auch die Eingangskordinaten  $\underline{X}_{eng} = [x_{eng} \ y_{eng}]^T$  auf diese Wertemenge abgebildet. Die Werte  $x_{min}$  und  $x_{max}$  bzw.  $y_{min}$  und  $y_{max}$  sind die Grenzen der Eingangskordinaten in  $x_{eng}$  und  $y_{eng}$ .

Der Glättungsfaktor  $\sigma$  beschreibt den gegenseitigen Einfluss benachbarter Stützwerte und wird deshalb sinnvollerweise auf den Stützwertabstand normiert als  $\sigma_{norm}$

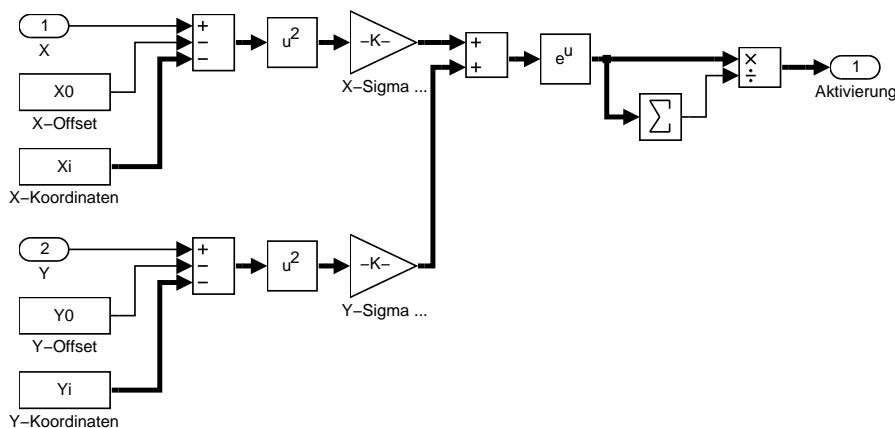
vorgegeben. Die Umrechnung auf den im implementierten HANN tatsächlichen Stützwertabstand geschieht mit  $\sigma = \sigma_{norm}/(N - 1)$ . Abhängig vom Abstand  $\Delta X_n$  der normierten Eingangskordinaten von der Lage  $\underline{\chi}_n = [\chi_{nx} \ \chi_{ny}]^T$  des  $n$ -ten Stützwerts

$$\Delta X_n = \sqrt{\left(\frac{x_{eng} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} - \chi_{nx}\right)^2 + \left(\frac{y_{eng} - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} - \chi_{ny}\right)^2} \quad (5.1)$$

wird mittels der Gauß'schen Glockenkurve die normierte Aktivierung  $\mathcal{A}_n$  für jeden Stützwert berechnet.

$$\mathcal{A}_n(\underline{X}_{eng}) = \frac{\exp\left(-\frac{\Delta X_n^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{m=1}^{N^D} \exp\left(-\frac{\Delta X_m^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5.2)$$

Die obige Rechenvorschrift ist im Block **Variable Betriebspunkte** (siehe Abb. 5.7) umgesetzt.



**Abb. 5.7:** Implementierung der erweiterten Aktivierung zur Gewichtung der Koeffizienten-Sätze

Da das Programmsystem MATLAB<sup>®</sup> auf Vektoroperationen optimiert ist, erfolgt die Implementierung des erweiterten HANN vollständig vektorisiert: Anstelle von getrennten Aktivierungsvektoren für die jeweils  $K$  geraden und ungeraden Fourierkoeffizienten pro Satz sowie von Aktivierungen für die  $N^D$  Koeffizienten-Sätze werden jeweils alle geraden und ungeraden Stützwerte zu einem Vektor der Länge  $KN^D$  zusammengefasst. Die harmonischen sowie die Gauß'schen Aktivierungen werden ebenfalls als korrespondierende Vektoren derselben Länge gebildet.

Zur Veranschaulichung soll der Fall betrachtet werden, dass die ersten drei Fourierkoeffizienten identifiziert werden ( $K = 3$ ); der Betriebspunkt sei durch nur eine Größe beschrieben ( $D = 1$ ). Die zur Berechnung der Gauß'schen Aktivierungsfunktion benötigten Koordinatenvektoren  $\underline{\chi}_x$  und  $\underline{\chi}_y$  der Stützwerte werden beim Start

der Simulation erzeugt. Für  $N = 6$  Koeffizienten-Sätze ergibt sich z.B.

$$\begin{aligned}\underline{\chi}_x &= [0.0 \ 0.0 \ 0.0 \ \dots \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2 \ \dots \ 1.0 \ 1.0 \ 1.0]^T \\ \underline{\chi}_y &= [0.0]\end{aligned}$$

Dabei besitzen die ersten  $D$  Vektoren jeweils die volle Länge, während eventuell vorhandene weitere Vektoren (wie hier  $\underline{\chi}_y$ ), die sich auf nicht verwendete Dimensionen beziehen, zur Einsparung von Rechenzeit mit dem einzigen Element Null belegt werden.

Die Aktivierungsvektoren der geraden und ungeraden Fourierkoeffizienten ergeben sich für das obige Beispiel zu

$$\begin{aligned}\underline{A}_A(\varphi) &= [\cos(\varphi) \ \cos(2\varphi) \ \cos(3\varphi) \ \dots \ \cos(\varphi) \ \cos(2\varphi) \ \cos(3\varphi)]^T \\ \underline{A}_B(\varphi) &= [\sin(\varphi) \ \sin(2\varphi) \ \sin(3\varphi) \ \dots \ \sin(\varphi) \ \sin(2\varphi) \ \sin(3\varphi)]^T\end{aligned}$$

Diese Vektoren werden dann elementweise mit der nach Gl. (5.2) berechneten Aktivierung multipliziert und auf die einzelnen Stützwerte des HANN angewandt.

Aufgrund der obigen Implementierung sind die jeweils aktiven Fourierkoeffizienten im HANN zunächst nicht direkt zugänglich, da die Gewichtung der Koeffizienten der einzelnen Sätze zusammen mit der Auswertung der Fourierreihe zur Bildung des Schätzwerts in einem Rechenschritt erfolgt (Skalarprodukte und Summation rechts oben in Abb. 5.6). Daher werden die aktiven Fourierkoeffizienten im Block *Aufbereitung* für eine separate Ausgabe aufbereitet.

Eine Erweiterung des HANN auf mehr als zwei Dimensionen ist möglich und erfordert lediglich eine analoge Ergänzung bei der Berechnung der Abstandskvadratur nach Gl. (5.1).

### 5.3 Quantisierung des Kurbelwellenwinkels

Bei den bisherigen Überlegungen wurde als wesentliche Vereinfachung der zu identifizierenden Strecke angenommen, dass alle inneren Größen, insbesondere Drehzahl und Winkelbeschleunigung der Kurbelwelle, direkt zugänglich und ohne Fehler messbar seien. Diese Annahme wird nun im Folgenden fallengelassen, indem als einzige Messgröße der quantisierte, und damit störungsbehaftete, Kurbelwellenwinkel zugelassen wird.

Als Konsequenz daraus ist zum einen die Drehzahl für die Regelung, für die Bestimmung des Betriebspunkts und für die Beschleunigungskorrektur sowie die Winkelbeschleunigung zur Identifikation der Drehmomentschwingung aus dieser gestörten Messgröße zu bestimmen. Dies erfordert eine entsprechende Signalaufbereitung und -filterung zur Erzeugung der benötigten Signale und wird zunächst am vereinfachten



Modell hergeleitet. Dabei liegt der Schwerpunkt im Folgenden auf dem prinzipiellen Vorgehen für die Auslegung der Signalverarbeitung und dem zu ändernden Lernverfahren. Abschließend wird der so erhaltene Algorithmus am hochauflösenden Modell getestet.

### Modell des Winkelgebers

Zunächst gilt es, eine realistische Implementierung der begrenzten Winkel-Auflösung in der Simulation zu implementieren. In Serienfahrzeugen werden derzeit Winkelgeber mit 30 bis 60 Impulsen pro Umdrehung der Kurbelwelle eingesetzt. Die Zeit zwischen je zwei aufeinanderfolgenden Impulsen wird mittels eines Zählers mit der Frequenz von 2 bis 4 *MHz* gemessen.

Mit der Anzahl  $z$  der Impulse pro Umdrehung, der Zählerfrequenz  $f_z$  und der Kurbelwellendrehzahl  $\omega_{eng}$  lässt sich der mögliche Quantisierungsfehler  $\Delta\varphi$  und die Abtastzeit  $T_a$  der Impulse bestimmen.

$$\Delta\varphi = \frac{\omega_{eng}}{f_z} \quad \text{und} \quad T_a = \frac{2\pi}{\omega_{eng} z} \quad (5.3)$$

Da die Drehzahl und die Drehbeschleunigung aus dem Winkelsignal durch numerische Differentiation gewonnen werden müssen, wirkt sich die Quantisierung mit jeder Differentiation verstärkt aus. Daraus ergeben sich der Drehzahlfehler  $\Delta\omega$  und der Drehbeschleunigungsfehler  $\Delta\alpha$  zu

$$\Delta\omega = \frac{\Delta\varphi}{T_a} = \frac{\omega_{eng}^2 z}{2\pi f_z} \quad (5.4)$$

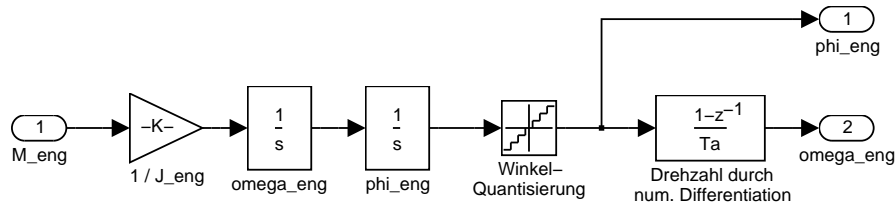
$$\Delta\alpha = \frac{2\Delta\omega}{T_a} = \frac{2\Delta\varphi}{T_a^2} = \frac{2\omega_{eng}^3 z^2}{4\pi^2 f_z} \quad (5.5)$$

Für  $z = 60$  und  $f_z = 4 \text{ MHz}$  sind die zugehörigen Werte für ausgewählte Drehzahlen in der folgenden Tabelle zusammengefasst. Zu diesen Werten sind jeweils noch Fehler durch Messrauschen und Fertigungstoleranzen bzw. Unrundheit des Winkelgebers zu addieren, welche in Abschnitt 5.4 gesondert behandelt werden.

Kurbelwellendrehzahl	$s^{-1}$	20	40	60	80	100
Drehwinkelfehler	$\Delta\varphi \ 10^{-3} \text{ rad}$	0.031	0.063	0.094	0.126	0.157
Drehzahlfehler	$\Delta\omega \ \text{rad s}^{-1}$	0.038	0.151	0.339	0.603	0.943
Drehbeschleunigungsfehler	$\Delta\alpha \ \text{rad s}^{-2}$	90	724	2443	5791	11310

Für die Simulation eignet sich die Modellierung einer winkelsynchronen Abtastung aus Gründen der Rechenzeit und der verfügbaren Schrittweitensteuerung des Simulators nur eingeschränkt. Daher wird im Folgenden eine vergleichbare Quantisierung bei *fester* Abtastfrequenz implementiert. Dazu wird die in Abb. 5.1 gezeigte

Grundstruktur um einen Block mit Quantisierung des Kurbelwellenwinkels und numerischer Berechnung der Drehzahl erweitert (siehe Abb. 5.8).



**Abb. 5.8:** *Mechanik mit Quantisierung und numerischer Berechnung der Drehzahl*

Mit einer Auflösung von  $\Delta\varphi = 2\pi/8000 \text{ rad}$  und einer Abtastzeit von  $T_a = 0.5 \text{ ms}$  ergeben sich unabhängig von der Motordrehzahl ein Drehzahlfehler und ein Drehbeschleunigungsfehler von

$$\Delta\omega = \frac{\Delta\varphi}{T_a} = 1.57 \text{ rad s}^{-1}$$

$$\Delta\alpha = \frac{2\Delta\omega}{T_a} = \frac{2\Delta\varphi}{T_a^2} = 6283 \text{ rad s}^{-2}$$

Die erzielten Werte erreichen bzw. übertreffen weitgehend die realen Quantisierungsfehler und stellen insofern einen Worst-Case-Fall dar, auf den die Identifikation im Folgenden ausgelegt wird. Lediglich zur Verwendung bei höchsten Drehzahlen kann eine Verbesserung der Genauigkeit z.B. durch Erhöhung der Zählerfrequenz notwendig werden.

### Auswahl und Auslegung eines Filters

Die auftretenden Quantisierungsfehler betragen etwa das fünffache der zu identifizierenden Spitzenwerte der Drehbeschleunigung und etwa das 20-fache der mittleren Drehbeschleunigung über mehrere Perioden.

Um den Störanteil durch die Quantisierung bei der Drehbeschleunigung auf unter 1% der Nutzsignal-Amplitude zu reduzieren, wird ein Tiefpassfilter mit der Dämpfung im Störfrequenzbereich von  $20 \log(5/0.01) = 54 \text{ dB}$  benötigt. Der Nutzfrequenzbereich reicht im vorliegenden Fall bis zur angenommenen maximalen Zündfrequenz des Motors von  $200 \text{ Hz}$ . Im oberen Drehzahlbereich soll die Auslegung der Identifikation auf die Grundschiwingung beschränkt sein.

Bei der Auswahl eines geeigneten Filters sind neben der gewünschten Dämpfung auch der Phasengang von entscheidender Bedeutung. Insbesondere Phasenverschiebungen wirken sich direkt durch ein verschlechtertes Lernergebnis aus und können im ungünstigen Fall sogar zur Instabilität der Identifikation führen. Letztere tritt

auf, sobald die SPR-Bedingung verletzt wird, d.h. die Phasenverschiebung bei der höchsten zu identifizierenden Frequenz größer als  $\pi/2$  wird. Notwendig ist daher ein Filter mit möglichst konstanter Gruppenlaufzeit für alle Frequenzen, da diese Signallaufzeit dann als Totzeit bei der Identifikation berücksichtigt werden kann.

Da bei der Differentiation bereits eine Abtastung erfolgt, liegt es nahe, ein zeitdiskretes Filter zur Glättung einzusetzen. Eine günstige Wahl stellt dabei ein FIR-Filter<sup>4</sup> mit der Abtastfrequenz der numerischen Differentiation dar. Gegenüber kontinuierlichen Filtern und zeitdiskreten IIR-Filtern<sup>5</sup> besitzt ein FIR-Filter den Vorteil einer konstanten und zudem genau bekannten Gruppenlaufzeit. Die Ordnung des Filters ergibt sich als Kompromiss zwischen einer hohen Flankensteilheit und einem akzeptablen Rechenaufwand. Die Übertragungsfunktion eines FIR-Filters mit der Abtastzeit  $T_a$  und der Ordnung  $N$  besitzt die Form

$$G_f(j\omega) = v_0 + 2 \sum_{k=1}^N v_k \cos(k\omega T_a)$$

Dabei ergeben sich nach [25] die Filterkoeffizienten  $v_k$  für eine Grenzfrequenz  $f_g$  bzw.  $\omega_g$  des Filters mit der Spaltfunktion  $\text{si}$  zu

$$\begin{aligned} v_k = v_{-k} &= \frac{T_a}{\pi} \int_0^{\omega_g} \cos(k\omega T_a) d\omega \\ &= \frac{T_a}{\pi} \cdot \frac{\sin(k\omega_g T_a)}{k T_a} = \frac{\omega_g T_a}{\pi} \cdot \frac{\sin(k\omega_g T_a)}{k \omega_g T_a} \\ &= \frac{\omega_g T_a}{\pi} \text{si}(k\omega_g T_a) = 2 f_g T_a \text{si}(2\pi k f_g T_a) \end{aligned}$$

Sinnvollerweise wird die Grenzfrequenz des Tiefpassfilters so gewählt, dass  $2N f_g T_a$  ganzzahlig ist; dadurch fallen die Koeffizienten  $v_N$  und  $v_{-N}$  mit Nullstellen der Spaltfunktion zusammen, wodurch sich ein geringer Gradient der Koeffizienten am Rand des Filters ergibt. Zusätzlich sorgt ein Hamming-Fenster für eine Glättung der Filter-Übertragungsfunktion. Die Filter-Koeffizienten werden mit den zugehörigen Fenster-Koeffizienten  $w_k$  multipliziert.

$$w_k = w_{-k} = 0.54 + 0.46 \cos\left(\frac{k\pi}{N}\right) \quad \text{für} \quad |k| \leq N$$

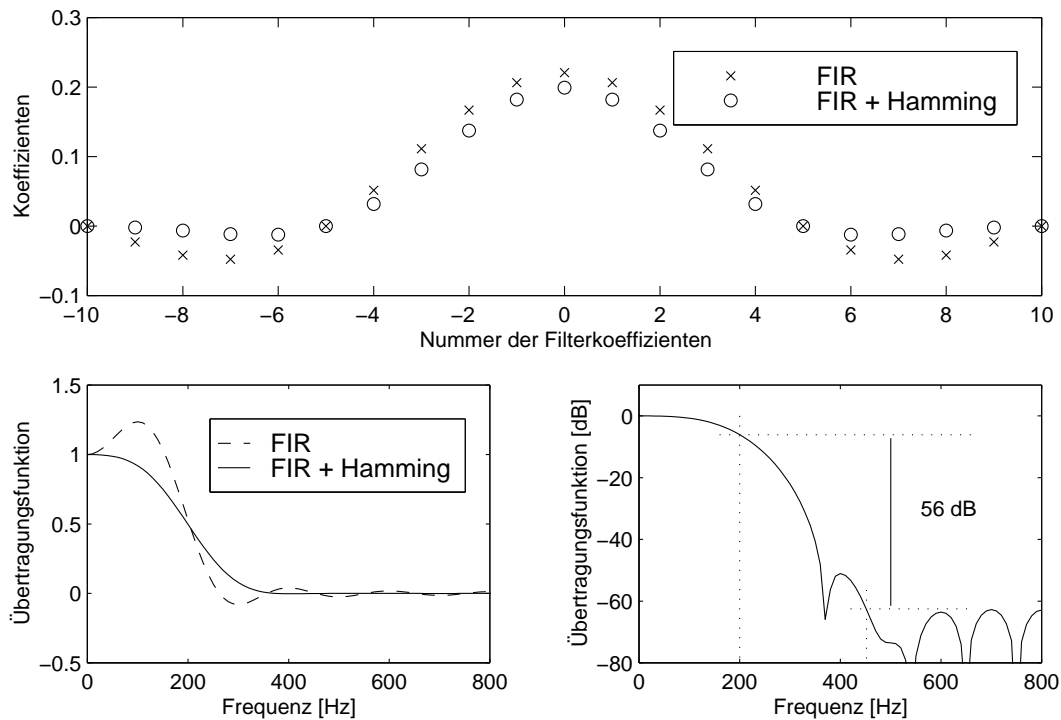
Durch beide Maßnahmen ergibt sich ein verbessertes Impulsübertragungsverhalten des Filters durch einen deutlich geglätteten Amplitudenverlauf im Durchlassbereich, allerdings auf Kosten der Flankensteilheit.

Im vorliegenden Fall soll die Abtastfrequenz  $f_a$  das Zehnfache der Grenzfrequenz von  $200 \text{ Hz}$  betragen. Dies begründet die oben bereits angenommene Abtastzeit

<sup>4</sup> Finite Impulse Response Filter

<sup>5</sup> Infinite Impulse Response Filter

von  $T_a = 0.5 \text{ ms}$ . Aus der Forderung für  $2N f_g T_a$  ergibt sich damit die Ordnung des Filters zu Vielfachen von 5. Als Kompromiss wird  $N = 10$  gewählt (d.h. 21 Koeffizienten). In Abb. 5.9 sind die Koeffizienten sowie die Übertragungsfunktion des FIR-Filters mit und ohne Hamming-Fenster gegenübergestellt. Die Dämpfung im Sperrbereich ist mit  $56 \text{ dB}$  ausreichend gut.



**Abb. 5.9:** Filterkoeffizienten und Übertragungsfunktion ohne und mit Hamming-Fenster

## Modifiziertes Lernverfahren

Die Verzögerung des oben ausgelegten FIR-Filters beträgt mit  $N T_a = 5 \text{ ms}$  eine Periodendauer der obersten Nutzfrequenz und muss daher mit einer erweiterten Identifikationsstruktur nach Fehlermodell 4 berücksichtigt werden (vgl. Abschnitt 4.3). Dabei sind Adaption und Rekonstruktion des Schätzwerts unabhängig, d.h. insbesondere zu verschiedenen Zeitpunkten und Winkellagen, möglich. Dazu wird die in Abb. 5.6 gezeigte Struktur des HANN um einen Parallelzweig zur Ausgabe des Schätzwerts ergänzt. Als Eingangsgrößen des Netzes sind dann der Kurbelwellenwinkel und der Betriebspunkt einmal direkt zur Auswertung und zusätzlich einmal verzögert zur Identifikation vorzugeben.

Die verzögerte Aktivierung vereinfacht sich gegenüber dem allgemeinen Fall, da die Phasenverzögerung durch eine Totzeit  $T_t = N T_a$  beschrieben werden kann. Eine weitere Totzeit von einer Abtastperiode entsteht durch die insgesamt zweifache

Differentiation des Winkels zur Bestimmung der Drehbeschleunigung. Die gesamte Totzeit ist konstant, weshalb sie proportional zur Drehzahl des Motors in einen entsprechenden Winkelversatz  $\Delta\varphi_{eng}$  der Kurbelwelle umgerechnet werden kann.

$$\Delta\varphi_{eng} = T_t \omega_{eng} = (N + 1) T_a \omega_{eng} \quad (5.6)$$

Zur Korrektur bei der Identifikation genügt es, diesen Winkelversatz am Winkeleingang des HANN zu subtrahieren, wie in der implementierten Struktur zur Signalaufbereitung in Abb. 5.10 gezeigt.

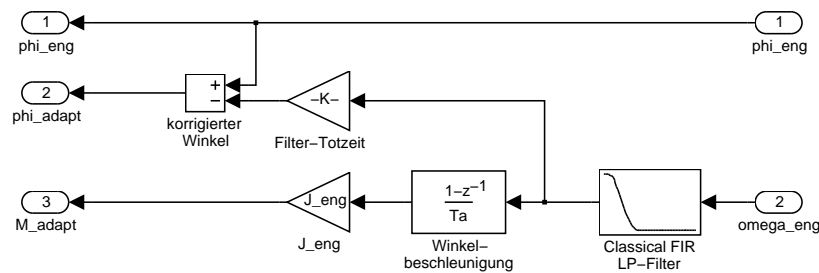


Abb. 5.10: Signalaufbereitung bei Berücksichtigung der Filtertotzeit

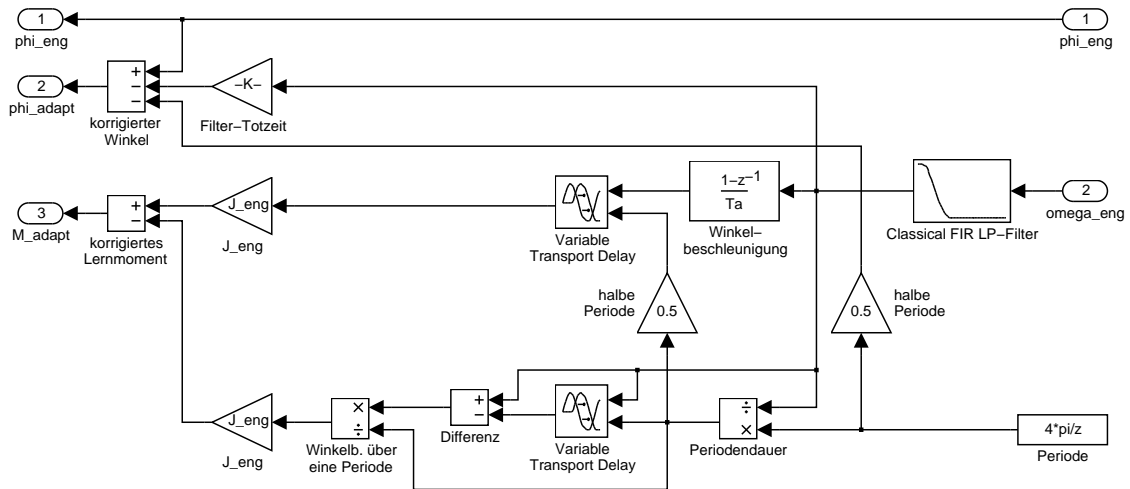
### Indirekte Beschleunigungskorrektur

Das oben modifizierte Lernverfahren wurde zunächst ohne Korrektur des Beschleunigungsanteils erarbeitet. Da aber die Drehzahl und die Winkelbeschleunigung des Motors nur aus dem gemessenen Kurbelwellenwinkel bestimmt werden kann, ist nun auch eine indirekte Bestimmung des Beschleunigungsmoments auszulegen.

Das Beschleunigungsmoment beschreibt den Gleichanteil der in Summe an der Kurbelwelle angreifenden Drehmomente. Der Gleichanteil kann dabei durch Bildung des Mittelwerts über eine oder mehrere Perioden bestimmt werden. Dabei wird die gefilterte Kurbelwellendrehzahl stets zu bestimmten Winkellagen abgetastet. Der Differenzenquotient

$$\alpha_{ac} = \frac{\omega_{eng\ k+1} - \omega_{eng\ k}}{t_{k+1} - t_k} = (\omega_{eng\ k+1} - \omega_{eng\ k}) \frac{\omega_{eng} z}{4\pi}$$

aus zwei aufeinanderfolgenden Drehzahlwerten  $\omega_{eng\ k}$  und  $\omega_{eng\ k+1}$  sowie der variablen Abtastzeit ergibt die mittlere Drehbeschleunigung  $\alpha_{ac}$  während einer Periode. Dabei kann die Abtastzeit wiederum aus der (mittleren) Drehzahl  $\omega_{eng}$  und der Zylinderzahl  $z$  berechnet werden. Die Bestimmung des Beschleunigungs-Mittelwerts dauert eine Periode; die zu korrigierende Drehmomentschwingung muss daher ebenfalls um diese Zeit vor der Identifikation verzögert werden. Da die Berechnung des Differenzenquotienten in der hierzu vorgenommenen Implementierung nicht abgetastet sondern laufend erfolgt, wird der Beschleunigungs-Mittelwert jeweils auf die



**Abb. 5.11:** Signalaufbereitung mit indirekter Beschleunigungskorrektur

Mitte einer Periode (d.h. des gedachten Abtastintervalls) bezogen und die Drehmomentschwingung nur um die halbe Periodendauer verzögert.

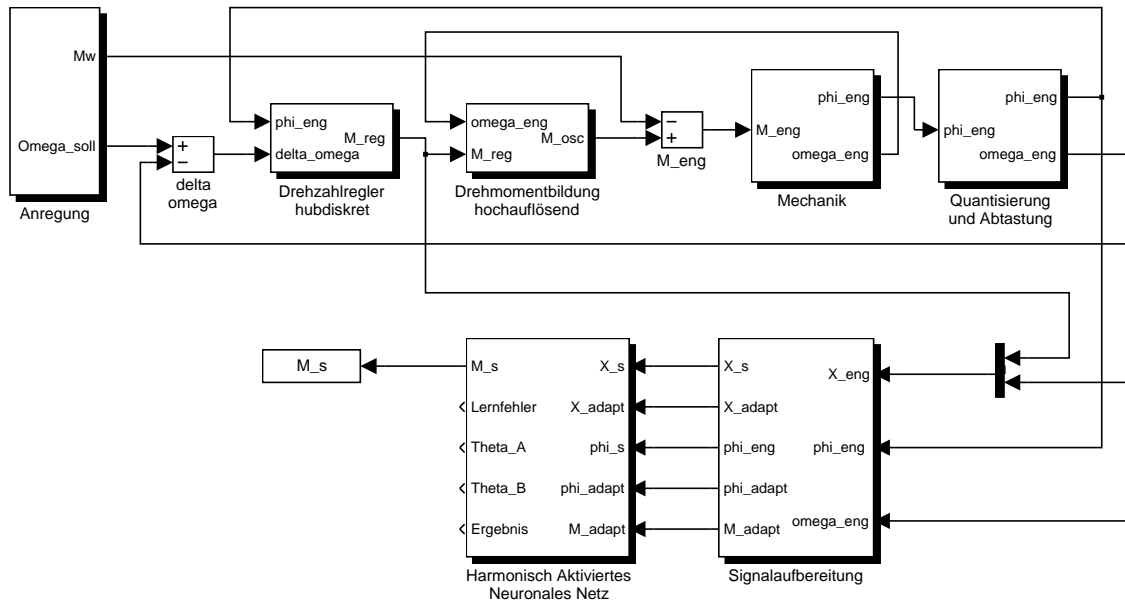
Da die Phasenverzögerung um  $2\pi/z$  zur Beschleunigungskorrektur stets einer halben Periode der Drehmomentschwingungen entspricht, lässt sich dieser Anteil ebenfalls leicht durch Subtraktion vom Lernwinkel des HANN korrigieren. Die gesamte indirekte Beschleunigungskorrektur geht aus Abb. 5.11 hervor.

Einen ähnlichen Ansatz verfolgt auch Schernewski et al. in [17], wobei die Mittelwertbildung über zwei Kurbelwellenumdrehungen mit mehreren Abtastwerten geschieht, um Drehzahländerungen und Zylinderungleichförmigkeit zu separieren. Dies kann auch im oben behandelten Fall sinnvoll sein, wenn die Messungen über je eine Periode zu unruhig sind oder mit Hilfe des HANN ebenfalls Zylinderungleichförmigkeit detektiert werden soll, wie in Kapitel 8.3 behandelt.

## Simulationsergebnisse

Die oben schrittweise hergeleitete Signalaufbereitung zur Bildung von Drehzahl, Drehbeschleunigung und Beschleunigungskorrektur soll nun am erweiterten Modell unter Berücksichtigung variabler Betriebspunkte beim HANN zum Einsatz kommen (siehe Abb. 5.12). Dafür wird der Block **Signalaufbereitung** aus Abb. 5.11 um eine Einheit zur Abtastung der Betriebspunkte analog zum Modell in Abb. 5.5 ergänzt (hervorgehobener Block „Abtaster“). Die Abtastung erfolgt ebenso wieder mittig zwischen zwei aufeinanderfolgenden Zündzeitpunkten.

Da beim erweiterten HANN die Lernzeit aufgrund der im folgenden Beispiel verwendeten  $8 \times 8$  Koeffizientensätze gestiegen ist, wird das Verhalten zu Beginn und nach 30 s Lernzeit bei nahezu abgeschlossenem Lernvorgang betrachtet. In beiden

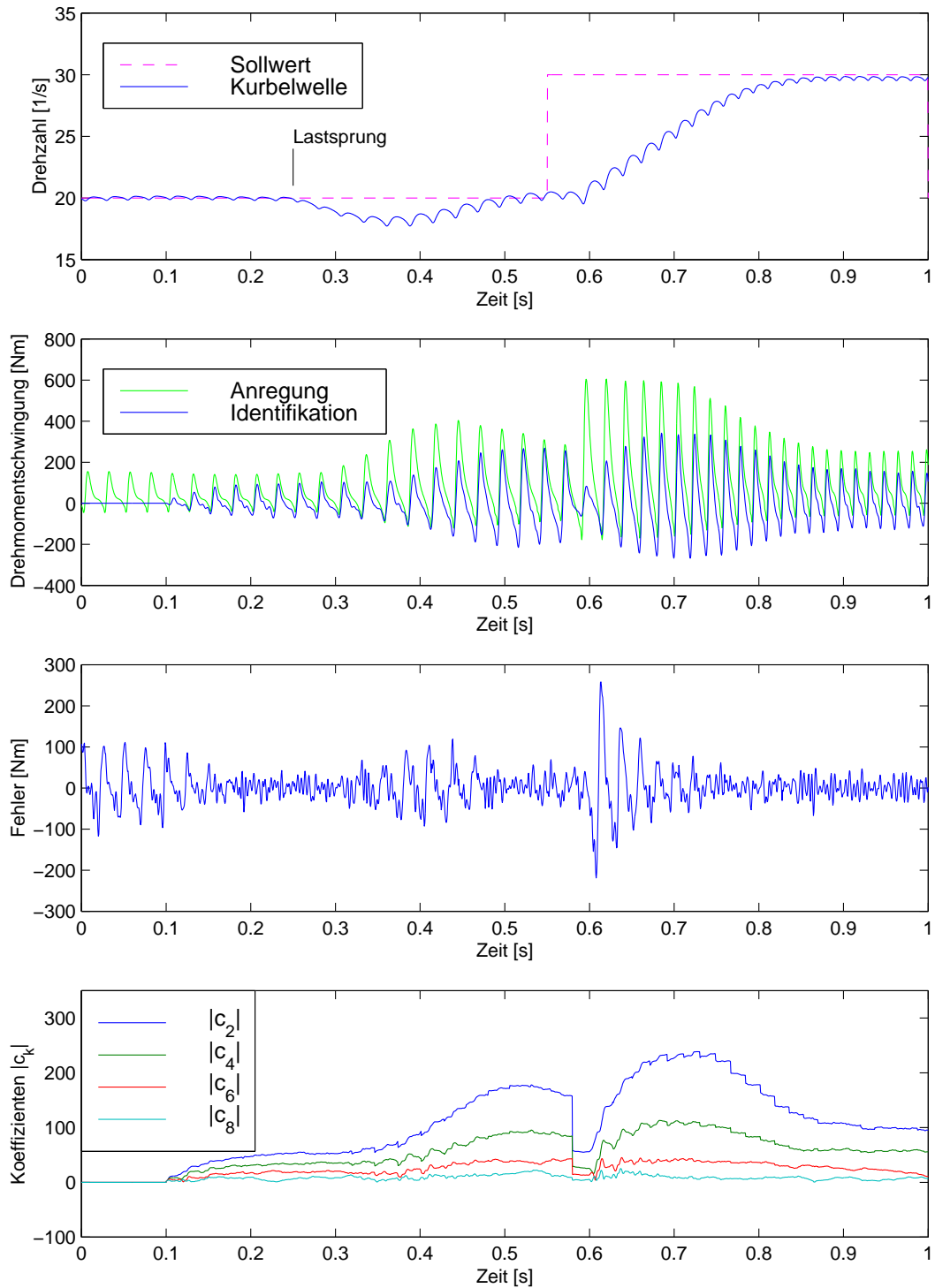


**Abb. 5.12:** *Implementierte Struktur der Identifikation bei variablen Betriebspunkten und quantisierter Messgröße*

Fällen ist der verbleibende Rest der durch Quantisierung und Differentiation her-  
 vorgerufenen Störung zu erkennen.

Zu Beginn des Lernens (siehe Abb. 5.13) entsteht beim Ausregeln der Drehzahl bei  
 0.6 s ein deutlich größerer Lernfehler im Vergleich zu den Simulationen ohne variable  
 Betriebspunkte (siehe Abb. 5.4), da die einzelnen Koeffizientensätze noch zu Null  
 initialisiert sind: Bei Verwendung eines einzigen Koeffizientensatzes ist dieser nach  
 kurzer Lernzeit bereits mit Werten ungleich Null trainiert; bei Berücksichtigung  
 variabler Betriebspunkte dagegen wird durch den dynamisch geänderten Betriebs-  
 punkt (z.B. bei hoher Drehmomentanforderung durch den Regler) ein bis dahin  
 ungelerner Satz an Koeffizienten aktiviert.

In Abb. 5.14 bleibt nach einer Lernzeit von 30 s ein deutlich reduzierter Fehler,  
 der hauptsächlich auf den Störungsanteilen im errechneten Sollwert beruht. Eben-  
 so ist der stufenförmige Verlauf der aktiven Fourierkoeffizienten gut zu erkennen.  
 Dies zeigt, dass das HANN bei jeder Änderung des Betriebspunkts die Koeffizienten  
 aus dem bereits identifizierten Wissen belegt; die leichte Variation der Koeffizien-  
 ten innerhalb einer Stufe zeigt lokale Adaptionsvorgänge, die z.B. durch die (nicht  
 vollständige) Korrektur des Beschleunigungsmoments hervorgerufen wird.



**Abb. 5.13:** Identifikationsverlauf beim erweiterten HANN mit Quantisierung zu Beginn des Lernens



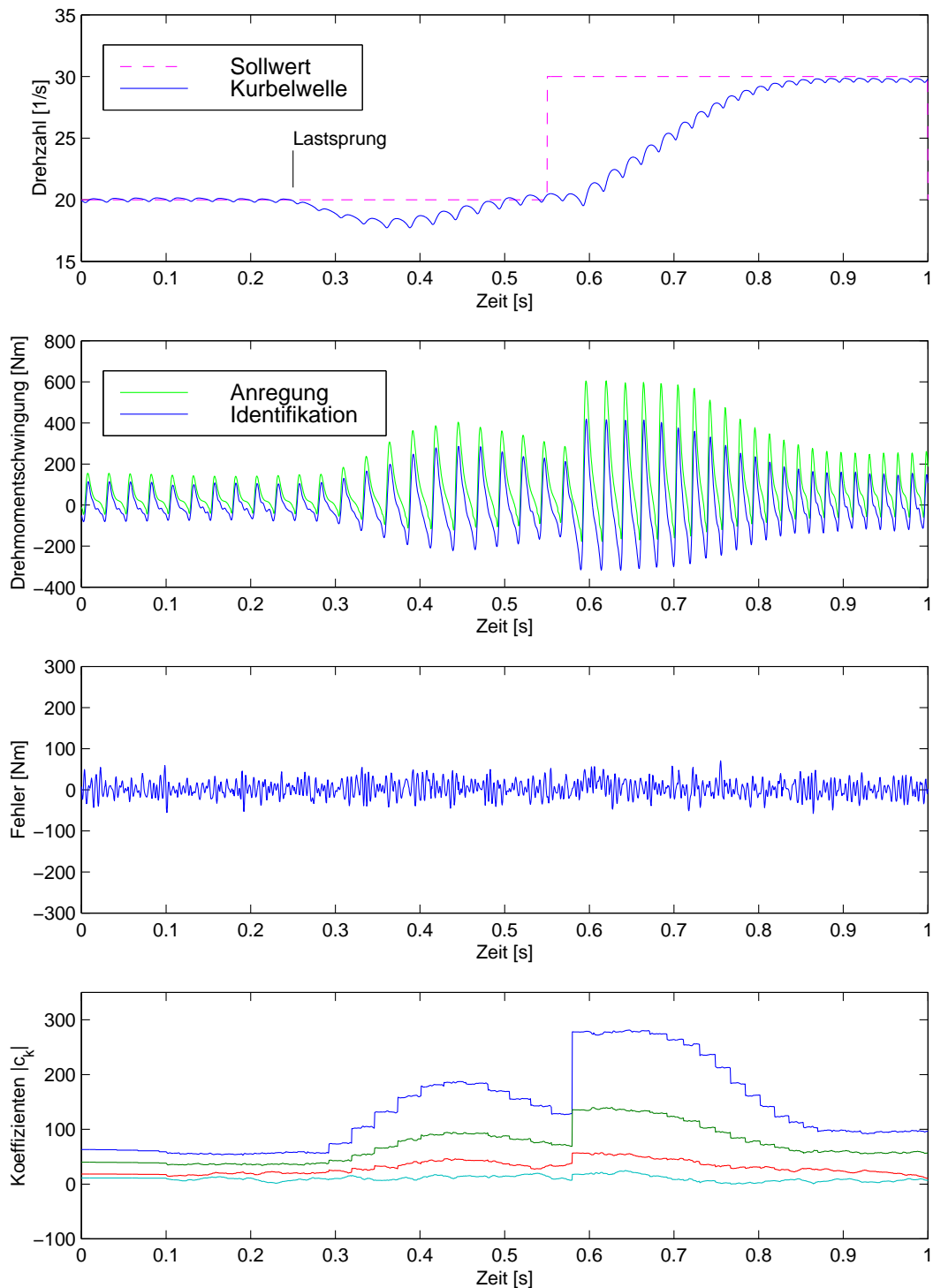


Abb. 5.14: Identifikationsverlauf beim erweiterten HANN mit Quantisierung nach 30 s

## 5.4 Optimierungspotential der Identifikation

In den vorigen Abschnitten wurde das zur Identifikation von Drehmomentschwingungen an der Kurbelwelle entwickelte Verfahren an Beispielen verdeutlicht. Dabei wurde der Störeinfluss einer quantisierten Winkelmessung mit einbezogen und das prinzipielle Vorgehen zur Vermeidung der dadurch bedingten Identifikationsfehler dargestellt.

Handelsübliche Verbrennungsmotoren sind zwar hoch optimierte Produkte, stellen aber nicht zuletzt aus Kosten- und Fertigungsgründen keine im regelungstechnischen Sinne ideale, d.h. störungsfreie, Strecken dar. Vielmehr treten im Vergleich zum obigen Simulationsmodell dort weitere bzw. verstärkte Störeinflüsse auf, wie

- Messrauschen,
- periodische Abweichungen (Unrundheit) des Winkelgebers.

Um trotzdem eine zufriedenstellende Identifikation zu ermöglichen, müssen weitere Optimierungspotentiale des oben beschriebenen Verfahrens genutzt werden, wie im Folgenden kurz aufgezeigt wird.

### Messrauschen

Bei digitalen Messverfahren, wie der Detektion von Zahnflanken eines Winkelgebers, wirken sich Störungen auf der Analogseite in einer Ungenauigkeit der Zeitpunkte aus, zu denen ein Impuls erkannt wird. Vor allem die im Vergleich zum Nutzsignal höherfrequenten Anteile des Messrauschens führen zu Problemen bei der Identifikation, indem sich der Signal-Rausch-Abstand der zu verarbeitenden Signale durch die notwendige Differentiation verschlechtert.

Als Gegenmaßnahme kommt grundsätzlich eine Tiefpassfilterung der Signale in Betracht, wie bereits innerhalb der Signalverarbeitung oben entworfen. Der benötigten Flankensteilheit sind aber durch die verfügbare Rechenzeit Grenzen gesetzt, da diese mit der Ordnung des Filters zunimmt. Da zudem Nutz- und Störfrequenzbereich nahe beieinander liegen, kann die Amplitude des Nutzsignals durch den Frequenzgang eines vorgeschalteten Filters beeinträchtigt werden. Als Unterscheidungskriterium zwischen Nutz- und Störanteilen ist daher zusätzlich ein anderes Merkmal zu verwenden

Das Nutzsignal zeichnet sich durch einen im gleichen Betriebspunkt periodischen Verlauf aus, während die hier betrachteten Störsignale stochastischen Charakter besitzen. Die notwendige Unterscheidung kann durch das Identifikationsverfahren

selbst getroffen werden, da das HANN ähnlich dem GRNN (wie in Abschnitt 3.7.2 und 4.1.1 gezeigt) näherungsweise als Tiefpass erster Ordnung wirkt. Die Zeitkonstante des Lernvorgangs ist dabei umgekehrt proportional zum Lernfaktor  $\eta$  sowie zur Anzahl  $K$  berücksichtigter Frequenzen und nimmt mit dem Glättungsfaktor  $\sigma$  und der Dimension des Netzes zu.

Im Unterschied zu vorgeschalteten Filtern kann hierbei die wirksame Grenzfrequenz des HANN beliebig niedrig eingestellt werden. Sie hat nur einen Einfluss auf die Lernzeit, nicht aber auf die Amplitude oder Phase des identifizierten Signals, da die Tiefpasswirkung nur die Adaption der Koeffizienten, nicht aber deren Auswertung und den Fehlervergleich betrifft.

Eine weitere zu untersuchende Alternative besteht in der Identifikation der Kurbelwellendrehzahl statt des Drehmoments und anschließender analytischer Differentiation der identifizierten Fourierreihe wie in [53, 54] gezeigt.

### Unrundheit des Winkelgebers

Neben stochastischen Störungen treten aufgrund von Fertigungstoleranzen auch periodische Störungen auf, die durch Abweichungen zwischen den Zähnen des Winkelgebers oder durch seine nicht exakt zentrische Montage auf der Kurbelwelle bedingt ist. Diese Abweichungen werden bei der Identifikation prinzipbedingt wie Drehzahlschwankungen behandelt und die entsprechenden scheinbaren Drehmomentschwankungen im HANN nachgebildet.

Abhilfe schafft hier nur ein Einmessen des fertig montierten Winkelgebers, bei der ein Korrektur-Kennfeld für die Signalaufbereitung abgelegt wird, dessen Ausgabe analog zur Beschleunigungskorrektur in die Signalverarbeitung eingebracht wird. Daher sollte eine möglichst hohe Auflösung sowie eine geringere Toleranz bei Fertigung und Montage des verwendeten Winkelgebers angestrebt werden.

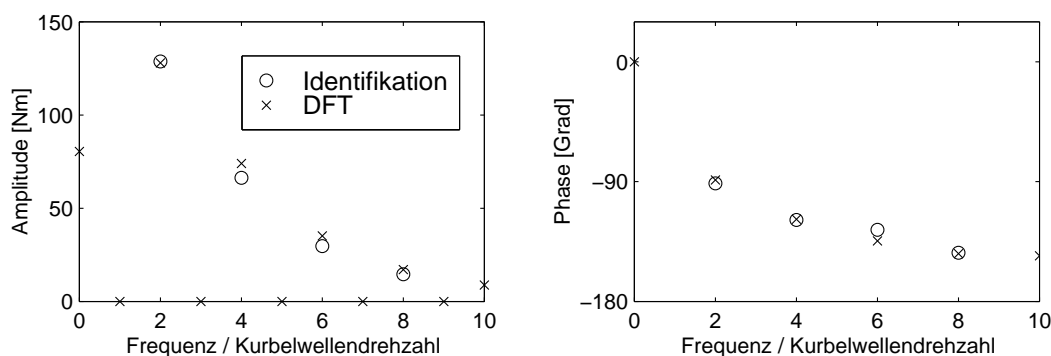
## 5.5 Vergleich von Identifikationsergebnis und Fourieranalyse

Da das HANN ausgelegt wurde, um die Fourierkoeffizienten einer Schwingung zu identifizieren, soll im Folgenden das Ergebnis der Identifikation mit den mathematisch bestimmten Koeffizienten einer Fourieranalyse der modellierten Drehmoment-schwingung verglichen werden. Daran anschließend werden die Unterschiede des vorgestellten Verfahrens gegenüber einer möglichen Verwendung der diskreten Fouriertransformation (DFT) diskutiert.

## Vergleich der Ergebnisse mittels HANN und DFT

Für den folgenden Vergleich werden aus dem Simulationsmodell mit Quantisierung, indirekter Beschleunigungskorrektur und Drehmomentbestimmung mittels Kennfeld zunächst die zugehörigen Parameter des HANN bestimmt. Bei einer Solldrehzahl von  $20 \text{ s}^{-1}$  wird ein Widerstandsmoment von  $80 \text{ Nm}$  vorgegeben und die Endwerte der identifizierten Stützwerte gespeichert.

Für die gleiche eingespritzte Kraftstoffmenge, wie sie der Regler im ausgeregelten Zustand im obigen Simulationsmodell vorgibt, und für die gleiche Drehzahl wird nun das zugrundeliegende Kennfeld für eine Kurbelwellenumdrehung ausgelesen. Mittels DFT werden aus diesem Datensatz die zugehörigen Fourierkoeffizienten als Referenz ermittelt. In Abb. 5.15 sind Amplitude und Phase der durch die DFT direkt ermittelten Fourierkoeffizienten der Drehmomentschwingung ( $\times$ ) als Referenz gezeigt als auch Amplitude und Phase der identifizierten Stützwerte ( $\circ$ ).



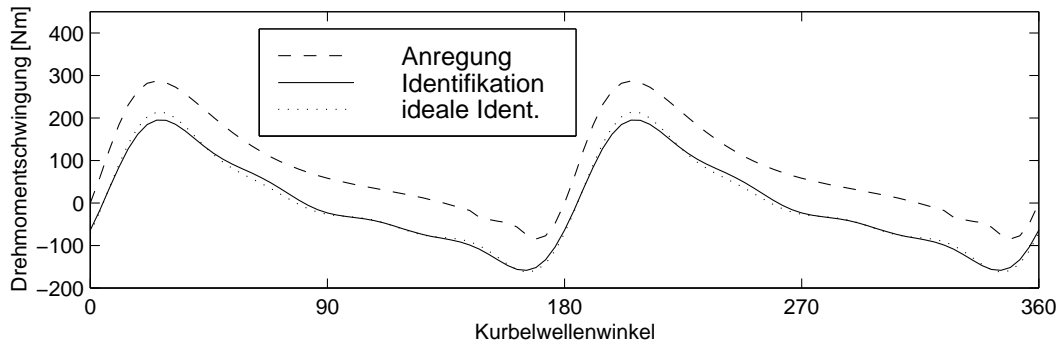
**Abb. 5.15:** Vergleich des Frequenz- und Phasengangs von Fouriertransformation ( $\times$ ) und Identifikationsergebnis ( $\circ$ ) mit vier geradzahigen Koeffizienten

Da die Drehmomentschwingungen mit der doppelten Kurbelwellendrehzahl auftreten, sind nur die geradzahigen Fourierkoeffizienten von Null verschieden. Im Fall des HANN sind hier die zu identifizierenden Frequenzen auf die zwei-, vier-, sechs- und achtfache Grundfrequenz beschränkt. Alle Frequenzen sind dabei auf die Drehzahl der Kurbelwelle als Grundfrequenz bezogen.

Eine gute Übereinstimmung der Amplituden und insbesondere der Phase ist zu erkennen. Der geringe Amplitudenabfall bei höheren Frequenzen ist auf die Tiefpassfilterung während der Signalverarbeitung zurückzuführen. Bei den Koeffizienten aus der DFT entspricht der Koeffizient für die Frequenz Null dem Widerstandsmoment und damit dem Gleichanteil in der Drehmomentschwingung.

Da das HANN stets mit einer begrenzten Anzahl von Koeffizienten arbeitet, interessiert, wieviele davon für eine vorgegebene Genauigkeit der Identifikation benötigt werden. Anschaulich lässt sich dies mit den obigen Daten darstellen. Abbildung 5.16

zeigt den vorgegebenen Verlauf der Drehmomentschwingung (— —), die mit 100 Werten pro Kurbelwellenumdrehung abgetastet ist.



**Abb. 5.16:** Vergleich von Drehmomentschwingung, Identifikationsergebnis und rekonstruierter idealer Identifikation

Für den Vergleich wird zunächst aus den identifizierten Koeffizienten das damit beschriebene Signal rekonstruiert (—). Gegenüber dem Referenzsignal (— —) wird zunächst der Offset des Gleichanteils sichtbar. Aus den Koeffizienten der DFT kann nun das Signal einer idealen Identifikation ermittelt werden, indem nur aus denjenigen Koeffizienten ein Signal rekonstruiert wird, die auch im HANN berücksichtigt sind. Dieses ideale Signal (···) stimmt insgesamt sehr gut mit dem identifizierten Signal überein. Lediglich durch die stark begrenzte Zahl an Koeffizienten und damit der begrenzten Frequenzauflösung können z.B. Feinheiten wie etwa bei  $160^\circ$  nicht exakt dargestellt werden, was auch das ideale Signal gegenüber der Referenz zeigt. Ebenso verlaufen auch die Drehmomentspitzen durch die genannte Tiefpassfilterung etwas abgerundeter als im Referenzsignal.

Insgesamt ist sowohl im Frequenzbereich als auch im Bereich des Kurbelwellenwinkels eine gute Übereinstimmung zu erkennen. Dabei kann die Frequenzauflösung der Identifikation durch eine geeignete Dimensionierung des HANN eingestellt werden.

### Vergleich des Verfahrens mittels HANN und DFT

Wie bereits in Kap. 1.2 erwähnt, können die Koeffizienten der Drehmomentschwingung alternativ zu dem oben beschriebenen Verfahren mittels HANN auch durch die Fouriertransformation (z.B. DFT) bestimmt werden. Im Folgenden werden diese beiden Ansätze verglichen.

Bei der **Identifikation** der Drehmomentschwingung ergeben sich für das vorgestellte Verfahren mittels HANN (siehe auch Skizze in Abb. 1.3) folgende Vor- und Nachteile gegenüber der Variante unter Verwendung der DFT (siehe Abb. 1.2):

- Die Identifikation mittels HANN stellt einen kontinuierlichen Prozess dar; eine Zerlegung der Messwerte in einzelne Datensätze bzw. eine Abtastung

und Rücksetzung eines Integrators sind nicht erforderlich. Die benötigte Rechenleistung ist somit in jedem Zyklus konstant. Durch die Vereinfachung der Struktur in Abb. 1.3 gegenüber Abb. 1.2 wird zusätzlich Rechenleistung eingespart.

- Die Unterdrückung von Messrauschen wird bei der Variante mittels DFT durch Mittelwertbildung über mehrere Datensätze oder durch eine nachgeschaltete Glättung der Fourierkoeffizienten erzielt. Das HANN dagegen verbindet durch sein Lerngesetz die Identifikation mit einer einstellbaren Tiefpassfilterung der Koeffizienten.
- Wird das erweiterte HANN verwendet, können die identifizierten Parameter (bzw. Schwingungsverläufe) unabhängig vom aktuellen Betriebspunkt des Motors ausgelesen und z.B. zu Diagnosezwecken weiterverarbeitet werden. Dabei werden auch für noch nicht durchfahrene Betriebsbereiche Schätzwerte geeignet interpoliert.
- Nachteilig erweist sich das HANN, falls die Bestimmung der Koeffizienten offline durchgeführt werden soll. Können die Messdaten in Datensätze der Länge  $2^n$  zerlegt werden, benötigt die Fast Fourier Transform (FFT) in der Regel eine geringere Rechenleistung.

Hinsichtlich der im nachfolgenden Kapitel 6 behandelten **Kompensation** ergeben sich dagegen weitere Vorteile des HANN:

- Das in Kap. 4.3.1 dargestellte Lerngesetz mit verzögerter Aktivierung kann eine (lineare) Fehler-Übertragungsfunktion sowie Totzeiten (z.B. durch Signalaufbereitung bedingt, wie in Kap. 5.3 behandelt) ohne Beeinträchtigung der Stabilität berücksichtigen.
- Ebenso erlaubt es das verwendete Lerngesetz, den relativen Grad der Kompensation beliebig und dynamisch vorzugeben, ohne dass dadurch eine nennenswerte Nachführung der Koeffizienten erforderlich wird.
- Eine stabile Kompensation ist durch ein modifiziertes Lerngesetz auch bei begrenzter Stellgröße möglich (vgl. Kap. 4.3.3 und 6.4.2).

## 6 Kompensation

Zur Kompensation von Drehmomentschwingungen mit einem Harmonisch Aktivierten Neuronalen Netz wird die oben beschriebene Identifikation um eine inverse Aufschaltung der geschätzten Drehmomentschwingung auf die Kurbelwelle erweitert. Zur Erzeugung des Gegenmoments wird in den nachfolgenden Simulationen ein Startergenerator, wie in Abschnitt 2.1.2 beschrieben, mit zugehöriger Leistungselektronik und Ansteuerung als Stellglied eingesetzt.

Prinzipiell ergeben sich bei der Kompensation gegenüber der ausschließlichen Identifikation folgende Unterschiede:

- Während die Identifikation auch offline mit aufgezeichneten Daten möglich ist, müssen die Signalverarbeitung und der Lernvorgang bei der Kompensation echtzeitfähig sein.
- Die Bildung des Lernfehlers erfolgt nicht mehr im neuronalen Netz sondern innerhalb der Strecke, die dadurch Teil der rückgekoppelten Identifikations- und Kompensationsstruktur wird.
- Die Dynamik des Stellglieds sowie des Mess-Systems ist bei der Kompensation zu berücksichtigen.

Die Dynamik des Stellglieds umfasst dabei sowohl das Übertragungsverhalten vom Sollwert zum Istwert des Kompensationsmoments als auch die mechanische Ankopplung des Startergenerators.

### Kompensationsstrukturen

Aus der Reihe denkbarer mechanischer Kompensationsstrukturen werden für die folgenden Simulationen die Konfigurationen A, C, E und F herausgegriffen, die sich zur Darstellung grundsätzlicher Anwendungsmöglichkeiten am besten eignen.

Zu Beginn wird das Modell mit starrer Verbindung nach Konfiguration A (vgl. Abb. 2.1) zwischen Startergenerator und Kurbelwelle untersucht. Da auch wegen des Startvorgangs eine möglichst steife Anordnung angestrebt wird, ist diese Vereinfachung oft ausreichend zur Simulation des Tilgungsverhaltens. Diese Struktur

umfasst auch die Möglichkeit, dass der Startergenerator als Primärmasse in ein ZMS integriert ist, wie mit Konfiguration B dargestellt, da die Elastizität des ZMS außerhalb der Identifikations- und Kompensationsstruktur wirkt.

Im Rahmen des starr angekoppelten Startergenerators wird auch die Wirkung einer Totzeit untersucht, die durch die Leistungselektronik bzw. der darin verwendeten Regelung entsteht. Ist diese Totzeit relevant im Verhältnis zur Periodendauer der höchsten zu kompensierenden Frequenz, kann und muss die Totzeit bei der Kompensation berücksichtigt werden. Ebenso wird die Erweiterung um einen zusätzlichen passiven Schwingungsabsorber in Konfiguration C vorgenommen (vgl. Abb. 2.1), um gegenseitige Wechselwirkungen zwischen Kompensation und Absorption zu untersuchen.

Des Weiteren wird mit Konfiguration E (vgl. Abb. 2.2) der Fall einer nicht vernachlässigbaren Elastizität der mechanischen Verbindung zwischen Startergenerator und Kurbelwelle betrachtet. Um auch die Auswirkung einer Torsion der Kurbelwelle genauer zu betrachten, wird in Konfiguration F zusätzlich eine detaillierte elastische Modellierung der Kurbelwelle als Mehrmassensystem angesetzt.

Nach der Diskussion der genannten Varianten werden abschließend die Auswirkung und die Berücksichtigung eines nichtlinearen Stellglieds infolge von Stellgrößenbegrenzung und Sättigungseffekten behandelt.

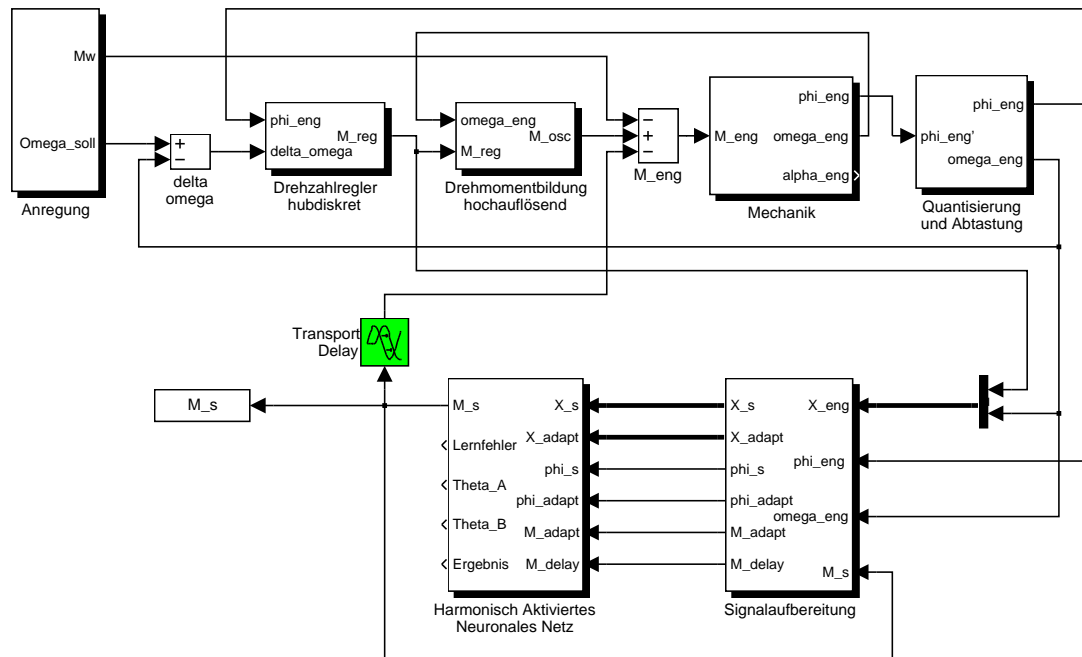
## 6.1 Starre Ankopplung des Stellglieds

Eine starre Ankopplung des Startergenerators nach Konfiguration A und B ist die einfachste der oben genannten und auch die in [77] angenommene Variante. Dabei wird der Startergenerator zwischen Kurbelwelle und Kupplung montiert.

Die zugehörige Kompensationsstruktur in Abb. 6.1 entspricht im Wesentlichen der bei der Identifikation in Abb. 5.12 eingesetzten Struktur. Dabei wird von Anfang an mit einem betriebspunktabhängigen HANN sowie mit einem quantisierten Kurbelwellenwinkel und der entsprechenden Signalaufbereitung gearbeitet. Das HANN berücksichtigt Frequenzen bis zur vierfachen Zündfrequenz.

Das durch die Signalaufbereitung verzögerte Lernen erfordert die Bildung eines erweiterten Fehlers in der Lernstruktur, wie in Abschnitt 4.3 vorgestellt. Dabei enthält der Lernfehler nicht mehr allein die Drehmomentschwingung des Verbrennungsmotors sondern auch das Kompensationsmoment, die beide durch die Signalaufbereitung verzögert werden. Zum Lernen muss letzteres jedoch ausgeblendet werden. Dazu dient eine zusätzliche verzögerte und inverse Aufschaltung des geschätzten Kompensationsmoments als  $M_{delay}$  auf den Lernfehler, welche eine genaue Kenntnis der genannten Verzögerung voraussetzt. Da sie im vorliegenden Fall aus Totzeit





**Abb. 6.1:** Kompensationsstruktur bei starrer Ankopplung des Startergenerators (Konfiguration A)

des Filters und der Differentiation innerhalb der Signalverarbeitung besteht, ist das Übertragungsverhalten sogar exakt bekannt und die Korrektur damit ideal möglich.

Während das verbleibende Drehmoment an der Kurbelwelle zusätzlich das Beschleunigungsmoment enthält, wird letzteres zur Berechnung des Lernfehlers im Zuge der Signalaufbereitung weitgehend herausgefiltert. In den folgenden Graphen wird jeweils das verbleibende Restmoment an der Kurbelwelle dargestellt. Die Unterscheidung zwischen diesem und dem Beschleunigungsanteil ist visuell leicht möglich, weshalb auf die separate Darstellung des Lernfehlers verzichtet wird. Der Beschleunigungsanteil, der somit ohne Einfluss auf den Lernfortgang bleibt, ist besonders im gelernten Zustand in Abb. 6.3 zu erkennen.

Zur Veranschaulichung werden wieder Verläufe<sup>1</sup> bei ungelerntem HANN (Abb. 6.2) und nach 25 s Lernzeit (Abb. 6.3) gegenübergestellt. Zum Zeitpunkt 0.4 s erfolgt eine sprungförmige Laständerung von 40 Nm auf 80 Nm. Bereits zum Lernbeginn ist die Adaption des HANN und die damit erzielte weitgehende Kompensation der Drehmomentschwingung in den stationären Phasen an den reduzierten Schwankungen der Drehzahl und des Restmoments in Abb. 6.2 zu erkennen. Im Fall des weitgehend abgeschlossenen Lernvorgangs in Abb. 6.3 verschwinden diese Schwingungen durch die Kompensation fast vollständig. Die verbleibende Schwingung besteht im Wesentlichen aus hohen Frequenzanteilen, die bei der Kompensation durch das HANN nicht berücksichtigt wurden.

<sup>1</sup> Offset zwischen Sollmoment und Identifikation durch Ausblendung des Mittelwerts

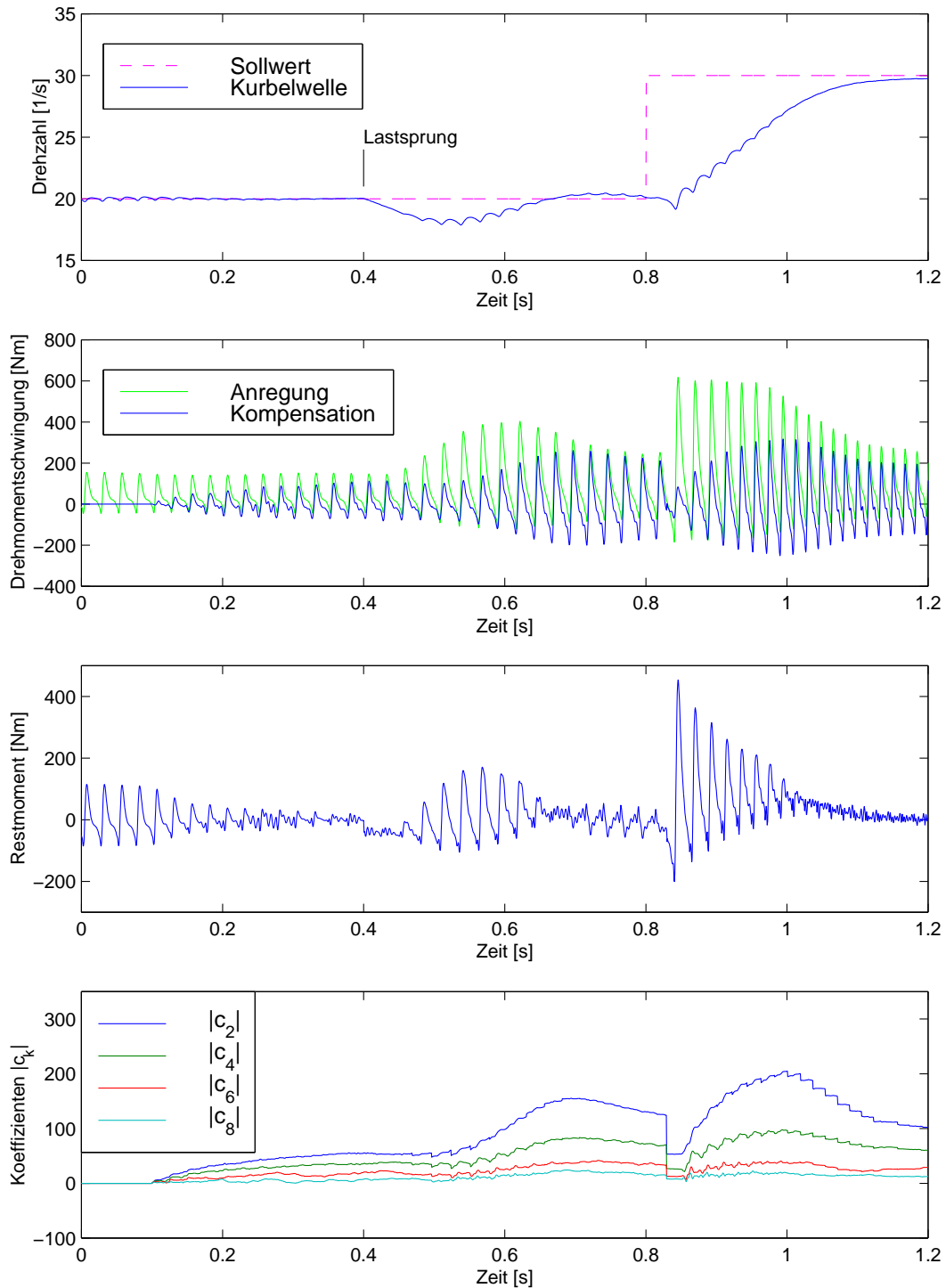


Abb. 6.2: Kompensationsverlauf beim erweiterten HANN mit Quantisierung zu Beginn des Lernens (Konfiguration A)

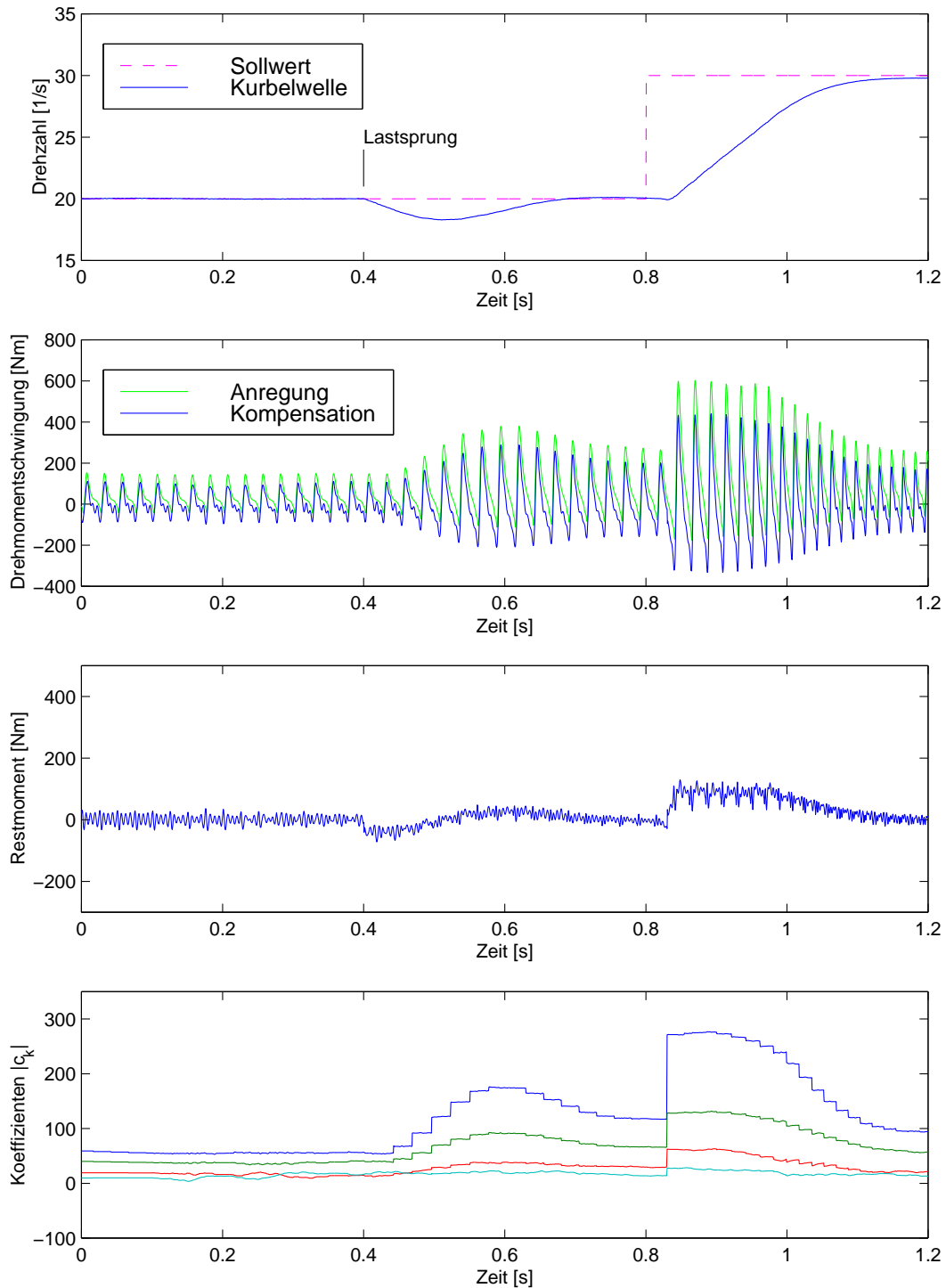


Abb. 6.3: Kompensationsverlauf beim erweiterten HANN mit Quantisierung nach 25 s (Konfiguration A)

### 6.1.1 Starre Ankopplung mit Stellglied-Totzeit

Bei der gezeigten Kompensationsstruktur kann zusätzlich eine Totzeit  $T_t$  des Stellglieds, wie sie z.B. durch Regelung und Leistungselektronik bedingt ist, berücksichtigt werden (siehe hervorgehobener Block in Abb. 6.1). Dies kann notwendig sein, um die SPR-Bedingung für die Stabilität des verwendeten Lerngesetzes einzuhalten und verbessert überdies die Geschwindigkeit der Identifikation.

Im vorliegenden Fall ergibt die SPR-Bedingung, dass der Betrag der Phasendifferenz zwischen der Anregung des HANN und dem Lernfehler für alle zu lernenden Frequenzen kleiner als  $\pi/2$  sein muss. Da das HANN diskrete und nach oben begrenzte Frequenzen identifiziert, ist es über die Beziehung  $\varphi = T_t \omega$  auch für totzeitbehaftete Systeme möglich, die SPR-Bedingung einzuhalten. Für eine optimale Identifikation und Kompensation ist aber nicht allein die Stabilität des Lernens notwendig, sondern auch insgesamt eine möglichst geringe Phasendifferenz wünschenswert; andernfalls führt die nicht berücksichtigte Phasendifferenz zunächst zu einer Verzerrung des identifizierten Drehmoments und damit zu einer verlangsamten Adaption.

Daher ist es in jedem Fall günstig, sowohl die Totzeit  $(N + 1)T_a$  der Signalverarbeitung nach Gl. (5.6) als auch die des Stellglieds  $T_{str}$  ins Lerngesetz mit einzubeziehen. Da die Totzeit des Stellglieds auf das Kompensationsmoment wirkt, muss diese Totzeit auch bei dem zur Korrektur verzögert aufgeschalteten Drehmoment  $M_{delay}$  berücksichtigt werden. Damit ergeben sich für die Signalverarbeitung folgende Zusammenhänge für den Winkel  $\varphi_{adapt}$  und den Betriebspunkt  $X_{adapt}$  beim Lernen sowie für  $M_{delay}$ . Der gefilterte Drehzahlwert wird mit  $\tilde{\omega}_{eng}$  bezeichnet.

$$\varphi_{adapt} = \varphi_{eng} - \tilde{\omega}_{eng} T_a (N + 1) - \frac{2\pi}{z} \quad (6.1)$$

$$X_{adapt}(t) = X_{eng} \left( t - T_a (N + 1) - \frac{2\pi}{z \tilde{\omega}_{eng}} \right) \quad (6.2)$$

$$M_{delay}(t) = \widehat{M} \left( t - T_a (N + 1) - \frac{2\pi}{z \tilde{\omega}_{eng}} - T_{str} \right) \quad (6.3)$$

Wurde bisher die Berücksichtigung einer Stellglied-Totzeit bei der Identifikation durch das HANN betrachtet, muss nun auch die Ausgabe des Kompensationsmoments entsprechend angepasst werden. Da der Schätzwert  $\widehat{M}$  des HANN durch die Totzeit  $T_{str}$  des Stellglieds verzögert an der Kurbelwelle wirksam wird, müsste der Schätzwert um diese Totzeit verfrüht zur Verfügung stehen, was aber aus Gründen der Kausalität nicht möglich ist.

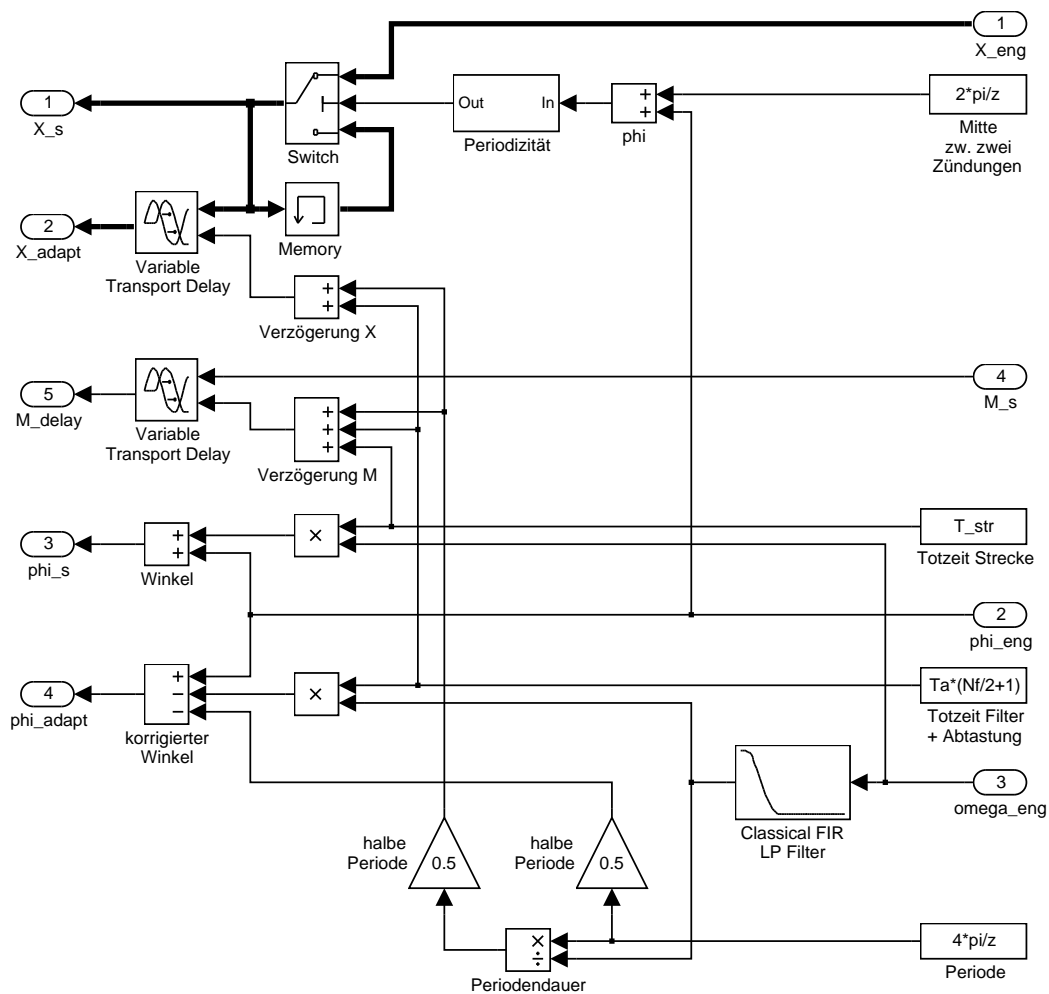
Da die Drehmomentschwingung allerdings im Wesentlichen zyklisch verläuft, kann der Schätzwert im stationären Betrieb dadurch zeitlich vorgezogen werden, dass der Kurbelwellenwinkel  $\varphi_s$  zur Schätzwertberechnung entsprechend der Motordrehzahl und der Totzeit um einen Offset erhöht wird. Dazu wird zur schnellstmöglichen Aktualisierung der ungefilterte Messwert der Drehzahl  $\omega_{eng}$  verwendet und dafür

ein vertretbarer Störanteil durch die Messung in Kauf genommen. Im Gegensatz dazu kann die Bestimmung des aktuellen Betriebspunkts  $X_s$  nur nach Vorliegen der entsprechenden Steuersignale in Echtzeit vorgenommen und somit auch die Totzeit des Stellglieds dabei nicht kompensiert werden. Damit gilt:

$$\varphi_s = \varphi_{eng} + \omega_{eng} T_{str} \quad (6.4)$$

$$X_s(t) = X_{eng}(t) \quad (6.5)$$

In den obigen Formeln nicht dargestellt ist die Abtastung des Betriebspunkts wie bereits bei der Identifikation beschrieben. Die implementierte Struktur zur Berücksichtigung der Totzeiten sowohl der Signalverarbeitung als auch des Stellglieds ist in Abb. 6.4 dargestellt.



**Abb. 6.4:** Ausschnitt aus der Signalaufbereitung mit Berücksichtigung der Totzeiten von Signalverarbeitung und Stellglied

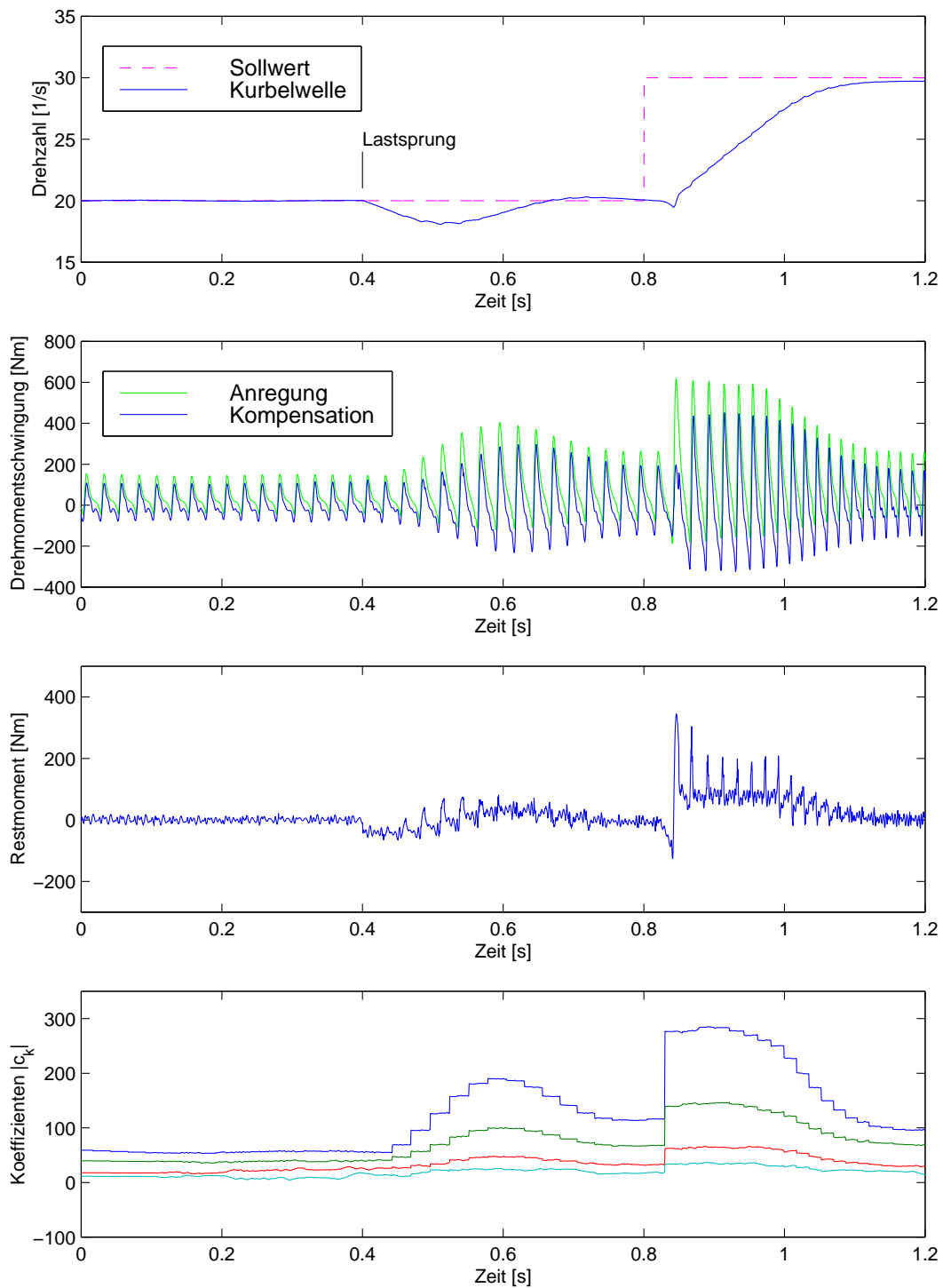
Das Kompensationsverhalten bei einem totzeitbehafteten Stellglied mit einer vergleichsweise groß angenommenen Totzeit von  $T_{str} = 20\text{ ms}$  zeigt Abb. 6.5. Bei der

vorliegenden Drehzahl von  $\omega_{eng} = 2\pi \cdot 20 \text{ rad s}^{-1}$  entspricht die Totzeit 0.4 Umdrehungen der Kurbelwelle. Damit ist bereits für die Grundfrequenz des HANN (d.h. Zündfrequenz bzw. hier doppelte Drehzahl) die SPR-Bedingung verletzt.

Besonders beim Sprung des Drehzahlswerts und dem damit verbundenen plötzlichen Betriebspunktwechsel bei 0.85 s zeigt sich im Vergleich zu Abb. 6.3 das um fast eine ganze Schwingungsperiode verspätet einsetzende erhöhte Kompensationsmoment. Entsprechend verhält sich auch das verbleibende Restmoment an der Kurbelwelle. Der große Fehler zu Beginn des Drehzahlwechsels ist auf die totzeitbehaftete Umsetzung des neuen Betriebspunkts zurückzuführen, wie oben beschrieben. Die verbleibenden Abweichungen sind im weiteren dynamischen Verlauf durch das Nacheilen des Betriebspunkts bedingt.

Eine Abhilfe kann nur durch eine prädiktive Bestimmung des Betriebspunkts erfolgen. Dies ist in der vorliegenden Grundsatzüberlegung und der zugehörigen Simulation nicht berücksichtigt. Bei der Anwendung im Fahrzeug könnte der Lastpunkt aus Daten des Steuergeräts, wie der ermittelten Einspritzmenge, näherungsweise vorausberechnet werden. Auch fallen die Drehzahländerungen durch die im eingekuppelten Zustand wirksame Trägheit der Fahrzeugmasse in aller Regel moderater aus als in der vorliegenden Simulation.

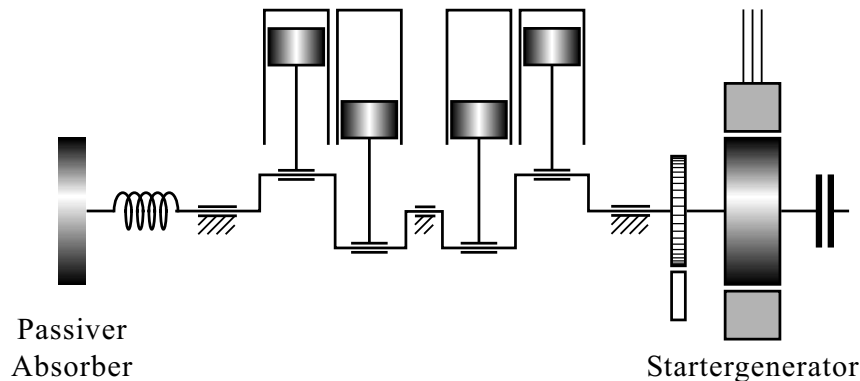
Der deutlich treppenförmige Verlauf der identifizierten Koeffizienten des HANN in Abb. 6.5 zeigt die Wirkung des korrigierten Lernmoments mit berücksichtigter Totzeit. Anders als bei der Ausgabe des Kompensationsmoments wird beim Identifikationsvorgang auch der exakte Totzeit-Einfluss auf den Betriebspunkt nachgebildet und durch die Aufschaltung von  $M_{delay}$  korrigiert. Daher beeinflusst die Restschwingung bei dynamischen Vorgängen die Koeffizienten des HANN nicht. Dies zeigt sich daran, dass trotz des verbleibenden Fehlers bei der Kompensation keine nennenswerte Schwankung der Koeffizienten mehr auftritt.



**Abb. 6.5:** *Kompensationsverlauf beim erweiterten HANN mit Quantisierung und Stellgliedtotzeit von 20 ms nach 25 s (Konfiguration A)*

### 6.1.2 Starre Ankopplung und passive Schwingungsabsorption

Zur Dämpfung von Torsionsschwingungen werden bisher bereits passive, auf die zu tilgende Eigenfrequenz der Kurbelwelle abgestimmte Absorber eingesetzt.<sup>2</sup> Da auch die zur Kompensation verbrennungsbedingter Drehmomentschwingung notwendigen Stellamplituden insbesondere im oberen Lastbereich vergleichsweise groß ausfallen, liegt der Gedanke nahe, die aktive Tilgung der Kurbelwellenschwingung durch einen passiven Absorber in einem bestimmten Frequenzbereich zu unterstützen.



**Abb. 6.6:** Anordnung bei direkter Ankopplung des Startergenerators in Verbindung mit passivem Absorber (Konfiguration C)

Dieser Ansatz wird im folgenden Abschnitt anhand Konfiguration C in Abb. 6.6 diskutiert, um die Einsatzmöglichkeit sowie Wechselwirkungen zwischen passiver Absorption und aktiver Kompensation zu beurteilen.

### Beispiel und Analyse

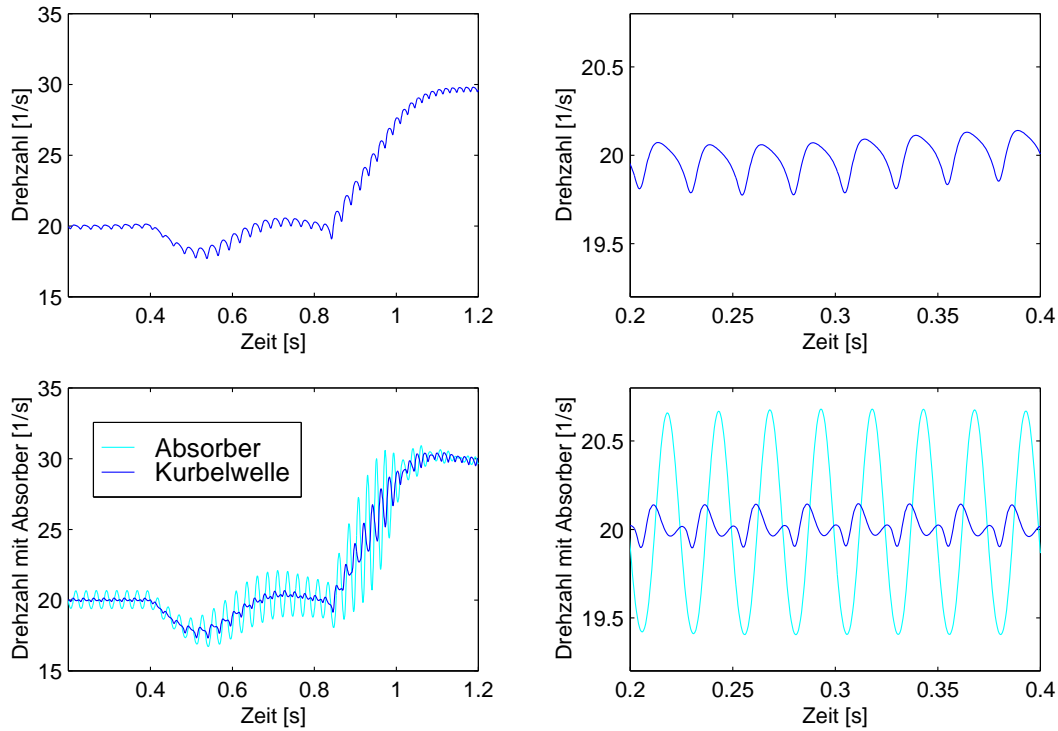
Das Grundprinzip passiver Schwingungsabsorption lässt sich wie folgt umreißen: Durch die Schwingung der Kurbelwelle wird der Absorber zu gegenphasigem Schwingen angeregt und überträgt damit ein Gegenmoment über die Feder auf die Kurbelwelle. Dadurch wiederum wird deren Schwingung reduziert.

Als Grundlage weiterer Überlegungen wird zunächst ein Absorber mit der normierten Dämpfung  $D = 0.05$  und der Trägheit  $J_{abs} = J_{eng}/5$  simuliert (siehe Abb. 6.7). Die Frequenz maximaler Tilgung durch den Absorber (Minimum in Abb. 6.8) liegt bei  $40 \text{ Hz}$ , was der Zündfrequenz bei einer Drehzahl von  $20 \text{ s}^{-1}$  entspricht.

In Abb. 6.7 wird im Vergleich zum Verhalten des ursprünglichen Systems (oben) bei Einsatz des passiven Absorbers (unten) eine gewisse Reduktion der Grundschwin-

<sup>2</sup> Auf diese Weise muss auch die im Zuge der angestrebten Elektrifizierung riemengetriebener Nebenaggregate verringerte Dämpfung (meist am freien Ende) der Kurbelwelle ausgeglichen werden.





**Abb. 6.7:** Drehzahlverläufe ohne (oben) und mit passivem Absorber (unten)

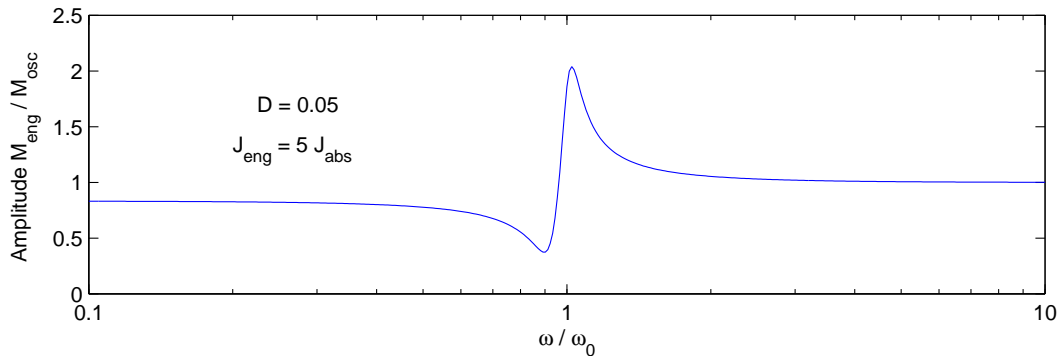
gung deutlich, auf die der Absorber abgestimmt ist (siehe Vergrößerungen rechts). Dagegen fällt bei Frequenzen oberhalb der Grundfrequenz eine signifikante Vergrößerung der Kurbelwellen-Schwingung auf. Dieses prinzipielle Verhalten kann anhand der Stecken-Übertragungsfunktion untersucht werden.

Die Übertragungsfunktion des passiven Absorbers vom Eingriff der Drehmoment-schwingung  $M_{osc}$  auf das verbleibende Drehmoment  $M_{eng} = M_{osc} - M_{comp}$  an der Kurbelwelle bestimmt sich zu

$$\frac{M_{eng}(s)}{M_{osc}(s)} = \frac{J_{eng}}{J_{eng} + J_{abs}} \cdot \frac{1 + \frac{d_{abs}}{c_{abs}} s + \frac{J_{abs}}{c_{abs}} s^2}{1 + \frac{d_{abs}}{c_{abs}} s + \frac{J_{eng} J_{abs}}{J_{eng} + J_{abs}} \cdot \frac{1}{c_{abs}} s^2} \quad (6.6)$$

Einen typischen Amplitudenverlauf für den betrachteten Fall zeigt Abb. 6.8. Daran wird deutlich, dass sowohl wenig unterhalb der Resonanzfrequenz  $\omega_0$  die Dämpfungswirkung maximal wird, dass es aber auch bei einer geringfügig höheren Frequenz zu einer Amplitudenüberhöhung im Frequenzgang kommt.

Die mögliche Reduktion der Schwingung nimmt mit der Trägheit des Absorbers und für kleiner werdende Dämpfung zu. Umgekehrt wird dadurch aber auch die Überhöhung bei ungünstigen Frequenzen größer. In den gezeigten Simulationen ergibt sich einerseits eine auf 37.5% reduzierte Schwingungsamplitude und andererseits eine Überhöhung auf maximal 204% der ursprünglichen Schwingung.



**Abb. 6.8:** Amplitudenverlauf der Absorber-Übertragungsfunktion

Wie an dem Beispiel leicht zu ersehen ist, eignen sich passive Absorber zur Dämpfung hoher Frequenzanteile mit näherungsweise fester Frequenz. Eine Dämpfung frequenzvariabler Drehmomentschwingungen, insbesondere im unteren Drehzahlbereich des Verbrennungsmotors, erscheint dagegen nicht sinnvoll.

### Folgerungen

Obwohl die obigen Einwände prinzipiell für passive Absorber gelten, sind auch Anwendungen vorstellbar, bei denen eine passive Schwingungsdämpfung und eine aktive Tilgung mittels HANN kombiniert werden. Dabei sind die Charakteristik und der Einsatzbereich beider Verfahren zu beachten.

- Mit einem passiven Absorber kann niemals eine vollständige Kompensation erreicht werden. Es muss stets eine geringe Schwingung auf dem zu dämpfenden System vorhanden sein, um den Absorber anzuregen und seine reibungsbedingten Energieverluste auszugleichen. Die Kompensation mittels HANN dagegen zielt auf eine aktive und daher vollständige Kompensation ab.
- Mit einem passiven Absorber kann jeweils nur eine feste Frequenz (bzw. ein Frequenzband) optimal gedämpft werden, die frei gewählt werden kann. Bei der Variante mittels HANN können entsprechend der gewählten Parameter mehrere Frequenzen gleichzeitig kompensiert werden, die in einem festen Verhältnis zu einer z.B. als Winkelsignal gegebenen Referenzfrequenz stehen.
- Die in einem passiven Absorber gespeicherte kinetische und potentielle Energie muss beim Wechseln des Betriebspunkts aufgrund der geringen Eigen­dämpfung des Absorbers auch über das zu dämpfende System abgebaut werden, was wiederum zu unerwünschten Anregungen desselben führt (siehe auch Abb. 6.7 bei ca. 0.9 s).

Überschneiden sich nun die Frequenzbereiche beider Verfahren für die Tilgung, wird nach einer vollständigen Adaption des HANN die Schwingung auch vollständig aktiv

kompensiert. Folglich verbleibt keine Restschwingung, die als Anregung für den passiven Absorber dienen kann, der damit ohne Wirkung ist.

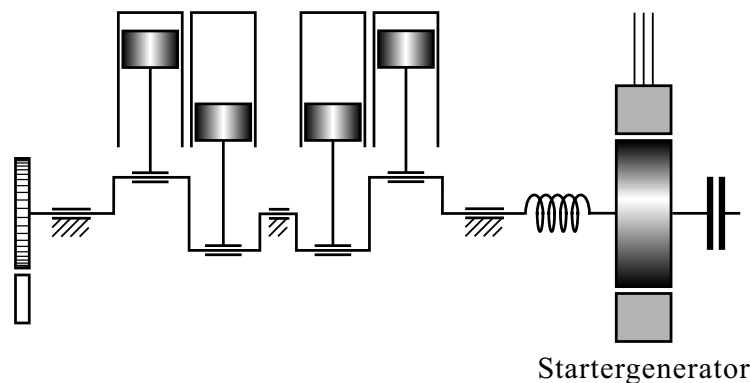
Um dennoch die passive Absorption (z.B. zur Entlastung der aktiven Tilgung) nutzen zu können, muss die Kompensation des HANN durch eine Modifikation der Lernstruktur für die betroffenen Frequenzen und Betriebspunkte geeignet reduziert werden. Dafür bieten sich folgende Möglichkeiten an:

- Die Auslegungsfrequenz des passiven Absorbers wird von der aktiven Kompensation ausgenommen.
- Der Kompensationsgrad des HANN wird auf einen Wert kleiner Eins herabgesetzt.

Die erste Möglichkeit der Ausblendung kann durch eine entsprechende Wahl der verfügbaren Koeffizienten des HANN umgesetzt werden. Für die zweite Variante sei auf die Abschnitte 4.3.3 sowie 6.4.2 und 9.3.1 verwiesen.

## 6.2 Elastische Ankopplung des Stellglieds

Als nächste Stufe der Modellierung wird nun eine nicht vernachlässigbare elastische Ankopplung des Startergenerators an die Kurbelwelle nach Konfiguration E in Abb. 6.9 angenommen und die Auswirkung dieser vergleichsweise weichen Elastizität auf die Kompensation untersucht.



**Abb. 6.9:** Anordnung bei elastischer Ankopplung des Startergenerators (Konfiguration E)

Aus Gründen besserer Übersichtlichkeit sei die elektrische Seite mit Regelung und Stromrichter jetzt als ausreichend schnell angenommen und damit ohne Einfluss auf das Kompensationsverhalten; die Berücksichtigung einer Stellglied-Totzeit ist jedoch entsprechend der obigen Ausführungen weiterhin möglich. Die elastische Ankopplung wird als Zweimassensystem modelliert.

Aufgrund der elastischen Ankopplung muss bei der Kompensation nun zwischen dem vom HANN identifizierten Sollwert  $\widehat{M}$  für das Kompensationsmoment, dem Drehmoment  $M_{sg}$  des Startergenerators und dem an der Kurbelwelle wirksamen Kompensationsmoment  $M_{comp}$  unterschieden werden. Durch eine geeignete Vorsteuerung des Sollwerts wird das Ziel verfolgt, das Kompensationsmoment an der Kurbelwelle gleich dem Schätzwert des HANN einzustellen, also

$$M_{comp} \stackrel{!}{=} \widehat{M} \quad (6.7)$$

Die Verbindung zwischen Verbrennungsmotor und Getriebeeingang besteht üblicherweise aus einer Torsionsdämpfer-Kupplungsscheibe oder einem ZMS [69]. Ist diese Ankopplung genügend weich, ist das aus Verbrennungsmotor und Startergenerator bestehende Zweimassensystem als frei schwingend zu betrachten. Diese Näherung soll im Folgenden gelten; andernfalls müsste das zusätzliche Massenträgheitsmoment des Getriebes bzw. dessen dynamisches Verhalten modelliert werden. Alternativ kann eine Vorsteuerung zum Einsatz kommen, deren Parameter unabhängig von der Getriebeseite sind, indem die Drehzahl dort gemessen und geeignet aufgeschaltet wird. In der folgenden Tabelle sind die der Simulation zugrundeliegenden Parameter aufgeführt.

Trägheitsmoment Kurbelwelle	$J_{eng} = 0.25$	$kg\ m^2$
Trägheitsmoment Startergenerator	$J_{sg} = 0.05$	$kg\ m^2$
Federkonstante Verbindungswelle	$c = 3480$	$Nm\ rad^{-1}$
Dämpfung Verbindungswelle	$d = 12$	$Nm\ s\ rad^{-1}$

Dabei sind die Parameter der elastischen Verbindungswelle so gewählt, dass sich nach dem Nennerpolynom in Gl. (6.9) mit

$$f_0 = \frac{\sqrt{c}}{2\pi} \cdot \sqrt{\frac{1}{J_{eng}} + \frac{1}{J_{sg}}} \quad \text{und} \quad D = \frac{d}{2\sqrt{c}} \cdot \sqrt{\frac{1}{J_{eng}} + \frac{1}{J_{sg}}} \quad (6.8)$$

eine Resonanzfrequenz der Anordnung im ungedämpften Fall von  $f_0 = 46\ s^{-1}$  und eine Dämpfung von  $D = 0.5$  ergibt. Durch diese Wahl liegt die Resonanzfrequenz der gedämpften Schwingung mit  $f_d = f_0 \cdot \sqrt{1 - D^2} = 40\ s^{-1}$  im Bereich der Drehmomentfrequenz zu Beginn der Simulation.

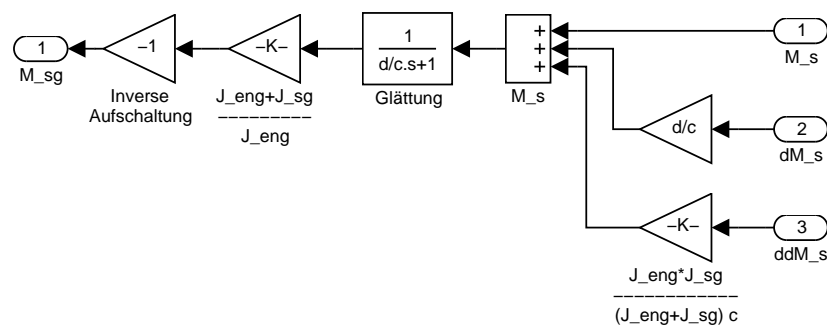
Die Übertragungsfunktion vom Drehmoment  $M_{sg}$  des Startergenerators auf das an der Kurbelwelle wirksame Kompensationsmoment  $M_{comp}$  lautet

$$\frac{M_{comp}(s)}{M_{sg}(s)} = \frac{J_{eng}}{J_{eng} + J_{sg}} \cdot \frac{1 + \frac{d}{c}s}{1 + \frac{d}{c}s + \frac{J_{eng}}{J_{eng} + J_{sg}} \cdot \frac{J_{sg}}{c}s^2} \quad (6.9)$$

### Invertierung der Stellglieddynamik

Das Kompensationsmoment an der Kurbelwelle muss phasenrichtig, d.h. synchron zum Winkel  $\varphi_{eng}$  der Kurbelwelle, erzeugt werden. Als Stelleingang steht jedoch nur das Drehmoment  $M_{sg}$  am Startergenerator zur Verfügung, das aber durch das oben hergeleitete Übertragungsverhalten der elastischen Verbindung verzögert wirkt. Wird dadurch die SPR-Bedingung der Kompensation verletzt, ist eine Invertierung dieses Übertragungsverhaltens in einem Vorfilter notwendig. Diese beinhaltet im Allgemeinen eine mehrfache Differentiation, welche aus Gründen des Messrauschens und der Numerik nicht zu brauchbaren Ergebnissen führt.

Im vorliegenden Fall kann dagegen die Periodizität des zu kompensierenden Drehmomentverlaufs genutzt werden. In Verbindung mit der Darstellung der Drehmoment-schwingung als Fourierreihe kann dann eine weitgehend analytische Differentiation des Schätzwerts vorgenommen werden. Aus dem Schätzwert und dessen erster und zweiter Ableitung wird damit die inverse Übertragungsfunktion zu Gl. (6.9) dargestellt.



**Abb. 6.10:** *Invertierung der Stellglieddynamik*

In Abb. 6.10 ist die Invertierung des Stellglieds gezeigt. Der Nenner aus Gl. (6.9) wird als gewichtete Summe der identifizierten Drehmomentschwingung sowie deren Ableitungen gebildet. Der Zählerterm wird durch ein Glättungsglied kompensiert. Mit diesem  $PT_1$ -Glied lässt sich bei Bedarf auch die inverse Übertragungsfunktion eines als  $PT_1$ -Strecke angenäherten Umrichterhaltens kombinieren, da das entstehende  $PDT_1$ -Glied gut realisierbar ist. Der Faktor  $-1$  bewirkt die vorzeichenrichtige Aufschaltung des Kompensationsmoments.

### Analytische Differentiation des Schätzwerts

Für die oben verwendete inverse Übertragungsfunktion des Stellglieds werden außer dem geschätzten Drehmomentverlauf  $\widehat{M}$  auch die erste und zweite zeitliche Ableitung  $d\widehat{M}/dt$  bzw.  $d^2\widehat{M}/dt^2$  benötigt. Unter der Voraussetzung, dass außer dem Win-

kel  $\varphi_{eng}$  auch die Drehzahl  $\omega_{eng}$  und die Drehbeschleunigung  $\alpha_{eng}$  der Kurbelwelle zur Verfügung stehen, lassen sich diese Ableitungen analytisch aus den identifizierten Parametern des HANN ableiten.

Mit den Stützwerten und Aktivierungen der  $k$ -fachen Grundschwingung

$$\hat{\theta}_{Ak} \quad \text{und} \quad \hat{\theta}_{Bk}$$

$$\mathcal{A}_{Ak} = \cos(k \varphi_{eng}) \quad \text{und} \quad \mathcal{A}_{Bk} = \sin(k \varphi_{eng})$$

sowie dem Zusammenhang

$$\alpha_{eng} = \frac{d}{dt} \omega_{eng} \quad \text{und} \quad \omega_{eng} = \frac{d}{dt} \varphi_{eng}$$

ergibt sich für die  $k$ -te Komponente  $\widehat{M}_k$  des geschätzten Drehmoments und ihre zeitlichen Ableitungen

$$\widehat{M}_k = \hat{\theta}_{Ak} \mathcal{A}_{Ak} + \hat{\theta}_{Bk} \mathcal{A}_{Bk} \quad (6.10)$$

$$\frac{d}{dt} \widehat{M}_k = -\hat{\theta}_{Ak} k \omega_{eng} \mathcal{A}_{Bk} + \hat{\theta}_{Bk} k \omega_{eng} \mathcal{A}_{Ak} \quad (6.11)$$

$$\frac{d^2}{dt^2} \widehat{M}_k = -\hat{\theta}_{Ak} k^2 \omega_{eng}^2 \mathcal{A}_{Ak} - \hat{\theta}_{Bk} k^2 \omega_{eng}^2 \mathcal{A}_{Bk}$$

$$-\hat{\theta}_{Ak} k \alpha_{eng} \mathcal{A}_{Bk} + \hat{\theta}_{Bk} k \alpha_{eng} \mathcal{A}_{Ak} \quad (6.12)$$

Die zugehörige vektorielle Implementierung ist in Abb. 6.11 gezeigt. Die Stützwerte des HANN sind für den Fall abgeschlossenen Lernens als zeitinvariant angenommen.

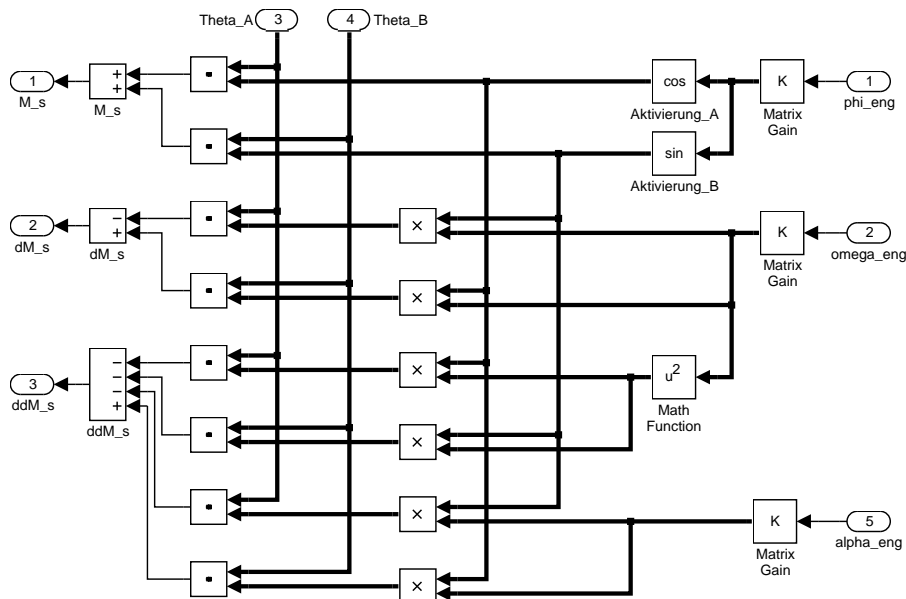
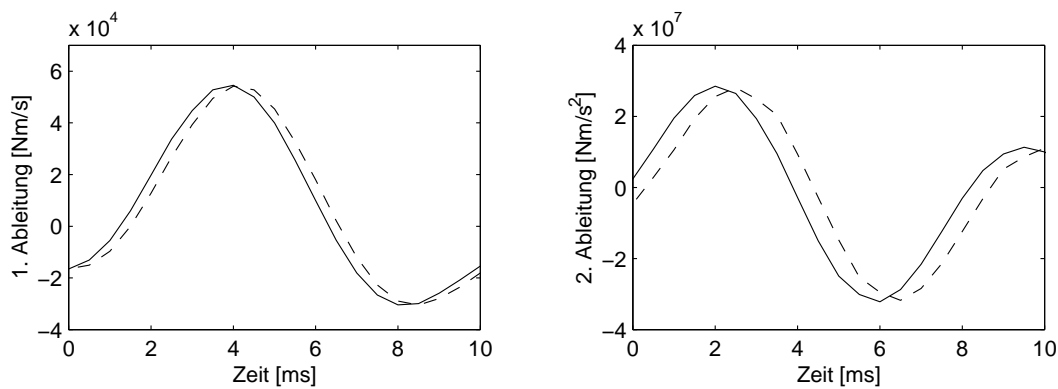


Abb. 6.11: Implementierung der analytischen Differentiation

### Mögliche Vereinfachungen

Für den vollständig kompensierten Betrieb bei nahezu konstanter Drehzahl oder, falls im transienten Betrieb gewisse Abweichungen zulässig sind, ist eine Vereinfachung der Differentiation möglich. Da dann die Drehbeschleunigung  $\alpha_{eng}$  gegen Null geht, können die beiden Terme der zweiten analytischen Ableitung mit  $\alpha_{eng}$  vernachlässigt werden. Dies vermeidet vor allem Störeinflüsse auf das Kompensationsmoment, die bei geringer Auflösung des Winkelgebers an der Kurbelwelle bei der Berechnung der Drehbeschleunigung entstehen. Zudem ist dann die Ermittlung der Kurbelwellendrehzahl weniger zeitkritisch, d.h. es kann ein verzögerndes Verfahren zur Drehzahlbestimmung eingesetzt werden, wie eine numerische Differentiation des Winkels mit zusätzlicher Filterung. Lediglich die Auswertung der Aktivierungsfunktionen muss synchron zur aktuellen Winkellage der Kurbelwelle durchgeführt werden.



**Abb. 6.12:** Zeitlicher Vergleich der analytischen (—) und numerischen Differentiation (---) des Drehmoments bei einer Abtastzeit von  $0.5\text{ ms}$

Im Vergleich zur analytischen Differentiation erhält man bei einer Berechnung der Ableitungen des Schätzwerts durch numerische (zeitdiskrete) Differentiation die ersten beiden Ableitungen  $\widehat{M}_d$  und  $\widehat{M}_{dd}$  um mindestens einen (bzw. zwei) halbe Abtastschritte verspätet, da zur Auswertung die Differenzen vergangener Messwerte gebildet werden müssen. Mit der Abtastzeit  $T_a$  ergibt sich bei numerischer Differentiation somit

$$\widehat{M}_d(t) = \frac{\widehat{M}(t) - \widehat{M}(t - T_a)}{T_a}$$

$$\widehat{M}_{dd}(t) = \frac{\widehat{M}_d(t) - \widehat{M}_d(t - T_a)}{T_a} = \frac{\widehat{M}(t) - 2\widehat{M}(t - T_a) + \widehat{M}(t - 2T_a)}{T_a^2}$$

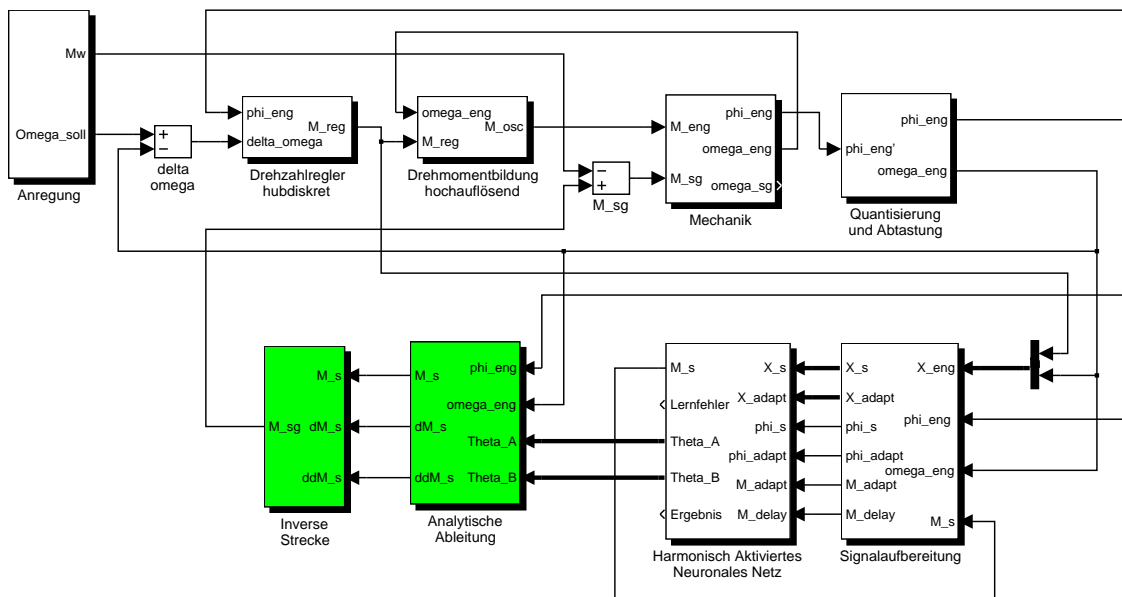
Beide Möglichkeiten sind in Abb. 6.12 bei einer Abtastzeit von  $T_a = 0.5\text{ ms}$  gegenübergestellt. Dabei ist der Einfluss der Drehbeschleunigung bei der analytisch

gebildeten Ableitung ( $\text{---}$ ) bereits wie beschrieben vernachlässigt, woraus sich keine nennenswerten Unterschiede in der Amplitude ergeben.

Der Vorteil der analytischen Differentiation besteht folglich besonders darin, dass die Ableitungen des Schätzwerts exakt synchron zu diesem berechnet werden können und sich die Qualität des Stellsignals verbessert. Lediglich in unkritischen Fällen kann bei begrenzter Rechenzeit auf eine direkte numerische Berechnung zurückgegriffen werden. Dabei kann eine mittlere Rechenzeit durch einen Offset des Winkels zur Schätzwertbildung ausgeglichen werden, wie bereits bei der starren Ankopplung beschrieben.

### Kompensationsergebnisse

Im Folgenden werden Simulationsergebnisse der Kompensation erläutert, die mit der Kompensationsstruktur in Abb. 6.13 (Konfiguration E) aufgenommen wurden. Diese enthält zwei hervorgehobene Blöcke zur analytischen Differentiation und zur Invertierung der Stellglieddynamik.



**Abb. 6.13:** Implementierung der Kompensationsstruktur bei elastischer Ankopplung (Konfiguration E)

Abbildung 6.14 zeigt den Kompensationsverlauf bei der gewählten Anregung nach einer Lernzeit von 25 s. Die Stellgröße (zweiter Graph) bildet den Ausgang des inversen Stellgliedmodells. Dabei ist die Einwirkung der höheren Harmonischen durch die Differentiation deutlich zu erkennen.



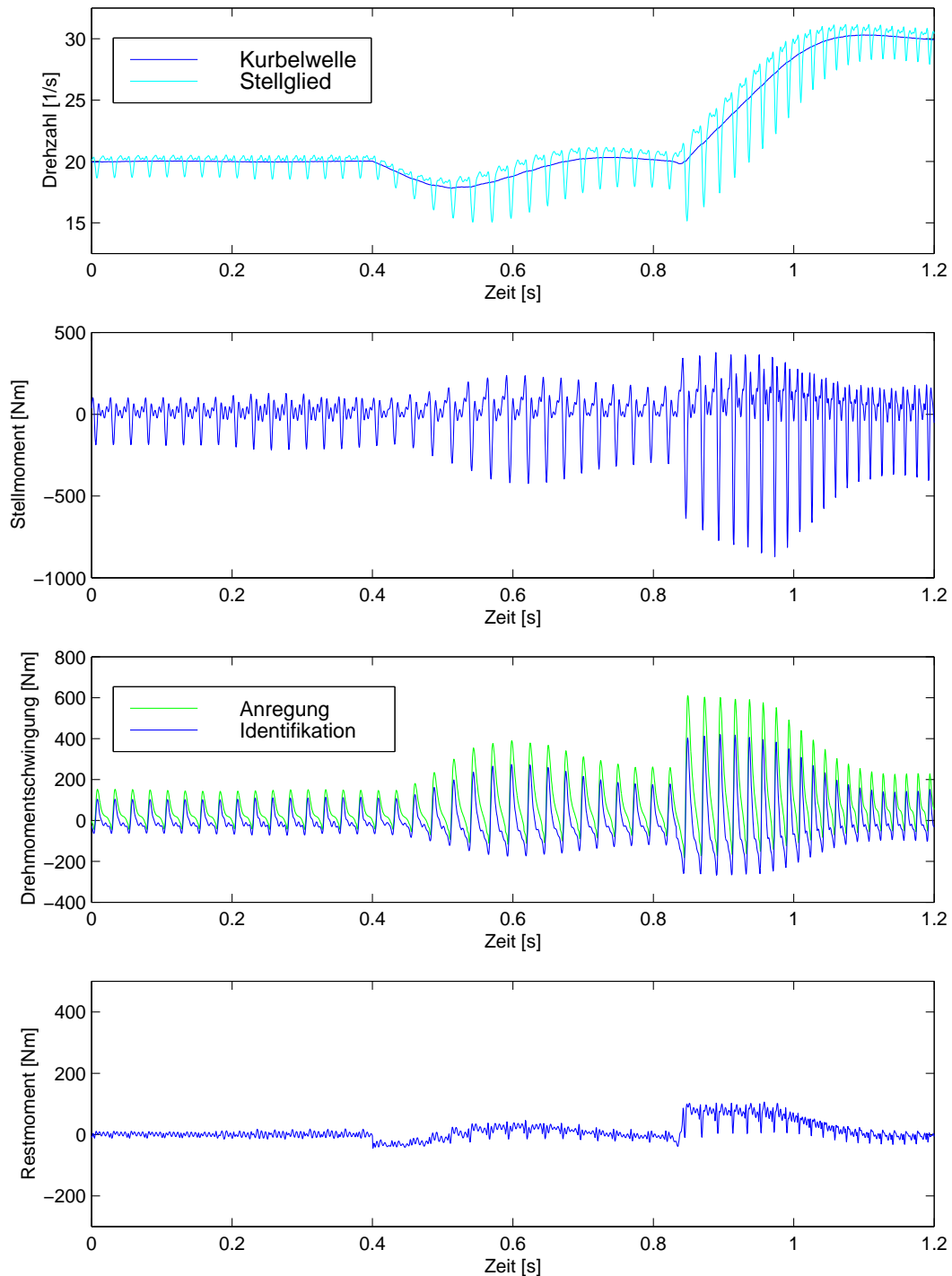


Abb. 6.14: Kompensationsverlauf bei elastischer Ankopplung mit Dämpfung  $D = 0.5$  nach 25 s (Konfiguration E)

Die im Vergleich zur identifizierten Drehmomentschwingung im dritten Graphen höheren Drehmomentspitzen der Stellgröße sind auf die elastische Ankopplung zurückzuführen. Diese macht zusätzlich zum Kompensationsmoment bei starrer Ankopplung eine weitere Auslenkung des Startergenerators notwendig, um die elastische Welle aufzuziehen, wie im obersten Graphen an der Drehzahl des Stellglieds zu sehen ist.

Für den Fall einer elastischen Verbindung zwischen Kurbelwelle und Startergenerator bleibt festzuhalten, dass die Kompensation bei einer Invertierung der Stellgliederdynamik weiterhin gut arbeitet, die Stellamplituden jedoch in der Regel ansteigen, da die Masse des Startergenerators über einen größeren Winkel im Vergleich zur Kurbelwelle ausgelenkt werden muss, um das geforderte Drehmoment über die elastische Welle übertragen zu können. Daher wird eine möglichst harte Ankopplung des Startergenerators aus konstruktiven wie auch aus Gründen der benötigten Stellamplitude im Allgemeinen vorzuziehen sein.

### 6.3 Berücksichtigung der Torsionsschwingung der Kurbelwelle

Die Kompensation verbrennungsmotorischer Drehmomentschwingungen wurde bisher zunächst unter der Annahme einer in sich starren Kurbelwelle behandelt (Konfigurationen A und B), was nach [11] bei der Betrachtung niedriger Frequenzen bis ca.  $100\text{ Hz}$  auch zulässig ist. Anschließend wurde, um die Leistungsfähigkeit des vorgestellten Verfahrens zu zeigen, in den Konfigurationen D und E eine konzentrierte Elastizität zwischen Kurbelwelle und Startergenerator eingebracht. Auch dies bildet das Torsionsverhalten einer realen Kurbelwelle nur stark vereinfacht ab.

Im folgenden Abschnitt wird daher eine verfeinerte Modellierung vorgenommen, indem die Kurbelwelle in einzelne Massen und Elastizitäten untergliedert wird, wie in Konfiguration F in Abb. 6.15 gezeigt. Dabei werden jeweils die beiden zu einem Zylinder gehörigen Kurbelwangen als starr verbunden angesehen. Am freien Ende der Kurbelwelle befinden sich eine Riemenscheibe (R) zum Antrieb weiterer Aggregate sowie ein Torsionsschwingungsdämpfer (T). Auf diese Weise kann der Einfluss von Torsionsschwingungen auf die Kompensation untersucht werden, die u.a. durch Gas- und Massenkräfte angeregt werden.

Die Daten dieses Modells sind aus [11] entnommen und in der untenstehenden Tabelle zusammengestellt. Aufgrund der verfügbaren Angaben wird die Dämpfung jeweils zu  $2.5\text{ Nm s rad}^{-1}$  angenommen.

Die als 7-Massen-System modellierte Kurbelwelle kann mit 14 Zustandsgrößen beschrieben werden. Wegen des zweifach integrierenden Verhaltens besitzt die zugehörige Zustandsmatrix  $\mathbf{A}'$  den Rang 12.

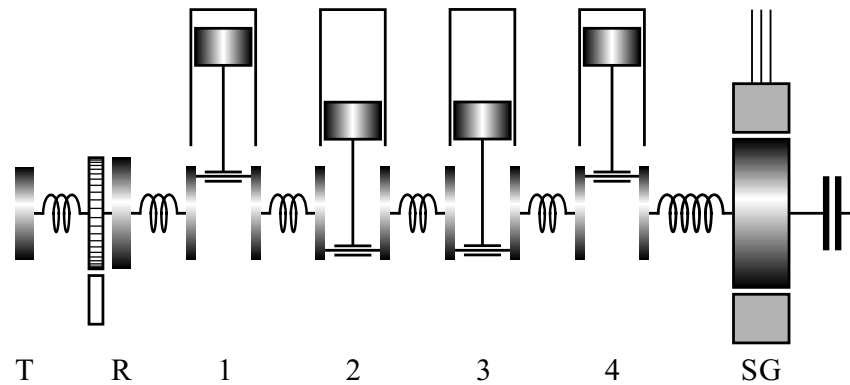


Abb. 6.15: Konfiguration F mit elastisch modellierter Kurbelwelle

Daten der Kurbelwelle	Trägheitsmoment $kg\ m^2$	Federkonstante $Nm\ rad^{-1}$	Dämpfung $Nm\ s\ rad^{-1}$
Torsionsschwingungsdämpfer	0.0010		
Riemenscheibe	0.0030	200 000	2.5
Kurbelwangen Zylinder 1	0.0050	890 000	2.5
Kurbelwangen Zylinder 2	0.0079	516 000	2.5
Kurbelwangen Zylinder 3	0.0079	516 000	2.5
Kurbelwangen Zylinder 4	0.0080	516 000	2.5
Startergenerator	0.2010	783 000	2.5

Aus den konjugiert komplexen Eigenwerten  $\lambda_i$  von  $\mathbf{A}'$  ergeben sich mit

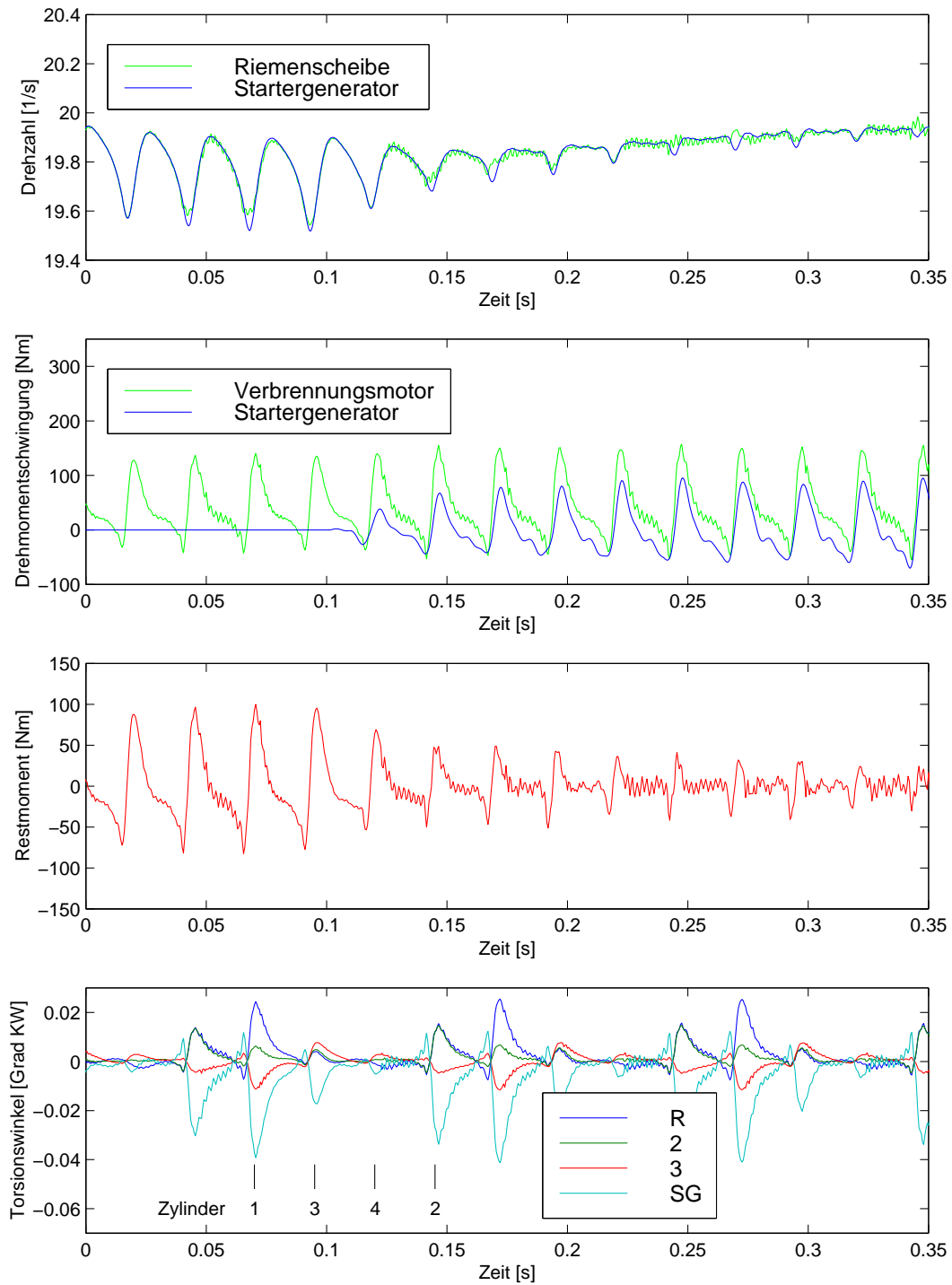
$$f_{0i} = \frac{|\lambda_i|}{2\pi} \quad \text{und} \quad D_i = \cos(\angle\{-\lambda_i\})$$

die Resonanzfrequenzen  $f_{0i}$  im ungedämpften Fall und die normierten Dämpfungen  $D_i$  wie folgt.

Eigenwerte	$\lambda_{1,2}$	$\lambda_{3,4}$	$\lambda_{5,6}$	$\lambda_{7,8}$	$\lambda_{9,10}$	$\lambda_{11,12}$
Resonanzfrequenz $f_0$ Hz	496	1302	1927	2360	2511	3847
Dämpfungsgrad $D$ —	0.0068	0.0186	0.0320	0.0523	0.0580	0.0537

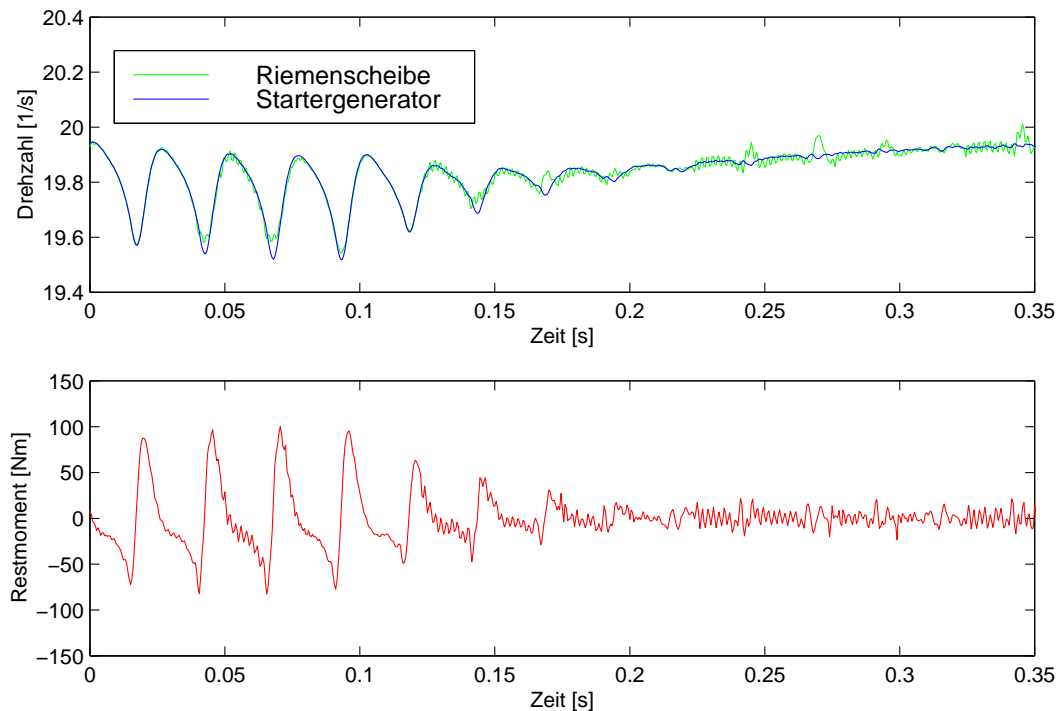
Abbildungen 6.16 und 6.17 zeigen Kompensationsverläufe bei Lernbeginn. Die Zündfolge der Zylinder ist 1–3–4–2. Dies kann am Torsionswinkel der Kurbelwelle im unteren Graphen leicht nachvollzogen werden. Dazu sind die Winkel für die Riemenscheibe, Zylinder 2 und 3 sowie den Startergenerator relativ zum mittleren Winkel der Kurbelwelle aufgetragen. Da der Kompensationseingriff im Wesentlichen

den Absolutwert des Winkels an der Referenzstelle beeinflusst, ist die relative Torsion davon weitgehend unabhängig. Bei Vollast kann der Torsionswinkel zwischen beiden Enden der Kurbelwelle bis zu  $0.3^\circ$  betragen.



**Abb. 6.16:** *Kompensationsverlauf bei Berücksichtigung der Torsionsschwingung der Kurbelwelle in Konfiguration F (Lernbeginn bei 0.1 s, Messgröße: Drehzahl der Riemenscheibe)*

Für Abb. 6.16 wird als Referenzstelle zur Adaption der Winkelgeber an der Riemenscheibe verwendet, wie in der Skizze in Abb. 6.15 gezeigt. Folglich ist der Kompensationsalgorithmus bestrebt, den Gleichlauf des verwendeten Winkelgebers, und damit der Riemenscheibe am offenen Ende der Kurbelwelle, zu verbessern. Darauf ist auch das verbleibende abtriebsseitige Restmoment bei zugeschalteter Kompensation (dritter Graph von oben) zurückzuführen.



**Abb. 6.17:** *Kompensationsverlauf bei Berücksichtigung der Torsionsschwingung der Kurbelwelle (Lernbeginn bei 0.1 s, Messgröße: Drehzahl des Startergenerators)*

Dieses Verhalten lässt sich optimieren, indem als Referenzstelle eine Winkelmessung am Startergenerator verwendet wird. Der zugehörige Kompensationsverlauf in Abb. 6.17 zeigt den erwartungsgemäß verbesserten abtriebsseitigen Gleichlauf der Kurbelwelle.

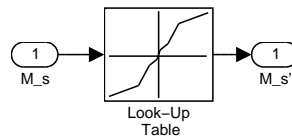
Die durch die Drehmoment-Übertragung bedingte Torsion der Kurbelwelle lässt sich nicht vermeiden. Daher erscheint es günstig, den Gleichlauf des Startergenerators mit Schwungradfunktion als größter Trägheit zu verbessern, zumal so in der betrachteten Anordnung auch das abtriebsseitige Drehmoment des Antriebsaggregats geglättet wird. Dies wird durch die Verwendung einer Winkelmessung am Startergenerator oder in seiner unmittelbaren Nähe, analog zu Konfiguration D, begünstigt.

## 6.4 Nichtlinearität und Begrenzung des Stellglieds

Beim Einsatz der oben beschriebenen Kompensationsverfahren mit einem HANN ist als letzter Punkt das Betriebsverhalten bei nichtlinearem oder begrenztem Stellglied zu untersuchen. Dieser Fall tritt in der Praxis, nicht zuletzt aus Gründen der wirtschaftlichen Realisierbarkeit, häufig auf.

### 6.4.1 Nichtlineare Verstärkung

Eine nichtlineare Verstärkung zwischen Soll- und Istwert (z.B. zwischen Strom und Drehmoment) kann z.B. durch Sättigungseffekte im Stellglied bedingt sein. Unter der Voraussetzung, dass die Kennlinie der Verstärkung monoton steigend und nicht begrenzt ist, wird diese Kennlinie durch das HANN als Teil der Strecke gelernt.



**Abb. 6.18:** Kennlinie der nichtlinearen Stellgliedverstärkung

Zur übersichtlichen mathematischen Darstellung einer nichtlinearen Verstärkung werden im Folgenden alle Aktivierungsfunktionen und alle Stützwerte zu je einem Vektor zusammengefasst. Die ideale Stellgröße lässt sich so in Fourierdarstellung mit  $\hat{\underline{\theta}}^T \underline{\mathcal{A}}$  beschreiben; die nichtlinear verstärkte Stellgröße gehe daraus in einem beliebigen betrachteten Betriebspunkt durch die Multiplikation der Stützwerte mit einer positiv definiten Diagonalmatrix  $\mathbf{M}$  hervor als  $\hat{\underline{\theta}}^T \mathbf{M} \underline{\mathcal{A}}$ . Damit ergibt sich der erweiterte Fehler mit der Einheitsmatrix  $\mathbf{E}$  zu

$$\varepsilon = H(s) \left( \hat{\underline{\theta}}^T \mathbf{M} \underline{\mathcal{A}}(\varphi) - \underline{\theta}^T \underline{\mathcal{A}}(\varphi) \right) + \hat{\underline{\theta}}^T H(s) \mathbf{E} \underline{\mathcal{A}}(\varphi) - H(s) \hat{\underline{\theta}}^T \underline{\mathcal{A}}(\varphi) \quad (6.13)$$

Die Bedingung für die Konvergenz des Lerngesetzes folgt aus  $\varepsilon = 0$  mit der hier zulässigen Voraussetzung, dass  $H(s)$  eine Totzeit beschreibt, und ergibt

$$\hat{\underline{\theta}} = \mathbf{M}^{-1} \underline{\theta} \quad (6.14)$$

Abbildung 6.19 zeigt ein Beispiel, das mit der Kennlinie in Abb. 6.18 simuliert wurde. Dabei ist im zweiten Graph von oben der Schätzwert der Identifikation sowie das nichtlinear verstärkte tatsächliche Stellmoment bei der Kompensation zu sehen. Die Kompensation wird trotz der nichtlinearen Verstärkung optimal adaptiert. Lediglich die Lernzeit kann sich in flachen Bereichen der Kennlinie geringfügig verlängern.

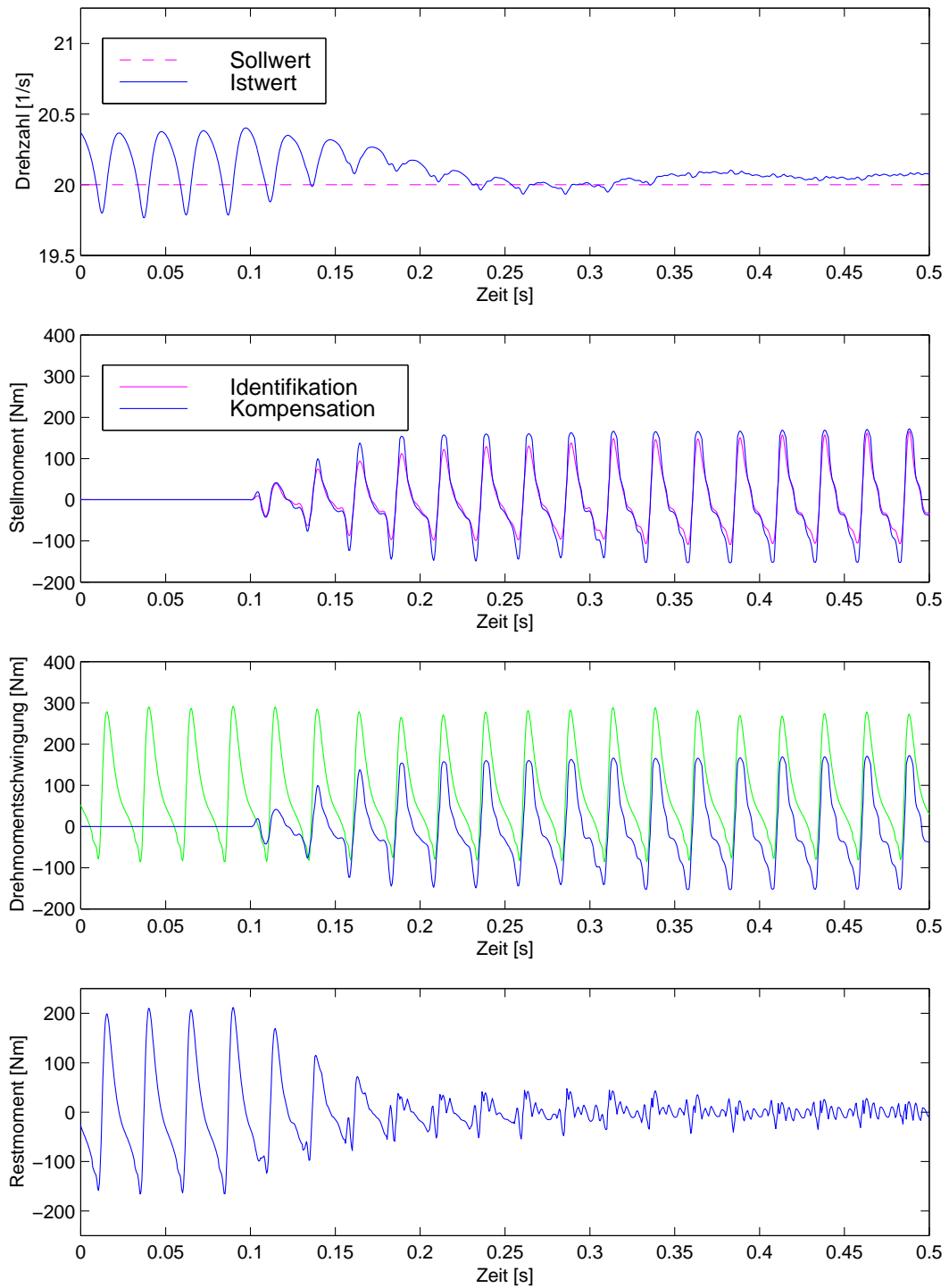


Abb. 6.19: Kompensationsverlauf bei nichtlinearer Stellgliedverstärkung

### 6.4.2 Begrenzung der Stellgröße

Wie bereits in Kapitel 4.3.3 erwähnt, besitzen Stellglieder stets eine begrenzte Stellamplitude. So würde z.B. bei einer vollständigen Kompensation der Drehmoment-schwingung bei hoher Last des Verbrennungsmotors die Nennleistung des eingesetzten Startergenerators überschritten (vgl. Kapitel 7).

In Abb. 6.20 ist eine Simulation bei externer Begrenzung der Stellgröße auf  $100 Nm$  und einer unabhängigen internen Begrenzung in der verzögerten Rückführung auf  $90 Nm$  zu sehen. Im zweiten Graphen sind der identifizierte Schätzwert und die begrenzte Stellgröße der Kompensation zu erkennen.



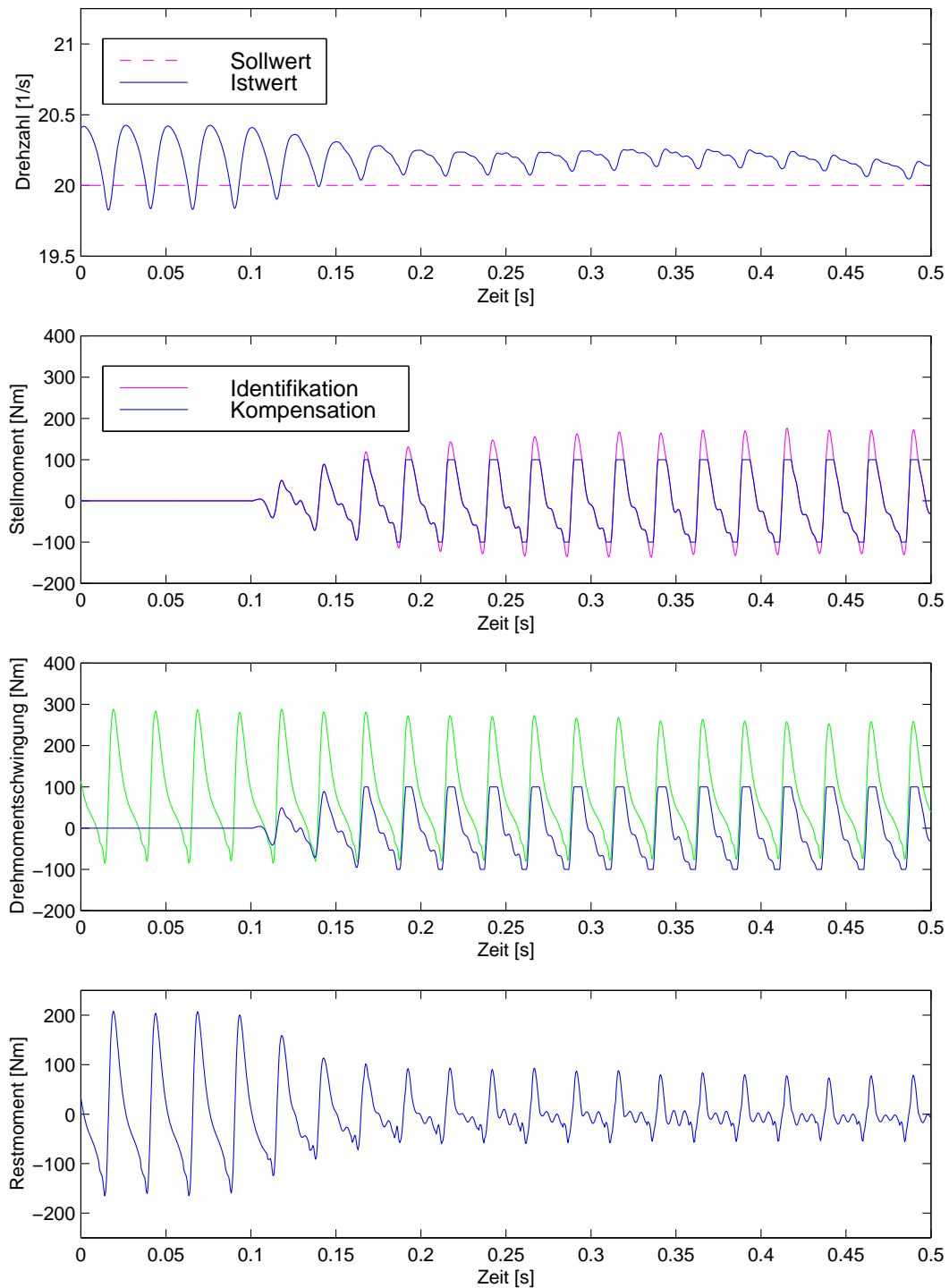


Abb. 6.20: Kompensationsverlauf bei Begrenzung der Stellgröße  
(extern  $\pm 100 \text{ Nm}$ , intern  $\pm 90 \text{ Nm}$ )

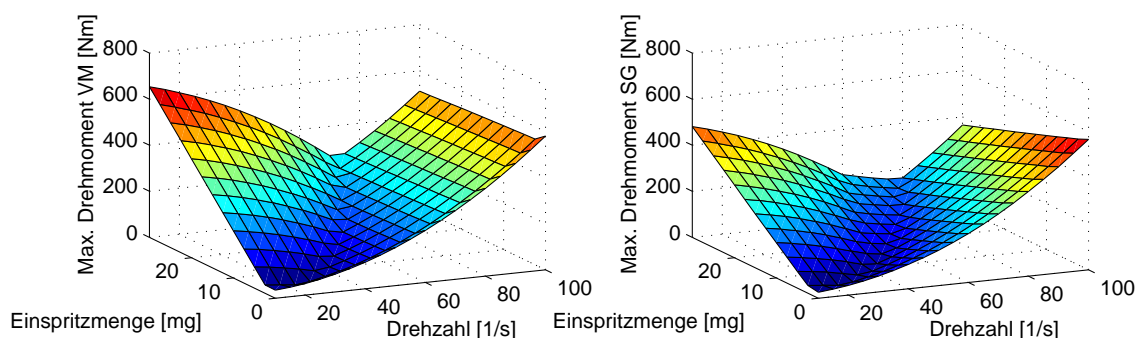


## 7 Energiebilanz und Auslegung der Kompensation

Auf der Grundlage der Kompensation verbrennungsmotorischer Drehmomentschwingungen mittels Startergenerator wie im vorigen Kapitel behandelt, wird nun die Energiebilanz des Kompensationsvorgangs untersucht und dabei der relevante Betriebsbereich festgelegt. Ausgehend von den Anforderungen einer idealen Kompensation werden Randbedingungen des verwendeten Stellglieds berücksichtigt und die erzielbare Reduktion der Drehmomentschwingung sowie der Wirkungsgrad der Antriebseinheit bestimmt. In umgekehrter Richtung lassen sich ebenso auch Auslegungskriterien für das Stellglied ableiten.

### 7.1 Ideale Kompensation

Zunächst werden die Anforderungen für eine ideale, d.h. vollständige, Kompensation aus dem Drehmomentverlauf des Verbrennungsmotors bestimmt. Im Folgenden werden dazu der Gleich- sowie der Wechselanteil für variable Last und Drehzahl im gesamten Betriebsbereich des Verbrennungsmotors ausgewertet.

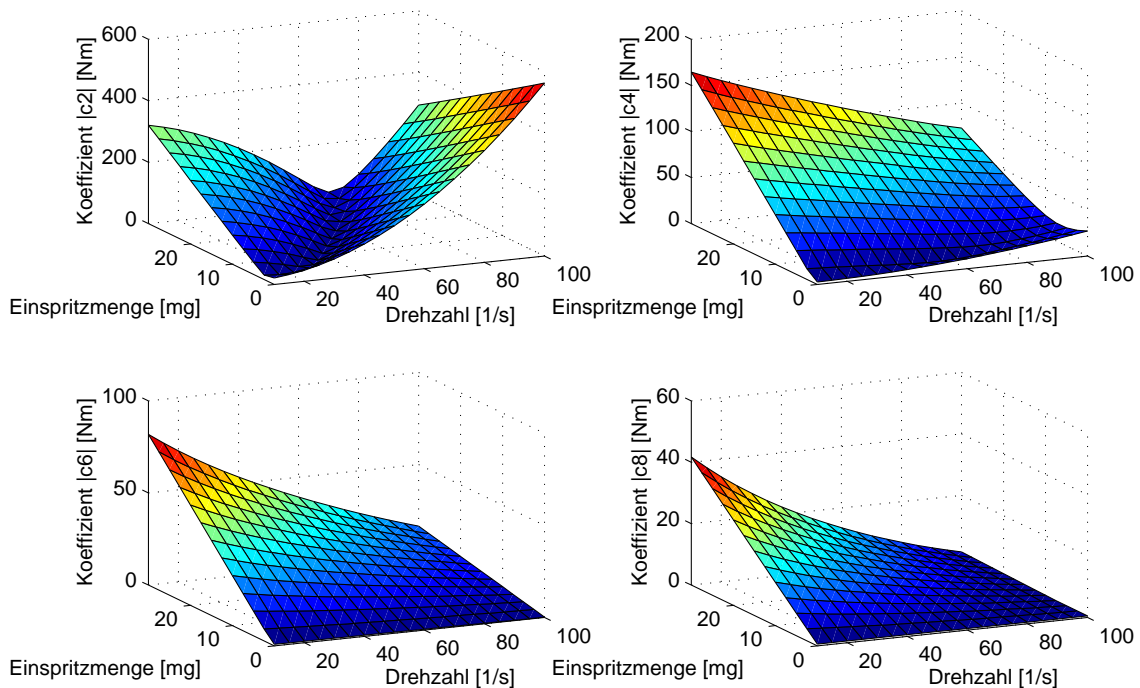


**Abb. 7.1:** *Max. Drehmoment eines Vierzylinder-Ottomotors (links) und des Startergenerators bei idealer Kompensation (rechts)*

Abbildung 7.1 zeigt links das maximale Drehmoment eines Vierzylinder-Ottomotors. Die Drehmomentspitzen bei niedriger Drehzahl und hoher Last sind dabei auf die durch die Verbrennung verursachten Gaskräfte zurückzuführen. Bei hohen Dreh-

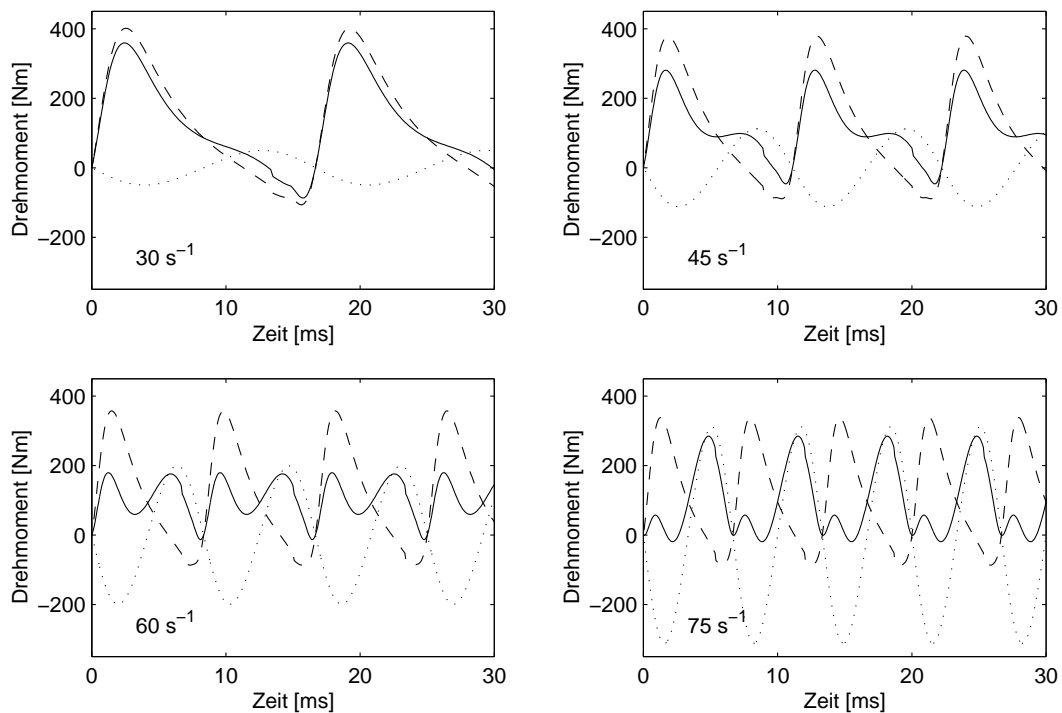
zahlen hingegen dominieren die Massenkräfte. Da der Startergenerator zur Kompensation lediglich den Wechselanteil des Drehmoments aufbringen muss, ist in der rechten Graphik entsprechend das zur idealen Kompensation erforderliche maximale Drehmoment nach Ausblendung des Gleichanteils aufgetragen.

Die Fourierkoeffizienten  $c_2$  bis  $c_8$  der Drehmomentschwingung, die sich bei der Identifikation des Wechselanteils durch das HANN ergeben und zur Synthese des Kompensationssignals dienen, sind in Abb. 7.2 als Kennfelder im betrachteten Betriebsraum des Verbrennungsmotors gezeigt. Der Koeffizient  $c_2$  korreliert dabei mit dem maximalen Drehmoment in Abb. 7.1. Die Frequenzanteile höherer Ordnung dagegen fallen zu niedriger Last und hoher Drehzahl hin ab. Dies ist auch an den beispielhaft herausgegriffenen Drehmomentverläufen in Abb. 7.3 nachzuvollziehen. Dabei ist die Zusammensetzung des gesamten verbrennungsmotorischen Drehmoments (—) aus Gaskräften (— —) und Massenkräften ( $\cdots$ ) dargestellt.



**Abb. 7.2:** Fourierkoeffizienten der Drehmomentschwingung

Der Übergang zwischen den durch Gaskräfte und Massenkräfte bestimmten Bereichen ist in den Abb. 7.1 bis 7.3 gut zu erkennen. Die Vollast-Kennlinie ist in den Darstellungen dieses Kapitels aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht ausgewiesen; insbesondere bei Leerlauf- oder Maximaldrehzahl kann nicht die maximale Kraftstoffmenge eingespritzt werden.



**Abb. 7.3:** Drehmomentschwingung (—) sowie deren Zusammensetzung aus Gaskräften (– –) und Massenkraften (· · ·) eines Vierzylinder-Ottomotors bei Drehzahlen 30, 45, 60 und  $75 \text{ s}^{-1}$  sowie  $20 \text{ mg}$  Kraftstoff pro Hub

## 7.2 Begrenzung der Kompensation auf den relevanten Betriebsbereich

Jeder aktive Kompensationsvorgang ist mit Verlusten verbunden, wie sie im vorliegenden Ansatz durch Erwärmung von Startergenerator und Leistungselektronik auftreten. Anders als bei mechanischer Dämpfung können jedoch bei der hier eingesetzten elektrischen Tilgung die Verluste durch eine geeignete Wahl des Betriebsbereichs begrenzt werden. Die Begrenzung ergibt sich aus der je nach Betriebspunkt unterschiedlichen Wirkung der Drehmomentschwingung sowie aus den Randbedingungen des eingesetzten Stellglieds.

Daher ist es sinnvoll, zunächst den relevanten Betriebsbereich für die Kompensation zu ermitteln, um ihren Einsatz auf den benötigten Umfang zu begrenzen und somit einen günstigen Wirkungsgrad der Antriebseinheit zu erzielen.

### Betriebspunktabhängige Wirkung der Drehmomentschwingung

Aufgrund der obigen Überlegungen gilt es zunächst, ein Kriterium für die Wirkung der Drehmomentschwingung festzulegen. Zu diesem Zweck wird die Leistung  $P_{osc}$  der verbrennungsmotorischen Drehmomentschwingung sowie die daraus resultierende Drehzahlschwankung  $\Delta\omega_{osc}$  betrachtet. Die Leistung  $P_{osc}$  wird aus dem mittelwertfreien Drehmoment des Verbrennungsmotors  $M_{osc} - \overline{M}_{osc}$  bestimmt. Eine Periode der Schwingung mit der Dauer  $T$  enthalte  $K$  Messwerte im Abstand von  $\Delta t$ . Somit entspricht  $P_{osc}$  der im Startergenerator umgesetzten mittleren Leistung bei idealer Kompensation.

$$P_{osc} = \frac{1}{T} \int_0^T \omega_{eng} |M_{osc} - \overline{M}_{osc}| dt \approx \frac{1}{T} \sum_{k=1}^K \omega_{eng}(k) |M_{osc}(k) - \overline{M}_{osc}(k)| \Delta t$$

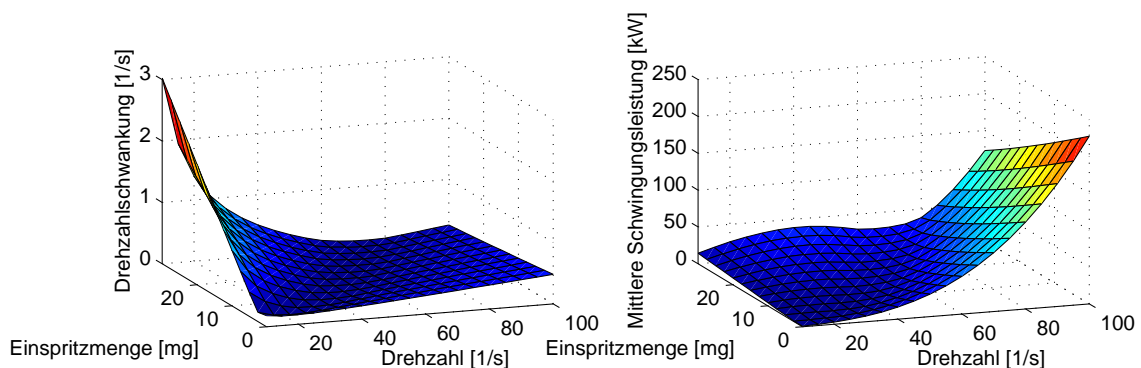
Da jedoch die Karosserie des Fahrzeugs als mechanischer Tiefpass wirkt, der hohe Frequenzen stärker dämpft als niedrige, gibt die in Abb. 7.4 (rechts) gezeigte mittlere Leistung das subjektive Empfinden der Drehmomentschwingung als Vibration, insbesondere bei niedrigen Drehzahlen, nicht geeignet wieder. Sie dient aber als Grundlage weiterer Berechnungen.

Da das Ziel der Tilgung ein möglichst guter Gleichlauf des Verbrennungsmotors ist, soll im Folgenden die Drehzahlschwankung  $\Delta\omega_{osc}$  als Kriterium für die Wirkung der Drehmomentschwingung herangezogen werden. Die resultierende Drehzahlschwankung beschreibt die Differenz zwischen minimaler und maximaler Drehzahl des Verbrennungsmotors innerhalb einer Schwingungsperiode im stationären Betrieb und ist vom beteiligten Trägheitsmoment abhängig. Für eine einheitliche Darstellung wird dabei das Trägheitsmoment  $J_{eng}$  des Verbrennungsmotors ohne Antriebsstrang angesetzt.

Die zur Beschleunigung wirksame Drehmomentschwingung ist stationär mittelwertfrei. Daher entsprechen sich die positiven und negativen Drehmoment-Zeit-Flächen innerhalb einer Periode. Während der Phase positiven Drehmoments wird die Kurbelwelle somit von der minimalen zur maximalen Drehzahl im jeweiligen Betriebspunkt beschleunigt und während der negativen Phase wieder abgebremst. Die Drehzahlschwankung lässt sich rechnerisch am einfachsten über das Integral des Drehmoment-Betrags bestimmen. Unter der Annahme, dass die Drehzahländerung gegenüber der mittleren Drehzahl  $\overline{\omega}_{eng}$  klein ist, kann die Drehzahlschwankung mit  $\overline{\omega}_{eng}T = 4\pi/z$  als Funktion der mittleren Schwingungsleistung  $P_{osc}$  und der Anzahl  $z$  der Zylinder eines Viertakt-Motors angenähert werden.

$$\begin{aligned} \Delta\omega_{osc} &= \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{J_{eng}} \int_0^T |M_{osc} - \overline{M}_{osc}| dt & (7.1) \\ &\approx \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{J_{eng}} \cdot \frac{4\pi}{z \overline{\omega}_{eng}^2} \cdot \frac{1}{T} \int_0^T \omega_{eng} |M_{osc} - \overline{M}_{osc}| dt = \frac{2\pi}{z J_{eng} \overline{\omega}_{eng}^2} \cdot P_{osc} \end{aligned}$$

Obwohl die Schwingungsleistung zu hohen Drehzahlen hin stark ansteigt, wie in Abb. 7.4 rechts zu sehen, tritt die dadurch bewirkte Drehzahlschwankung (links) vor allem bei niedrigen Drehzahlen auf. Die Ursache dafür ist die mit sinkender Drehzahl verlängerte Wirkungsdauer der einzelnen Drehmomentschwingungen, bzw. das genannte Tiefpassverhalten der Karosserie. Folglich ist vor allem der Bereich niedriger Drehzahlen für die Kompensation als relevant zu betrachten. Dies deckt sich auch mit dem Anforderungsprofil von mit dieser Aufgabenstellung befassten Unternehmen, die z.B. eine Drehzahl-Obergrenze für die Kompensation von  $2000 \dots 2500 \text{ U min}^{-1}$  bzw.  $33 \dots 42 \text{ s}^{-1}$  ansetzen.



**Abb. 7.4:** *Drehzahlschwankung und mittlere Schwingungs-Leistung durch verbrennungsmotorische Drehmomentschwingung*

### Randbedingungen des Stellglieds

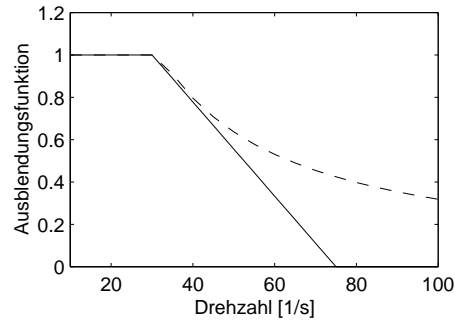
Ausgehend von den theoretisch ermittelten Anforderungen für eine ideale Kompensation werden im Folgenden Randbedingungen aufgestellt, die sich bei einer Umsetzung des Verfahrens ergeben, und deren Auswirkung betrachtet. Die Daten des Startergenerators sind an den in Abschnitt 2.1.2 beschriebenen Prototyp angelehnt. Für eine klare Darstellung wird dabei eine großzügige Auslegung der Maschinenleistung verwendet.

Max. Drehmoment: 200  $Nm$

Max. Leistung: 40  $kW$

Bei elektrischen Maschinen ist typischerweise im Ankerstellbereich das max. Drehmoment konstant, im Feldschwächbereich dagegen die max. Leistung. Werden diese Randbedingungen eingesetzt, ergibt sich das max. normierte Drehmoment über der Drehzahl des Startergenerators wie in Abb. 7.5 (—) aufgetragen. Da sich die Drehmomentschwingung bei hohen Drehzahlen vergleichsweise gering auswirkt, die benötigte Leistung zur Kompensation jedoch überproportional groß ist, wird das

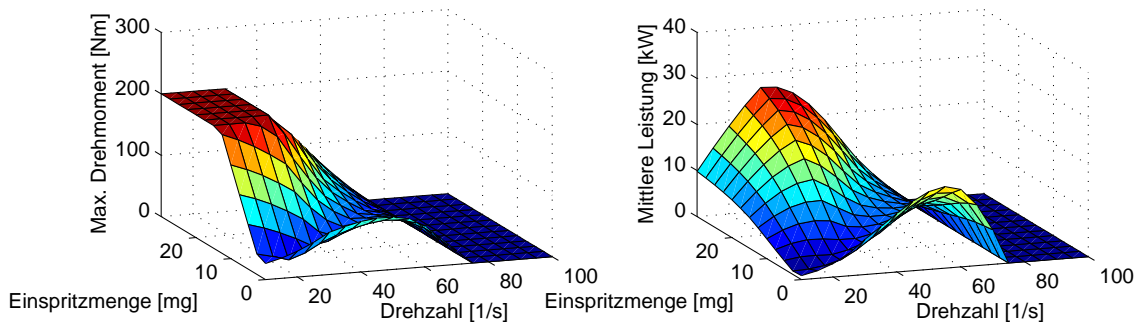
Kompensationsmoment im Feldschwächbereich mit einem approximierten Verlauf (—) ausgeblendet, der stets auf oder unterhalb des theoretisch möglichen Werts liegt.



**Abb. 7.5:** Begrenzung des normierten Drehmoments über die Leistung (—) und verwendete Approximation (—)

### 7.3 Ergebnisse bei begrenzter Stellgröße

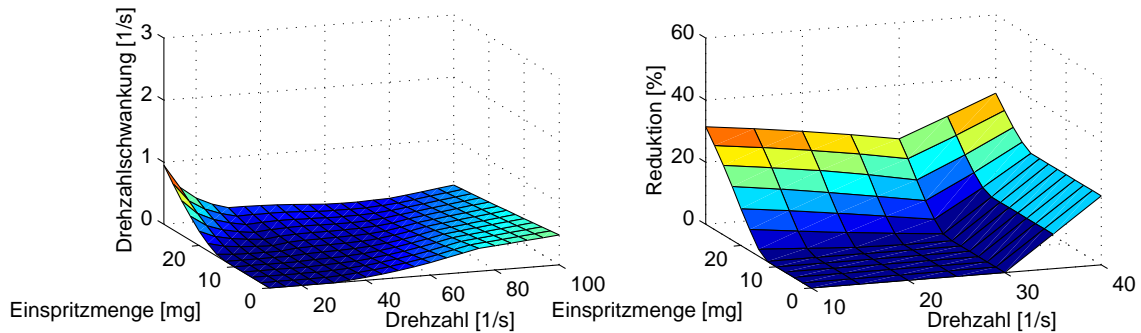
Die oben aufgezeigten Randbedingungen werden nun auf die Kompensationsgröße angewandt. Dabei wird zuerst das max. Drehmoment auf  $200\text{ Nm}$  begrenzt und anschließend mit der Ausblendungsfunktion multipliziert. Abbildung 7.6 zeigt das resultierende max. Drehmoment (links) sowie die im Startergenerator umgesetzte mittlere Leistung (rechts) bei begrenzter Stellgröße.



**Abb. 7.6:** Maximales begrenztes Drehmoment zur Kompensation (links) und mittlere begrenzte Kompensations-Leistung (rechts)

Trotz des reduzierten Stellbereichs ergibt sich ein gutes Kompensationsverhalten im relevanten Betriebsbereich. Die auftretenden Drehzahlschwankungen in Abb. 7.7 (links) sind im Vergleich zum nicht kompensierten Fall in Abb. 7.4 (links) deutlich vermindert. Demnach kann auch bei den gesetzten Randbedingungen eine signifikante Reduktion der Drehzahlschwankungen im relevanten Betriebsbereich auf weniger als 40% erzielt werden, wie in Abb. 7.7 rechts als Ausschnitt gezeigt.

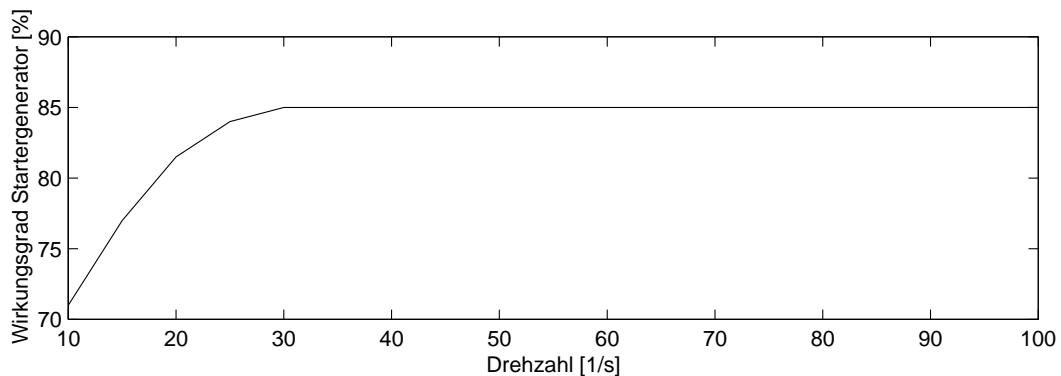




**Abb. 7.7:** Verbleibende Drehzahlschwankung (links) sowie idealer Reduktionsgrad der Drehzahlschwankung (rechts)

### Wirkungsgrad der Kompensation

Auch wenn die Verbesserung des Komforts im Fahrzeug eine wichtige Motivation für den Einsatz der aktiven Schwingungstilgung mittels Startergenerator ist, müssen auch die Verluste und der Wirkungsgrad der Kompensation kritisch betrachtet werden. Beides wird im Folgenden auf Grundlage der oben angegebenen Daten untersucht. Der angesetzte Wirkungsgrad  $\eta_{sg}$  des Startergenerators ist als Funktion der Drehzahl aus Abb. 7.8 ersichtlich und beruht ebenfalls auf [77].



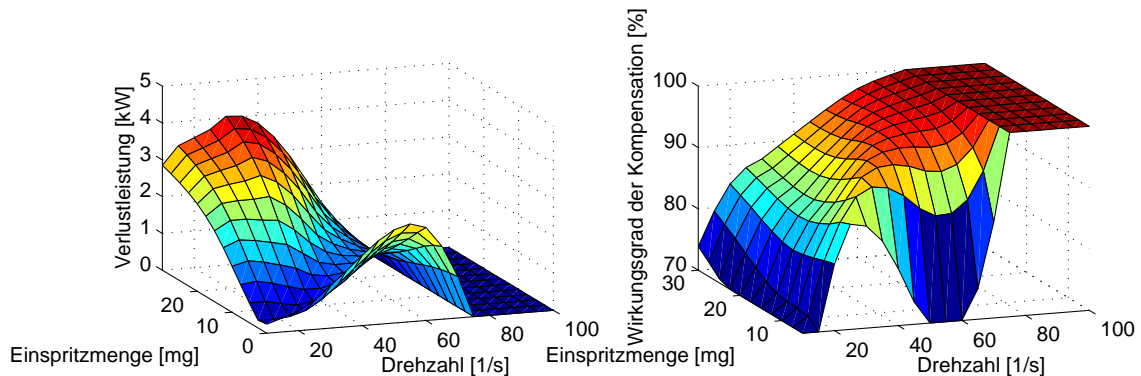
**Abb. 7.8:** Angenommener Wirkungsgrad  $\eta_{sg}$  des Startergenerators

Die in jeder Periode wechselnde Flussrichtung der Energie ist bereits in der mittleren Leistung  $P_{osc}$  berücksichtigt, in deren Berechnung die pendelnde Energie sowohl im generatorischen als auch im motorischen Betrieb des Startergenerators eingeht. Daher kann die Verlustleistung  $P_{loss}$  und damit der Wirkungsgrad  $\eta_{comp}$  der Antriebs-einheit direkt aus der mittleren Leistung  $P_{osc}$  der Drehmomentschwungung und der mittleren Leistung  $P_{eng}$  des Verbrennungsmotors bestimmt werden.

$$P_{loss} = P_{osc} (1 - \eta_{sg}) \quad (7.2)$$

$$\eta_{comp} = 1 - \frac{P_{loss}}{P_{eng}} = 1 - \frac{P_{osc} (1 - \eta_{sg})}{P_{eng}} \quad (7.3)$$

Beide Größen sind in Abb. 7.9 veranschaulicht. Der Wirkungsgrad der Antriebseinheit (rechts) bezogen auf die jeweils abgegebene Leistung des Verbrennungsmotors liegt im aktiven Bereich dabei in ähnlicher Größenordnung wie der Wirkungsgrad des Startergenerators. Die Verlustleistung (linke Graphik) muss vom Verbrennungsmotor zusätzlich erzeugt werden, wodurch die zu kompensierende Drehmomentschwingung je nach Betriebspunkt zu- oder auch abnehmen kann. Alternativ ergibt sich bei gleichbleibender Leistung des Verbrennungsmotors ein gegenüber dem idealen Fall entsprechend leicht reduzierter Grad der Kompensation.



**Abb. 7.9:** Verlustleistung der Kompensation (links) sowie Wirkungsgrad der Antriebseinheit mit Tilgung bezogen auf die Leistung des Verbrennungsmotors im relevanten Betriebsbereich (rechts)

Obwohl der betrachtete Prototyp eines Startergenerators gegenüber dem max. Wirkungsgrad von 60% herkömmlicher Klauenpolgeneratoren schon deutlich effizienter arbeitet, ist der Bedarf weiterer Optimierung auf diesem Gebiet aus Abb. 7.9 dennoch offensichtlich.

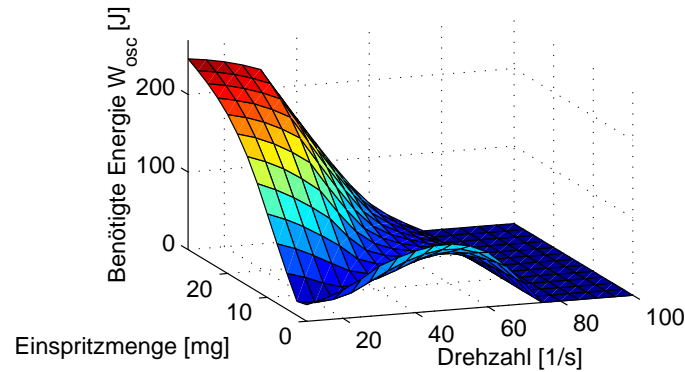
## 7.4 Auslegung des Zwischenkreiskondensators

Wesentlich für ein optimales Arbeiten der Kompensation ist die Möglichkeit der Energiespeicherung. Diese dient der Pufferung der bei Drehmoment-Überschuss gewonnenen Energie bis zu deren Rückspeisung im Drehmoment-Tal derselben Periode. Aus Gründen des Wirkungsgrads kommt dafür derzeit nur der Zwischenkreiskondensator im Umrichter in Betracht, wie auch in [77] beschrieben. Im Folgenden wird aus den vorangegangenen Berechnungen die jeweils zu speichernde Energie bestimmt, woraus sich die Dimensionierung des Kondensators ableiten lässt.

Analog zu Gl. (7.1) und (7.2) kann die während einer Periode zu speichernde Energie  $W_{osc}$  bestimmt werden zu

$$W_{osc} = \frac{1}{2} \int_0^T P_{osc} dt = \frac{1}{2} P_{osc} T \approx \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \omega_{eng}(k) |M_{osc}(k)| \Delta t \quad (7.4)$$

Abbildung 7.10 zeigt die im oben definierten Betrieb benötigte Kompensationsenergie pro Periode der Drehmomentschwingung. Der größte Energiebedarf tritt bei niedrigster Drehzahl und hoher Last auf und liegt bei ca.  $W_{oscmax} = 246 J$ . Die Wirkung der Drehmomentbegrenzung zeigt sich in diesem Bereich durch eine Sättigung der Kennfläche für den Energiebedarf.



**Abb. 7.10:** Bedarf der Energiespeicherung im Zwischenkreis

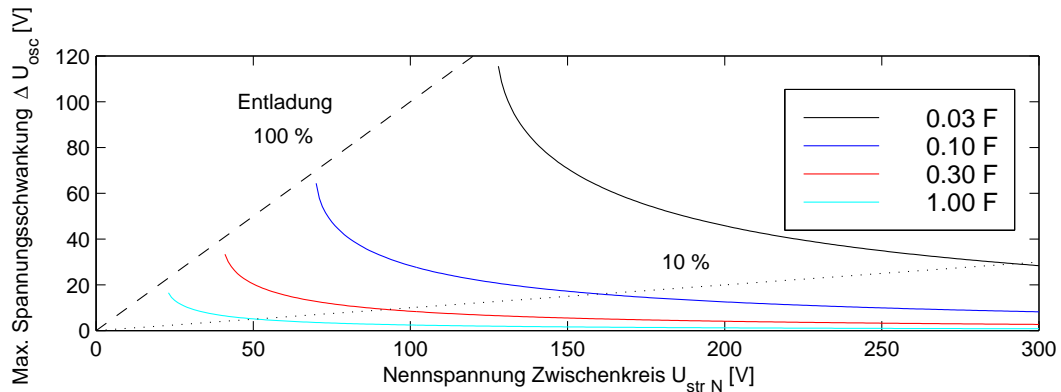
Ausgehend vom maximalen Energiebedarf  $W_{oscmax}$  werden im Folgenden grundsätzliche Überlegungen zur Dimensionierung des Zwischenkreiskondensators angestellt. Die Nennspannung  $U_{strN}$  des Zwischenkreises ist durch den verwendeten Umrichter und seine Leistungshalbleiter vorgegeben. Da zur Schwingungstilgung keine Energie aus der Bordbatterie entnommen werden soll, schwankt die Zwischenkreisspannung innerhalb einer Periode der Drehmomentschwingung je nach Kapazität  $C$  des Kondensators unterschiedlich stark.  $U_{strmin}$  sei die niedrigste zulässige Spannung im Zwischenkreis. Dies muss bei der Auslegung und Ansteuerung des Umrichters berücksichtigt werden. Die max. Spannungsschwankung  $\Delta U_{oscmax}$  ergibt sich aus dem Energiegehalt des Kondensators zu

$$W_{oscmax} = C \int_{U_{strmin}}^{U_{strN}} U dU = \frac{1}{2} C (U_{strN}^2 - U_{strmin}^2) \quad (7.5)$$

$$\Delta U_{oscmax} = U_{strN} - U_{strmin} = U_{strN} - \sqrt{U_{strN}^2 - \frac{2W_{oscmax}}{C}} \quad (7.6)$$

Für Kondensatoren mit der Kapazität 0.03, 0.1, 0.3 und 1.0 F ist die maximale Spannungsschwankung bei Zwischenkreisspannungen bis 300 V in Abb. 7.11 gezeigt. Die theoretische Grenze vollständiger Entladung (—) kann in der Praxis u.a. aufgrund der induzierten Gegenspannung des Startergenerators bei weitem nicht ausgenutzt werden. Für eine ausreichend hohe Dynamik erscheint vielmehr z.B. eine 10%-Entladung (· · ·) eine sinnvolle Grenze darzustellen.

So ist z.B. bei einer Nennspannung des Zwischenkreises von  $U_{strN} = 162 V$  ein Kondensator mit  $C = 100\,000 \mu F$  vorzusehen, um einen maximalen Spannungsabfall um 10% auf  $U_{strmin} = 146 V$  sicherzustellen.



**Abb. 7.11:** *Max. Spannungsschwankung im Zwischenkreis bei verschiedener Kondensator-Kapazität mit Linien für vollständige (—) und für 10% Entladung (···)*

## 7.5 Erweiterte Anwendungen und Randbedingungen

Neben der genannten Anwendung sind weitere Optionen möglich, wie z.T. bereits in [77] genannt. Ebenso sind je nach Einsatz weitere Randbedingungen zu berücksichtigen. Beides detailliert darzustellen, würde den Rahmen dieser Arbeit überschreiten. Daher sind die folgenden Ausführungen als Anregung sowie als Checkliste für die Implementierung gedacht.

### Verbrauchsreduktion im Leerlauf

Der Leerlauf stellt einen ausgesprochenen Teillast-Betriebspunkt dar. Bei Ottomotoren entstehen durch die Drosselung der Luftzufuhr Ladungswechsel-Verluste, die durch Abgasrückführung nur begrenzt verringert werden können, da stets eine sichere Zündung gewährleistet sein muss.

- Obwohl die Kompensation der verbrennungsmotorischen Drehmomentschwungung mit elektrischen Verlusten verbunden ist, besteht im Leerlauf sogar ein Potential zur Einsparung von Kraftstoff: Durch die Kompensation wird die Drehzahlschwankung des Verbrennungsmotors reduziert. Somit könnte eine niedrigere Leerlaufdrehzahl gewählt werden, ohne dass der Verbrennungsmotor abstirbt. Die Kompensation wirkt dabei als „virtuell vergrößerte Trägheit“. Dadurch verringern sich dann die Ladungswechsel-Verluste sowie die Reibungsverluste.

- Für Teillast-Betriebspunkte wird zunehmend die Möglichkeit einer Zylinderabschaltung genutzt, um weniger Zylinder mit höherem Wirkungsgrad zu betreiben. Wegen der entstehenden Drehmoment-Lücken ist dies bisher nicht im Leerlauf einsetzbar. Wird jedoch im Leerlauf ein separater Parametersatz für das HANN aktiviert, kann auch dort ein verbesserter Gleichlauf des Verbrennungsmotors erzielt und damit der Vorteil einer Zylinderabschaltung genutzt werden.

### Optimierung und Implementierung der Ausblendungsfunktion

- In der obigen Berechnung wurde die Ausblendungsfunktion stückweise linear angesetzt, wodurch z.T. eine höhere Tilgung erzielt wurde als erforderlich. Wird eine optimierte Ausblendungsfunktion dagegen als nichtlineares Kennfeld angesetzt, kann der Kompensationsgrad in jedem Betriebspunkt so vorgegeben werden, dass eine maximal zulässige Drehzahlschwankung  $\Delta\omega_{osc}$  genau eingehalten wird und unnötige Verluste durch zu hohe Tilgung vermieden werden.
- Auch mit den in diesem Abschnitt behandelten Randbedingungen kann der Einsatz eines HANN zur Kompensation der Drehmomentschwungung online erfolgen. Alternativ ist es jedoch möglich, die Identifikation nur während der Applikationsphase durchzuführen, die gewonnenen Parameter abzuspeichern und im regulären Betrieb daraus die Stellgröße zur Kompensation zu synthetisieren. Die Wirkung der Ausblendungsfunktion kann in den Parametern des HANN bereits berücksichtigt werden.

### Wechselwirkung mit Generator- und Boosterfunktion

Da der Startergenerator im Fahrbetrieb das elektrische Bordnetz des Fahrzeugs speist, kann er bei hohem Leistungsbedarf eher seine generatorische Stellgrenze erreichen als bei reiner Schwingungstilgung. Soll dennoch der jeweils maximal mögliche Stellbereich zur Schwingungstilgung verwendet werden, ist eine variable Begrenzung des Kompensationsmoments (wie mit der Struktur in Abb. 4.7 möglich) einzusetzen. In analoger Weise muss ein eventueller Booster-Betrieb des Startergenerators berücksichtigt werden.



## 8 Analyse der Drehmoment-schwingung zur Diagnose und Zylindergleichstellung

Das in den vorigen Kapiteln beschriebene Verfahren zur Identifikation periodischer Signale kann außer zur adaptiven Tilgung auch zur Analyse und Fehlererkennung bzw. Fehlerbehebung herangezogen werden. Bezogen auf Drehmomentschwingungen an der Kurbelwelle ermöglicht dies die Überwachung und Diagnose des Verbrennungsmotors, um einen asymmetrischen Betrieb der Zylinder zu erkennen. Dabei werden nicht-stochastische Störungen erfasst, wie sie z.B. durch das Zusetzen eines Einspritzventils, durch ungleichmäßige Druckausbreitung im Verteiler (Rail) oder durch verzögerte Ansprache eines Ventils entstehen können. [55]

Das im Folgenden vorgestellte Verfahren erlaubt sowohl eine Lokalisierung der besagten Abweichungen als auch eine quantitative Aussage über deren Stärke. Diese Information kann in einem weiteren Schritt dazu verwendet werden, die aufgetretene Asymmetrie zu korrigieren. Dabei spricht man von *Zylindergleichstellung*.

Im nachfolgenden Abschnitt werden zunächst verschiedene Formen der Asymmetrie analysiert, um eine Systematik der Diagnose zu entwickeln. Die dafür verwendete Information über Phase und Amplitude bestimmter Frequenzen in der Drehmomentschwingung des Verbrennungsmotors kann grundsätzlich mittels Fouriertransformation gewonnen werden oder durch Online-Identifikation mit einem Harmonisch Aktivierten Neuronalen Netz.

### 8.1 Analyse des asymmetrisch betriebenen Verbrennungsmotors

Die Drehmomentschwingung an der Kurbelwelle ist beim idealen Verbrennungsmotor mit dem Abstand der Zündzeitpunkte periodisch. Tritt eine nicht-stochastische Ungleichförmigkeit zwischen den Zylindern auf, wird dieser Drehmomentschwingung eine weitere Schwingung überlagert, die über zwei Umdrehungen der Kurbelwelle periodisch ist. Daher lassen sich beide Anteile über die jeweils unterschiedlichen beteiligten Ortsfrequenzen voneinander trennen.

Bei der Betrachtung der Frequenzanteile ergibt sich dabei die Notwendigkeit, eine eindeutige Bezugsfrequenz festzulegen. Da die Winkelmessung an der Kurbelwelle erfolgt, werden im Weiteren alle Frequenzen auf die Drehzahl der Kurbelwelle bezogen, angegeben durch den Index  $k$  der Fourierkoeffizienten  $c_k$ . So entspricht z.B. der Koeffizient  $c_2$  der doppelten Drehzahl und damit der Zündfrequenz eines Vierzylinder-Motors, und  $c_{0.5}$  der halben Drehzahl und damit der Zyklusfrequenz eines Viertakt-Motors.

Bei der weiteren Analyse ist zu beachten, dass die Drehmomentschwingung anstatt auf die Zeit bereits auf den Kurbelwellenwinkel bezogen ist, wobei dieser jedoch nicht mit der Phasenlage der Frequenzanteile zu verwechseln ist. Die Umrechnung von der Phasenlage  $\psi_k$  der  $k$ -ten Frequenzkomponente auf die zugehörige Winkellage  $\varphi_{eng k}$  ihres Maximums bezogen auf die Kurbelwelle erfolgt mit

$$\varphi_{eng k} = \frac{1}{k} \cdot \psi_k \quad (8.1)$$

Im Sinne der Analyse lassen sich nun die an der Drehmomentschwingung beteiligten Ortsfrequenzen in drei Gruppen gliedern. Dabei gibt  $z$  die Anzahl der Zylinder an.

**Grundschwingung** sei die winkelbezogene Frequenz  $k = z/2$  der Zündzeitpunkte.

**Harmonische** seien alle höheren Ordnungen  $k \in \{2z/2, 3z/2, 4z/2, \dots\}$  der Zündfrequenz.

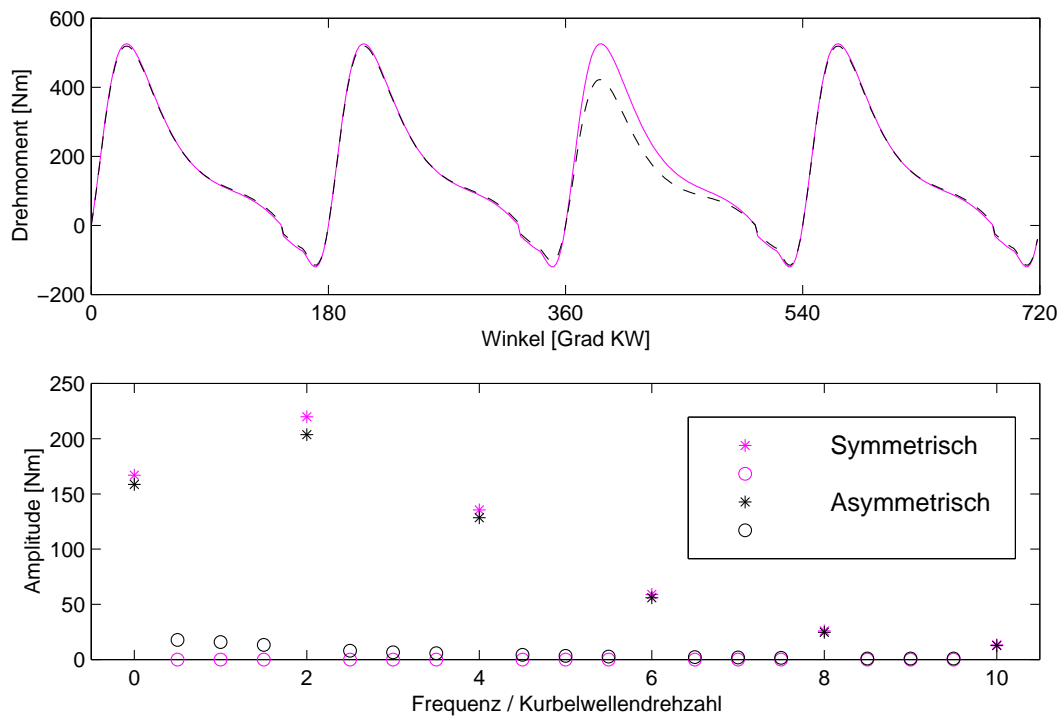
**Subharmonische** seien alle Frequenzen  $k \in \{1/2, 2/2, \dots, (z-1)/2\}$  unterhalb der Grundschwingung, die periodisch mit der Zyklusfrequenz sind.

Hinzu kommen des Weiteren der Gleichanteil sowie Vielfache der Subharmonischen, die nicht gleichzeitig zur Gruppe der Harmonischen gehören.

Um eine Vorstellung der Frequenzanteile im Drehmoment eines Vierzylinder-Ottomotors zu bekommen, sind in Abb. 8.1 die entsprechenden Verläufe und Frequenzspektren im symmetrischen und im asymmetrischen Betrieb gegenübergestellt.

Im symmetrischen Betrieb (—) sind nur der Gleichanteil (Frequenz Null), die Grundschwingung und deren Vielfache (\*) von Null verschieden; die Subharmonischen und deren Vielfache (o) verschwinden. Im asymmetrischen Betrieb (-, \*, o) dagegen treten zusätzlich Subharmonische bei den Frequenzen  $1/2, 2/2$  und  $3/2$  auf. Deren Vielfache (bei Frequenzen von  $5/2, 6/2, 7/2, \dots$ ) werden zunächst aufgrund ihrer geringen Amplitude vernachlässigt.





**Abb. 8.1:** Drehmomentverläufe sowie Amplitude des Frequenzspektrums eines Vierzylinder-Ottomotors bei Vollast (30 mg pro Hub), Formfaktor  $c_2 = 2$  und Drehzahl  $20 \text{ s}^{-1}$

## 8.2 Systematik der Fehlerdiagnose

Wie gezeigt, lässt sich die Drehmomentschwingung des Verbrennungsmotors in ihre Fourierkoeffizienten  $c_k$  zerlegen. Aus diesen lassen sich wiederum bestimmte Teilsignale für verschiedene Aufgabenstellungen rekonstruieren:

- Zur Kompensation von Drehmomentschwingungen wird die Grundschwingung mit ihren Harmonischen ausgewertet und invers aufgeschaltet.

$$M_{comp}(\varphi_{eng}) = \sum c_k \exp(jk \varphi_{eng}) \quad \text{mit} \quad k \in \left\{ \frac{z}{2}, \frac{2z}{2}, \frac{3z}{2}, \dots \right\}$$

- In gleicher Weise kann nun auch ein Teilsignal ermittelt werden, das die Asymmetrie der Zylinder beschreibt. Dazu werden die Subharmonischen ausgewertet sowie ggf. deren Vielfache, die nicht gleichzeitig Vielfache der Grundschwingung sind.

$$M_{asym}(\varphi_{eng}) = \sum c_k \exp(jk \varphi_{eng}) \quad \text{mit} \quad k \in \left\{ \frac{1}{2}, \frac{2}{2}, \dots \right\} \setminus \left\{ \frac{z}{2}, \frac{2z}{2}, \dots \right\}$$

### Beispiele für den asymmetrischen Betrieb

Der zuletzt genannte Fall soll nun bei Abweichung jeweils eines bzw. zweier Zylinder veranschaulicht werden (Einfach- und Doppelfehler), wobei diese Analyse analog auch für weitere kombinierte Abweichungen anwendbar ist. Abbildung 8.2 zeigt links Drehmomentverläufe (—) eines Vierzylinder-Ottomotors bei hoher Last, wobei jeweils ein Zylinder ein um 20 % vermindertes Drehmoment gegenüber dem Sollwert liefert. Das Spitzendrehmoment im fehlerfreien Betrieb ist ebenso aufgetragen (···). Abbildung 8.3 zeigt zudem einige kombinierte Abweichungen zweier Zylinder von jeweils 10 % in entgegengesetzte Richtungen.

Um die Asymmetrie des Motors zu analysieren, wird die aufgenommene Drehmomentschwingung zunächst durch Fouriertransformation in die zugehörigen Koeffizienten  $c_k$  zerlegt, die ihre einzelnen Frequenzanteile beschreiben. Das aus den Subharmonischen rekonstruierte Asymmetriesignal ist zusätzlich in der linken Spalte der Abbildungen (—) aufgetragen.

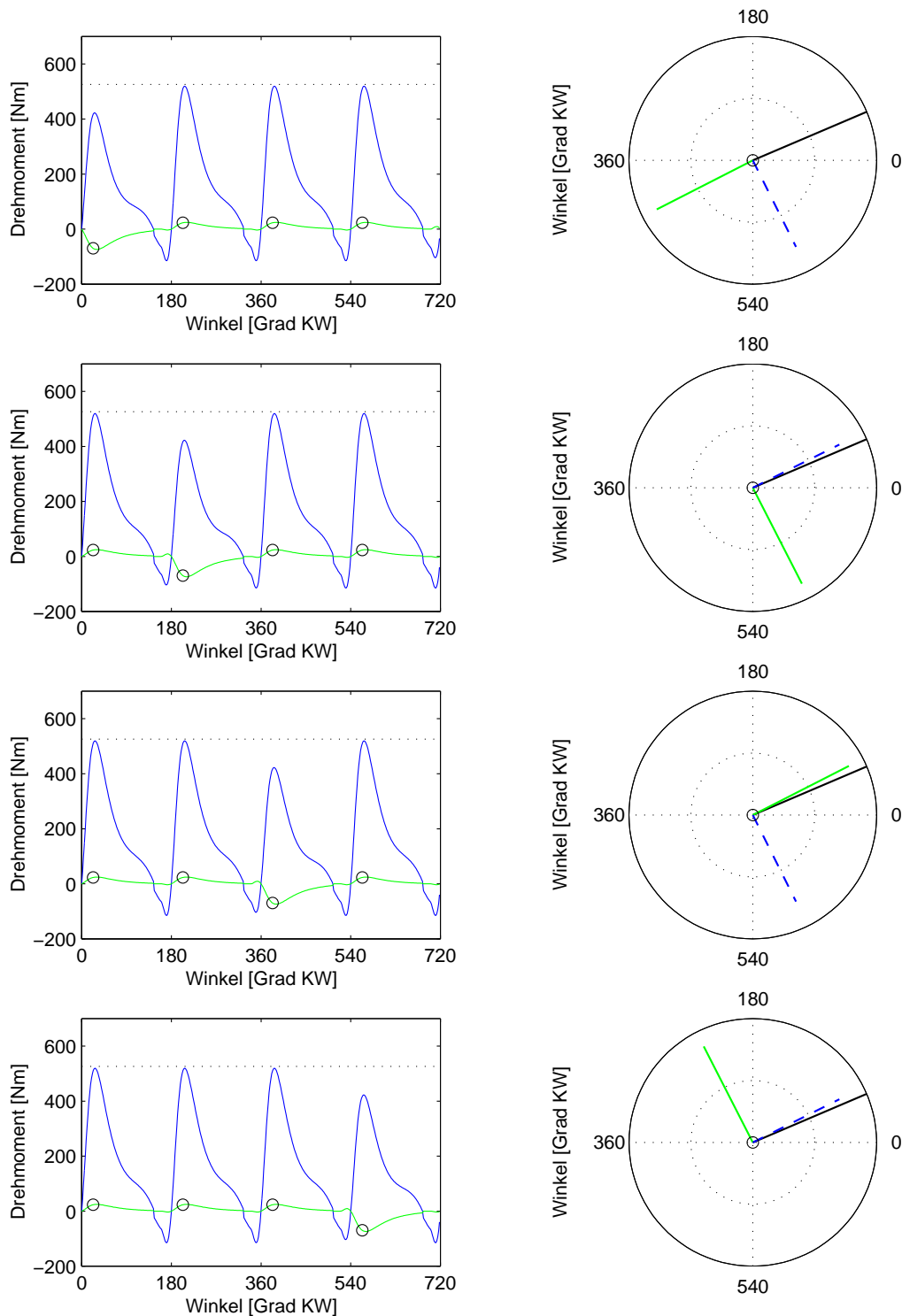
In der rechten Spalte der genannten Abbildungen sind die zugehörigen Zeiger der ersten beiden Subharmonischen umgerechnet auf den Kurbelwellenwinkel dargestellt. Die Länge der Zeiger ist auf die Amplitude der Grundschwingung normiert. Der äußere Rand der Zeigerkreise entspricht dabei 10 % der Grundschwingungs-Amplitude.

### Diagnose

Ausgehend von der Phasenlage der Subharmonischen im rechten Teil der Abbildungen soll nun eine Systematik zur Erkennung verschiedener Fehlerzustände entwickelt werden. Dabei werden Einfach- und Doppelfehler betrachtet. Damit ergeben sich bei einem Vierzylinder-Motor acht verschiedene Einfachfehler sowie 24 Doppelfehler, die es zu unterscheiden gilt. Zu diesem Zweck werden folgende vier Größen ausgewertet:

$$\begin{aligned} \psi_{0.5} &= \angle \{c_{0.5}\} - \angle \{c_2\} & A_{0.5} &= \frac{|c_{0.5}|}{|c_2|} \\ \psi_1 &= \angle \{c_1\} - \angle \{c_2\} & A_1 &= \frac{|c_1|}{|c_2|} \end{aligned}$$

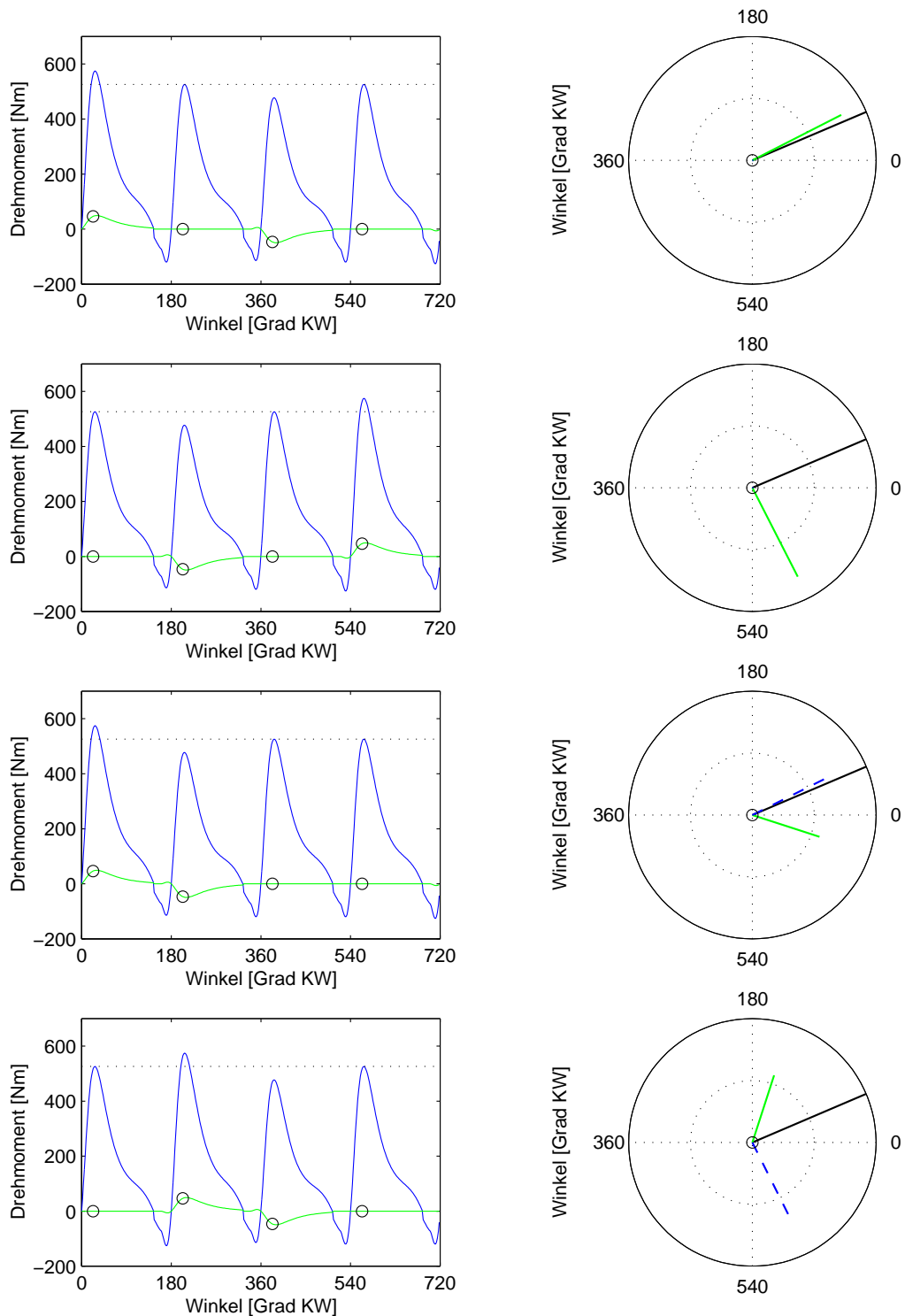
Der Bezug auf Amplitude und Phase der Grundschwingung (hier  $c_2$ ) macht Ergebnisse bei unterschiedlichen Lastzuständen und Drehzahlen vergleichbar. Bei niedrigen Drehzahlen kann diese Grundschwingung aufgrund der dominierenden Gaskräfte direkt aus den identifizierten Koeffizienten gewonnen werden. Oberhalb dieses Drehzahlbereichs muss bei dominierenden Massenkräften ein Winkel von ca.  $180^\circ/z$  als Referenz für den Schwerpunkt der Verbrennung vorgegeben werden.



**Abb. 8.2:** Asymmetrie bei verringerter Leistung eines Zylinders

Linke Spalte: Drehmomentverlauf (—) und rekonstruiertes Asymmetrie-Signal (—) mit Auswertepunkten (o)

Rechte Spalte: Phasenlage der Grundschwingung (—) sowie der ersten (—) und zweiten (—) Subharmonischen



**Abb. 8.3:** Asymmetrie bei kombinierten gegenläufigen Abweichungen

Linke Spalte: Drehmomentverlauf (—) und rekonstruiertes Asymmetrie-Signal (—) mit Auswertepunkten (o)

Rechte Spalte: Phasenlage der Grundschwingung (—) sowie der ersten (—) und zweiten (—) Subharmonischen

Alle betrachteten Einfach- und Doppelfehler sind in der folgenden Tabelle zusammengefasst. Ein erhöhtes Drehmoment des zweiten Zylinders sei mit 2+ bezeichnet, etc. Zur Auswertung genügen dabei die Subharmonischen mit den Koeffizienten  $c_{0.5}$  und  $c_1$ , die der halben und der Kurbelwellendrehzahl entsprechen. Die Winkelangaben der Tabelle sind als Richtwerte zu verstehen, da die Drehmomentabgabe des fehlerhaften gegenüber den fehlerfreien Zylindern aufgrund der Kinematik des Kurbeltriebs nicht linear skaliert ist.

Analyse	$\psi_1 \approx 0^\circ$	$\psi_1 \approx -180^\circ$	$A_1 \ll 1$
$\psi_{0.5} \approx 0^\circ$	1+	3-	1+ 3-
$\psi_{0.5} \approx 90^\circ$	1+ 4-	2+ 3-	1+ 2+
			3- 4-
$\psi_{0.5} \approx 180^\circ$	4-	2+	2+ 4-
$\psi_{0.5} \approx 270^\circ$	3+ 4+	1- 2+	2+ 3+
			1- 4-
$\psi_{0.5} \approx 360^\circ$	3+	1-	1- 3+
$\psi_{0.5} \approx 450^\circ$	2- 3+	1- 4+	3+ 4+
			1- 2-
$\psi_{0.5} \approx 540^\circ$	2-	4+	2- 4+
$\psi_{0.5} \approx 630^\circ$	1+ 2-	3- 4+	1+ 4+
			2- 3-
$A_{0.5} \ll 1$	1+ 3+	2+ 4+	fehlerfrei
	2- 4-	1- 3-	

Des Weiteren ist die Zusammensetzung von Mehrfachfehlern bereits beim Übergang von Einfach- zu Doppelfehlern anschaulich nachvollziehbar. Wird z.B. ein Winkel von  $\psi_{0.5} = 90^\circ$  als Mittel zwischen  $0^\circ$  und  $180^\circ$  verstanden und damit als Kombination der Fehler bei den Winkeln  $\psi_{0.5} = 0^\circ$  und  $180^\circ$ , findet man das entsprechende Ergebnis auch in der Zeile für  $90^\circ$  in der Tabelle. In gleicher Weise kann auch der Übergang von  $\psi_1 = 0^\circ$  zu  $-180^\circ$  über die Amplitude  $A_1 = 0$  interpretiert werden. Zusätzlich kann über die genaue Phasenlage und Amplitude der Subharmonischen auch eine Aussage über die relative Gewichtung der einzelnen Abweichungen innerhalb eines Mehrfachfehlers getroffen werden.

Da die einzelnen Terme einer Fourierreihe (mit Ausnahme des Gleichanteils) mittelwertfrei sind, müssen sich die detektierten Abweichungen aller Zylinder zu Null

aufsummieren. Die Fehlererkennung bezieht sich daher immer auf das tatsächliche mittlere Drehmoment, unabhängig davon, ob dieses durch die Abweichung verändert wird oder nicht. Daher können Fehler, die zu gleichen relativen Abweichungen der Drehmomentschwingung führen, ohne Auswertung des mittleren Drehmoments nicht unterschieden werden, wie z.B. die Doppelfehler  $1+ 2+$  gegenüber  $3- 4-$ .

Die Erkennung eines abweichenden mittleren Drehmoments ist nur durch das Steuergerät möglich. Dann gilt in den doppelt belegten Feldern der Diagnosetabelle bei Drehmomentüberschuss jeweils der obere, bei vermindertem Drehmoment jeweils der untere Eintrag. Im Gegensatz zur Identifikation und Diagnose kann eine Korrektur des mittleren Drehmoments nur durch eine übergeordnete Struktur (z.B. Drehmoment-Regler im Steuergerät oder Fahrer) erfolgen. Eine Korrektur im Rahmen einer Drehmoment-Schwingungstilgung ist weitgehend ausgeschlossen, da diese mit einer ausgeglichenen Energiebilanz arbeiten soll.

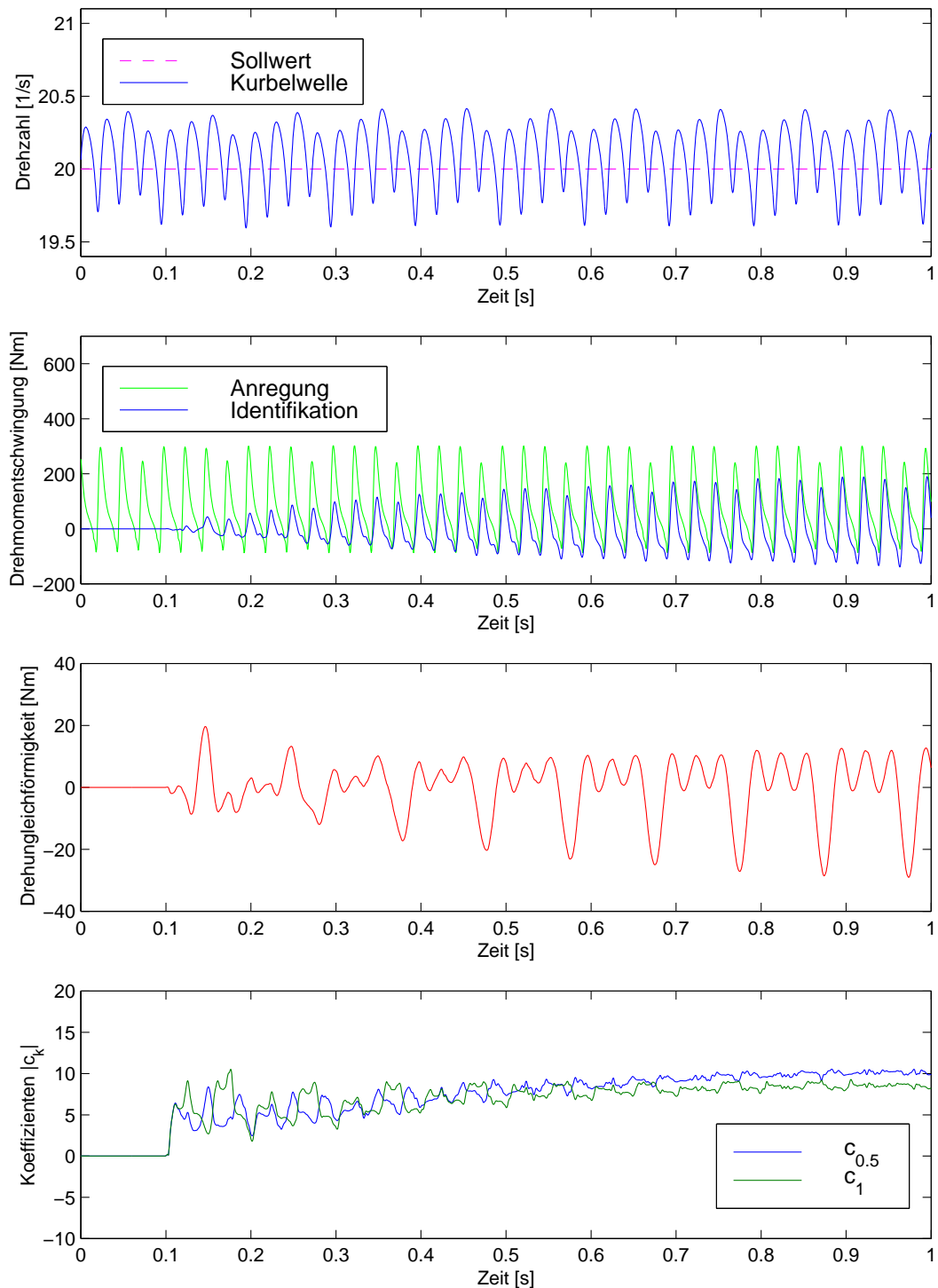
Für andere Zylinderzahlen  $z$  sind die obigen Ergebnisse entsprechend abzuwandeln, da sich dann Anzahl und Abstand der Winkel für die Diagnose ändern. Auch müssen bei einer größeren Anzahl betrachteter Fehler ggf. mehr Subharmonische zur Analyse ausgewertet werden (z.B. wenn Drei- und Mehrfachfehler erkannt werden sollen).

Damit können durch die Analyse der grundschwingungsfremden Frequenzanteile sowohl fehlerhafte Zylinder lokalisiert werden, als auch die Größe der Fehler abgeschätzt werden. Mit dieser Information ist es dann möglich, korrigierend einzugreifen. Dabei sind im regelungstechnischen Sinn Übertragungseigenschaften und insbesondere Totzeiten zu beachten, die sowohl durch das HANN als auch durch den gewählten Korrekturmechanismus bedingt sind. Wird die Wirkung der Drehmomentanteile der einzelnen Zylinder bedingt durch die Torsion der Kurbelwelle mit unterschiedlicher Amplitude erfasst, ist für eine genaue (d.h. quantitative) Diagnose zusätzlich ein Abgleich der Koeffizienten  $c_{0,5}$  und  $c_1$  über Referenzmesswerte erforderlich.

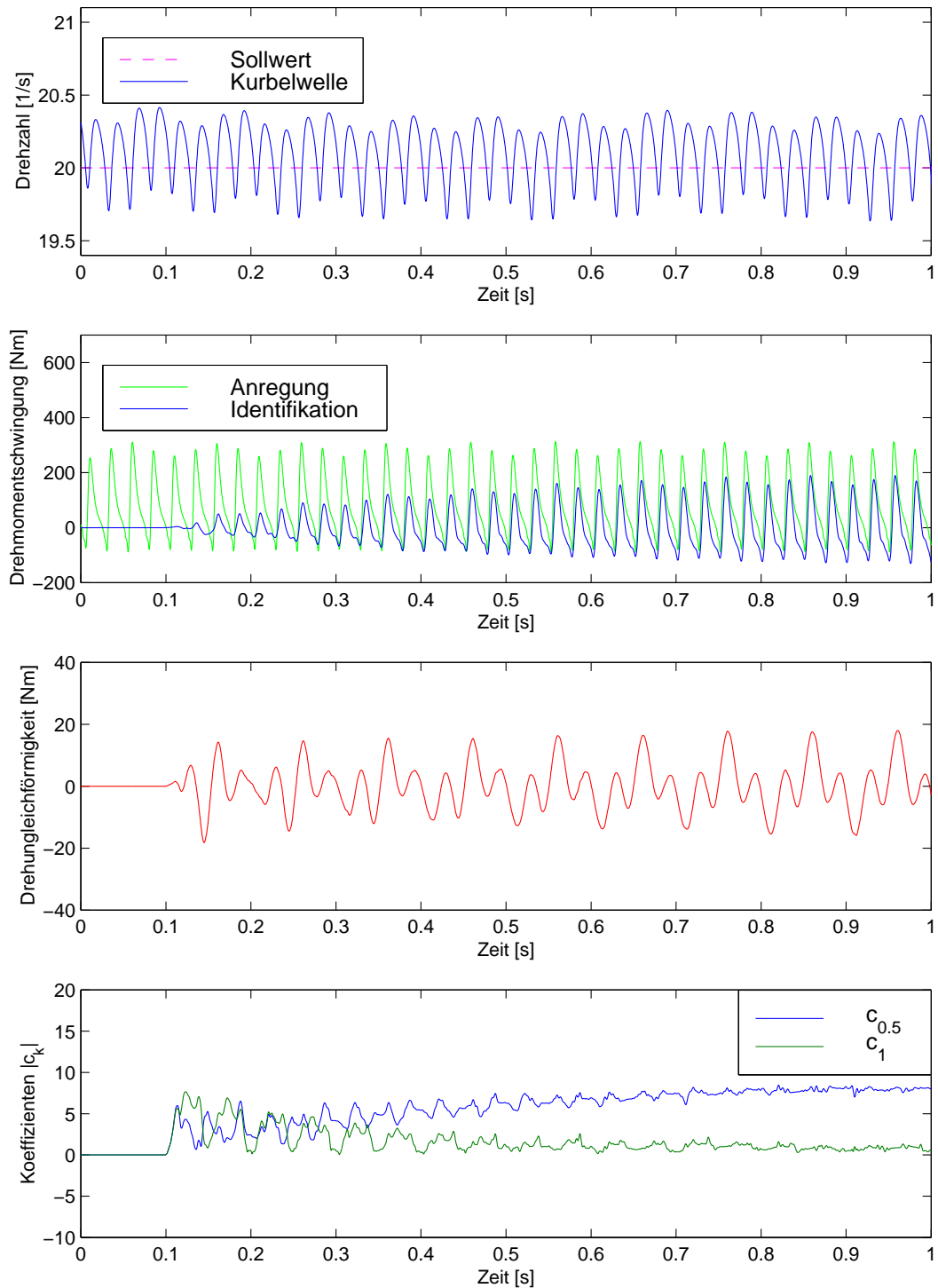
### Analyse mit Harmonisch Aktiviertem Neuronalem Netz

Zur allgemeinen Herleitung wurden Amplitude und Phase der oben betrachteten Subharmonischen mittels Fouriertransformation berechnet. Zur Durchführung einer Online-Diagnose werden die Koeffizienten im Folgenden mit einem HANN bestimmt.

Die Identifikation soll bei einem Einfach- und einem Doppelfehler durchgeführt werden. Abbildung 8.4 zeigt den Verlauf bei um 20 % verringertem Drehmoment des dritten Zylinders, Abb. 8.5 bei um jeweils 10 % erhöhtem Drehmoment des vierten und vermindertem Drehmoment des zweiten Zylinders. Jeweils im unteren Graphen ist der Verlauf der Koeffizienten  $c_{0,5}$  und  $c_1$  gezeigt. In Abbildung 8.6 ist die Phasenlage der in beiden Fällen identifizierten Subharmonischen dargestellt.



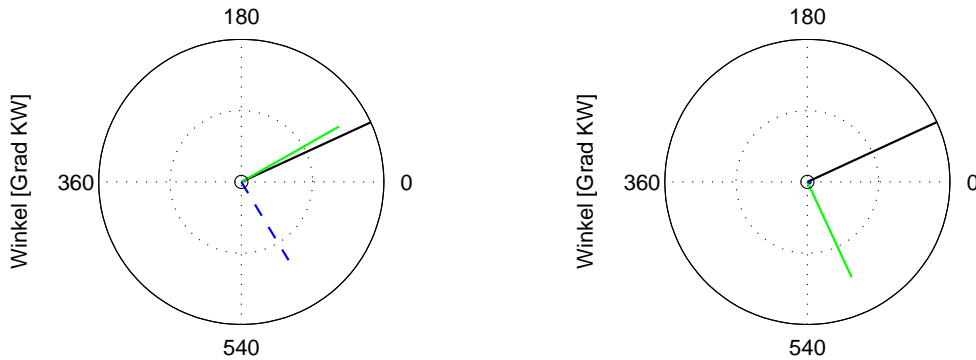
**Abb. 8.4:** Identifikation am asymmetrisch betriebenen Motor mittels HANN bei um 20% verminderter Leistung eines Zylinders (Fehler 3–)



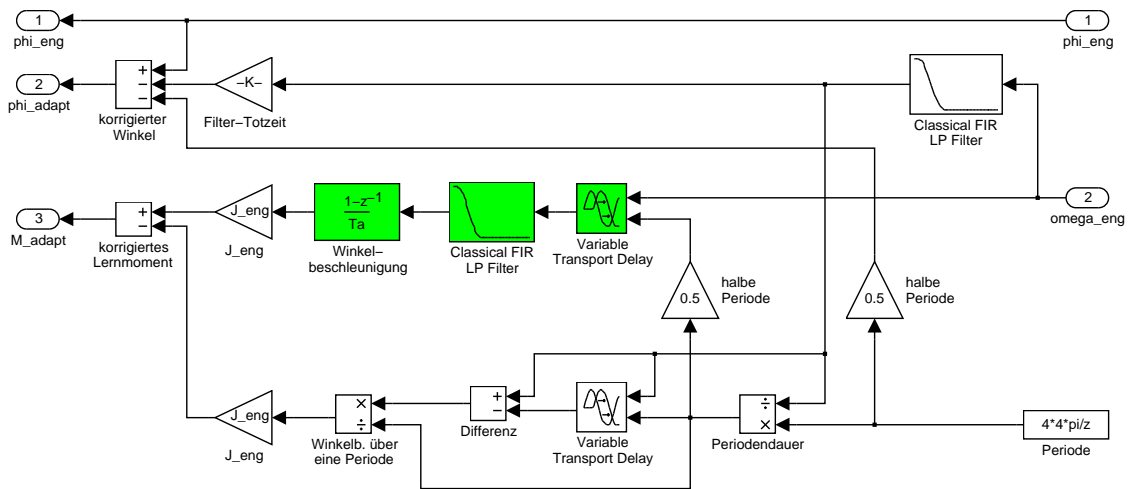
**Abb. 8.5:** Identifikation am asymmetrisch betriebenen Motor mittels HANN bei um 10% gegengleich veränderter Leistung zweier Zylinder (Fehler 2– 4+)



Die Periode zur Beschleunigungskorrektur wird auf zwei Umdrehungen der Kurbelwelle erhöht, um die Differenzen zwischen den einzelnen Zylindern nicht fälschlicherweise als kurzzeitige Beschleunigung zu interpretieren.



**Abb. 8.6:** Identifikationsergebnis am asymmetrisch betriebenen Motor: Fehler 3– (links) und Fehler 2– 4+ (rechts), Phasenlage der Grundschiwingung (—) sowie der ersten (—) und zweiten (--) Subharmonischen



**Abb. 8.7:** Ausschnitt der Signalverarbeitung mit optimierter Anordnung der Zeitverzögerung (hervorgehobene Blöcke)

Bei der Identifikation tritt zunächst ein deutliches Schwingen der Koeffizienten der Subharmonischen auf, das auf die Umsetzung der Beschleunigungskorrektur zurückzuführen ist. Diese verwendet einen Block zur Darstellung variabler Totzeiten, dessen Ausgangswerte entsprechend interpoliert werden. Aufgrund der mit der Drehzahl schwankenden Zeitverzögerung ergibt sich eine Störung, die bei den geringen Amplituden der Subharmonischen ins Gewicht fällt. Als Abhilfe wird die Zeitverzögerung vor das FIR-Filter und die numerische Differentiation verlegt. Die hervorgehobenen Blöcke in Abb. 8.7 zeigen die zugehörige Implementierung in einem Ausschnitt der Signalverarbeitung im Vergleich zu Abb. 5.11 bei der Identifikation.

Die Ergebnisse in Abb. 8.4 und 8.5 sind mit dieser modifizierten Signalverarbeitung aufgenommen; ein Schwingen der Koeffizienten im gelernten Zustand wird so weitgehend vermieden.

Das HANN eignet sich somit zur Diagnose nicht-stochastischer Zylinderungleichförmigkeit. Häufige Zündaussetzer eines Zylinders stellen dabei einen Spezialfall für vermindertes Drehmoment des betroffenen Zylinders dar und können dementsprechend ebenfalls durch das HANN identifiziert werden.

Im Gegensatz zur direkten Auswertung von Drehzahländerungen unterdrückt das HANN durch seine Tiefpass-Charakteristik stochastische Effekte, wie sie z.B. durch generelle Laufunruhe eines Motors oder durch Rückwirkungen von Antriebsstrang und Fahrbahn auf die Kurbelwelle entstehen können. Zudem filtert das HANN prinzipbedingt auch alle periodischen Signalanteile heraus, deren Frequenz nicht synchron mit der Zündfrequenz ist. Beides bewirkt eine erhöhte Aussagesicherheit der Diagnose und vermeidet störungsbedingte Fehlinterpretationen.

### 8.3 Zylindergleichstellung

Nach der Analyse der Zylinderungleichförmigkeit zum Zweck der Diagnose wird nun ein Ansatz zur Zylindergleichstellung vorgestellt, um bei einer erkannten ungleichförmigen Drehmomentabgabe einzelner Zylinder korrigierend einzugreifen. Das verwendete Verfahren baut auf der bereits bekannten Identifikations- und Kompensationsstruktur des HANN auf. Daher besteht die Aufgabe bei der Zylindergleichstellung vor allem darin, aus den vom HANN identifizierten Koeffizienten geeignete Stellsignale zu erzeugen. Für den Korrekturingriff bestehen verschiedene Möglichkeiten zur Aufschaltung dieser Signale.

#### Generierung der Korrektursignale

Im symmetrischen Betrieb des Verbrennungsmotors kann bei der Kompensation der Drehmomentschwingung ein rekonstruiertes und im Wesentlichen *kontinuierliches* und winkelabhängiges Signal zur inversen Aufschaltung verwendet werden, da auch eine kontinuierliche Eingriffsmöglichkeit über den Startergenerator besteht. Im vorliegenden Fall jedoch muss die Asymmetrie auf *diskrete* Stellgrößen abgebildet werden, die jeweils einem Zylinder zugeordnet werden können.

Die betrachtete Asymmetrie der Zylinder bewirkt eine Modulation der Grundschwingung, die vom Verlauf der Verbrennung in den einzelnen Zylindern abhängt. Die Ungleichförmigkeit des Drehmoments tritt deshalb am stärksten in den Bereichen des Kurbelwellenwinkels mit maximalen Gaskräften auf.

Analog zur Kompensation der Drehmomentschwingung wird nun ein Asymmetriesignal aus den identifizierten Koeffizienten der Subharmonischen rekonstruiert und für die  $z$  verschiedenen Winkellagen der Maxima der Gaskräfte ausgewertet (in Abb. 8.2 und 8.3 links mit  $\circ$  markiert). Im unteren Drehzahlbereich des Motors wird dazu der Phasenwinkel  $\varphi_2 = \angle \{c_2\}$  der Grundschiwingung auf den Kurbelwellenwinkel umgerechnet und für jeden Zylinder der entsprechende Winkelversatz addiert. Bei dominierenden Massenkräften wird  $\varphi_2 = \pi/z$  gesetzt. Die Auswertung der Subharmonischen erfolgt dann zu den so bestimmten Winkellagen.

$$M_{gleich\ n} = \sum_{k=1/2}^{(z-1)/2} c_k \exp \left( j k \frac{2}{z} \varphi_2 - j k \frac{4\pi}{z} (n-1) \right) \quad (8.2)$$

Damit erhält man ein Maß für die bestehende Abweichung  $M_{gleich\ n}$  des  $n$ -ten Zylinders vom mittleren Drehmoment. Auch hierbei kann ein zusätzlicher Abgleich der verwendeten Koeffizienten  $c_k$  über Referenzmessungen sinnvoll sein, um eine unterschiedliche Erfassung der einzelnen Zylinder bedingt durch die Torsion der Kurbelwelle zu kompensieren.

### Mögliche Korrekturingriffe

Die so ermittelten Differenzdrehmomente können nun zur Korrektur am jeweiligen Zylinder invers aufgeschaltet werden, wofür sich verschiedene Möglichkeiten anbieten. Grundsätzlich eignet sich ein Eingriff über die Einspritzmenge sowie über den Zündzeitpunkt (Ottomotor) bzw. Einspritzbeginn (Dieselmotor). Nicht betrachtet werden sollen dagegen Möglichkeiten zur zylinderindividuellen Einstellung der Luftfüllung, wie sie nur in speziellen Motoren eingesetzt werden (z.B. mittels Einzel-Drosselklappen oder vollvariabler Ventilsteuerung).

Der Korrekturingriff selbst kann additiv oder multiplikativ erfolgen. Die Möglichkeit zur Korrektur und die Wahl einer geeigneten Variante wird von den zu erwartenden oder anderweitig<sup>1</sup> erkannten Ursachen einer Zylinderungleichförmigkeit bestimmt:

- Ist als Ursache der abweichenden Leistungsabgabe eines Zylinders das zugehörige **Einspritzventil** anzunehmen (z.B. durch Verschleiß oder Zusetzen der Düse [55]), sollte der Eingriff zur Zylindergleichstellung auch über die Einspritzventile erfolgen.

---

<sup>1</sup>Eine hier nicht behandelte Unterscheidungshilfe können bereits implementierte Diagnosefunktionen des Steuergeräts bieten oder eine Korrelationsanalyse des gemessenen Luft-Kraftstoff-Verhältnisses ( $\lambda$ ) im Abgas.

- Wird als Ursache dagegen eine **abweichende Luftfüllung** erkannt, sollte lediglich eine Diagnose aber keine Korrektur erfolgen, da diese das Luft-Kraftstoff-Verhältnis im betroffenen Zylinder zu ungünstigen Werten hin verschieben würde (z.B. würde versucht, bei Luftmangel das dadurch leicht reduzierte Drehmoment durch eine zusätzliche Kraftstoffeinspritzung zu korrigieren, was wiederum die HC- und Rußemission erhöht.)
- Ähnliches gilt auch für den Fall von erhöhter **Reibung** eines Zylinders, bei der sich eine durch den Gleichstellungs-Algorithmus erhöhte Kraftstoffumsetzung und der damit verbundene Temperaturanstieg negativ auf die Lebensdauer des Motors auswirken können (abgesehen von dem auch hierbei verschlechterten Emissionsverhalten).

Insbesondere bei verminderter Leistung eines Zylinders ist folglich eine weitere Diagnose erforderlich, um eventuelle schädigende Einflüsse auf den Motor frühzeitig zu erkennen. Für eine rasche Erkennung und Lokalisierung des fehlerhaften Zylinders kann dabei eine Online-Diagnose mittels HANN vorteilhaft eingesetzt werden.

Können dagegen Fehler, deren Korrektur die Motorlebensdauer verkürzen könnte, ausgeschlossen werden, ist ein geeigneter Korrekturingriff zu implementieren. Dies soll am Beispiel des Einspritzsystems diskutiert werden.

- Falls eine **verzögerte Ansprache** eines Einspritzventils mit hoher Wahrscheinlichkeit auftreten kann, bewirkt dies pro Einspritzvorgang eine in etwa konstante Fehlmenge an Kraftstoff. Dies kann am besten mit einem additiven Korrekturingriff kompensiert werden.
- Für den Fall einer **verminderten Durchflussmenge**, z.B. infolge von Ablagerungen in der Düse, ist ein multiplikativer Korrekturingriff vorzuziehen, da die Wirkung des Fehlers mit der Einspritzmenge zunimmt. Dazu muss das identifizierte Fehlmoment jeweils normiert und zum Einheitsfaktor Eins addiert werden. Zusätzlich ist eine Begrenzung der so berechneten Korrekturfaktoren auf einen Wert  $\gg 0$  vorzusehen, um eine ausreichende Stabilitätsreserve der Kompensation sicherzustellen.

In beiden genannten Fällen ist jeweils auch die andere Variante des Korrekturingriffs anwendbar, welche aber eine häufigere Adaption beim Wechsel der Betriebspunkte erfordert. Auch kann dann der benötigte Rechenaufwand nicht durch eine reduzierte Parameterzahl des HANN verringert werden, indem die Abhängigkeit der Korrektur von bestimmten betriebspunktabhängigen Größen bereits mit der additiven oder multiplikativen Aufschaltung berücksichtigt werden.

## Ergebnisse

Zur Zylindergleichstellung wird in der Simulation eine Kombination aus Identifikation und Kompensation angewandt, wie in Abb. 8.8 gezeigt. Dabei werden die sich ergebenden Drehmomentanteile  $M_{gleichn}$  zur Zylindergleichstellung invers auf die Einspritzsteuerung der einzelnen Zylinder aufgeschaltet. Eine zusätzliche Abtastung der Korrektursignale innerhalb des Blocks **Drehzahlregler** erfolgt mit der Zündfrequenz, da ein Stelleingriff auf die Einspritzmenge und damit auf das Drehmoment der einzelnen Zylinder während eines laufenden Verbrennungszyklus nicht möglich ist.

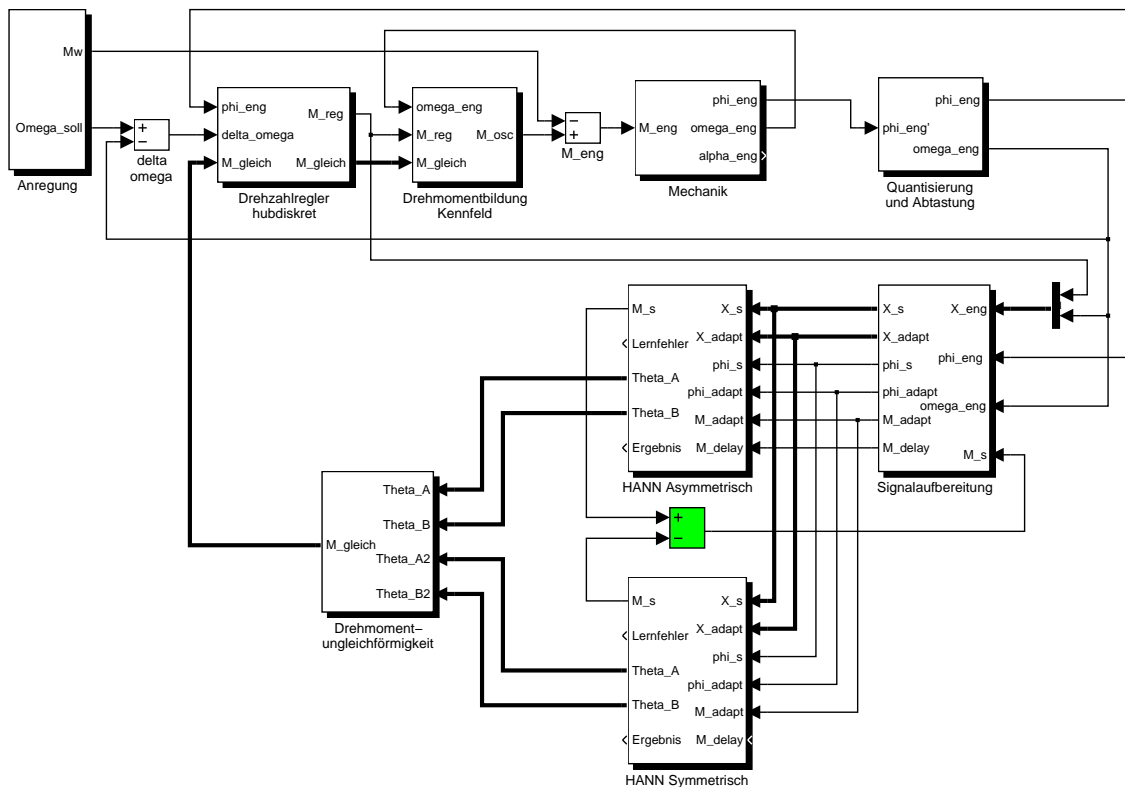
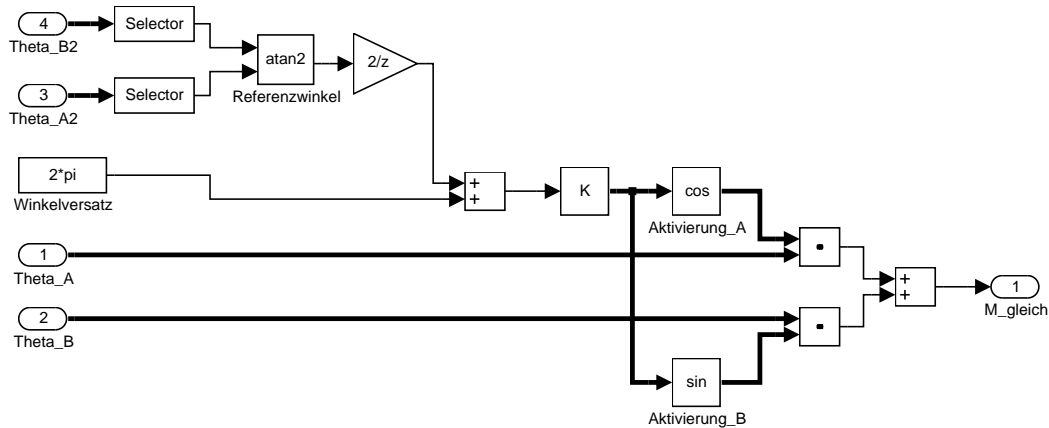


Abb. 8.8: Struktur zur Zylindergleichstellung mittels HANN

Da zur Normierung der Koeffizienten der Subharmonischen auch der Koeffizient der Grundschwingung herangezogen wird, muss dieser mit einem parallelen HANN identifiziert werden. Getrennte neuronale Netze sind erforderlich, da die Zylinderungleichförmigkeit kompensiert, die Grundschwingung aber nur identifiziert wird. Eine Zusammenfassung ist daher nur bei gleichzeitiger Kompensation der regulären Drehmomentschwingung möglich, worauf hier aber zur besseren Darstellung verzichtet werden soll.

Das für die Zylindergleichstellung zuständige HANN befindet sich in der Mitte (Block HANN Asymmetrisch), das HANN für die Identifikation der Grundschiwingung darunter (Block HANN Symmetrisch). Die Berechnung der Korrektursignale ist links daneben (Block Drehmomentungleichförmigkeit) zu sehen und ist im Detail für einen Zylinder in Abb. 8.9 gezeigt.



**Abb. 8.9:** Struktur zur Berechnung des Korrekturmoments für einen Zylinder

Eine Besonderheit kommt bei der Berechnung der verzögerten Drehmomentaufschaltung für die Kompensation zum Einsatz: Um die Güte der Kompensation zu erhöhen, wird der bereits identifizierte Anteil der Grundschiwingung (bzw. der regulären Drehmomentschiwingung) vom Anregungssignal des HANN für die Kompensation der Zylinderungleichförmigkeit subtrahiert (hervorgehobener Block zur Differenzbildung zwischen den Schätzwerten beider HANN in Abb. 8.8). Dies reduziert den Anteil des Lernfehlers, der nicht mit den vom asymmetrischen HANN zu identifizierenden Frequenzen korreliert, aber zu einem unruhigen Verlauf der identifizierten Parameter für die Zylindergleichstellung führen würde.

Ein Simulationsverlauf bei einem angenommenen Leistungsabfall eines Zylinders um 50 % ist in Abb. 8.10 gezeigt. Die Zylindergleichstellung wird zum Zeitpunkt 0.3 s ohne vorheriges Training der beiden HANN eingeschaltet. Um bereits zu diesem Zeitpunkt einen sinnvollen Wert für die Phasenlage der Grundschiwingung zu erhalten, wird die Identifikation des zugehörigen HANN um 0.1 s früher gestartet. Zusätzlich wird die mittlere Totzeit durch die Abtastung der Korrektursignale bei der Gleichstellung berücksichtigt.

Gegenüber der Drehmomentschiwingung des Verbrennungsmotors sind das Signal der identifizierten Asymmetrie im zweiten Graphen von oben in Abb. 8.10 und die Korrektursignale für die einzelnen Zylinder im dritten Graphen jeweils um zwei Takte des Verbrennungsprozesses vorgezogen, um die Streckentotzeit auszugleichen. Anhand der Korrektursignale ist auch gut zu erkennen, dass sich die Stellgrößen für alle Zylinder zu jedem Zeitpunkt zu Null addieren, wodurch sich die Korrektur

gegenüber dem mittleren Drehmoment neutral verhalten soll. Allerdings wird im vorliegenden Beispiel auch deutlich, dass dies nur näherungsweise möglich ist. Zwei Gründe dafür werden im Folgenden kurz diskutiert.

Das Einschwingen der Drehzahl ergibt sich dabei durch die zeitlich versetzte Korrektur der einzelnen Zylinder im Takt der Kraftstoffeinspritzung, welche zu einer kurzzeitigen, auch vom Drehzahlregler erfassten, Abweichung des mittleren Drehmoments und den entsprechenden Ausregelvorgängen führt. Eine weitere Ursache für eine notwendige Ausregelung des mittleren Drehmoments stellt ein nichtlineares Übertragungsverhalten der Stellgrößen auf das effektive Drehmoment der einzelnen Zylinder dar. Auch dies führt dazu, dass sich die Änderung der effektiven Drehmomente kurzzeitig nicht zu Null ausgleicht.

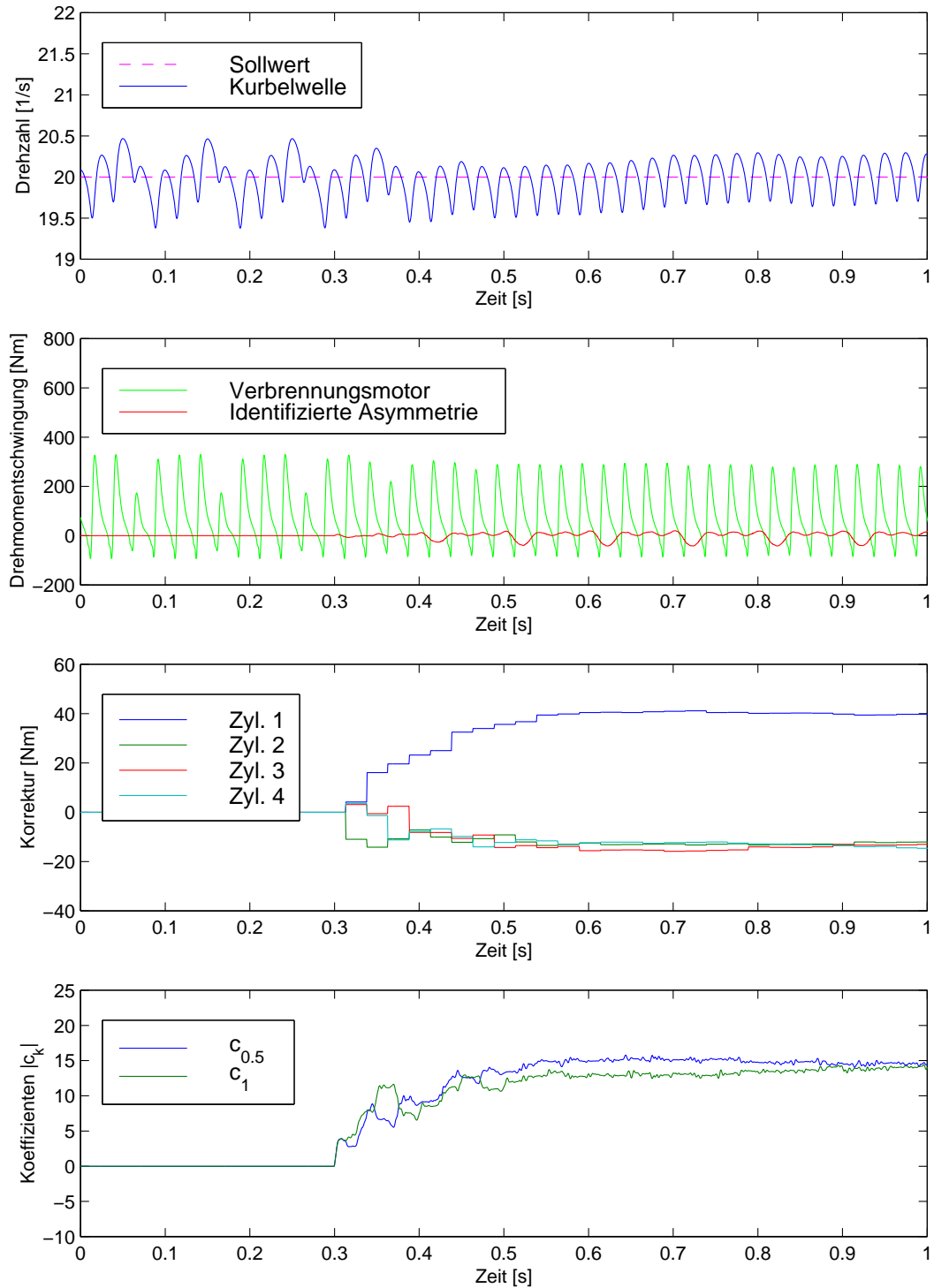


Abb. 8.10: Verlauf bei Zylindergleichstellung mittels HANN



---

## 9 Validierung der Kompensation an einer Modell-Anlage

Die oben entwickelten Verfahren zur adaptiven Tilgung von Drehmomentschwingungen eines Verbrennungsmotors werden abschließend an einer HIL-Simulation<sup>1</sup> validiert. Dabei werden verschiedene Strukturen zur Kompensation nach Kapitel 6 herausgegriffen, da diese sowohl die Identifikation implizit einschließen als auch die Grundlage für eine Zylindergleichstellung darstellen. Aufgrund der gegebenen Möglichkeiten wird eine bestehende Modell-Anlage des Lehrstuhls verwendet.

### 9.1 Beschreibung der Modell-Anlage

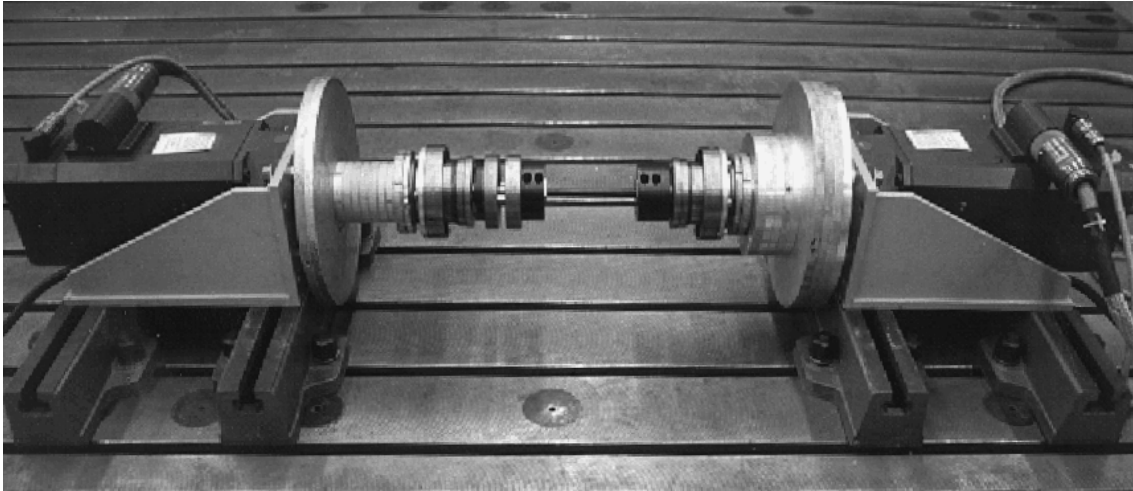
Die zur Validierung eingesetzte Modell-Anlage besteht aus zwei permanenterregten Servomotoren, die jeweils von einem Pulswechselrichter mit feldorientierter Drehmomentregelung gespeist werden (siehe Abb. 9.1). Dabei bildet Maschine 1 den Verbrennungsmotor nach, indem ein hochauflösendes Modell nach Abschnitt 2.2 online aus der gemessenen Position und Drehzahl das zugehörige Drehmoment berechnet und damit den Wechselrichter 1 ansteuert. Dynamische Vorgänge werden durch ein frei vorgegebenes Lastmoment sowie einen hubdiskreten Drehzahlregler dargestellt.

Zur Kompensation wird Maschine 2 verwendet, bei der die Ansteuerung und Messwerterfassung unabhängig von Maschine 1 erfolgt. Als Kopplung zwischen beiden Maschinen dient eine elastische Welle.

Die Berechnung des Verbrennungsmotormodells sowie der Regelung und Kompensation erfolgt auf einem PC mit entsprechender I/O-Hardware (Daten der Anlage siehe Anhang C). Die Regelalgorithmen werden unter MATLAB<sup>®</sup> / SIMULINK<sup>™</sup> entworfen und mittels *Real Time Workshop* (RTW) und Watcom<sup>™</sup> C-Compiler in ausführbaren Code übersetzt. Die Simulationen werden mittels *Real Time Windows Target* (RTWT) gesteuert; zur Parameteridentifikation wird die *Frequency Domain Identification Toolbox* eingesetzt. Die Auswertung der Ergebnisse erfolgt ebenfalls unter MATLAB.

---

<sup>1</sup> *Hardware In the Loop*



**Abb. 9.1:** *Verwendete Modell-Anlage mit zwei Servomotoren*

Der beschriebene Aufbau erlaubt eine vollständige Trennung zwischen der Ursache der Drehmomentschwingung und deren Kompensation. Mittels der elastischen Verbindung kann dabei die (summarische) Wirkung einer Elastizität der Kurbelwelle nach Konfiguration E untersucht werden, indem die Messwernerfassung für beide Maschinen separat und ggf. mit unterschiedlicher Abtastrate erfolgt. Alternativ kann die Welle auch eine elastische Verbindung zwischen Startergenerator und Verbrennungsmotor (bei starrer Kurbelwelle) darstellen, wenn der Messwertgeber der Verbrennungsmotor-Maschine auch für die Kompensation verwendet wird; dies entspricht Konfiguration D.

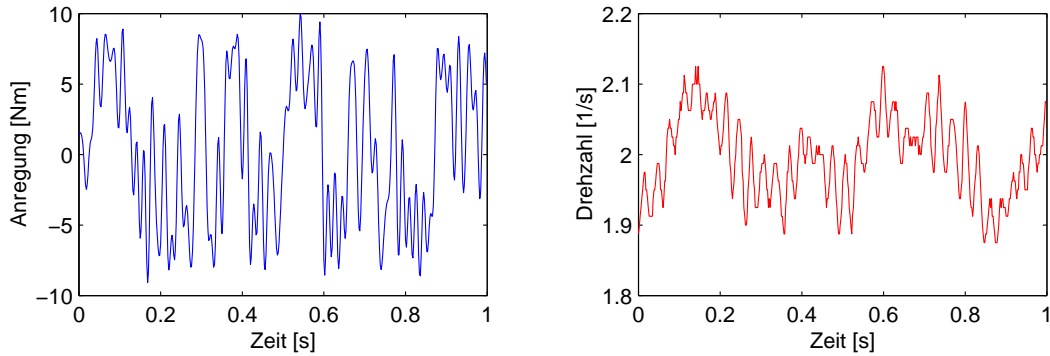
## 9.2 Parameteridentifikation der Strecke

Während für die Identifikation der Drehmomentschwingung die Winkel- und Drehzahlmessung ausreicht, kann zum Einsatz bestimmter Kompensationsstrategien eine genaue Kenntnis der mechanischen Parameter der Modell-Anlage erforderlich sein. Zudem kann das Betriebsverhalten bei der Kompensation auf dieser Grundlage genauer analysiert werden.

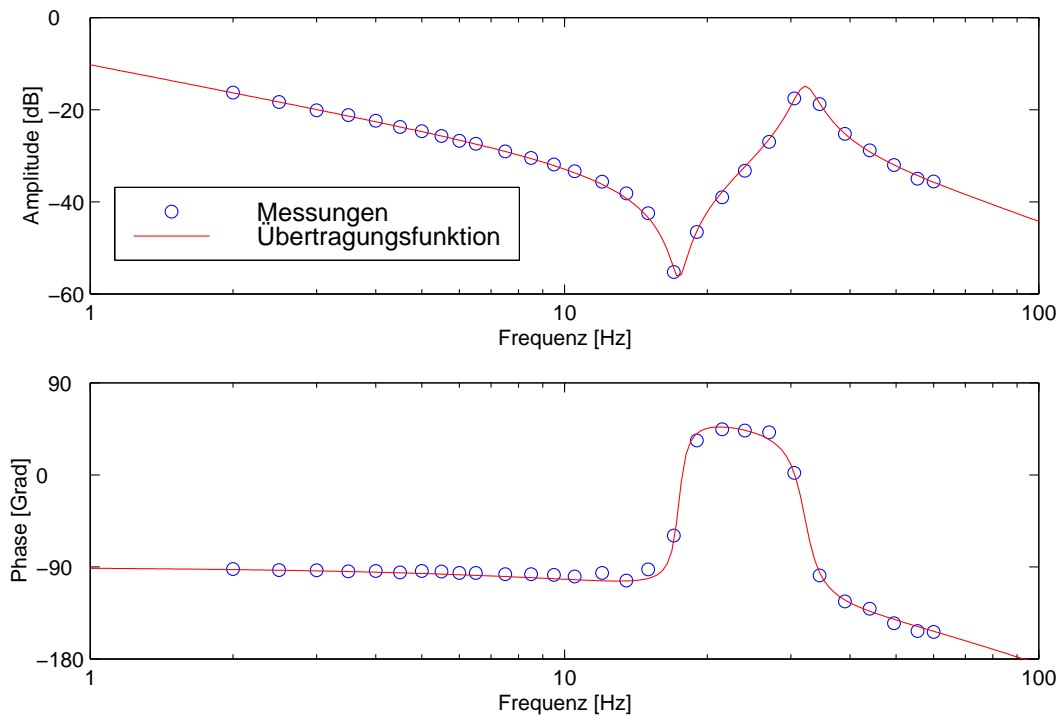
Daher erfolgt zunächst eine Parameteridentifikation der Strecke. Diese wird aufgrund der geringen Störempfindlichkeit mit einem linearen Verfahren im Frequenzbereich durchgeführt. Dazu wird zur Anregung jeweils eines Motors ein Mehrfrequenz-Signal mit Frequenzen im Bereich  $2 \dots 60 \text{ Hz}$  erzeugt. Durch geeignete Wahl der Phasenlage der einzelnen Frequenzen wird ein möglichst großes Verhältnis von Energiegehalt zu maximaler Amplitude des Signals erreicht (siehe Abb. 9.2 links).

Die Drehzahl des angeregten Motors bildet die Ausgangsgröße (rechter Graph). Sie wird mittels Fouriertransformation an den diskreten Frequenzen der Anregung aus-

gewertet und über mehrere Perioden des Anregungssignals gemittelt. Zur Vermeidung von Haftreibung beträgt die mittlere Drehzahl ca.  $2 \text{ s}^{-1}$ . Abbildung 9.3 zeigt Amplitude und Phase der so gewonnenen Messpunkte ( $\circ$ ).



**Abb. 9.2:** *Eingangs- und Ausgangssignal zur Parameteridentifikation*



**Abb. 9.3:** *Messwerte und identifizierte Übertragungsfunktion der Modell-Anlage*

Mit Hilfe der *Optimization Toolbox* von MATLAB<sup>®</sup> werden anschließend die Parameter der Übertragungsfunktion in Gl. (9.1) so bestimmt, dass die Summe der Fehlerquadrate bei Amplitude und Phase jedes Messpunkts minimal wird.

$$\frac{\omega_1(s)}{M_1(s)} = \frac{1}{(J_1 + J_2)s} \cdot \frac{1 + \frac{d}{c}s + \frac{J_2}{c}s^2}{1 + \frac{d}{c}s + \frac{J_1}{J_1 + J_2} \cdot \frac{J_2}{c}s^2} \cdot \frac{1}{1 + T_{str}s} \exp(-sT_t) \quad (9.1)$$

Mit  $s = j\omega$  und Gl. (6.8) ergeben sich die folgenden Parameter. Die Trägheitsmomente stimmen gut mit den in früheren Arbeiten errechneten Werten von 0.330 bzw.  $0.167 \text{ kg m}^2$  überein. [31]

Trägheitsmoment Maschine 1	$J_1$	=	0.364	$\text{kg m}^2$
Trägheitsmoment Maschine 2	$J_2$	=	0.152	$\text{kg m}^2$
Federkonstante Welle	$c$	=	4363	$\text{Nm rad}^{-1}$
Dämpfung Welle	$d$	=	2.47	$\text{Nm s rad}^{-1}$
Zeitkonstante Wechselrichter	$T_{str}$	=	2.47	$\text{ms}$
Totzeit Regelung / Abtastung	$T_t$	=	1.10	$\text{ms}$

Die ermittelte Totzeit  $T_t$  ist durch die Abtastzeit von  $1 \text{ ms}$  der Anregung und der Messwerterfassung bedingt. Die Resonanzfrequenzen im gedämpften und ungedämpften Fall  $f_d$  bzw.  $f_0$  sowie die normierte Dämpfung  $D$  ergeben sich aus den identifizierten Parametern zu

Resonanzfrequenz ungedämpft	$f_0$	=	32.123	$\text{Hz}$
Resonanzfrequenz gedämpft	$f_d$	=	32.070	$\text{Hz}$
Dämpfung normiert	$D$	=	0.057	

### 9.3 Versuchsergebnisse

Im Vergleich zu Kfz-Verbrennungsmotoren weist die Modell-Anlage sowohl eine geringere Maximaldrehzahl als auch ein deutlich geringeres maximales Drehmoment auf. Daher werden alle Größen für die HIL-Simulation entsprechend skaliert. Eine maßstäblich richtige Abbildung der dynamischen Vorgänge wird erzielt, wenn für die Skalierungsfaktoren  $X_M = X_J/X_T^2$  und  $X_T = 1/X_N$  gilt; dann entsprechen sich die relative Drehzahlschwankung im skalierten und im unskalierten Fall.

Größe	Modell-Anlage	Verbrennungsmotor	Skalierung
Max. Drehzahl	10 $\text{s}^{-1}$	100 $\text{s}^{-1}$	$X_N = 1:10$
Max. Drehmoment	15 $\text{Nm}$	$\approx 900 \text{ Nm}$	$X_M = 1:60$
Trägheitsmoment gesamt	$\approx 0.50 \text{ kg m}^2$	0.30 $\text{kg m}^2$	$X_J = 5:3$
Abtastzeit	5 $\text{ms}$	0.5 $\text{ms}$	$X_T = 10:1$

Im Folgenden werden mehrere Varianten der Kompensation untersucht. Dabei werden zunächst die Ergebnisse bei Einsatz der Grundstruktur des HANN sowie bei Verwendung des erweiterten HANN diskutiert. Ebenso wird die Wirkung der Elastizität in unterschiedlichen Konfigurationen untersucht. Um gleichzeitig eine übersichtliche und vergleichbare Darstellung zu erhalten, werden die Versuche mit einer kurzen dynamischen Last- und Drehzahlsequenz als „Benchmark“ durchgeführt.

Die folgenden Versuche gliedern sich jeweils in drei Phasen: Da die Modell-Anlage durch die Nachbildung der Gas- und Massenkräfte analog zu realen Verbrennungsmotoren nicht selbständig anlaufen kann, wird die Modell-Anlage in der ersten Phase mit einem direkten Start-Drehzahlregler aus dem Stillstand bis auf die Ausgangsdrehzahl von  $2\text{ s}^{-1}$  beschleunigt. Dieser Vorgang ist vergleichbar mit dem Startvorgang eines Verbrennungsmotors. Anschließend wird der Start-Regler abgeschaltet und der hubdiskrete Drehzahlregler des Verbrennungsmotormodells übernimmt die Drehzahlregelung. Gleichzeitig wird ein Lastmoment von  $0.67\text{ Nm}$  aufgeschaltet, welches die Summe aus Reib- und Abtriebsmoment darstellt.

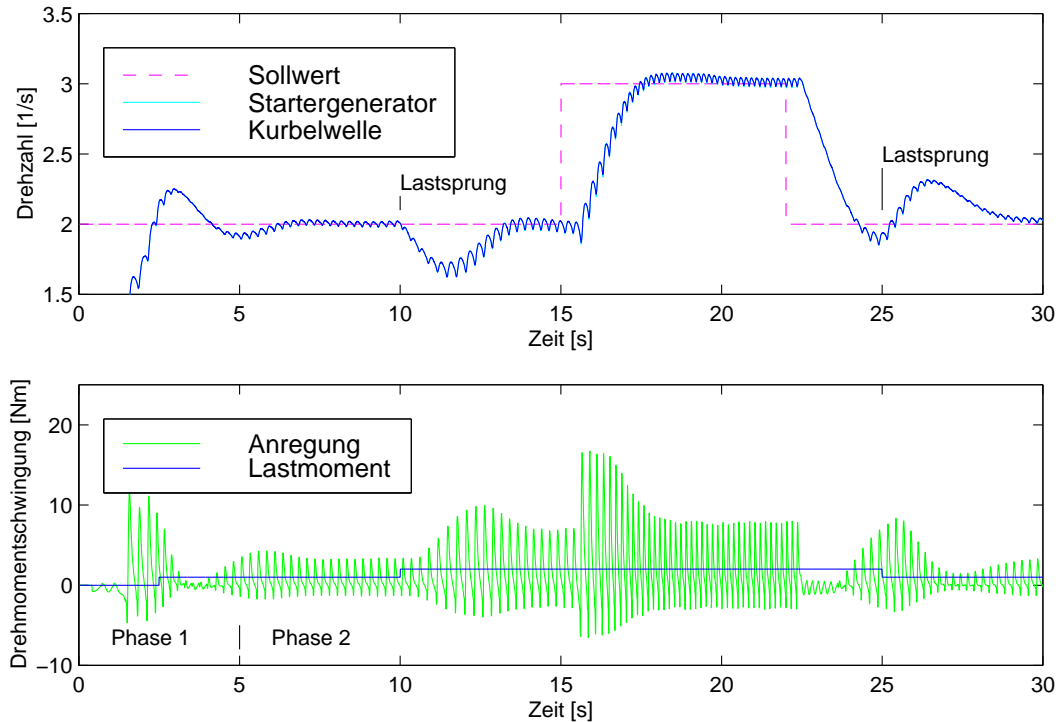
Die zweiten Phase enthält die erste dynamische Sequenz ohne aktivierter Kompensation. Zu aufeinanderfolgenden Zeitpunkten wird dann das Lastmoment auf  $1.3\text{ Nm}$  verdoppelt, die Soll-drehzahl auf  $3\text{ s}^{-1}$  angehoben, anschließend wieder auf den Ausgangswert abgesenkt sowie das Lastmoment wieder auf  $0.67\text{ Nm}$  reduziert (siehe Abb. 9.4). Dadurch ergeben sich unterschiedliche Betriebspunkte, deren Änderung mit der maximalen Dynamik des (schnell eingestellten) hubdiskreten Drehzahlreglers, der Fahrer und Steuergerät nachbildet, erfolgt.

Die dritte Phase ist durch die Aktivierung von Identifikation und Kompensation gekennzeichnet und erstreckt sich über eine oder mehrere weitere Betriebspunktsequenzen. Das HANN enthält dabei kein Vorwissen.

### 9.3.1 Kompensation mit Grundstruktur des HANN an Konfiguration D

Der erste untersuchte Fall verwendet Konfiguration D und geht von der üblichen Annahme aus, dass der Startergenerator am abtriebsseitigen Ende der Kurbelwelle montiert ist, die selbst in gewissem Rahmen elastisch ist. Diese Elastizität wird an der Modell-Anlage durch die Verbindungswelle dargestellt. Die Resonanzfrequenz der Anordnung liegt im Allgemeinen oberhalb der höchsten Grundfrequenz der verbrennungsbedingten Drehmomentschwingung; dies ist auch an der Modell-Anlage gegeben.

Der (simulierte) Verbrennungsprozess wird dabei über den Winkelgeber an Maschine 1 gesteuert. Die Berechnung des Drehmomentverlaufs erfolgt mit einem feineren Zeitraster ( $1\text{ ms}$ ), um so die Realität möglichst genau nachzubilden. Der Kompensationsalgorithmus mit HANN arbeitet davon unabhängig und verwendet den Winkelgeber an Maschine 2. Die gegenseitige Kopplung zwischen den beiden Maschinen



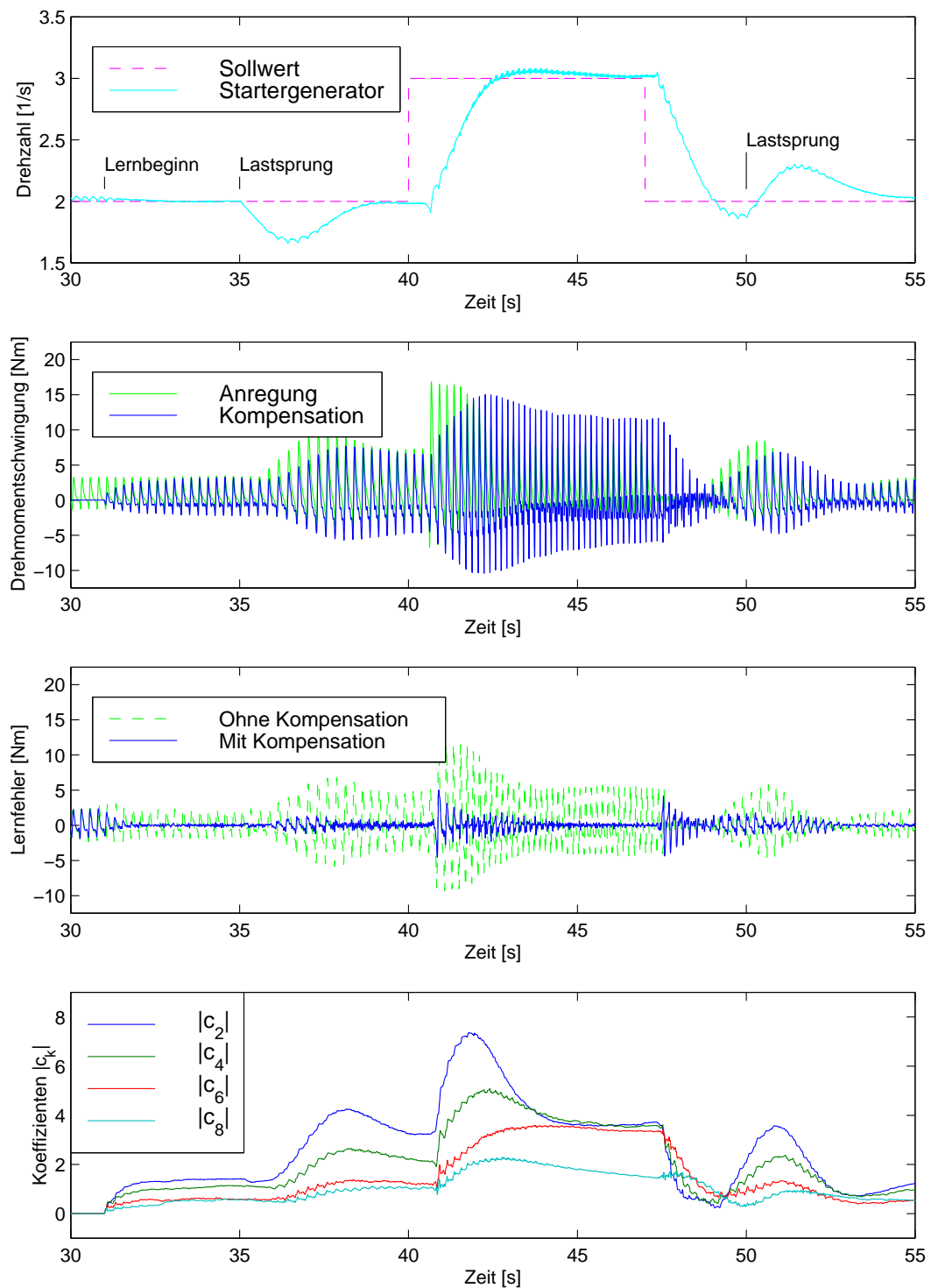
**Abb. 9.4:** Modell-Anlage ohne Kompensation (Phasen 1 und 2)

„Verbrennungsmotor“ und „Startergenerator“ erfolgt also ausschließlich über die elastische Verbindungswelle.

Abbildung 9.5 zeigt die aufgenommenen Verläufe bei einsetzender Kompensation. Prinzipbedingt versucht das HANN, den Gleichlauf am verwendeten Winkelgeber zu verbessern. Im vorliegenden Fall ist dies Maschine 2, deren Drehzahl im oberen Graph aufgetragen ist („Startergenerator“). Im dritten Graph ist als Größenvergleich für den Lernfehler zusätzlich der Verlauf aus Phase 2 ohne Kompensation überlagert. Der unterste Graph zeigt den Verlauf der verwendeten Koeffizienten  $c_2$ ,  $c_4$ ,  $c_6$  und  $c_8$ .

Bei ersten Versuchen trat bei der Kompensation im Drehzahlbereich von  $3 \text{ s}^{-1}$  aufgrund einer Resonanz eine stetige Zunahme der höherfrequenten Anteile im Kompensationsmoment auf, die im Folgenden diskutiert werden soll.

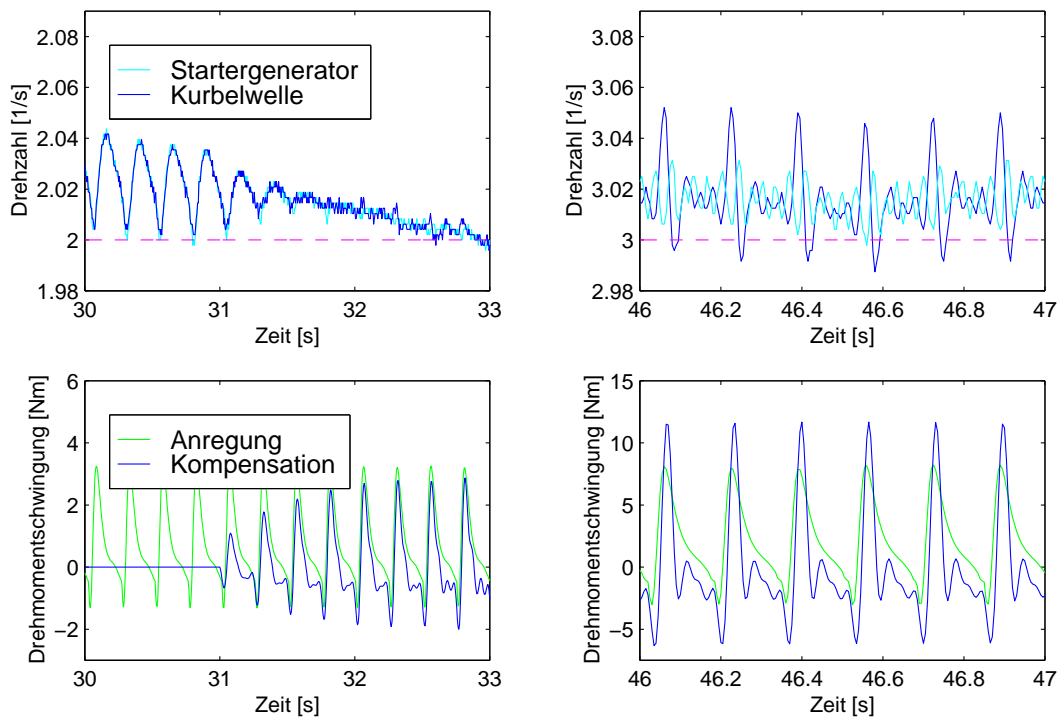
Die Resonanzfrequenz der Modell-Anlage liegt zwar, wie oben bestimmt, oberhalb der höchsten im Versuch kompensierten Frequenz von  $24 \text{ Hz}$  (Drehzahl  $3 \text{ s}^{-1}$ , Koeffizient  $c_8$ ). Bei aktiver Kompensation verringert sich die Resonanzfrequenz allerdings, da Maschine 2 durch die Kompensation einen verbesserten Gleichlauf und somit ein virtuell vergrößertes Trägheitsmoment aufweist.



**Abb. 9.5:** Modell-Anlage (Konfiguration D) mit Kompensation über Messung der Startergenerator-Drehzahl (Phase 3: Lernbeginn bei 31 s)

Wird somit Gl. (6.8) für  $J_2 \rightarrow \infty$  ausgewertet, erhält man eine Resonanzfrequenz für Maschine 1 von  $f_0 = 17.42 \text{ Hz}$ . Diese liegt oberhalb der bei einer Drehzahl von  $2 \text{ s}^{-1}$  auftretenden max. Kompensationsfrequenz von  $16 \text{ Hz}$ , fällt aber bei  $3 \text{ s}^{-1}$  nahezu mit der Frequenz des Koeffizienten  $c_6$  von  $18 \text{ Hz}$  zusammen. Indem nun der Kompensationsalgorithmus diese Frequenz im Drehzahlverlauf von Maschine 2 zu reduzieren versucht, wird die Resonanz der Anlage über das Kompensationsmoment weiter angeregt.

Um dennoch ein stabiles Kompensationsverhalten zu erzielen, wird von der Möglichkeit einer reduzierten Kompensation Gebrauch gemacht. Dazu wird der Kompensationsgrad für die Koeffizienten  $c_6$  und  $c_8$  mittels einer Kompensationsstruktur analog Abb. 4.7 auf 80 % selektiv reduziert. Dies ist auch für den hier betrachteten Fall implementiert. Somit tritt die Resonanzfrequenz im Kompensationsmoment (zweiter Graph in Abb. 9.5) zwar noch verstärkt auf, ist aber durch den Kompensationsgrad  $< 1$  begrenzt. Anhand des Verlaufs der Koeffizienten (unten) ist der asymptotisch stabile Verlauf der Koeffizienten und damit der Kompensation ersichtlich.



**Abb. 9.6:** Modell-Anlage (Konfiguration D), Ausschnitte aus Abb. 9.5

Abbildung 9.6 zeigt zwei Ausschnitte des Kompensationsverlaufs. Links ist der Lernbeginn zum Zeitpunkt  $31 \text{ s}$  dargestellt, rechts der Betriebspunkt bei  $3 \text{ s}^{-1}$ . Dabei ist das resonante Verhalten von Maschine 1 („Kurbelwelle“, —) deutlich zu erkennen. Der Drehzahlverlauf von Maschine 2 („Startergenerator“, —) dagegen ist – bis auf die Frequenzanteile mit reduziertem Kompensationsgrad – geglättet.



An realen Verbrennungsmotoren ist durch die Elastizität der Kurbelwelle keine wesentliche Einschränkung der Kompensation zu erwarten. In [11] wird für einen 1.8l Vierzylinder-Ottomotor eine Eigenfrequenz der Kurbelwelle von 490 Hz angegeben. Wird, wie anfangs erwähnt, eine Kompensation im unteren Drehzahlbereich bis zu einer Drehzahl des Verbrennungsmotors von ca.  $40 \text{ s}^{-1}$  angesetzt, liegt selbst die durch  $c_8$  beschriebene Frequenz deutlich unterhalb der Resonanzfrequenz. Vielmehr wird die Torsion der Kurbelwelle, wie auch im obigen Versuch, als Teil der Drehmomentschwingung vom HANN identifiziert, da das Übertragungsverhalten der Elastizität als drehzahl- und damit frequenzabhängige Phasenverschiebung sowie als Skalierung der Amplitude beschrieben werden kann. In ungünstigen Fällen kann aber weiterhin auf eine Reduktion des Kompensationsgrads oder auf eine geringere Anzahl von Koeffizienten zurückgegriffen werden.

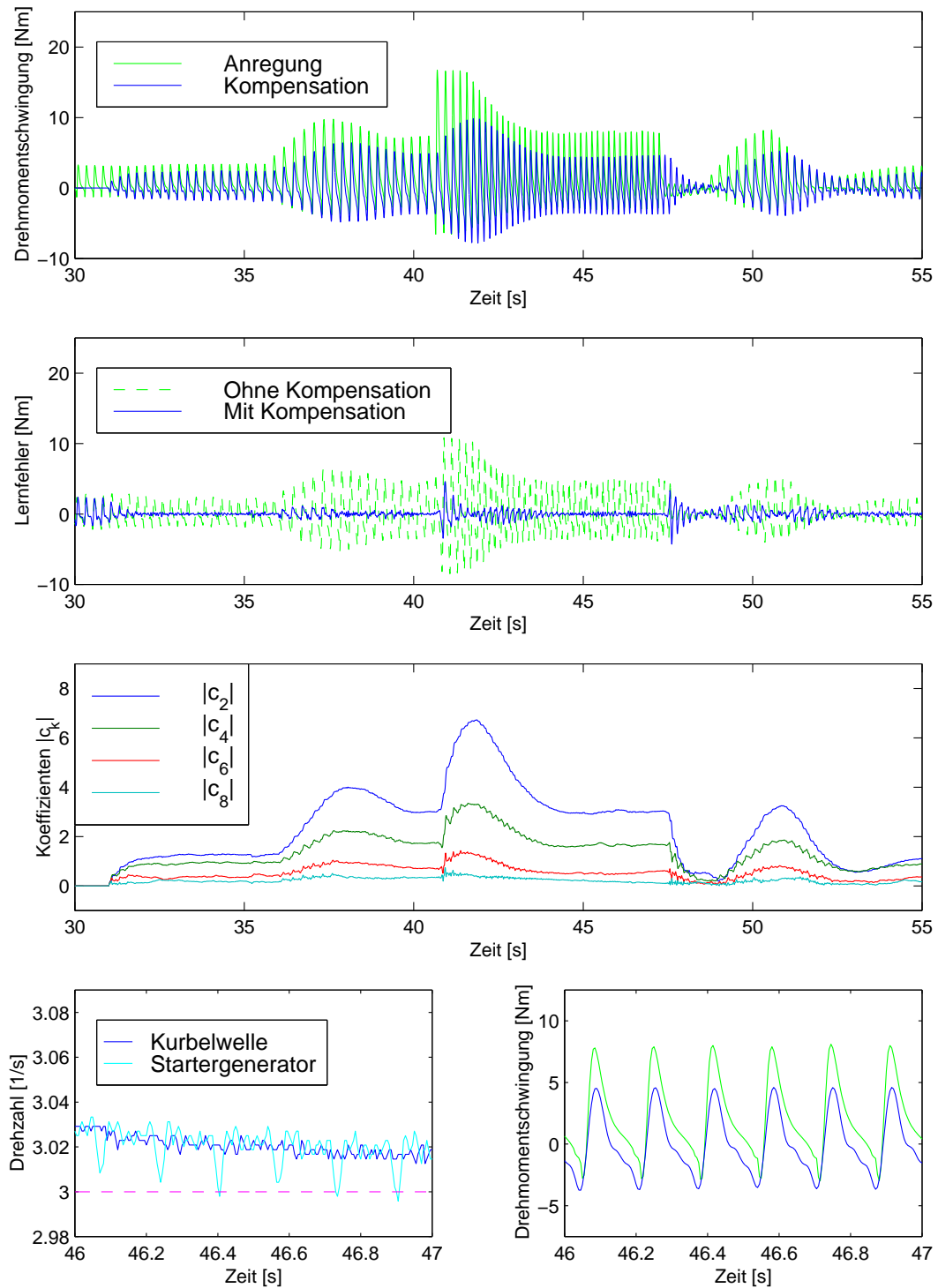
### 9.3.2 Kompensation mit Grundstruktur des HANN an Konfiguration E

Ein weiterer untersuchter Fall, Konfiguration E, ist weitgehend mit dem oben behandelten identisch mit dem Unterschied, dass der Winkelgeber für die Kompensation am offenen Ende der Kurbelwelle angenommen wird. Damit strebt der Kompensationsalgorithmus einen Gleichlauf dieser Seite an. Das Kompensationsmoment des Startergenerators wirkt dabei über die Elastizität der Kurbelwelle. Damit wird das Übertragungsverhalten der Elastizität dem Stellglied zugeordnet.

Abbildung 9.7 zeigt die zugehörigen Verläufe, wobei zu erkennen ist, dass das HANN das vollständige Übertragungsverhalten des Stellglieds berücksichtigt. Anders als bei der Konfiguration D treten hier keine Probleme durch Resonanzen auf, da das schwingungsfähige System Teil der als Regelkreis aufgefassten Kompensationsstruktur ist. Dies ist sowohl an der Amplitude des Kompensationsmoments (oberster Graph, —) sowie an den Koeffizienten des HANN (dritter Graph) zu ersehen.

Im Ausschnitt unten links ist des Weiteren zu erkennen, dass das Stellsignal des Startergenerators durch das HANN so bestimmt wird, dass die Drehzahl der Kurbelwelle (mit Winkelgeber) bestmöglich geglättet wird. Um das erforderliche Kompensationsmoment über die elastische Welle übertragen zu können, muss diese entsprechend aufgezogen werden, was zu den erkennbaren Drehzahlspitzen des Startergenerators führt.

Die Bedingung dafür, dass auch das elastische Übertragungsverhalten vom HANN stabil identifiziert werden kann, ist die SPR-Bedingung für das Stellglied; andernfalls muss ein inverses Modell der Stellglied-Dynamik vorgeschaltet werden, wie in Abschnitt 6.2 vorgestellt. Gleiches gilt auch für geringe Totzeiten des Stellglieds, ebenfalls solange die SPR-Bedingung nicht verletzt wird. Für größere Totzeiten kann der Ansatz in Abschnitt 6.1.1 angewandt werden.



**Abb. 9.7:** Modell-Anlage (Konfiguration E) mit Kompensation über Messung der Kurbelwellen-Drehzahl (Phase 3)

### 9.3.3 Kompensation mit erweitertem HANN an Konfiguration E

Das in den obigen Versuchen eingesetzte HANN erreicht in seiner Grundstruktur zwar in stationären Betriebspunkten ein gutes Kompensationsergebnis, benötigt aber im transienten Betrieb stets eine Zeitspanne zur Adaption. Dieser Nachteil kann mit der erweiterten Struktur des HANN behoben werden, wie der folgende Versuch an der Modell-Anlage zeigt. Abbildung 9.8 zeigt eine Sequenz ohne Kompensation sowie mehrere Sequenzen nach zugeschalteter Kompensation. Es wird Konfiguration E mit Messung des Kurbelwellenwinkels verwendet.

Zur Verdeutlichung zeigt Abb. 9.9 zwei Ausschnitte am Beginn eines Beschleunigungsvorgangs jeweils beim ersten (linke Spalte) sowie beim dritten Lerndurchlauf (rechte Spalte). Beim ersten Durchlauf fällt der Lernfehler (dritter Graph) sogar größer aus als im vergleichbaren Versuch in Abb. 9.7, da hier für den neuen Betriebspunktbereich ein anderer, noch wenig adaptierter, Koeffizientensatz aktiviert wird, wie auch am negativen Sprung der Koeffizienten unten links zu sehen.

Mit jedem Lerndurchlauf werden sämtliche aktivierte Koeffizientensätze besser adaptiert, so dass bereits beim dritten Durchlauf das Kompensationsmoment der Drehmomentschwingung des Verbrennungsmotors unmittelbar folgt und damit auch den Lernfehler reduziert.

Die Verzögerung des Lernfehlers und der Anpassung der Koeffizienten ist auf die Totzeit durch Signalverarbeitung und Beschleunigungskorrektur zurückzuführen (siehe insbesondere linke Spalte). Die Auswertung des HANN erfolgt jedoch stets synchron zur tatsächlichen Winkellage der Kurbelwelle, ggf. sogar um den Anteil einer Stellgliedtotzeit vorgezogen.

Der Unterschied zwischen der Amplitude der verbrennungsmotorischen Drehmomentschwingung und des Sollwerts für das Kompensationsmoment kann durch Effekte wie Reibung oder einen abweichenden Verstärkungsfaktor beider verwendeten Umrichter bedingt sein. Diese Effekte sowie auch variable Trägheitsmomente (z.B. durch Kupplungsbetätigung oder Gangwechsel im Kfz) werden durch das HANN jeweils als Teil der Drehmomentschwingung identifiziert und diese somit auch bestmöglich kompensiert. Diese Eigenschaft macht die verwendete Kompensationsstruktur unempfindlich gegenüber Parameterfehler und Parameterschwankungen.

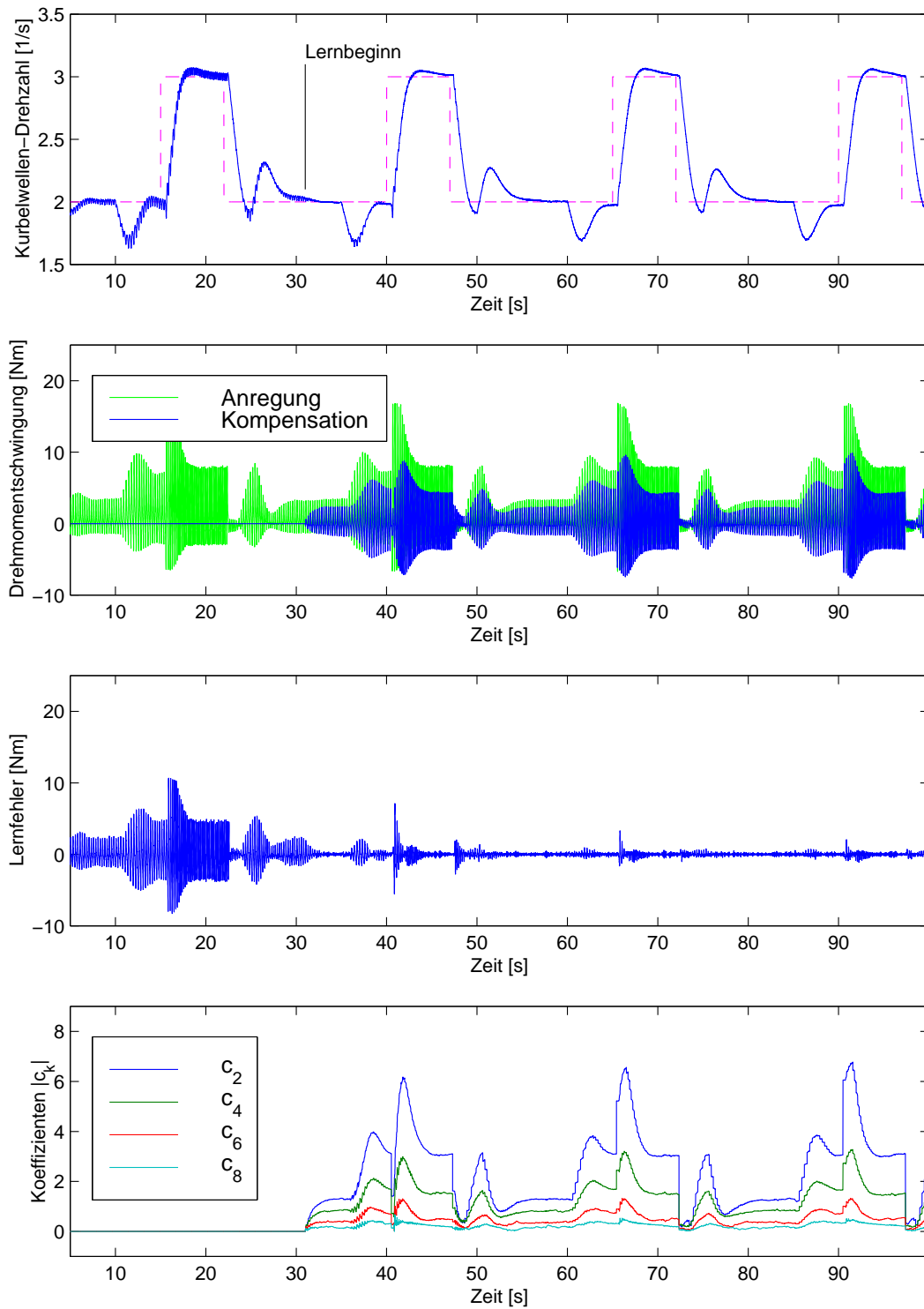


Abb. 9.8: Modell-Anlage mit erweiterter Kompensation über Messung der Kurbelwellen-Drehzahl (Konfiguration E)

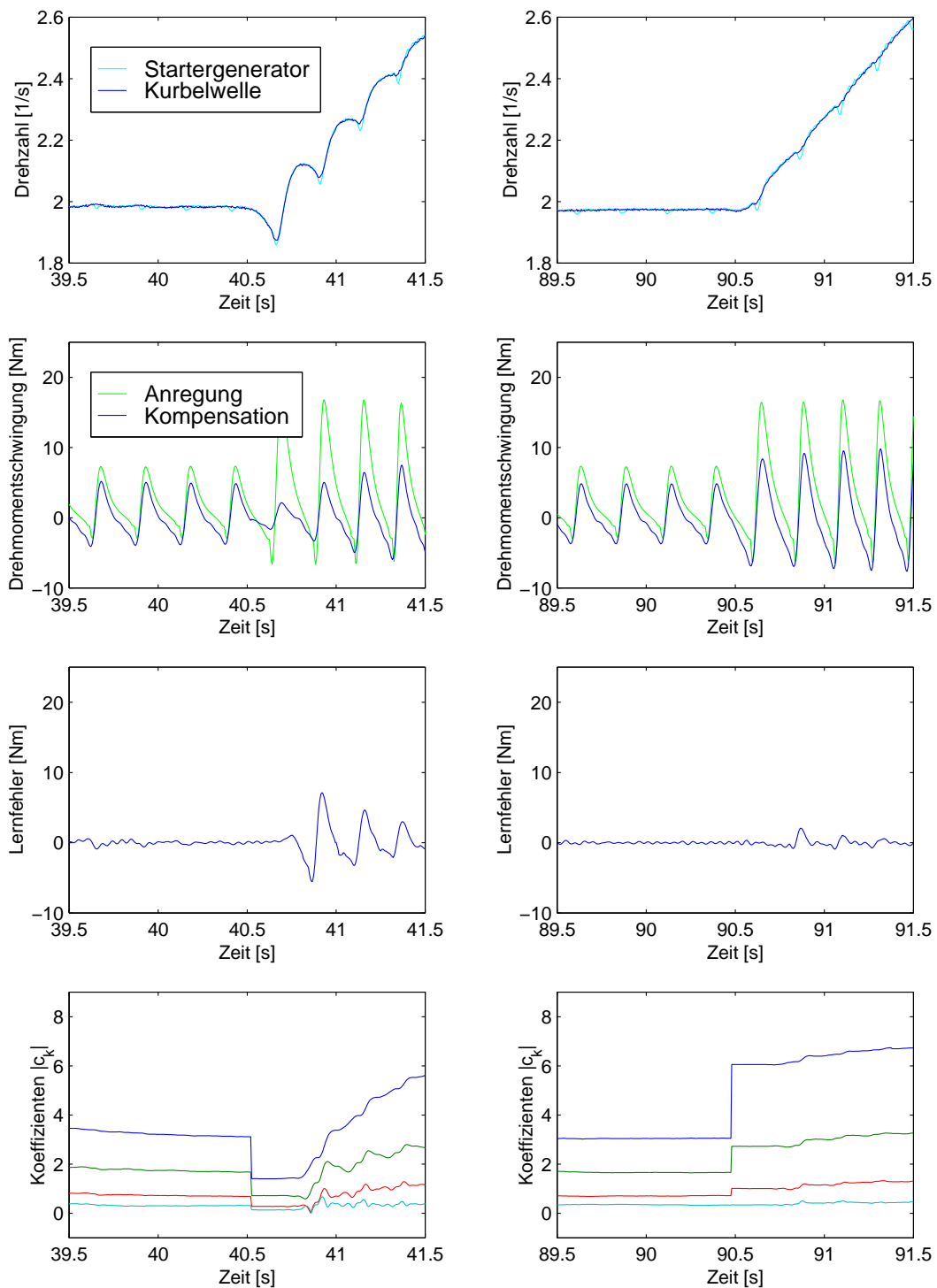


Abb. 9.9: Modell-Anlage mit erweiterter Kompensation über Messung der Kurbelwellen-Drehzahl – Ausschnitte beim ersten und dritten Lerndurchlauf (Konfiguration E)



## 10 Zusammenfassung und Ausblick

Als Abschluss der vorliegenden Arbeit sollen die wichtigsten Ergebnisse nochmals zusammengefasst und ein Ausblick auf weitere Einsatzgebiete gegeben werden.

Ausgehend von bekannten neuronalen Ansätzen wurde ein Verfahren zur Identifikation quasi-periodischer Größen bei nicht schlupfbehafteter Messung der zugehörigen Koordinate in Abhängigkeit weiterer Betriebsgrößen vorgestellt. Das Verfahren eignet sich zur Anwendung in Echtzeit; der ermittelte Schätzwert kann daher zur Kompensation eingesetzt werden.

Die Darstellung der quasi-periodischen Größe als Fourierreihe erlaubt eine analytische Differentiation der Schätzgröße nach der Zeit, was eine vorgeschaltete Invertierung der Stellglieddynamik ermöglicht. Die identifizierten Parameter sind aufgrund der orthogonalen Aktivierungsfunktionen eindeutig und eignen sich daher zu Diagnosezwecken. Eine wahlweise Ausblendung des Mittelwerts bei geeigneter Wahl der Koeffizienten stellt die energetische Neutralität der Kompensation sicher.

Das Verfahren berücksichtigt das Vorhandensein stochastischer Störungen durch die einstellbare Tiefpass-Charakteristik des Lerngesetzes. Ebenso kann das Übertragungsverhalten einer Signalaufbereitung explizit in die Auslegung des Lerngesetzes mit einbezogen werden.

Implizit, also ohne Änderung des Algorithmus, werden Übertragungsverhalten, Totzeiten und Nichtlinearitäten in der Messung bzw. im Stellglied vom vorgestellten Verfahren identifiziert, wenn diese streng monoton steigend sind und die SPR-Bedingung<sup>1</sup> einhalten. In diesem Rahmen ist das Verfahren auch robust gegenüber Ungenauigkeiten der Modellierung und Parameterschwankungen.

Zusätzlich ist es möglich, die Stellgröße zur Kompensation zu begrenzen bzw. eine hardwareseitige Begrenzung zu berücksichtigen und den relativen Grad der Kompensation vorzugeben. Auf diese Weise kann auch eine variable Ein- und Ausblendung der Kompensation realisiert werden.

Obwohl das vorgestellte Verfahren allgemein einsetzbar ist, wurden konkrete Anwendungsmöglichkeiten im Hinblick auf Verbrennungsmotoren untersucht, da deren zyklische aber ungleichförmige Arbeitsweise zu den betrachteten quasi-periodischen Größen führt. Folgende Varianten des Einsatzes wurden diskutiert:

---

<sup>1</sup> Strictly Positive Real, d.h. max. 90° Phasendifferenz

- Adaptive Tilgung von Drehmomentschwingungen durch Gas- und Massenkkräfte mittels eines Kurbelwellen-Startergenerators im motorischen und generatorischen Betrieb.
- Diagnose von Zylinderungleichförmigkeit, einschließlich nicht-stochastischer Zündaussetzer.
- Zylindergleichstellung aufgrund obiger Diagnose.
- Adaptiver Drehmomentausgleich bei Abschaltung einzelner Zylinder.

Über die behandelten Anwendungen hinaus werden im Folgenden weitere Einsatzmöglichkeiten im Bereich Leistungselektronik und Mechatronik vorgeschlagen:

- Kompakte Nachbildung von Drehmomentschwingungen eines Verbrennungsmotors zur Ansteuerung eines elektrischen Kfz-Antriebsstrang-Prüfstands.
- Kompensation periodischer Störgrößen eines Pulswechselrichters zur Erzeugung eines möglichst unverzerrten Drehspannungssystems. [75]
- Alternative zur Identifikation und Kompensation der Wicklerunrundheit einer kontinuierlichen Fertigungsanlage. [37]
- Optimierung periodischer Positionierungsaufgaben mit ungleichförmiger Last zur Erhöhung der Genauigkeit. Ein dafür geeigneter Prozess ist z.B. die in [50] vorgestellte Etikettier-Anlage mit Servoantrieb oder die Kurbelwellenbearbeitung mittels Pendelhubschleifen. [70]
- Im Zusammenhang mit Unwucht oder periodischen Lastmomenten wirkt das Verfahren auch als „virtuell vergrößerte Trägheit“.

Das vorgestellte Verfahren ist prinzipiell auch kombinierbar mit anderen Anordnungen zur Schwingungsdämpfung oder -kompensation, wie z.B. in [52] vorgeschlagen, wobei die Aufteilung der Tilgungsarbeit zu berücksichtigen ist.

Als mögliche Weiterentwicklung des beschriebenen Verfahrens ist der Verzicht auf eine schlupffreie Messung der periodischen Koordinate denkbar. Dies erspart ggf. die Kosten für einen zusätzlichen oder einen genaueren Sensor. Um mit einer schlupf-behafteten Schätzgröße bzw. Messung derselben auszukommen, ist dabei eine Beobachterstruktur notwendig, die sich auf die zu identifizierende periodische Größe selbstständig synchronisiert und somit die notwendige Referenzkoordinate für die Identifikation bereitstellt.



# A Grundlagen der Thermodynamik

Als Grundlage für die auszugsweise Modellbildung eines Verbrennungsmotors wird eine kurze Zusammenfassung der wichtigsten thermodynamischen Zusammenhänge für ideale Gase gegeben.

Flussgrößen, wie Massen- und Energieströme, die in ein System hineingehen, besitzen positives, abgehende ein negatives Vorzeichen.

## A.1 Grundgrößen

Die allgemeine Gasgleichung für ideale Gase

$$pV = mRT \quad (\text{A.1})$$

verwendet die spezifische Gaskonstante  $R$ , die sich aus der allgemeinen Gaskonstante  $R_{allg}$  und der spezifischen Molmasse  $M$  errechnen lässt [18]:

$$R = \frac{R_{allg}}{M} \quad \text{mit} \quad R_{allg} = 8.314 \frac{kJ}{kmol K} \quad (\text{A.2})$$

Die spezifische Wärmekapazität  $c_v$  bei konstantem Volumen beschreibt das Verhältnis der durch Wärmezufuhr geänderten inneren Energie  $dU$  zum Temperaturanstieg  $dT$  einer Gasmasse  $m$ . Analog bezieht sich die spezifische Wärmekapazität  $c_p$  bei konstantem Druck auf die Änderung der Enthalpie  $dH$  durch Wärmezufuhr und mechanische Arbeit.

$$m c_v = \frac{dU}{dT} \quad \text{mit} \quad V = const \quad (\text{A.3})$$

$$m c_p = \frac{dH}{dT} \quad \text{mit} \quad p = const \quad (\text{A.4})$$

Die Differenz der spezifischen Wärmekapazitäten ergibt die spezifische Gaskonstante  $R$ . Das Verhältnis dieser beiden Wärmekapazitäten wird als Isentropenexponent  $\kappa$  bezeichnet.

$$R = c_p - c_v \quad (\text{A.5})$$

$$\kappa = \frac{c_p}{c_v} = 1 + \frac{R}{c_v} \quad (\text{A.6})$$

## A.2 Zustandsänderungen idealer Gase

Aus den möglichen Zustandsänderungen idealer Gase werden nur die isochore und die isentrope herausgegriffen, mit denen sich die Wirkung zugeführter Wärme und zugeführter mechanischer Arbeit auf die innere Energie des Gases darstellen lässt.

### Isochore Zustandsänderung

Die isochore Zustandsänderung findet bei konstantem Volumen statt ( $V = \text{const}$ ); es wird daher keine mechanische Arbeit zugeführt oder aufgenommen ( $dW = 0$ ). Mit der Gasgleichung Gl. (A.1) gilt

$$\frac{p}{p_0} = \frac{T}{T_0} \quad (\text{A.7})$$

Die gesamte zugeführte Wärme (d.h. thermische Energie)  $dQ$  wird in eine Änderung der inneren Energie des Gases  $dU$  umgesetzt.

$$dQ = m c_v dT = dU \quad (\text{A.8})$$

$$dW = 0 \quad (\text{A.9})$$

### Isentrope Zustandsänderung

Die isentrope (auch adiabatische) Zustandsänderung findet ohne Zufuhr oder Abgabe thermischer Energie statt ( $dQ = 0$ ). Mit der Gasgleichung Gl. (A.1) gilt

$$\frac{p_0}{p} = \left(\frac{V}{V_0}\right)^\kappa \quad \text{und} \quad \left(\frac{p}{p_0}\right)^{\kappa-1} = \left(\frac{T}{T_0}\right)^\kappa \quad (\text{A.10})$$

Die Änderung der inneren Energie  $dU$  entspricht der durch Druck  $p$  und Volumenänderung  $dV$  zugeführten mechanischen Arbeit  $dW$ .

$$dQ = 0 \quad (\text{A.11})$$

$$dW = -p dV = dU \quad (\text{A.12})$$

### Allgemeine Zustandsänderung

Bei allgemeinen Zustandsänderungen ergibt sich somit für die Änderung der inneren Energie  $dU$  durch Kombination der obigen Spezialfälle

$$dU = dQ + dW \quad (\text{A.13})$$

$$m c_v dT = dQ - p dV \quad (\text{A.14})$$

Damit lassen sich z.B. auch mit  $dQ = -dW$  isotherme ( $T = const$ ) oder mit  $dQ = m c_p dT$  isobare Zustandsänderungen ( $p = const$ ) darstellen.

### A.3 Eigenschaften verwendeter Kraftstoffe und Gase

Bei der Modellierung der thermodynamischen Zusammenhänge eines Verbrennungsmotors müssen grundlegende physikalische wie chemische Eigenschaften der verwendeten Kraftstoffe und Gase bekannt sein [1, 10].

Als wichtigste Kraftstoffarten sind im Folgenden Diesel sowie Benzin aufgeführt. Im Unterschied zum Brennwert<sup>1</sup> wird beim Heizwert<sup>2</sup> angenommen, dass das im Abgas enthaltene Wasser als Wasserdampf vorliegt; es entsteht dabei also keine Kondensationswärme. In beiden Fällen wird dabei eine vollständige Verbrennung ohne Bildung von Stickoxyden vorausgesetzt. [13]

			Diesel	Benzin
Dichte (bei 15°)	$\rho$	$kg m^{-3}$	820 ... 860	730 ... 780
Wärmekapazität (bei 20°)	$c$	$kJ kg^{-1} K^{-1}$	2.05	2.02
Heizwert	$H_u$	$MJ kg^{-1}$	42.5	43.5
Luft-Kraftstoff-Verhältnis	$K_s$	$kg kg^{-1}$	14.5	14.7

Die zur Berechnung der Kompressions- und Expansionsphasen benötigten Eigenschaften von Frischluft bzw. Abgas unterscheiden sich wie folgt.

			Luft	Abgas
Dichte (0°, 1013 hPa)	$\rho$	$kg m^{-3}$	1.293	1.284
Wärmekapazität	$c_p$	$kJ kg^{-1} K^{-1}$	1.005	1.035
	$c_v$	$kJ kg^{-1} K^{-1}$	0.716	0.750
Isentropenkoeffizient	$\kappa$		1.404	1.380
Gaskonstante	$R$	$kJ kg^{-1} K^{-1}$	0.289	0.285

<sup>1</sup> früher: oberer Heizwert

<sup>2</sup> früher: unterer Heizwert

## B Grundlagen der Fouriertransformation

Im Rahmen dieser Arbeit wird die spektrale Zerlegung von Signalen verwendet. Als Grundlage dafür sind im Folgenden Formeln und Eigenschaften der Fouriertransformation zusammengestellt. Diese transformiert amplitudenbegrenzte und kontinuierliche Signale in den Bild- bzw. Frequenzbereich und zurück (inverse Fouriertransformation).

$$H'(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} h(x) \exp(-j\omega x) dx \quad (\text{B.1})$$

$$h(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} H'(j\omega) \exp(j\omega x) d\omega \quad (\text{B.2})$$

Im vorliegenden Zusammenhang werden periodische reelle Signale  $h(x)$  mit einer Periode von  $x_{max} = 2\pi$  betrachtet.<sup>1</sup>

$$h(x) = h(x + 2\pi z) \quad \text{mit} \quad z \in \mathbb{Z} \quad (\text{B.3})$$

Aufgrund der Periodizität ergibt sich im Bildbereich ein diskretes Spektrum  $H(k)$ , das aus der Grundfrequenz ( $k = 1$ ) und ganzzahligen Harmonischen besteht.

### B.1 Fourierreihe periodischer Signale

Für periodische Signale ergibt sich mit  $k \in \mathbb{Z}$

$$H(k) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} h(x) \exp(-jkx) dx \quad (\text{B.4})$$

$$h(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} H(k) \exp(jkx) \quad (\text{B.5})$$

Im Allgemeinen können nur endlich viele Frequenzen eines Signals betrachtet werden. Dazu werden komplexe Spektralkoeffizienten  $c_k = H(k)$  der  $k$ -ten Harmonischen (bzw. der  $k$ -ten Ordnung) eingeführt.

$$c_k = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} h(x) \exp(-jkx) dx \quad (\text{B.6})$$

---

<sup>1</sup> Hier wird für den Ausgangsbereich anstelle der Zeit die allgemeine Variable  $x$  verwendet, da die Fouriertransformation auch auf winkelabhängige Funktionen angewandt wird.

Damit kann die Funktion  $h(x)$  durch eine gewichtete Summe der Spektralkoeffizienten angenähert werden.

$$h(x) \approx \sum_{k=-K}^K c_k \exp(jkx) = c_0 + 2 \sum_{k=1}^K c_k \exp(jkx) \quad (\text{B.7})$$

Mit der Beziehung  $\exp(jx) = \cos(x) + j \sin(x)$  ist auch eine Darstellung durch reelle Fourierkoeffizienten  $a_k$  und  $b_k$  möglich.

$$h(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^K \left( a_k \cos(kx) + b_k \sin(kx) \right) \quad (\text{B.8})$$

Die Sonderstellung des Terms mit  $a_0$  ist dadurch bedingt, dass alle Koeffizienten  $c_k$  für  $|k| > 1$  doppelt vorkommen, der Gleichanteil  $c_0$  jedoch nur einmal. Die Umrechnung zwischen reellen und komplexen Koeffizienten ergibt sich zu

$$a_k = 2 \operatorname{Re} \{c_k\} = \frac{2}{2\pi} \int_0^{2\pi} h(x) \cos(kx) dx \quad \text{mit} \quad k \in \mathbb{N}_0 \quad (\text{B.9})$$

$$b_k = -2 \operatorname{Im} \{c_k\} = \frac{2}{2\pi} \int_0^{2\pi} h(x) \sin(kx) dx \quad \text{mit} \quad k \in \mathbb{N} \quad (\text{B.10})$$

## B.2 Mathematische Eigenschaften der Fourierreihe

Zwei wesentliche Eigenschaften der Fourierreihe lassen sich durch die Begriffe *Orthogonalität* und die *Minimierung des quadratischen Fehlers* zusammenfassen.

Die Definition der Fouriertransformation ist so gewählt, dass die Koeffizienten  $c_k$  der Fourierreihe eines periodischen reellen Signals  $h(x)$  durch die Minimierung des quadratischen Fehlers festgelegt werden, d.h. die partielle Ableitung des Fehlers nach jedem Koeffizienten wird zu Null.

Ausgehend von der Fourierreihe in Gl. (B.7) wird nun eine Frequenz herausgegriffen. Mit dem komplexen Fehler  $e(x)$  zwischen der zugehörigen Spektralkomponente  $c_k \exp(jkx)$  und dem ursprünglichen Signal  $h(x)$

$$e(x) = c_k \exp(jkx) - h(x) \quad (\text{B.11})$$

wird der quadratische Fehler  $E$  als Integral über eine Periode des Signals  $h(x)$  definiert; der Faktor  $1/(2\pi)$  ist dabei willkürlich gewählt für eine günstige spätere Darstellung. Die komplexe Konjugation wird mit einem Stern (\*) gekennzeichnet.

$$E = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} e(x) e^*(x) dx \quad (\text{B.12})$$

Nach Einsetzen von Gl. (B.11) in den Fehler  $E$  verschwindet mit Gl. (B.6) die Ableitung nach dem Koeffizienten  $c_k$ . Dies gilt analog für alle Koeffizienten.

$$\frac{\partial E}{\partial c_k} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} c_k^* + c_k - h(x) \exp(jkx) - h(x) \exp(-jkx) dx \quad (\text{B.13})$$

$$= \frac{2\pi}{2\pi} (c_k^* + c_k) - c_k^* - c_k = 0 \quad (\text{B.14})$$

Der Fehler ist damit minimal; d.h. mit den gefundenen Koeffizienten wird das Signal  $h(x)$  bestmöglich dargestellt. Die Fourierreihe ist damit eine optimale Approximation der reellen periodischen Funktion  $h(x)$ . Eine entsprechende Ableitung für die reelle Fourierreihe ist in [25] zu finden.

Die zweite wesentliche Eigenschaft der Fourierreihe besteht in der Orthogonalität ihrer Komponenten. Zwei Funktionen gelten dann als orthogonal, wenn in einem festgelegten Intervall  $T$  das Integral  $f$  über ihr Produkt zu Null wird. Diese Forderung wird nun auf die Komponenten  $c_k \exp(jkx)$  und  $c_m \exp(jmx)$  angewandt.

$$f(k, m) = \frac{1}{T} \int_0^T c_k \exp(jkx) c_m^* \exp(-jmx) dx \quad (\text{B.15})$$

$$= \frac{c_k c_m^*}{T} \int_0^T \exp(jkx - jmx) dx \quad (\text{B.16})$$

$$= \frac{c_k c_m^*}{T} \cdot \frac{-j}{k - m} \left( \exp(j(k - m)T) - 1 \right) \quad (\text{B.17})$$

Weil die Exponentialfunktion betragsmäßig auf den Wert Eins begrenzt ist, gilt damit für den Grenzübergang  $T \rightarrow \infty$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} f(k, m) = \begin{cases} c_k c_m^* & \text{für } k = m \\ 0 & \text{für } k \neq m \end{cases} \quad (\text{B.18})$$

Die Bedingung der Orthogonalität ist damit für beliebige Frequenzen  $k \neq m$  erfüllt. Für reelle Fourierkoeffizienten  $a_k = \text{Re}\{c_k\}$  und  $b_m = \text{Im}\{c_m\}$  gilt somit auch

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T a_k \cos(k\varphi) b_m \sin(m\varphi) dt = 0 \quad \text{für beliebige } k, m \quad (\text{B.19})$$

Damit kann gezeigt werden, dass bei der Fouriertransformation eines reellen periodischen Signals  $h(x)$  über ein genügend langes Intervall  $T$  jeder beliebige Fourierkoeffizient  $c_k$  nur dann von Null verschieden ist, wenn das Signal eine Komponente der Frequenz  $k$  enthält. Falls  $k$  und  $m$  ganzzahlig und die Länge des Intervalls  $T$  ein Vielfaches von  $2\pi$  sind, gelten diese Zusammenhänge auch ohne Grenzübergang.

Somit gilt zusammenfassend: Während die Minimierung des quadratischen Fehlers eine optimale Approximation sicherstellt, garantiert die Orthogonalität deren Eindeutigkeit und damit die Parameterkonvergenz der Fouriertransformation.

### B.3 Diskrete Fouriertransformation (DFT)

Die Diskrete Fouriertransformation (DFT, Index  $d$ ) kommt bei abgetasteten Signalen zur Anwendung [25]. In der vorliegenden Arbeit dient sie der numerischen Überprüfung der Identifikationsergebnisse (vgl. Abschnitt 5.5).

Die Schrittweite  $\Delta x$  der Abtastung, die Länge der Abtastperiode  $x_{max}$  sowie die Anzahl  $N$  der Abtastschritte ergibt sich aus der gewünschten Frequenzauflösung  $\Delta k$  und der größten Signalfrequenz  $k_{max} = K$ . Dabei sei  $x$  periodisch in  $2\pi$ .

$$\Delta x = \frac{2\pi}{2k_{max}} = x_{max} \frac{\Delta k}{2k_{max}} \quad (\text{B.20})$$

$$x_{max} = \frac{2\pi}{\Delta k} = \Delta x \frac{2k_{max}}{\Delta k} \quad (\text{B.21})$$

$$N = \frac{2k_{max}}{\Delta k} = \frac{x_{max}}{\Delta x} \quad (\text{B.22})$$

Damit sei die zeitdiskrete Fouriertransformation gegeben als

$$H_d(k) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n\Delta x) \exp(-jkn\Delta x) \quad (\text{B.23})$$

$$= \sum_{n=0}^{N-1} h(n\Delta x) \cdot \left( \cos(kn\Delta x) - j \sin(kn\Delta x) \right) \quad (\text{B.24})$$

Zum Vergleich mit Identifikationsergebnissen müssen die durch die DFT bestimmten komplexen Koeffizienten  $H_d(k)$  auf reelle Koeffizienten  $a_k$  und  $b_k$  umgerechnet werden.

Das Integral der Fouriertransformation aus Gl. (B.4) wird bei der DFT durch eine Summe von Rechtecken der Breite  $\Delta x$  angenähert. Dies ist jedoch nicht in die Definition der DFT aufgenommen und muss deshalb nachträglich durch den Faktor  $\Delta x$  korrigiert werden. Ebenso muss eine Normierung auf die Abtastperiode  $x_{max}$  erfolgen. Damit muss das Ergebnis der DFT mit dem Faktor  $\Delta x/x_{max} = 1/N$  skaliert werden, um den Zusammenhang zwischen der DFT und den reellen Fourierkoeffizienten zu erhalten.

$$a_k = \frac{2}{N} \operatorname{Re} \{ H_d(k) \} \quad \text{mit} \quad k \in \mathbb{N}_0 \quad (\text{B.25})$$

$$b_k = -\frac{2}{N} \operatorname{Im} \{ H_d(k) \} \quad \text{mit} \quad k \in \mathbb{N} \quad (\text{B.26})$$

Die Amplitude  $A_k$  und Phase  $\psi_k$  der einzelnen Teilfrequenzen lassen sich entsprechend bestimmen zu

$$A_k = \left| \frac{2}{N} H_d(k) \right| = \sqrt{a_k^2 + b_k^2} \quad (\text{B.27})$$

$$\psi_k = -\angle \{ H_d(k) \} = \arctan \left( \frac{b_k}{a_k} \right) \quad (\text{B.28})$$

## C Daten der Modell-Anlage

Die Komponenten der verwendeten Modell-Anlage werden im Folgenden mit ihren Daten kurz beschrieben. Die angegebenen Daten basieren auf Datenblättern sowie auf [31].

### C.1 Permanenterregte Servomotoren

Als Antriebe zur Nachbildung des Verbrennungsmotormoments sowie zur Kompensation werden zwei permanenterregte Synchronmaschinen, Typ *1 FT 6086-8 AC 71* der Fa. Siemens AG, mit integrierten Winkelgebern eingesetzt.

Nenn Drehzahl:	2000	$U \text{ min}^{-1}$
Nenn Drehmoment:	23	$Nm$
Nennleistung:	4.8	$kW$
Nennstrom (Y):	10.9	$A$
Nennspannung (Y):	286	$V$
Trägheitsmoment:	0.00665	$kg \text{ m}^2$
Strichzahl der Winkelgeber:	2048	pro Umdrehung

Die Trägheitsmomente beider Maschinen können durch je ein Schwungrad vergrößert werden.

### C.2 Pulswechselrichter

Als Umrichter werden zwei Pulswechselrichter mit feldorientierter Drehmomentregelung, Typ *Simovort Master Drives SC 6 SE 7022-6 EC 30* der Fa. Siemens AG, verwendet. Der gemeinsame Gleichspannungs-Zwischenkreis wird über eine netzseitige Diodenbrücke gespeist. Anstelle einer Netzzurückspeisung verhindert eine Brems-einheit ein unzulässiges Ansteigen der Zwischenkreisspannung im Generatorbetrieb der Anlage.



Eingang (Netz):	380 ... 460	V	50 ... 60	Hz
Ausgang (Motor):	327 ... 396	V	0 ... 400	Hz
Bemessungsleistung:	16.8 ... 20.3	kVA		
Bemessungsstrom:	25.5	A		
Pulsfrequenz:	5 ... 7.5	kHz		

Für die Sollwert-Vorgabe des Motormoments werden analoge Eingänge ( $\pm 10 V$ ) genutzt, da sie im Vergleich zu den ebenfalls vorhandenen seriellen Schnittstellen eine höhere Dynamik ermöglichen.

### C.3 PC mit I/O-Hardware

Als zentrale Steuereinheit der Modell-Anlage dient ein PC mit Pentium II Prozessor mit  $450 MHz$  Taktfrequenz. Dieser dient der HIL-Simulation sowie zur Implementierung der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Algorithmen.

Die Ansteuerung der Wechselrichter erfolgt über eine AD/DA-Karte mit 16 analogen Eingängen, zwei analogen Ausgängen sowie 32 digitalen Ein-/Ausgängen, Typ *DAS-1602* der Fa. Keithley.

Eingangsspannung AD-Wandler:	$\pm 10$	V
Ausgangsspannung DA-Wandler:	$\pm 10$	V
Auflösung AD/DA-Wandler:	12	Bit
Max. Abtastrate AD-Wandler:	100	kHz (gesamt)

Zur Erfassung der Maschinen-Position werden die benötigten Signale parallel zum Wechselrichter von den integrierten Winkelgebern abgegriffen. Die Auswertung erfolgt über eine Zählerkarte mit zwei Kanälen, Typ *IK 121 V* der Fa. Heidenhain.

Eingangsspannung:	0.6 ... 1.1	V
Eingangsfrequenz:	max. 400	kHz
Interpolation:	10	Bit
Datenbreite der Messwerte:	42	Bit

Beide Kanäle können zwei um  $90^\circ$  versetzte Sinussignale verarbeiten, wobei die Strichzahl der Winkelgeber durch Interpolation vervielfacht werden kann.

## C.4 Anschlussbelegung der I/O-Hardware

Die Belegung der verwendeten Kabel und Steckverbinder der I/O-Hardware sind in der folgenden Tabelle zusammengestellt. Die Spannungsversorgung der Winkelgeber erfolgt über die Wechselrichter; die Leitungen *Spannung + 5 V* zum PC sind daher unterbrochen.

Von / Zu Umrichter 1	I/O-Hardware PC	Kabel	Wechselrichter
Sollwert:	Keithley DAS-1602		Klemme X 102
DA Analog $\pm 10 V$	Pin 9	Weiß	Pin 27
Bezugspotential	Pin 10, 29	Braun	Pin 28
Messwert:	Keithley DAS-1602		Klemme X 103
AD Analog +	Pin 37	Grün	Pin 35
Bezugspotential	Pin 18	Gelb	Pin 36

Von / Zu Umrichter 2	I/O-Hardware PC	Kabel	Wechselrichter
Sollwert:	Keithley DAS-1602		Klemme X 102
DA Analog $\pm 10 V$	Pin 27	Weiß	Pin 27
Bezugspotential	Pin 26, 28	Braun	Pin 28
Messwert:	Keithley DAS-1602		Klemme X 103
AD Analog +	Pin 36	Grün	Pin 35
Bezugspotential	Pin 17	Gelb	Pin 36

Von Winkelgeber 1 / 2	I/O-Hardware PC	Kabel	Wechselrichter
Versorgung:	Heidenhain IK 121 V		Klemme X ...
Spannung + 5 V	Pin 4, 12 (offen)	Rot, Weiß	
Bezugspotential 0 V	Pin 2, 10	Blau, Braun	
Signale:	Heidenhain IK 121 V		Klemme X ...
Phase A +	Pin 1	Violett	
Phase A -	Pin 9	Schwarz	
Phase B +	Pin 3	Weiß-Blau	
Phase B -	Pin 11	Braun-Blau	
Referenzsignal R +	Pin 14	Weiß-Grün	
Referenzsignal R -	Pin 7	Weiß-Gelb	

# Bezeichnungen

## Variablen

$A$	: Amplitude	—
$\mathbf{A}'$	: Zustandsmatrix	—
$a$	: Kurbelwangenradius (Hub / 2)	[m]
$a_k$	: Reeller Fourierkoeffizient	—
$\underline{A}$	: Aktivierungsvektor	—
$\underline{b}'$	: Eingangsvektor	—
$\mathcal{B}$	: lokale Basisfunktion	—
$b_k$	: Imaginärer Fourierkoeffizient	—
$c$	: Federkonstante	[Nm rad <sup>-1</sup> ]
$\underline{c}'$	: Ausgangsvektor	—
$c_1, c_2$	: Formparameter der Vibefunktion	—
$c_k$	: komplexer Fourierkoeffizient	—
$c_p$	: Wärmekapazität bei konstantem Druck	[J kg <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup> ]
$c_v$	: Wärmekapazität bei konstantem Volumen	[J kg <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup> ]
$\mathcal{C}$	: Abstandsfunktion	—
$D$	: Dämpfung normiert	—
$d$	: Dämpfungskoeffizient	[Nm s rad <sup>-1</sup> ]
$d$	: inhärenter Approximationsfehler	—
$\mathbf{E}$	: Einheitsmatrix	—
$e$	: Lernfehler	—
$F$	: Kraft	[N]
$f$	: Frequenz	[Hz]
$f_0$	: Resonanzfrequenz ungedämpft	[Hz]
$f_d$	: Resonanzfrequenz gedämpft	[Hz]
$f_g$	: Grenzfrequenz	[Hz]
$f_p$	: Durchbrennfunktion nach Vibe	—
$f_\theta$	: Ortsfrequenz	—
$H(s)$	: lineare Übertragungsfunktion	—
$H_u$	: Heizwert	[J kg <sup>-1</sup> ]
$I$	: Strom	[A]
$J$	: Trägheitsmoment	[kg m <sup>2</sup> ]

$K_s$	: stöchiometrisches Luft-Kraftstoff-Verhältnis	—
$l$	: Länge der Pleuel	$[m]$
$M$	: Drehmoment	$[Nm]$
$m$	: Masse	$[kg]$
$N$	: Drehzahl	$[s^{-1}]$
$N$	: Anzahl der Gewichte eines NN	—
$P$	: Leistung	$[W]$
$P$	: Dimension des Eingangsraums eines NN	—
$p$	: Druck	$[N m^{-2}]$
$Q$	: Thermische Energie	$[J]$
$R$	: Spezielle Gaskonstante	$[J kg^{-1} K^{-1}]$
$r_p$	: Kolbenradius	$[m]$
$s$	: Laplace-Variable	$[s^{-1}]$
$T$	: Temperatur	$[K]$
$T_a$	: Abtastzeit	$[s]$
$T_{GRNN}$	: Zeitkonstante des GRNN	$[s]$
$T_{GRNN0}$	: ideale Zeitkonstante des GRNN	$[s]$
$T_{HANN}$	: Zeitkonstante des HANN	$[s]$
$T_{str}$	: Zeitkonstante Umrichter	$[s]$
$T_t$	: Totzeit	$[s]$
$t$	: Zeit	$[s]$
$U$	: Spannung	$[V]$
$U_p$	: Innere Energie	$[J]$
$u'$	: Eingangsgröße	—
$V$	: Reglerverstärkung	—
$V$	: Volumen / Hubraum	$[m^3]$
$v_k$	: Filterkoeffizient	—
$W$	: Energie	$[J]$
$w_k$	: Koeffizient für Signalfenster	—
$\underline{x}$	: Eingangsgröße des NN	—
$\underline{x}'$	: Zustandsvektor	—
$y$	: Ausgangsgröße der Nichtlinearität	—
$\hat{y}$	: Ausgangsgröße des NN	—
$y'$	: Ausgangsgröße	—
$z$	: Anzahl der Impulse pro Umdrehung	—
$z$	: Anzahl der Zylinder	—
$z$	: Störgröße	—
$\alpha$	: Winkelbeschleunigung	$[rad s^{-2}]$
$\varepsilon$	: erweiterter Fehler	—
$\epsilon$	: Verdichtungsverhältnis	—
$\eta$	: Lernfaktor	—
$\eta_{therm}$	: thermischer Wirkungsgrad	—
$\kappa$	: Isentropenexponent	—
$\omega$	: Winkelgeschwindigkeit	$[rad s^{-1}]$

$\omega_0$	: Resonanzfrequenz ungedämpft	$[rad\ s^{-1}]$
$\omega_d$	: Resonanzfrequenz gedämpft	$[rad\ s^{-1}]$
$\omega_g$	: Grenzfrequenz	$[rad\ s^{-1}]$
$\underline{\Phi}$	: Parameterfehlervektor des NN	—
$\varphi$	: Winkel	$[rad]$
$\varphi_{ex1} \dots \varphi_{ex2}$	: Öffnungsdauer Auslassventil	$[rad]$
$\varphi_{m1} \dots \varphi_{m2}$	: Öffnungsdauer Einlassventil	$[rad]$
$\varphi_{p1} \dots \varphi_{p2}$	: Brenndauer	$[rad]$
$\psi$	: Phase	$[rad]$
$\sigma, \sigma_{norm}$	: Glättungsfaktor, normiert	—
$\tau, \tau_d$	: Lern- bzw. Vergessenshalbwertszeit, zeitdiskret	$[s]$
$\hat{\theta}$	: Stützwertevektor	—
$\underline{\chi}_n$	: Lage eines Stützwerts	—

## Indizes

$A$	: gerade Anteile der Fourierreihe
$a$	: Abtastung
$abs$	: Absorber
$ac$	: Beschleunigungsanteil
$adapt$	: Wert zur Adaption
$asym$	: Asymmetrischer Betrieb (Zylinderungleichförmigkeit)
$B$	: ungerade Anteile der Fourierreihe
$comp$	: Kompensation
$d, dd$	: ein- bzw. zweifache numerische Differentiation
$delay$	: verzögerter Wert
$eng$	: Arbeitsmaschine / Verbrennungsmotor
$ex$	: Abgastrakt
$f$	: Kraftstoff
$k$	: Abtastschritt
$loss$	: Verlust
$m$	: Ansaugtrakt
$p$	: Zylinder (einzeln)
$reg$	: Drehzahlregler Arbeitsmaschine / Verbrennungsmotor
$s$	: zur Berechnung des Schätzwerts
$sg$	: Startergenerator
$str$	: Stromrichter, Umrichter

## Sonstige

$\hat{\phantom{x}}$	: Schätzwert, Gewicht
$\tilde{\phantom{x}}$	: gefilterter Wert
$\bar{\phantom{x}}$	: gemittelter Wert
*	: Sollwert
*	: komplexe Konjugation
$\text{Im}\{\cdot\}$	: Imaginärteil
$\mathbb{N}$	: Menge aller natürlichen Zahlen
$\mathbb{N}_0$	: Menge aller natürlichen Zahlen einschließlich Null
$\mathcal{NL}$	: Nichtlinearität
$\mathbb{R}$	: Menge aller reellen Zahlen
$\text{Re}\{\cdot\}$	: Realteil
$\mathbb{Z}$	: Menge aller ganzen Zahlen
$\Delta$	: Differenz
$ \cdot $	: Betrag
$\ \cdot\ $	: Betrag eines Vektors
$\angle\{\cdot\}$	: Phase

## Abkürzungen

FIR	: Finite Impulse Response (Filter)
GRNN	: General Regression Neural Network
HANN	: Harmonisch Aktiviertes Neuronales Netz
HIL	: Hardware In the Loop
NN	: Neuronales Netz
OT	: Oberer Totpunkt, $\varphi_{eng} = 0^\circ$
RBF	: Radial Basis Function (Network)
SPR	: Strictly Positive Real, $ \psi  < 90^\circ$
UT	: Unterer Totpunkt, $\varphi_{eng} = 180^\circ$
ZMS	: Zweimassenschwungrad

# Literaturverzeichnis

## Bücher

- [1] BOSCH GMBH:  
*Automotive Handbook*, SAE, Warrendale USA, 1996
- [2] BOSCH GMBH:  
*Technische Unterrichtung: Motormanagement Motronic*, 1993
- [3] BOSCH GMBH:  
*Technische Unterrichtung: Generatoren*, 1995
- [4] BOSCH GMBH:  
*Technische Unterrichtung: Startanlagen*, 1992
- [5] BRAUSE, R.:  
*Neuronale Netze – Eine Einführung in die Neuroinformatik*, B.G. Teubner, Stuttgart, 1995
- [6] FÖLLINGER, O.:  
*Regelungstechnik*, Hüthig Buch Verlag, Heidelberg, 1992
- [7] FORSTER, O.:  
*Analysis 1*, Vieweg Verlag, Braunschweig, 1996
- [8] HENNEBERGER, G.:  
*Elektrische Motorausrüstung – Starter, Generator, Batterie und ihr Zusammenwirken im Kfz-Bordnetz*, Vieweg-Verlag, Braunschweig, 1990
- [9] HERING, E., MARTIN, R., STOHRER, M.:  
*Physik für Ingenieure*, VDI-Verlag, Düsseldorf, 1995
- [10] HEYWOOD, J.B.:  
*Internal Combustion Engine Fundamentals*, McGraw-Hill Book Company, New York, 1988
- [11] KRAPPEL, A.:  
*Kurbelwellenstartergenerator (KSG) – Basis für zukünftige Fahrzeugkonzepte*, Expert-Verlag, Renningen-Malmsheim, 2000

- [12] LANG, M.:  
*Signaldarstellung*, Kurzmanuskript zur Vorlesung, TU München, 1993
- [13] LANGENHEINECKE, K. (HRSG.), JANY, P., SAPPER, E.:  
*Thermodynamik für Ingenieure*, Vieweg-Verlag, Braunschweig, 1993
- [14] LASCHET, A.:  
*Simulation von Antriebssystemen – Modellbildung der Schwingungssysteme und Beispiele aus der Antriebstechnik*, Springer-Verlag, Berlin, 1988
- [15] MAASS, H., KLIER, H.:  
*Kräfte, Momente und deren Ausgleich in der Verbrennungskraftmaschine*, Springer-Verlag, Wien, 1981
- [16] NARENDRA, K.S., ANNASWAMY, A.M.:  
*Stable Adaptive Systems*, Prentice Hall International Inc., 1989
- [17] SCHERNEWSKI, R., STRAKY, H.:  
*Innovative Meßtechnik und Signalverarbeitung zur zylinderindividuellen Ansteuerung eines Dieselmotors mit Common-Rail-Einspritzsystem*, VDI-Berichte Nr. 1397, 1998
- [18] SCHMIDT, E., STEPHAN, K. UND MAYINGER, F.:  
*Einführung in die Technische Thermodynamik*, Band 1, Springer-Verlag, Berlin, 1975
- [19] SCHMIDT, G.:  
*Lernverfahren in der Automatisierungstechnik*, Skriptum, TU München, 1999
- [20] SCHRÖDER, D.:  
*Elektrische Antriebe 1 – Grundlagen*, Springer Verlag, Berlin, 1994
- [21] SCHRÖDER, D.:  
*Elektrische Antriebe 2 – Regelung von Antrieben*, Springer Verlag, Berlin, 1995
- [22] SCHRÖDER, D.:  
*Elektrische Antriebe 3 – Leistungselektronische Bauelemente*, Springer Verlag, Berlin, 1996
- [23] SCHRÖDER, D.:  
*Elektrische Antriebe 4 – Leistungselektronische Schaltungen*, Springer Verlag, Berlin, 1998
- [24] SCHRÖDER, D. (ED.):  
*Intelligent Observer and Control Design for Nonlinear Systems*, Springer Verlag, Berlin, 1999



- [25] SCHRÜFER, E.:  
*Signalverarbeitung – Numerische Verarbeitung digitaler Signale*, Carl Hanser Verlag, München, 1992
- [26] TIETZE, U., SCHENK, CH.:  
*Halbleiter-Schaltungstechnik*, Springer-Verlag, Berlin, 1978
- [27] VIBE, I.I.:  
*Brennverlauf und Kreisprozeß von Verbrennungsmotoren*, VEB Verlag Technik, Berlin, 1970
- [28] WOSCHNI, G.:  
*Verbrennungsmotoren*, Skriptum zur Vorlesung, TU München, 1988

## Dissertationen und Diplomarbeiten

- [29] BLODER, L.:  
*Modellbildung, Einsatz von Simulationswerkzeugen und Reglerentwurf an Motorprüfständen*, Dissertation, TU Graz, 1996
- [30] FILIPOVIĆ, D.:  
*Resonating and Bandpass Vibration Absorbers with Local Dynamic Feedback*, Dissertation, TU München, 1998
- [31] FISCHLE, K.:  
*Ein Beitrag zur stabilen adaptiven Regelung nichtlinearer Systeme*, Dissertation, TU München, 1998
- [32] FRENZ, TH.:  
*Stabile Neuronale Online Identifikation und Kompensation statischer Nichtlinearitäten am Beispiel von Werkzeugmaschinenanschubantrieben*, Dissertation, TU München, 1998
- [33] LENZ, U.:  
*Lernfähige neuronale Beobachter für eine Klasse nichtlinearer dynamischer Systeme und ihre Anwendung zur intelligenten Regelung von Verbrennungsmotoren*, Dissertation, TU München, 1998
- [34] PATRI, TH.:  
*Kompensation der nichtlinearen Charakteristik von Kfz-Einspritzdüsen mit Verfahren der Künstlichen Intelligenz*, Diplomarbeit, TU München, 1998
- [35] SCHÄFFNER, C.:  
*Analyse und Synthese neuronaler Regelungsverfahren*, Dissertation, TU München, 1996

- [36] STADLER, W.:  
*Regelungstechnische Untersuchung der Abgasrückführung eines TDI-Dieselmotors zum Entwurf nichtlinearer Vorsteuer- und Überwachungsstrategien*, Diplomarbeit, TU München, 1999
- [37] STRAUB, S.:  
*Entwurf und Validierung neuronaler Beobachter zur Regelung nichtlinearer dynamischer Systeme im Umfeld antriebstechnischer Problemstellungen*, Dissertation, TU München, 1998
- [38] STROBL, D.:  
*Identifikation nichtlinearer mechatronischer Systeme mittels neuronaler Beobachter*, Dissertation, TU München, 1998
- [39] WOERMANN, R.:  
*Ein Beitrag zur Echtzeitsimulation technischer Systeme hoher Dynamik mit diskreten Modellen*, Dissertation, Universität Gesamthochschule Kassel, 1994

## Aufsätze und Berichte

- [40] ALBUS, J.:  
*Data storage in the cerebellar articulation controller*, ASME Dynamic Systems, Measurement and Control, 1975, Seiten 228ff
- [41] ATZ UND MTZ:  
*Der neue BMW 3er*, Sonderausgabe, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1998
- [42] ATZ UND MTZ:  
*Der neue Ford Focus*, Sonderausgabe, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1998
- [43] BACKHAUS, R., BECKMANN, K., SIEBENPFEIFFER, W.:  
*Neue Automobile auf der IAA Pkw '99*, ATZ 101, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1999, Seiten 852ff
- [44] BARBA, CH., BURKHARDT, CH., BOULOUCHOS, K., BARGENDE, M.:  
*Ein empirisches Modell zur Vorausberechnung des Brennverlaufs beim Pkw-Common-Rail-Dieselmotor*, 3. Stuttgarter Symposium – Kraftfahrwesen und Verbrennungsmotoren, 1999
- [45] BAUN, R.:  
*Der Honda Insight*, ATZ 102, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 2000, Seiten 226f

- [46] BERETTA, J., P.S.A.:  
*Power Electronics and Automobile – From the state of the art to Future Trends*, EPE conference keynote, EPE Journal, Vol. 8, No. 3–4, Lausanne, 1999
- [47] BEUSCHEL, M., SCHRÖDER, D.:  
*Identification and Compensation of Combustional Torque Pulsation Using a Harmonic Activation Neural Network*, EPE technical paper 672, Lausanne, 1999
- [48] BEUSCHEL, M.:  
*Equalizing Combustion Engine Torque Output Using a Starter Generator*, PCIM technical paper IM5.1, Nürnberg, 2000
- [49] BEUSCHEL, M., RAU, M., SCHRÖDER, D.:  
*Adaptive Damping of Torque Pulsation Using a Starter Generator – Opportunities and Boundaries*, IAS technical paper 15.2, Rom, 2000
- [50] CHATEL, CH.:  
*Servoregelungen nun auch für nichtlineare Bewegungsaufgaben*, antriebstechnik 38, Nr. 5, 1999
- [51] CHMELA, F.:  
*Die Vorausberechnung des Brennverlaufs von Dieselmotoren mit direkter Einspritzung auf der Basis des Einspritzverlaufs*, MTZ 59, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1998, Seiten 484ff
- [52] FEHRECKE, H., ECKEL, H.-G., HIRSCH, V., JÖRG, B., WERNER, K.:  
*Reduktion de Drehungleichförmigkeit durch den Drehzahladaptiven Tilger*, System Partners, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 2000, Seiten 30ff
- [53] FROSCHAMMER, F., BEUSCHEL, M., SCHRÖDER, D.:  
*Identification of Torque Pulsation Using Harmonic Activation Neural Networks*, IFAC technical paper, Darmstadt, 2000
- [54] GINOUX, S., CHAMPOUSSIN, J.-C.:  
*Engine Torque Determination by Crankangle Measurements: State of the Art, Future Prospects*, SAE technical paper 970532, 1997
- [55] GLIDEWELL, J.M., CHUI, G.K.:  
*On-Board Diagnosis of Fuel Injector Clogging*, SAE technical paper 932664, 1993
- [56] GOPPELT, G., WINTERHAGEN, J.:  
*Elektronik und Multimedia: Zulieferinnovationen auf der IAA Pkw '99*, ATZ 101, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1999, Seiten 862ff

- [57] HOFMANN, M., BLÜMEL, R.:  
*Mitigation of Torque Transients of Power Enhanced Alternators Produced by a Novel Windings Turnover Converter for Automotive Networks*, EPE technical paper 182, Lausanne, 1999
- [58] KLÜTING, M., FLIERL, R., GRUDNO, A., LUTTERMANN, CH.:  
*Drosselfreie Laststeuerung mit vollvariablen Ventiltrieben*, MTZ 60, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1999, Seiten 476ff
- [59] KÚRKOVÁ, V., NERUDA, R.:  
*Uniqueness of Functional Representation by Gaussian Basis Function Networks*, ICANN, Sorrento, 1994
- [60] LETEINTURIER, P., BENNING, J.:  
*Enhanced Engine Position Acquisition & Treatment*, SAE technical paper 1999-01-0203, 1999
- [61] LENZ, U., SCHRÖDER, D.:  
*Artificial Intelligence for Combustion Engine Control*, SAE technical paper 960328, 1996
- [62] LUDWIG, C., LEONHARDT, S., AYOUBI, M.:  
*Real Time Supervision for Diesel Engine Injection*, IFAC Symposium on Fault Detection, Helsinki, 1994
- [63] NELLES, O.:  
*Lokale lineare Modelle zur Identifikation nichtlinearer dynamischer Systeme*, Automatisierungstechnik, April 1997
- [64] PESCH, M.:  
*Startergenerator: Konzepte und Potenziale*, System Partners, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 2000, Seiten 20ff
- [65] REIK, W.:  
*Höherer Komfort und weniger Geräusch durch das Zweimassenschwungrad*, ATZ 100, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1998, Seiten 896ff
- [66] ROSSEEL, E., SIERENS, R., BAERT, R.S.G.:  
*Evaluating Piezo-electric Transducer Response to Thermal Shock from In-cylinder Pressure Data*, SAE technical paper 1999-01-0935, 1999
- [67] SAX, H., HEITZMANN, W.:  
*Auswirkungen des neuen Bordnetz auf Halbleiterbauelemente*, STMicroelectronics, Juni 1998
- [68] SCHÄFER, H.:  
*Starter-Generator mit Asynchronmaschine und feldorientierter Regelung*, Sonderausgabe der ATZ und MTZ, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 2000

- [69] SCHAUDER, B., SCHIERLING, B.:  
*Das Sachs-Planeten-Zweimassenschwungrad*, System Partners ATZ / MTZ, 1999
- [70] SCHNURR, B.:  
*Hochdynamische Lienarmotoren für moderne Werkzeugmaschinen*, antriebstechnik 39, Nr. 2, 2000
- [71] SCHREINER, K.:  
*Untersuchungen zum Ersatzbrennverlauf bei schnelllaufenden Hochleistungsdieselmotoren*, MTZ 54, Seiten 554ff, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 1993
- [72] SPECHT, D.F.:  
*A General Regression Neural Network*, IEEE Transactions of Neural Networks, vol. 2, no. 6, 1991
- [73] UCHTMANN, K., WIRTH, R.:  
*Maschinendiagnose an drehzahlveränderlichen Antrieben mittels Ordnungsanalyse*, antriebstechnik 38, Nr. 5, 1999
- [74] WEIMER, J., SATTLER, M., BAUMEISTER, J.:  
*Der Kurbelwellen-Startergenerator Sachs DynaStart*, System Partners, Vieweg Verlagsgesellschaft mbH, Wiesbaden, 2000, Seiten 38ff
- [75] WESSELAK, V., KLASSEN, N., BAUER, F.:  
*Self-Learning Control of Pulse Converter Nonlinearities*, EPE technical paper 210, Lausanne, 1999
- [76] WESSELAK, V., KLASSEN, N., BAUER, F.:  
*Application of a Self-Learning Observer for Disturbance Compensation in Drive Control*, PCIM technical paper, 1999
- [77] ZEYEN, K.-P., PELS, T.:  
*ISAD – A Computer Controlled Integrated-Starter-Alternator-Damper System*, SAE technical paper 972660, 1997

## Sonstige Veröffentlichungen

- [78] AUTOMOBILES CITROËN:  
*Citroën Xsara Dynalto, Economy, environmental protection, safety and comfort, Dynalto System*,  
<http://www.citroen.com/eng/1000/1100/1135e.htm>, 1998

- [79] BEUSCHEL, M.:  
*Optimierte Implementierung eines Neuronalen Netzes in der Sprache C*, Semesterarbeit, TU München, 1995
- [80] BEUSCHEL, M., HANGL, F.:  
*Effizientes GRNN unter MATLAB / SIMULINK*, Interner Bericht, TU München, 1997
- [81] CONTINENTAL AG UND ISAD ELECTRONIC SYSTEMS GMBH:  
*Genfer Automobil Salon '98 – BMW und Citroën zeigen das ISAD<sup>TM</sup>-System (Integrierter Starter Alternator Dämpfer)*,  
<http://www.conti.de/cas/isad/cte4ab1.htm>, 1998
- [82] DUBOIS MARKETING INC.:  
*BMW's new Crankshaft Starter / Alternator*,  
<http://www.duboismarketing.com/bmw.html>, 2000
- [83] FREIE PRESSE ONLINE:  
*Lichtmaschine und Anlasser wachsen zu einer Einheit zusammen*,  
<http://www.freipresse.de/texte/ratgeber/auto/texte/vvt0003.html>, 1998
- [84] FREISE, W.:  
*Drehmomente in der Kurbelwelle eines Dieselmotors*, Lehrstuhl und Institut für Starkstromtechnik, Universität Kaiserslautern, [http://www.e-technik.uni-kl.de/freise/forschung/Drehm\\_Diesel.htm](http://www.e-technik.uni-kl.de/freise/forschung/Drehm_Diesel.htm), 2000
- [85] HANGL, F., BEUSCHEL, M.:  
*Theorie des Entwurfs von nichtlinearen Zustandsbeobachtern*, Interner Bericht, TU München, 1997
- [86] KNIGHT RIDDER INC.:  
*Electricity to take on bigger role in autos – 42 Volt systems offer more power for automated features*, <http://www.auto.com/autonews/qvolt20.htm>, 2000
- [87] LENZ, U.:  
*Theorie des systematischen Entwurfs lernfähiger Beobachter für Strecken mit isolierter Nichtlinearität*, Interner Bericht, TU München, 1997
- [88] MANNESMANN SACHS AUTOMOTIVE:  
*Produktinformation: Der Sachs Dynastart – Die neue Energie fürs Auto*, Schweinfurt, 2000
- [89] SCHÄFFNER, C., LENZ, U., STROBL, D.:  
*Anwendung Neuronaler Netze in der Automatisierungstechnik*, Interner Bericht, TU München, 1995
- [90] TURBODYNE TECHNOLOGIES, INC.:  
*Product Information: Dynacharger<sup>TM</sup>, Turbopac<sup>TM</sup>*, California, USA, 1999

# Stichwortverzeichnis

- Abgasgegendruck, 21
- Abtastung, 155, 181
  - Betriebspunkt, 83
  - HANN-Koeffizienten, 68
  - numerische Differentiation, 89
- Adaption, 32
- Aktivierung, 32
  - verzögerte, 45, 71, 74, 100
- Aktivierungsfunktion, 35
  - Nulldurchgang, 68
- Analytische Differentiation, 115
- Ankerstellbereich, 133
- Anregung, ausreichende, 42, 64
- Ansaugdruck, 21
- Anti-Windup-
  - Lernstruktur, 73
  - Regler, 78
- Approximation
  - inhärenter Fehler, 35, 60
  - minimaler Fehler, 52
  - stationäre Genauigkeit, 49
- Asymmetrischer Betrieb des Verbrennungsmotors, 141
  - Doppelfehler, 146
  - Einfachfehler, 145
  - Fehlertabelle, 147
  - Mehrfachfehler, 147
- Ausblendungsfunktion der Kompensation, 139
  
- Basisfunktion
  - Gauß'sche Glockenkurve, 34
  - harmonische, 60
  - lokale, 34
  - Manhattan-Distanz, 34
  - Zentrum, 34
- Begrenzung
  - Stellgröße, 72, 78, 100, 126
  - Stützwert, 72
- Beschleunigungsmoment
  - direkte Korrektur, 81
  - indirekte Korrektur, 91, 151
- Betriebsbereich, relevanter, 131
- Betriebspunkte, variable, 81
- Booster-Betrieb, 10, 73, 139
- Bordnetz, 8
- Brennverlauf, 19
  
- C-Compiler, 159
  
- Dämpfung
  - aktiver Absorber, 3
  - mit ZMS, 28
  - passiver Absorber, 110
  - Tiefpassfilter, 88
- Daten
  - Kraftstoffe, 177
  - Kurbelwelle, 121
  - Modell-Anlage, 162, 182
  - Startergenerator, 11
  - Verbrennungsmotor, 23
- DFT, 4, 98, 99, 181
- Diagnose, 100, 141
  - Systematik, 143
- Differentiation, analytische, 115
- diskrete Fouriertransformation, *siehe* DFT
- Doppelfehler, 146
- Drehbeschleunigung
  - Fehler, 88
  - Messung, 29
- Drehmoment, maximales, 129
- Drehmomentschwingung
  - Analyse, 141
  - Gaskräfte, 22
  - Gradient, 84
  - Identifikation, 77

- Kompensation, 101
- Kriterium für Wirkung, 132
- Massenkräfte, 18
- Tilgung, 10
- Drehzahl
  - Fehler, 87, 88
  - Regler, hubdiskreter, 78
  - Schwankung, 132
- Durchbrennfunktion, 19
- Eindeutigkeit der Adaption, 36
- Einfachfehler, 145
- Eingangsraum, 36
  - mehrdimensionaler, 47
- Elastizität der Kurbelwelle, 160
- Emissionen
  - Abgas, 9, 154
  - akustisch, 28
  - Startvorgang, 10
- Energiebilanz der Kompensation, 129
- erweiterter Fehler, 46, 71, 73, 102
- Extrapolation, 39
- Fahrer, 14, 163
- Fast Fourier Transform, *siehe* FFT
- Fehler
  - Diagnose, 143
  - erweiterter, 46, 73, 102
  - quadratischer, 40, 51, 161, 179
  - Quantisierungs-, 87
- Fehlermodell, 43, 69
  - erweitertes, 44, 69
- Feldschwächbereich, 133
- Ferraris aufnehmer, 29
- Fertigungstoleranz des Winkelgebers, 97
- FFT, 4, 100
- Filter
  - Auslegung, 88
  - FIR, 89, 151
- Fourierkoeffizienten, 65, 82, 130, 142, 179, 181
- Fouriertransformation, 178
  - diskrete, 4, 98, 99, 181
  - FFT, 4, 100
  - Minimierung des quadratischen Fehlers, 179
  - Orthogonalität, 180
  - Vergleich mit Identifikation, 5, 98, 99
- Frequency Domain Identification Toolbox (MATLAB), 159
- Funktionsapproximation, 31
  - algebraisch, 33
  - konnektionistisch, 34
  - tabellarisch, 33
  - universelle, 35
- Gasgleichung, 20, 175
- Gaskräfte, 22, 129, 144
- Gauß'sche Glockenkurve, 34, 37, 85
- General Regression Neural Network, *siehe* GRNN
- Gewicht, 32
- Gewichtsvektor, 35
- Glättungsfaktor, 37, 48
  - normiert, 39, 51, 57, 84
- Grad der Kompensation, *siehe* Kompensationsgrad
- Gradient der Drehmomentschwingung, 84
- GRNN, 38, 66
  - Identifikationsstruktur, 43
  - Kompensationsstruktur, 43
  - Lernzeitkonstante, 57
  - stationäre Genauigkeit, 49
  - Struktur, 39
  - Zeitverhalten, 52
- Grundschiwingung der Verbrennung, 142
- Gruppenlaufzeit, 89
- Hamming-Fenster, 90
- HANN, 59
  - Abtastung der Koeffizienten, 68
  - erweiterte Struktur, 66, 100
  - Grundstruktur, 62
  - Identifikationsstruktur, 67
  - Kompensation mit erweiterter Struktur, 169
  - Kompensation mit Grundstruktur, 163
  - Kompensationsstruktur, 69
  - Lerngesetz, 62, 100
  - Lernzeitkonstante, 63
  - Parameterkonvergenz, 64
  - Parameterzahl, 154
  - Regelungstechnische Darstellung, 71
  - Schätzwert, 66
  - Stabilität, 63, 100
  - Vergleich mit DFT, 5, 99



- Zeitverhalten, 63
- Hardware in the Loop (HIL), 159
- Harmonisch Aktiviertes Neuronales Netz, *siehe* HANN
- harmonische Basisfunktion, 60
- Harmonische der Verbrennung, 142
- hubdiskrete Abtastung, 83
- Hubraum, 17
- Hybridantrieb, 10
  
- Identifikation, 32, 77
  - Vergleich mit Fourieranalyse, 98
- Identifikationsstruktur
  - GRNN, 43
  - HANN, 67
- indirekte Beschleunigungskorrektur, 91, 151
- Invertierung der Stellglieddynamik, 81, 115
- I/O-Hardware, 159
  
- Klauenpolgenerator, 9
  - Wirkungsgrad, 136
- Kompensation, 101
  - Drehzahlgrenze, 133
  - erweiterte Struktur HANN, 169
  - Grundstruktur HANN, 163
  - Leistung, 133
  - reduzierte, 113, 166
  - relevanter Betriebsbereich, 131
  - Verluste, 131
  - Zylindergleichstellung, 155
- Kompensationsgrad, 73, 100, 113, 166
- Kompensationsstruktur
  - Begrenzung, 73
  - GRNN, 43
  - HANN, 69
- Konfigurationen, 11–15
  - A, 102
  - B, 28, 102
  - C, 110
  - D, 123, 163
  - E, 113, 167, 169
  - elastische, 14, 113, 120
  - F, 120
  - starre, 12, 102
- Kraftstoff
  - Daten, 177
  - Einsparpotential, 10, 138
  - Einspritzmenge, 19, 130
- Kreisprozess, 18
- Kurbeltrieb, 17
- Kurbelwelle
  - Daten, 121
  - Eigenfrequenz, 167
  - Elastizität, 160
  - Mehrmassensystem, 15, 120
  - Torsion, 13, 30, 120, 148, 153
- Ladungswechsel, 21
  - Verluste, 138
- Leerlauf
  - Verbrauchsreduktion, 138
- Lernfaktor, 40, 62, 63
  - zeitdiskreter, 58
- Lernfehler
  - Gleichanteil, 81
  - HANN, 61
  - mittelwertfreier, 81
  - RBF-Netz, 36
- Lerngesetz
  - HANN, 62, 100
  - RBF-Netz, 40
- Lernstruktur, Anti-Windup, 73
- Lernzeitkonstante
  - GRNN, 57
  - HANN, 63, 97
- Liefergrad, 21
- lokale Basisfunktion, 34
- Luft-Kraftstoff-Verhältnis, 21, 154
- Lyapunov, 41, 63
  
- Manhattan-Distanz, 34, 37
- Massenkräfte, 18, 26, 130
- MATLAB, 22, 85, 159, 161
- mehrdimensionaler Eingangsraum, 47
- Mehrfachfehler im asymmetrischen Betrieb, 147
- Mehrmasensystem der Kurbelwelle, 15, 120
- Mehrzylinder-Motoren, 26
- Messung
  - Drehmomentschwingung, 29
  - Rauschen, 30, 96
  - Referenz, 148, 153
- Modell-Anlage, 159
  - Daten, 182
  - Parameteridentifikation, 160
  - Resonanzfrequenz, 162

- Skalierung, 162
- Totzeit, 162
- Neuron, 32
- Neuronales Netz
  - Aktivierung, 32
  - Gewicht, 32
  - GRNN, 38
  - HANN, 59
  - Neuron, 32
  - RBF-Netz, 36
  - Stützwert, 36
- Nichtlinearität, 31, 78, 157
  - Stellglied, 124
- Nulldurchgang
  - Aktivierungsfunktion, 68
- numerische Differentiation
  - Abtastung, 89
- Nyquist, 43, 71
- oberer Totpunkt (OT), 17, 19
- Optimization Toolbox (MATLAB), 161
- Orthogonalität, 64, 180
- Ortsfrequenz, 50, 59, 142
- Parameterfehler, 41, 61
- Parameteridentifikation, Modell-Anlage, 160
- Parameterkonvergenz
  - HANN, 64
  - RBF-Netz, 41
- passive Absorption, 13, 73, 110
- Persistent Excitation, 42, 64
- quadratischer Fehler, 40, 51, 161, 179
- Quantisierungsfehler, 87
- Radial Basis Function Network, *siehe* RBF-Netz
- RBF-Netz, 36
  - Lerngesetz, 40
  - Parameterkonvergenz, 41
  - Schätzwert, 36
  - Stabilität, 41
  - Struktur, 37
- Real Time Windows Target (MATLAB), 159
- Real Time Workshop (MATLAB), 159
- Referenz
  - Frequenz, 112
  - Messwert, 148, 153
- Regler
  - Anti-Windup-, 78
  - Drehzahl-, 78
- Reibung, 18, 138, 154
- Rekuperation von Bremsenergie, 10
- Resonanzfrequenz, 111, 114, 121
  - Kurbelwelle, 121
  - Modell-Anlage, 162, 164
- Sättigung des Stellglieds, 124
- Schätzwert, 66
  - RBF-Netz, 36
- Sensor, Ferrarisaufnehmer, 29
- Signal
  - periodisches, 96
  - stochastisches, 96
- Signalaufbereitung, 100, 102
- Simulationsmodell, 77, 96
  - Quantisierung des Winkels, 86
  - Vergleich mit Messung, 30
- SIMULINK, 22, 159
- Skalierung der Modell-Anlage, 162
- SPR-Bedingung, 43, 46, 89, 106, 167
- Stabilität
  - HANN, 63, 100
  - RBF-Netz, 41
- Start-Stop-Automatik, 10
- Startergenerator, 7, 101
  - Booster-Betrieb, 73
  - Daten, 11
  - Stellgrenze, 139
  - Wirkungsgrad, 135
- Startvorgang, 10
- Stellglied
  - Begrenzung, 72, 100, 126
  - ideales, 43
  - Invertierung der Dynamik, 115
  - nichtlineares, 124
  - Randbedingungen, 133
  - Sättigung, 124
  - Totzeit, 106, 167
- Stellgröße mit Begrenzung, 78
- Stellgrenze des Startergenerators, 139

- Steuergerät, 15, 78, 163
- Störung
  - periodische, 97
  - stochastische, 30, 97
- Stützwert, 36
  - Begrenzung, 72
- Subharmonische der Verbrennung, 142
  
- Thermodynamik, Grundlagen, 175
- Tiefpass
  - mechanischer, 132
  - Verhalten des GRNN, 58
  - Verhalten des HANN, 97, 100, 152
- Tilgung, 4, 10
  - Ausblendungsfunktion, 139
  - HIL-Simulation, 159
  - Verluste, 131
- Torsion der Kurbelwelle, 13, 30, 120, 148, 153
- Totpunkt
  - oberer, 17, 19
  - unterer, 17
- Totzeit, 71, 74, 100
  - Modell-Anlage, 162
  - Stellglied, 106, 167
- Trägheit, virtuell vergrößerte, 138, 164, 174
  
- Unrundheit
  - Kontinuierliche Fertigungsanlage, 174
  - Winkelgeber, 97
- unterer Totpunkt (UT), 17
  
- Ventile, 18, 21
  - Korrektur, 154
- Verbrauchsreduktion im Leerlauf, 138
- Verbrennungsmotor
  - asymmetrischer Betrieb, 141
  - Daten, 23
  - hochauflösendes Modell, 16, 82, 159
  - Messergebnisse, Drehmomentschwingung, 29
- Verdichtungsverhältnis, 17
- Verluste der Kompensation, 131
- verzögerte Aktivierung, 45, 71, 74, 100
- Vibefunktion, 19
- virtuell vergrößerte Trägheit, 138, 164, 174
- Volllast-Kennlinie, 130
- Vorwärtslernstruktur, 42
  
- Winkelgeber
  - Fertigungstoleranz, 97
- Wirkungsgrad
  - Klauenpolgenerator, 9, 136
  - Startergenerator, 135
  - thermischer, 20
  
- Zeitkonstante
  - GRNN, 55
  - HANN, 63, 97
- Zeitverhalten
  - GRNN, 52
  - HANN, 62
- Zentrum einer Basisfunktion, 34
- Zündaussetzer, 152
- Zündfrequenz des Verbrennungsmotors, 142
- Zündzeitpunkt, 19, 83, 153
- Zustandsänderungen idealer Gase, 176
- Zweimassenschwungrad (ZMS), 3, 13, 28, 102, 114
- Zwischenkreiskondensator, Auslegung, 136
- Zwischenkreisspannung, 137
- Zyklusfrequenz des Verbrennungsmotors, 142
- Zylinder
  - Abschaltung, 139
  - Gleichstellung, 141, 152
  - Ungleichförmigkeit, 152