

# **Aktive Schwingungsreduktion**

## **DIPLOMARBEIT**

von

Hannes Doppelhofer

durchgeführt am

Institut für Elektronische Musik und Akustik  
Vorstand: O.Univ.-Prof. Dipl.Ing. Mag. Dr.techn. Robert Höldrich

Begutachter und Betreuer

**O.Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Mag. Dr.techn. Robert Höldrich**

Externer Betreuer:

**Dipl.-Ing. Dr.techn. Martin Pflüger (AVL List GmbH Graz)**

Graz, im März 2002

# Zusammenfassung

Schwingungen, die von den Motorlagern auf die Karosserie übertragen werden, haben zum Teil großen Einfluß auf das Innengeräusch und somit auch auf den Qualitätseindruck eines Fahrzeuges. Ziel der vorliegenden Arbeit war es, diese Schwingungen möglichst effizient zu minimieren. Dafür wurde ein System zur aktiven Schwingungsreduktion (Active Vibration Cancellation) in einer Feedforward Struktur entwickelt. Eine Einführung in grundlegende Filterstrukturen und adaptive Filter erläutert die allgemeine Funktionsweise dieses Systems. Für die verwendete Hard- und Software wurde ein National Instruments Real-Time System verwendet.

Das erstellte Softwareprogramm besteht aus zwei Teilen, der Systemidentifikation und der eigentlichen Reduktions-Routine. Getestet wurde das System mit einem eigens dafür konstruierten Versuchsaufbau.

## Abstract

Vibrations, transferred from the engine mounts to the car body, have large impact on the interior sound field and thus on the impression of the quality of a vehicle. The target of this thesis was to minimise these vibrations efficiently. Therefore, an active vibration cancellation system was developed in a feedforward structure. A preliminary introduction in filter structures and adaptive systems explains the general functionality of the system. The soft- and hardware used for signal processing was a National Instruments Real-Time system.

The program consists of two parts, a system identification and a vibration cancellation routine. The functionality of the system was tested at a special breadboard construction.

# Danksagung

Mein Dank geht an alle, die am Gelingen dieser Arbeit ihren Anteil hatten.

Besonderer Dank gebührt meinem Betreuer Herrn Dipl.-Ing. Dr.techn. Martin Pflüger für sein in mich gesetztes Vertrauen und seine großartige Motivation. Erst durch seine Initiative und die Bereitstellung der Einrichtungen und Geräte der Firma AVL List GmbH wurde diese Arbeit möglich.

Weiters möchte ich Herrn O.Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Mag. Dr.techn. Robert Höldrich für seine unzähligen Beratungen und seinem enormen Einsatz während des Studiums herzlichst danken.

Mein größter Dank gilt aber meinen Eltern, die mir durch ihren Fleiß und harte Arbeit mein Studium ermöglicht haben.

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>1. Einleitung</b> .....	6
<b>2. Adaptive Filter und Algorithmen</b> .....	7
2.1 Übersicht.....	7
2.2 Einführung.....	8
2.3 Adaptive Filter.....	10
2.3.1 Einführung in die adaptiven Filter.....	10
2.3.2 Klassifikation der Adaptionsalgorithmen.....	11
2.3.3 Eigenschaften adaptiver Algorithmen.....	13
2.4 Anwendungsbeispiele.....	15
2.5 Wiener Filter.....	17
2.5.1 Problemstellung.....	17
2.5.2 Wiener – Hopf – Gleichung.....	18
2.5.3 Die Methode des steilsten Abstiegs.....	19
2.6 Stochastische Gradientenverfahren.....	22
2.6.1 Der LMS-Algorithmus.....	22
2.6.2 Fehlanpassung.....	25
<b>3. Filterstrukturen für aktive Reduktionssysteme</b> .....	27
3.1 Übersicht.....	27
3.2 Systemidentifikation.....	28
3.3 Adaptive Feedforward Struktur.....	29
3.3.1 Feedforward Struktur mit FXLMS-Algorithmus.....	30
3.3.2 Ableitung des FXLMS-Algorithmus.....	31
3.4 Adaptive Feedback Struktur.....	33
3.4.1 Feedback Struktur mit FXLMS-Algorithmus.....	33
3.5 Hybrid Struktur.....	35

---

<b>4. Aktive Schwingungsreduktion</b> .....	37
4.1 Übersicht.....	37
4.2 Schmalband Feedforward Struktur.....	38
4.2.1 Einleitung.....	38
4.2.2 Adaptive Notch-Filter.....	38
4.2.3 Aktives Einzel-Frequenz Reduktionssystem.....	41
4.3 System zur aktiven Schwingungsreduktion.....	43
4.3.1 Einführung.....	43
4.3.2 Ausführung.....	44
4.3.3 Systemidentifikation.....	45
4.3.4 Mehrfach-Frequenz AVC.....	47
<b>5. Zusammenfassung und Ausblick</b> .....	49
<b>6. Literaturverzeichnis</b> .....	50
<b>Anhang A</b> .....	52
System und Testaufbau.....	52
Hardware.....	52
Software.....	56
Auswertungen.....	58
<b>Anhang B</b> .....	62
<b>BEDIENUNGSANLEITUNG</b> .....	62
Blockschaltbild und Beschreibung.....	62
Bedienung der Software.....	64
Schritt 1: Systemidentifikation.....	64
Schritt 2: AVC – Routine.....	66
Systemkomponenten.....	70

# 1. Einleitung

Die Lärmbelästigung in der Industrie wuchs mit der steigenden Verwendung von technischen Geräten wie Motoren, Lüftern, Transformatoren, Kompressoren, etc... Die traditionelle Art der Lärmbekämpfung verwendet passive Techniken wie Abdeckungen, Kapselungen oder Schalldämpfer. Solche passiven Dämpfungsmaßnahmen werden wegen ihres breitbandigen Einsatzbereichs sehr geschätzt. Die Nachteile liegen aber am meist verhältnismäßig hohen Preis, ihrer Größe und der relativ schlechten Wirkung bei tiefen Frequenzen. Besonders bei Geräuschen, die durch starke mechanische Schwingungen entstehen, stößt die passive Dämpfung an ihre Grenzen.

Die erste schriftliche Formulierung der Idee einer aktiven Lärmbekämpfung (Active Noise Cancellation) als "Lärmauslöschung durch gesteuerte Interferenz" sind die Patentschriften von P. Lueg<sup>1</sup> aus den Jahren 1933 und 1934.

Systeme zur aktiven Schwingungsreduktion oder auch Active Vibration Cancellation (AVC) Systeme genannt, sind den ANC Systemen sehr ähnlich. Die Unterschiede liegen hauptsächlich in der Verwendung unterschiedlicher Sensoren und Aktuatoren.

Durch den Körper- und Luftschall des Motors wird das Innengeräusch von Fahrzeugen stark beeinflusst. Aktive Systeme zur Schwingungsreduktion enthalten elektrodynamische Wandler, die den ungewollten Körperschalleintrag durch Interferenz reduzieren. Die entstandene Pegelminderung im Fahrzeuginnenraum kann direkt gemessen werden. Dadurch erhält man Aufschluß über das schwingungstechnische Verbesserungspotential unterschiedlicher Meßpunkte.

AVC und ANC haben einen weiten Anwendungsbereich, der von Kopfhörern für die Luftfahrt über Lärmreduzierung bei Geschirrspülern bis hin zur Innengeräuschdämpfung in Fahrzeugen reicht. Aus diesem Hintergrund heraus bestand die Aufgabenstellung ein mobiles System zur aktiven Schwingungsreduktion zu entwickeln, das den mobilen Einsatz im Kraftfahrzeug ermöglicht.

---

<sup>1</sup> vgl.[Lueg, 1936] zitiert nach [Kuo, Morgan, 1999]

## 2. Adaptive Filter und Algorithmen<sup>2</sup>

### 2.1 Übersicht

Die adaptiven Filter sind die Grundlage der aktiven Reduktionssysteme. Um ein Verständnis für die Funktion dieser aktiven Systeme zu bekommen, wird in diesem Kapitel eine Einführung in die adaptiven Filter und dem am häufigsten verwendeten Adaptionalgorithmus gegeben.

---

<sup>2</sup> vgl. [Yang, 1993]

## 2.2 Einführung

Ein Filter ist ein System, das Eingangssignale nach bestimmten Kriterien verarbeitet und Ausgangssignale liefert. Dabei hängen die Kriterien von den Anwendungen ab und können sehr unterschiedlich sein:

- Frequenzselektion (Tiefpaß, Hochpaß, Bandsperre,...)
- Störunterdrückung (Echos, Interferenzen, Rauschen,...)
- Systemidentifikation
- .....

Allen gemeinsam ist das Ziel, die gewünschten Informationen aus den Eingangssignalen zu extrahieren.



Abb. 2.1: Prinzip eines Filters

### Transversalfilter

Beim einem linearen, transversalem Filter ist das Ausgangssignal eine lineare Funktion des Eingangssignals. Es gilt das Superpositionsprinzip:

$$\begin{aligned} &\text{wenn } x_1(n) \rightarrow y_1(n) \quad \text{und} \quad x_2(n) \rightarrow y_2(n) \text{ ist,} \\ &\text{dann folgt } a_1 x_1(n) + a_2 x_2(n) \rightarrow a_1 y_1(n) + a_2 y_2(n) \quad \forall a_1, a_2 \end{aligned}$$

Ein Transversalfilter ist durch eine nichtrekursive Differenzgleichung

$$y(n) = a_0 x(n) + a_1 x(n-1) + \dots + a_N x(n-N) \quad (2.1)$$

charakterisiert.

Da die Impulsantwort eines solchen Filters

$$h_i = \begin{cases} a_i & 0 \leq i \leq N \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.2)$$

eine endliche Länge  $N+1$  hat, wird ein Transversalfilter auch FIR-Filter (engl. Finite Impulse Response) genannt.

Für die Darstellung im Frequenzbereich wird die  $z$ -Transformierte verwendet. Bei einem komplexen exponentiellen Eingangssignal der Form  $z^i$  gilt:

$$y[i] = H(z)z^i. \quad (2.3)$$

Die Übertragungsfunktion ist durch

$$H(z) = \sum_{i=0}^{\infty} h_i z^{-i} = \sum_{i=0}^N a_i z^{-i} \quad (z \in \mathbb{C}) \quad (2.4)$$

gegeben. Ein Transversalfilter ist aufgrund  $\sum_{i=0}^{\infty} |h_i| < \infty$  immer stabil.

Ein Spezialfall des Transversalfilters ist der Prädiktor, der aus den bisherigen Beobachtungen eines Signals seinen zukünftigen Wert vorherzusagen versucht. Für einen Einschrittprädiktor gilt z.B.

$$\hat{x}(n+1) = w_1 x(n) + w_2 x(n-1) + \dots + w_N x(n-N+1) \quad (2.5)$$

Ein rekursives Filter wird durch eine rekursive Differenzgleichung

$$y(n) + a_1 y(n-1) + \dots + a_N y(n-N) = x(n) \quad (2.6)$$

beschrieben. Da die Impulsantwort eines solchen Filters eine unendliche Länge hat ( $h_i \neq 0$  für  $i \rightarrow \infty$ ), wird ein rekursives Filter auch IIR-Filter (engl. Infinite Impulse Response) genannt.

Die Übertragungsfunktion ist durch

$$H(z) = \frac{1}{\sum_{i=0}^N a_i z^{-i}} \quad (a_0 = 1) \quad (2.7)$$

gegeben. Ein rekursives Filter ist nur dann stabil, wenn alle Polstellen von  $H(z)$ , d.h. die Lösungen der charakteristischen Gleichung  $\sum_{i=0}^N a_i z^{-i} = 0$ , innerhalb des Einheitskreises der komplexen  $z$ -Ebene liegen. Ein Transversalfilter kann in verschiedenen Strukturen realisiert werden. Dabei ist die direkte Struktur (Abb. 2.2) am bekanntesten.

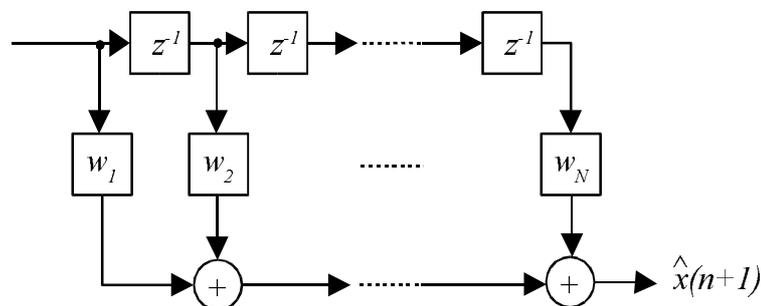


Abb. 2.2 Direkte Struktur eines Prädiktors

## 2.3 Adaptive Filter

### 2.3.1 Einführung in die adaptiven Filter

Die 'adaptive' Idee ist dem menschlichen Wunsch nachempfunden, welcher die lebenden Systeme der Natur, die sich ihrer Umgebung anpassen konnten, nachzubilden versucht. Große Forschungsarbeit leistete Bernard Widrow<sup>3</sup>, der sich ab ca. 1960 mit adaptiven Systemen beschäftigte.

Unter einem adaptiven Filter versteht man eine Anordnung, die aus einem programmierbaren Digitalfilter und einem Adaptionsalgorithmus besteht. Der Adaptionsalgorithmus, oder auch adaptiver Algorithmus genannt, stellt die Koeffizienten der Filters nach bestimmten Kriterien und in Abhängigkeit vom Eingangssignal ein, um ein gewünschtes Übertragungsverhalten zu erreichen (Abb. 2.3). Hierbei ist zu beachten, daß die Eingangssignale des gesamten adaptiven Systems aus  $x(n)$  und  $d(n)$  bestehen, während die Systemausgangssignale, die die gewünschten Informationen enthalten, je nach Anwendungen das Schätzsignal  $y(n)$ , das Fehlersignal  $e(n) = d(n) - y(n)$  oder die Filterkoeffizienten sein können.

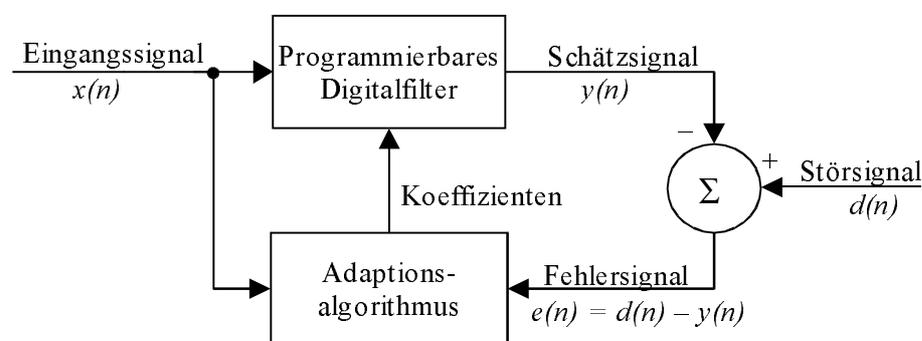


Abb. 2.3 Grundprinzip eines adaptiven Filters

Die adaptiven Filter haben folgende Merkmale:

- Adaptive Filter werden eingesetzt, wenn die statistischen Eigenschaften der Signale nicht vollständig bekannt oder zeitinvariant sind.
- Beim adaptiven Filter gilt es meistens ein Optimierungsproblem zu lösen. Das Kriterium für die Koeffizienteneinstellung ist fast immer die Minimierung des Fehlersignals  $e(n)$ .

<sup>3</sup> zitiert nach [Kuo, Morgan, 1999]

- Die Filterkoeffizienten lassen sich nicht a priori bestimmen. Sie hängen selbst vom Eingangssignal ab. Dementsprechend sind adaptive Filter eigentlich nichtlineare Filter. Trotzdem wird häufig von linearen adaptiven Filtern geredet, wenn die zugrunde liegende Filterstruktur des programmierbaren Digitalfilters linear ist.

### 2.3.2 Klassifikation der Adaptionalgorithmen

Eine Klassifikation der Adaptionalgorithmen kann Abbildung 2.4 entnommen werden. Die Optimalfilter, die für stationäre Signale Wiener-Filter und in nichtstationären Umgebungen Kalman-Filter heißen, setzen voraus, daß die statistischen Eigenschaften der Signale vollständig bekannt sind. Ein so entworfenes Filter ist optimal im Sinne des erwarteten quadratischen Fehlers.

Hierbei kann zwischen der direkten und der iterativen Lösung des Wiener-Filters unterschieden werden. Während beim erstgenannten die Lösung direkt berechnet wird, ermittelt der zweite Ansatz iterativ die Lösung, da sie vielleicht analytisch nicht abgeschlossen angegeben werden kann. (z.B. bei nichtlinearen Optimierungsproblemen) oder durch andere Umstände (z.B. zu großer Rechenaufwand und Speicherbedarf bei einer direkten Lösung).

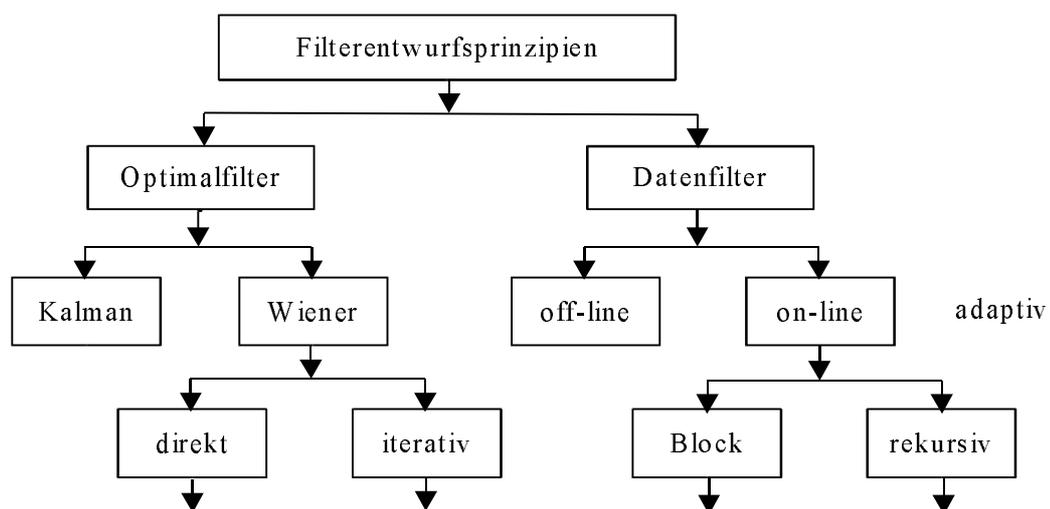


Abb. 2.4 Klassifikation der Filterentwurfprinzipien

Bei den Datenfiltern sind die statistischen Eigenschaften der Signale unbekannt oder nur

teilweise bekannt. Statt dessen stehen Daten in Form von Beobachtungen (Abtastwerte) der Signale zur Verfügung, die entweder zur Schätzung der Signalstatistik oder direkt zum Entwurf von adaptiven Filtern verwendet werden.

Dabei starten die off-line Algorithmen erst, wenn sämtliche Beobachtungen der Signale vorliegen. Hingegen sind die on-line Algorithmen, die im Zusammenhang mit adaptiven Filtern auch adaptive Algorithmen genannt werden, für Echtzeitverarbeitung konzipiert. Hier läuft die Signalverarbeitung parallel zur Datenerfassung. Deshalb eignen sich adaptive Algorithmen besonders gut für Anwendungen in zeitvarianten Umgebungen. Allerdings muß hier die Filterstruktur vorher festgelegt werden, so daß a priori Kenntnisse notwendig sind.

Die Blockalgorithmen arbeiten blockorientiert. Sie sammeln einen Block von Daten, gehen von der Annahme der Stationarität innerhalb eines Blocks aus, schätzen aus den Daten die Signalstatistik und bestimmen dann die für diesen Datenblock optimalen Filterkoeffizienten. Danach wird die Prozedur "Sammeln – Schätzen – Bestimmen" wiederholt. Sie sind in der Vorgehensweise den off-line Algorithmen verwandt.

Die rekursiven Algorithmen zeichnen sich dadurch aus, daß sie nach jedem neuen Abtastwert der Eingangssignale sofort die Filterkoeffizienten aktualisieren. Sie werden deshalb als rekursiv bezeichnet, weil sie die neuen Filterkoeffizienten zum Zeitpunkt  $n$  aus den alten Koeffizienten zum Zeitpunkt  $n-1$  und den aktuellen Beobachtungen der Eingangssignale zum Zeitpunkt  $n$  bestimmt werden. Die Vorteile der rekursiven Berechnung gegenüber einer blockorientierten Vorgehensweise liegen vor allem in der schnelleren Reaktion auf die zeitlichen Änderungen der äußeren Systemumgebung und in dem geringeren Speicherbedarf, da bis auf die momentanen Abtastwerte eine Aufzeichnung der Eingangssignale nicht nötig ist. In meiner Arbeit werden keine Blockalgorithmen betrachtet, so daß unter einem adaptiven Algorithmus automatisch ein rekursiver Algorithmus zu verstehen ist.

### 2.3.3 Eigenschaften adaptiver Algorithmen

Die Wahl eines adaptiven Algorithmus hängt im wesentlichen von den folgenden Faktoren ab:

- *Konvergenzgeschwindigkeit (transientes Verhalten)*

Jeder rekursive Algorithmus startet mit irgendwelchen, häufig willkürlich gewählten Anfangsbedingungen. Die Anzahl der Iterationen, die der Algorithmus benötigt, um zu einer stationären Lösung (eingeschwungenem Zustand) zu konvergieren, beschreibt die Konvergenzgeschwindigkeit des Algorithmus.

- *Genauigkeit der Parameterschätzung*

Die Abweichung der im eingeschwungenen Zustand geschätzten Parameter für stationäre Signale von den optimalen Koeffizienten eines entsprechenden Optimalfilters ist ein Maß für die Genauigkeit der Parameterschätzung.

- *Adaptionsfähigkeit*

Ein adaptiver Algorithmus muß in der Lage sein, den zeitlichen Änderungen der Parameter und der Signalstatistik in nichtstationären Systemumgebungen hinreichend schnell zu folgen. Diese Eigenschaft charakterisiert die Adaptionsfähigkeit (engl. tracking) eines Algorithmus.

- *Stabilität und Robustheit*

Da ein rekursiver Algorithmus grundsätzlich zu der Klasse der rückgekoppelten Systeme gehört, ist die Stabilität des Algorithmus ein wesentlicher Entwurfsaspekt. Außerdem ist es wünschenswert, daß die Leistungsfähigkeit des Algorithmus möglichst unabhängig von den Eingabedaten ist. In diesem Fall sagt man, daß der Algorithmus robust in Bezug auf die Signalkonditionierung ist.

- *Rechenaufwand und Speicherbedarf*

Die Komplexität eines Algorithmus wird im wesentlichen durch den Rechenaufwand, also die Anzahl der auszuführenden Operationen und den Speicherbedarf bestimmt. Sie entscheiden über die Hardwarekomplexität, wenn der Algorithmus auf einem ASIC-Chip (engl. Application Specific Intergrated Circuit) implementiert werden soll, bzw. die erforderliche Rechenzeit, wenn der Algorithmus auf einem sequentiellen Rechner programmiert wird.

- *Struktur des Algorithmus*

Ein Algorithmus, der eine reguläre und modulare Struktur besitzt und aus parallel ausführbaren Operationen besteht, eignet sich besonders gut für VLSI-Realisierung (engl. Very Large Scale Integration) und Parallelimplementierung.

- *Numerische Eigenschaften*

Die begrenzte Wortbreite der Digitalrechner, die eine endliche Rechengenauigkeit impliziert, führt unvermeidlich zu Quantisierungs- bzw. Rundungsfehlern, die die Rechenergebnisse eines Algorithmus verfälschen. Hier interessiert neben der numerischen Genauigkeit, die von der verwendeten Wortbreite und dem Algorithmus abhängt, besonders die numerische Stabilität, da sich in einem rekursiven Algorithmus die Rundungsfehler verstärkend fortpflanzen, akkumulieren und schließlich zur Divergenz des Algorithmus führen können. Beide Aspekte, die die Auswirkungen der Rundungsfehler auf die Algorithmen beschreiben, werden zusammenfassend als die numerischen Eigenschaften bezeichnet.

Es ist kaum möglich, einen Algorithmus in allen oben genannten Eigenschaften gleichzeitig zu optimieren. Häufig werden gegensätzliche Anforderungen benötigt, so daß Kompromisse zu schließen sind. Es gibt keinen adaptiven Algorithmus, der allen anderen überlegen ist. Die Wahl des "richtigen" Algorithmus hängt nicht zuletzt von den Anforderungen und den Randbedingungen der konkreten Anwendung ab und muß von Fall zu Fall individuell getroffen werden.

## 2.4 Anwendungsbeispiele

Typische Anwendungen von adaptiven Filtern sind:

- 1.) Inverse Systemmodellierung
- 2.) Prädiktion
- 3.) Systemidentifikation
- 4.) Störunterdrückung

Es sind hier nur einige Beispiele angeführt um die vielseitigen Einsatzmöglichkeiten der adaptiven Filter aufzuzeigen. Für ein näheres Studium wird auf [Yang, 1999] und [Widrow, Stearns, 1985] verwiesen.

### 1.) Inverse Systemmodellierung

- adaptive Kanalentzerrung

Bei der inversen Systemmodellierung hat das adaptive Filter  $W(z)$  die Aufgabe, die Inverse eines unbekanntes dynamischen Systems  $P(z)$  zu modellieren. Das Eingangssignal  $d(n)$  wird vom unbekanntes System  $P(z)$  gefiltert und dient gleichzeitig der Erzeugung des Fehlersignals  $e(n)$ , mit  $e(n) = d(n) - y(n)$ . Ein Beispiel ist die adaptive Kanalentzerrung, die durch die Dispersion des Übertragungskanals hervorgerufenen Verzerrungen der Signale zu kompensieren versucht. In solchen Anwendungen ist meist das entzerrte Signal  $y(n)$  das gesuchte Ausgangssignal.

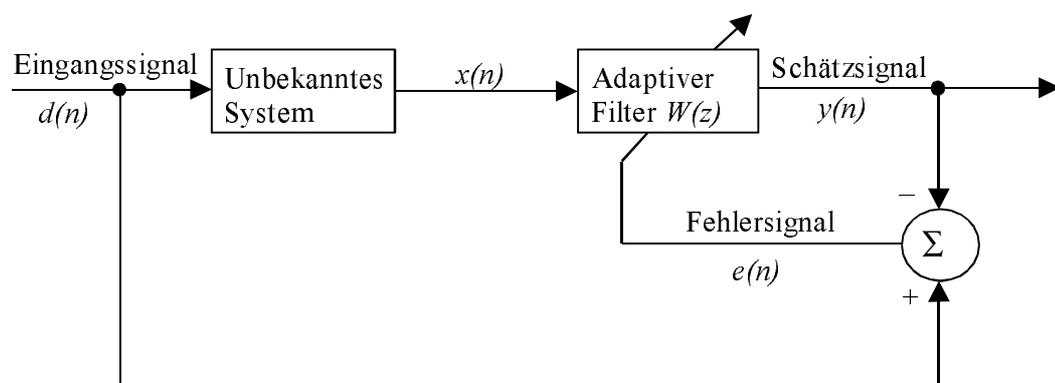


Abb. 2.5 Inverse Systemmodellierung

## 2.) Prädiktion

- AR-Spektralschätzung
- lineare prädiktive Signalformkodierung in der Sprach- und Bildverarbeitung (LPC)
- adaptive Differenzpulsmodulation (ADPCM)

Bei der Prädiktion spielt das adaptive Filter die Rolle eines Prädiktors, um aus den bisherigen Beobachtungen eines Signals seinen zukünftigen Wert vorherzusagen. Hier interessieren wahlweise die Prädiktorkoeffizienten oder das Schätzsignal  $y(n)$  bzw. das Fehlersignal  $e(n)$ .

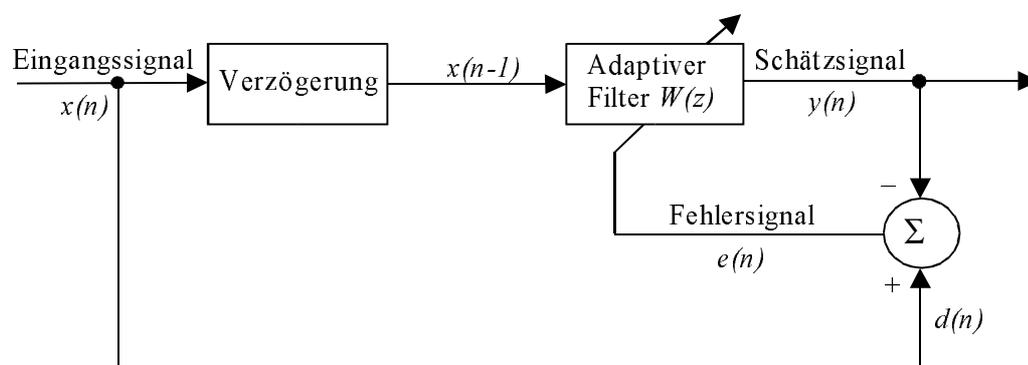


Abb. 2.6 Prädiktion

## 3.) Systemidentifikation

Die Systemidentifikation wird in den Kapiteln 3.2 und 4.3.3 näher behandelt

## 4.) Störunterdrückung

- Echokompensation
- Rauschunterdrückung
- adaptive Antennengruppen

Die Störunterdrückung ist eine Klasse vielfältiger Anwendungen. Das Ziel besteht darin, additive Störungen wie Echos, Interferenzen und Rauschen, die den Empfang eines Nutzsignals beeinträchtigen, zu unterdrücken. In diesem Fall ist das von der Störung bereinigte Fehlersignal  $e(n)$  das gewünschte Signal.

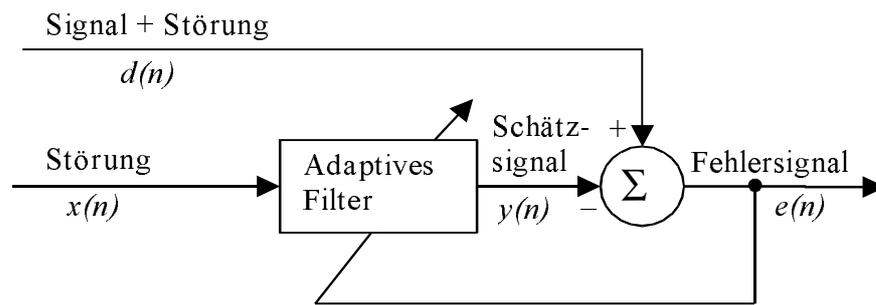


Abb. 2.7 Störunterdrückung

## 2.5 Wiener Filter

Das Wiener Filter ist ein Optimalfilter für stationäre Signale. Es ist kein adaptives Filter, doch einige Techniken dieses Filters lassen sich gut auf adaptive Blockalgorithmen übertragen. Im folgendem wird von Transversalfiltern und reellwertigen Signalen ausgegangen.

### 2.5.1 Problemstellung

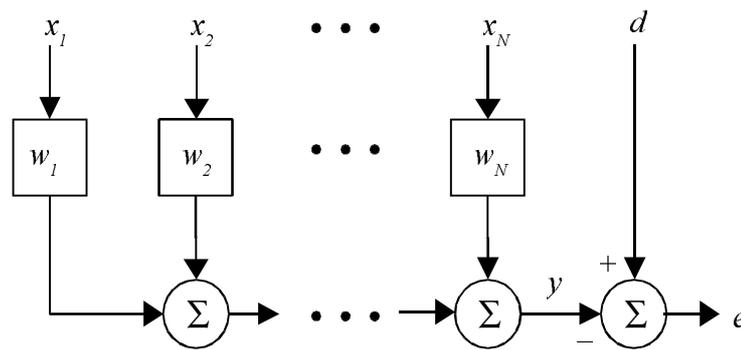
$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$  sei ein Zufallsvektor der Dimension  $N$  und  $d$  sei eine Zufallsvariable. Interessant ist die Schätzung von  $d$  durch eine Linearkombination der Komponenten von  $\mathbf{x}$ :

$$y = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_N x_N = \mathbf{w}^T \mathbf{x}. \quad (2.8)$$

Hierbei ist  $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_N]^T$  der Koeffizientenvektor. Das Kriterium zur Bestimmung des optimalen Koeffizientenvektors ist die Minimierung des erwarteten quadratischen Fehlers (MSE, engl. Mean Squared Error):

$$\min_{\mathbf{w}} \xi(\mathbf{w}) = Ee^2 = E[d - y]^2 = E[d - \mathbf{w}^T \mathbf{x}]^2. \quad (2.9)$$

Da  $\xi(\mathbf{w})$  aufgrund der linearen Filterstruktur und des verwendeten Kriteriums eine konvexe quadratische Funktion von  $w_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) ist, hat  $\xi(\mathbf{w})$  ein globales und eindeutiges Minimum. Abbildung 2.8 veranschaulicht die Struktur eines solchen Filters.

Abb. 2.8 Schätzung von  $d$  durch eine Linearkombination von  $x_1, x_2, \dots, x_N$ 

Die Struktur des Datenvektors  $\mathbf{x}$  wurde nicht explizit festgelegt. In konkreten Anwendungen kann  $\mathbf{x}$  unterschiedliche Formen annehmen. In Prädiktions- und Filterungsanwendungen enthält  $\mathbf{x}$  die letzten  $N$  Abtastwerte eines einzigen Signals, z.B. in der Form  $\mathbf{x} = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$ . Hier handelt es sich um ein einkanaliges Transversalfilter  $N$ -ter Ordnung.

Die für diesen Fall spezifische Struktur von  $\mathbf{x}$  wird häufig als Shifteigenschaft der Daten bezeichnet.

## 2.5.2 Wiener – Hopf – Gleichung

Die notwendige Bedingung zur Minimierung von  $\xi(\mathbf{w})$ , nämlich das Nullsetzen des Gradientenvektors

$$\nabla \xi(\mathbf{w}) = \left[ \frac{\partial}{\partial w_1} \quad \frac{\partial}{\partial w_2} \quad \dots \quad \frac{\partial}{\partial w_N} \right]^T \xi(\mathbf{w}) = -2E[\mathbf{x}e] \quad (2.10)$$

an der Stelle des optimalen Koeffizientenvektors  $\mathbf{w}_0$ , führt zum Orthogonalitätsprinzip

$$E[\mathbf{x}e_0] = E[\mathbf{x}(d - \mathbf{x}^T \mathbf{w}_0)] = \mathbf{0}. \quad (2.11)$$

Das Fehlersignal  $e_0 = d - \mathbf{w}_0^T \mathbf{x}$  steht also "orthogonal" zum Regressionsvektor  $\mathbf{x}$ .

Daraus ergibt sich die Wiener-Hopf-Gleichung (auch Normalgleichung genannt)

$$\mathbf{C} \mathbf{w}_0 = \Delta \quad (2.12)$$

mit der  $N \times N$ -Korrelationsmatrix

$$\mathbf{C} = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] \quad (2.13)$$

und mit dem  $N \times 1$  Kreuzkorrelationsvektor

$$\Delta = E[\mathbf{x}d] \quad . \quad (2.14)$$

$C$  ist eine symmetrische, nichtnegativ definite Matrix mit

$$C^T = C \quad \text{und} \quad \mathbf{a}^T C \mathbf{a} \geq 0 \quad \forall \mathbf{a} \neq \mathbf{0} \quad . \quad (2.15)$$

Ist sie nicht singular (d.h. invertierbar), dann gilt sogar die positive Definitheit

$$\mathbf{a}^T C \mathbf{a} > 0 \quad \forall \mathbf{a} \neq \mathbf{0} \quad . \quad (2.16)$$

In diesem Fall ist der Koeffizientenvektor des Wiener-Filters durch

$$\mathbf{w}_0 = C^{-1} \Delta \quad (2.17)$$

gegeben. Entsprechend ergibt sich der MSE unter Ausnutzung des Orthogonalitätsprinzips zu

$$\xi_{min} = \xi(\mathbf{w}_0) = Ee_0^2 = E[d(d - \mathbf{x}^T \mathbf{w}_0)] = \sigma_d^2 - \sigma_y^2, \quad (2.18)$$

wobei

$$\sigma_d^2 = E d^2 \quad \text{und} \quad \sigma_y^2 = E y^2 = \mathbf{w}_0^T C \mathbf{w}_0 = \Delta^T \mathbf{w}_0 = \Delta^T C^{-1} \Delta \quad (2.19)$$

die Leistung des Referenzsignals  $d$  und des Schätzsignals  $y$  darstellen.

Für die Berechnung des optimalen Koeffizientenvektors ist die Kenntnis von  $C$  und  $\Delta$  nötig.

Der Rechenaufwand dieser Berechnung beträgt  $O(N^3)$ .

### 2.5.3 Die Methode des steilsten Abstiegs

Im letzten Abschnitt wurde die direkte Lösung des Wiener-Filters gezeigt. Hier wird eine iterative Lösung, nämlich die des steilsten Abstiegs vorgestellt. Die Motivation für diese Methode ist die Vermeidung der rechenaufwendigen Matrixinversion  $C^{-1}$ .

#### Idee und Algorithmus

Der Methode des steilsten Abstiegs liegt der Gedanke zugrunde, daß der Gradientenvektor  $\nabla \xi(\mathbf{w})$  stets in die Richtung des steilsten Abstiegs zeigt. Da nach dem Minimum von  $\xi(\mathbf{w})$  gesucht wird, ist es naheliegend, ausgehend von einem Anfangsvektor  $\mathbf{w}(0)$ , der häufig zum Nullvektor gesetzt wird, in jedem Iterationsschritt den Koeffizientenvektor in die entgegengesetzte Richtung des aktuellen Gradientenvektors zu korrigieren. Bezeichnen wir den Koeffizientenvektor der  $n$ -ten Iteration mit  $\mathbf{w}(n)$ , so wird der Koeffizientenvektor des

$(n + 1)$ -ten Iterationsschrittes wie folgt berechnet:

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{2} [-\nabla \xi(n)]. \quad (2.20)$$

Hierbei ist  $\nabla \xi(n) = \nabla \xi(\mathbf{w})|_{\mathbf{w}=\mathbf{w}(n)}$  der aktuelle Gradientenvektor und  $\mu$  ist eine geeignet zu wählende positive Konstante, die die Schrittweite der Iteration steuert. Der Faktor  $\frac{1}{2}$  dient lediglich dazu, um den Faktor 2 des Gradientenvektors

$$\nabla \xi(n) = -2E[\mathbf{x}(d - \mathbf{x}^T \mathbf{w}(n))] = -2[\Delta - \mathbf{C} \mathbf{w}(n)] \quad (2.21)$$

zugunsten einer einfachen Darstellung zu kompensieren. Damit ergibt sich die Rekursion zu

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu [\Delta - \mathbf{C} \mathbf{w}(n)]. \quad (2.22)$$

Die Konvergenzanalyse zeigt, daß  $\mathbf{w}(n)$  exponentiell gegen  $\mathbf{w}_0$  konvergiert. Die Iteration wird solange wiederholt bis ein Abbruchkriterium (z.B. die Norm der Differenz zwischen  $\mathbf{w}(n)$  und  $\mathbf{w}(n - 1)$  kleiner wird als eine vorgegebene Schranke) erfüllt ist. Der Rechenaufwand dieser Methode beträgt  $O(N^2)$  Operationen pro Iteration.

Die Konvergenzanalyse untersucht die Bedingungen und wie schnell  $\mathbf{w}(n)$  zu dem optimalen Koeffizientenvektor  $\mathbf{w}_0$  konvergiert. Dazu wird die Evolution des Fehlervektors  $\mathbf{e}(n) = \mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_0$  betrachtet. Über die Eigenwertzerlegung der Korrelationsmatrix  $\mathbf{C} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{U}^T$ , mit der Diagonalmatrix  $\mathbf{\Sigma}$  ergeben sich die Eigenwerte von  $\mathbf{\Sigma}$  zu  $\lambda_i$  mit  $(i = 1, 2, \dots, N)$ . Die notwendige und hinreichende Konvergenzbedingung für die Methode des steilsten Abstiegs lautet

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}, \quad (2.23)$$

wobei  $\lambda_{\max}$  den größten Eigenwert von  $\mathbf{C}$  bezeichnet. Zur Veranschaulichung der Methode wird der Fall  $N = 2$  betrachtet. In diesem Fall stellt das Minimierungskriterium ein sich nach oben öffnendes Paraboloid dar, dessen tiefster Punkt der Lösung der Wiener-Hopf Gleichung  $\mathbf{w}_0 = \mathbf{C}^{-1} \Delta$  entspricht. Die Höhenlinien des Paraboloids sind konzentrische Ellipsen. Die Abbildung 2.9 zeigt eine geometrische Interpretation der Methode des steilsten Abstiegs. In diesem Beispiel konvergiert das System von  $\mathbf{w}_0 = (3, -4)^T$  nach  $(1, 20, -0, 57)$  nach  $\mathbf{w}^*$  für  $n = 0, 1, \dots, 200$ .

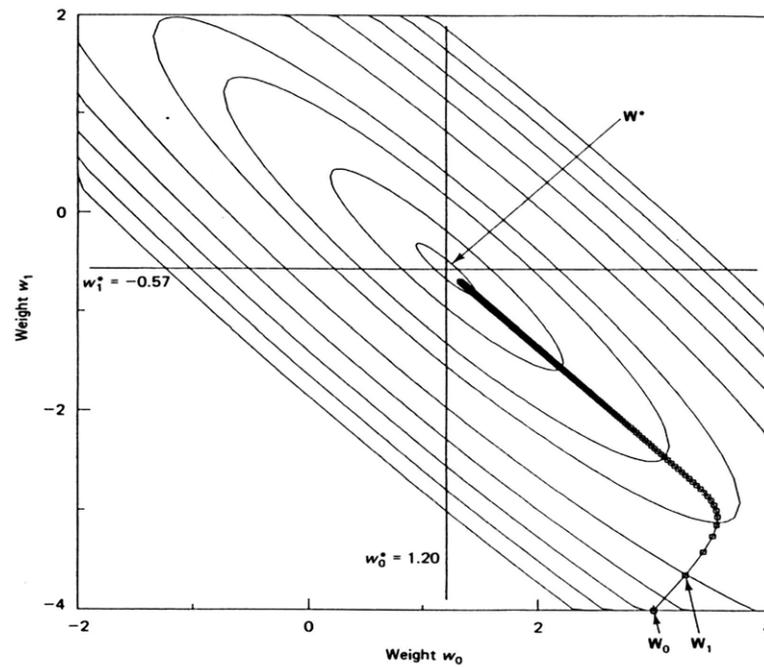


Abb. 2.9 Veranschaulichung der Methode des steilsten Abstiegs  
vgl. [Widrow, Stearns, 1985]

*Zusammenfassung der Methode des steilsten Abstiegs:*

Eingang:  $C, \Delta$

Ausgang:  $w(n)$

Parameter:  $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$

Startbedingungen:  $w(0) = \mathbf{0}$

For  $t = 1, 2, \dots$  Do

$$w(n) = w(n-1) + \mu [\Delta - C w(n-1)]$$

End

## 2.6 Stochastische Gradientenverfahren

### 2.6.1 Der LMS-Algorithmus

Die Methode des steilsten Abstiegs wird selten angewandt, da die Berechnung des Gradientenvektors die Kenntnis der exakten Korrelationsmatrix  $\mathbf{C}$  und des exakten Kreuzkorrelationsvektors  $\Delta$  voraussetzt, die in der Praxis meist nicht verfügbar sind. Ein Ansatz zur Vermeidung dieser Schwierigkeit ist die Schätzung des Gradientenvektors aus den Beobachtungen der Signale.

Gegeben seien die Beobachtungen  $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_N(n)]^T$  und  $d(n)$  für  $t \geq 1$ . Die Aufgabe besteht darin,  $d(n)$  durch eine Linearkombination aus  $x_i(n)$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) zu schätzen

$$\mathbf{d}(n) = \sum_{i=1}^N w_i(n) x_i(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.24)$$

und die Leistung des Schätzfehlers

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.25)$$

über die Wahl des Koeffizientenvektors  $\mathbf{w}(n)$  zu minimieren. Die Methode des steilsten Abstiegs ermittelt den dafür optimalen Koeffizientenvektor

$$\mathbf{w}_0(n) = \mathbf{C}^{-1}(n) \Delta(n) = \left( E[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)] \right)^{-1} E[\mathbf{x}(n) d(n)] \quad (2.26)$$

durch die folgende Rekursion

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu}{2} [-\nabla \xi(n-1)]. \quad (2.27)$$

Der Gradientenvektor ist gegeben durch

$$\nabla \xi(n-1) = -2[\Delta(n) - \mathbf{C}(n) \mathbf{w}(n-1)]. \quad (2.28)$$

Eine naheliegende Möglichkeit zur Schätzung von  $\mathbf{C}(n)$  und  $\Delta(n)$  ist die zeitliche Mittelung von  $\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)$  und  $\mathbf{x}(n) d(n)$  über ein bestimmtes Zeitintervall. Besonders einfach sind jedoch die auf den aktuellen Beobachtungen basierenden momentanen Schätzungen

$$\hat{\mathbf{C}}(n) = \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad \text{und} \quad \hat{\Delta}(n) = \mathbf{x}(n) d(n). \quad (2.29)$$

Die entsprechende Schätzung des Gradientenvektors ist

$$\nabla \hat{\xi}(n-1) = -2[\hat{\Delta}(n) - \hat{\mathbf{C}}(n) \mathbf{w}(n-1)] = -2 \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1)]. \quad (2.30)$$

Es ist zu beachten, daß  $\nabla \xi(n)$  wegen seiner stochastischen Natur nicht unbedingt in die gewünschte Richtung des steilsten Abstiegs zeigt. Da (2.27) jedoch eine Rekursion ist, ist ein ähnliches Verhalten wegen der inhärenten zeitlichen Mittelung zu erwarten.

Setzt man diesen stochastischen Gradientenvektor in die Rekursionsformel (2.27) ein, ergibt sich

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1)] \\ &= [\mathbf{I} - \mu \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)] \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) d(n) \\ &= \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) e(n, n-1),\end{aligned}\tag{2.31}$$

wobei

$$e(n, n-1) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)\tag{2.32}$$

der sogenannte a priori Fehler ist, da er den Schätzfehler zum Zeitpunkt  $n$  unter Benutzung des vorangegangenen Koeffizientenvektors  $\mathbf{w}(n-1)$  darstellt. Im Gegensatz dazu bezeichnet  $e(n)$  in (2.25) den über den aktuellen Koeffizientenvektor  $\mathbf{w}(n)$  definierten Schätzfehler zum Zeitpunkt  $n$ . Gleichungen (2.31) und (2.32) bilden zusammen mit der Wahl des Startwertes  $\mathbf{w}(0)$  den LMS-Algorithmus (engl. Least Mean Square). Dieser Algorithmus ist wegen seiner Einfachheit sehr bekannt und in der Praxis weit verbreitet. Die Aktualisierung des Koeffizientenvektors benötigt nur  $2N+1$  Multiplikationen und  $2N$  Additionen.

Die Konvergenzanalyse des LMS-Algorithmus ist wegen seines stochastischen Charakters wesentlich schwieriger als bei der Methode des steilsten Abstiegs. Während dort alle Größen deterministisch sind, muß beim LMS-Algorithmus  $\mathbf{w}(n)$  als ein nichtstationärer stochastischer Vektorprozeß aufgefaßt werden, da die Eingangssignale  $\mathbf{x}(n)$  und  $d(n)$  selbst als stochastische Prozesse modelliert werden. Es werden daher nur die Ergebnisse der Konvergenzanalyse in der Zusammenfassung aufgezeigt. Die Abb. 2.10 zeigt eine geometrische Interpretation des LMS-Algorithmus. Startwert ist wiederum  $\mathbf{w}_0 = (3, -4)^T$  und  $n = 0, 1, \dots, 200$ .

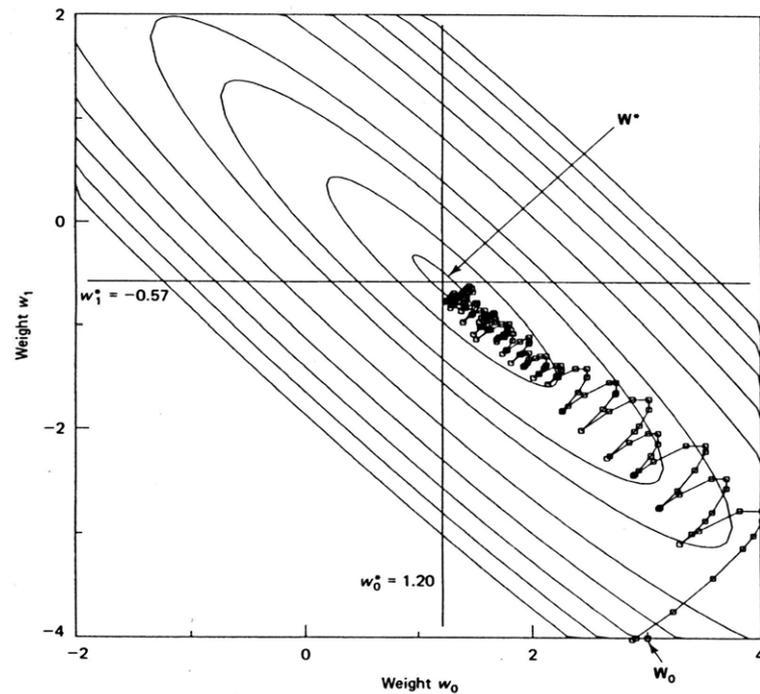


Abb. 2.10 Veranschaulichung des LMS-Algorithmus  
vgl [Widrow, Stearns, 1985]

*Zusammenfassung des LMS-Algorithmus:*

Eingang:  $\mathbf{x}(n)$ ,  $d(n)$

Ausgang:  $\mathbf{w}(n)$

Parameter:  $0 < \mu < \frac{2}{E\|\mathbf{x}(n)\|^2}$ , vorausgesetzt  $\mu \ll \frac{1}{\lambda_{max}}$

Startbedingungen:  $\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}$

For  $t = 1, 2, \dots$  Do

$e(n, n-1) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$

$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) e(n, n-1)$

End

## 2.6.2 Fehlanpassung

Neben der Konvergenzbedingung ist noch der stationäre Zustand des LMS-Algorithmus interessant. In diesem Abschnitt wird der Restfehler  $\xi(\infty) = \lim_{n \rightarrow \infty} \xi(n)$  und der Grenzwert

$Ev_i^2(\infty) = \lim_{n \rightarrow \infty} Ev_i^2(n)$  angegeben. Für eine ausführliche Herleitung der Fehlanpassung wird

auf [Yang, 1993] verwiesen. Der transformierte Differenzvektor  $\mathbf{v}(n)$  wird über eine Eigenwertzerlegung der Matrix  $\mathbf{C}$  erhalten.

Die Betrachtung des Grenzübergangs  $n \rightarrow \infty$  für  $\mathbf{J}(n)$  und  $\mathbf{C}(n)$  führt zu

$$\xi(\infty) = \xi_{min} + \sum_{i=1}^N \lambda_i E v_i^2(\infty), \quad (2.33)$$

$$E v_i^2(\infty) = (1 - 2\mu \lambda_i + 2\mu^2 \lambda_i^2) E v_i^2(\infty) + \mu^2 \lambda_i \xi(\infty). \quad (2.34)$$

Summiert man die zweite Gleichung über alle  $i$  und setzt sie in die erste Gleichung ein, ergibt sich nach einigen Umformungen

$$\xi(\infty) = \frac{1}{1 - \eta(\mu)} \xi_{min} > \xi_{min}, \quad (2.35)$$

$$E v_i^2(\infty) = \frac{\mu}{2(1 - \mu \lambda_i)} \xi(\infty) > 0, \quad (2.36)$$

wobei die Funktion  $\eta(\mu) < 1$  definiert ist. Dieses Ergebnis verdeutlicht einen wichtigen Unterschied zwischen der Methode des steilsten Abstiegs und ihrer stochastischen Variante. Während beim erstgenannten  $\xi(n)$  gegen  $\xi_{min}$  konvergiert, kann der MSE des LMS-Algorithmus niemals diesen minimalen Wert erreichen. Der Grund hierfür ist die Verwendung des stochastischen Gradientenvektors und einer konstanten Schrittweite. Aus (2.31) sieht man, daß sich über den Korrekturterm  $\mu \mathbf{x}(n) e(n, n-1)$  die Zufälligkeit der momentanen Beobachtungen  $\mathbf{x}(n)$  auf den Koeffizientenvektor  $\mathbf{w}(n)$  überträgt. Dies ist die Ursache für die Fluktuation von  $\mathbf{w}(n)$ . Da  $\mu$  konstant ist, bleibt die von dem Korrekturterm  $\mu \mathbf{x}(n) e(n, n-1)$  angeregte Fluktuation immer von Null verschieden ( $E v_i^2(\infty) > 0$ ), was sich ihrerseits in dem vergrößerten Restfehler  $\xi(\infty) > \xi_{min}$  ausdrückt. Theoretisch ist zwar möglich, durch die Wahl einer zeitvarianten, gegen null konvergierende Schrittweite  $\mu(n)$  eine verschwindende Fluktuation  $E v_i^2(\infty) = 0$  bzw.  $\xi(\infty) = \xi_{min}$  zu erzielen. Wird aber die Schrittweite zu klein, ist der LMS-Algorithmus nicht mehr adaptionsfähig.

Als Kompromiß wählt man meistens eine kleine, aber konstante Schrittweite.

Die auf  $\xi_{\min}$  normierte Abweichung des Restfehlers von dem minimalen MSE wird die Fehlanpassung (engl. misadjustment) genannt

$$M = \frac{\xi^{(\infty)} - c_{j_{\min}}}{\xi_{\min}} = \frac{\eta(\mu)}{1 - \eta(\mu)} \approx \frac{\mu}{2} \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad \text{für} \quad \mu \sum_{i=1}^N \lambda_i \ll 2 \quad . \quad (2.37)$$

Sie gibt an, um wieviel Prozent der Restfehler den minimalen MSE überschreitet. Es ist einsichtlich, daß für eine geringe Fehlanpassung die Schrittweite  $\mu$  klein gewählt werden muß. Auf der anderen Seite ist aus den Diskussionen über die Methode des steilsten Abstiegs bekannt, daß eine schnelle Konvergenz eine große Schrittweite voraussetzt. Diese widersprüchliche Anforderung an die Wahl der Schrittweite stellt, neben der Empfindlichkeit der Konvergenzgeschwindigkeit gegenüber der Konditionszahl der Korrelationsmatrix  $C$ , einen weiteren Nachteil des LMS-Algorithmus dar.

## 3. Filterstrukturen für aktive Reduktionssysteme

### 3.1 Übersicht

In Kapitel 3 werden die unterschiedlichen, grundlegenden Filterstrukturen für adaptive Systeme angeführt. Es werden nur einkanalige Systeme beschrieben, die nur einen Referenzsensor, eine Sekundärquelle und einen Fehlersensor besitzen. Auch die Systemidentifikation wird kurz behandelt, wobei sie Kapitel 4.3.3 nochmals bei der praktischen Realisierung erwähnt wird.

## 3.2 Systemidentifikation<sup>4</sup>

Ein adaptiver Filter kann zum Nachbilden eines physikalischen Systems verwendet werden. Ein Beispiel in dem ein einkanaliges System nachgebildet wird, ist in Abb. 3.1 dargestellt. Das unbekannte System  $P(z)$  und der adaptive Filter  $W(z)$  verwenden das selbe Eingangssignal. Der adaptive Filter versucht sein Ausgangssignal  $y(n)$  so einzustellen, daß es dem Ausgangssignal  $d(n)$  des Systems  $P(z)$  entspricht. Es folgt  $E(z) = [P(z) - W(z)]X(z)$ . Konvergiert der adaptive Filter, so wird  $W(z) = P(z)$ .

Wird ein FIR-Filter verwendet, ergibt sich das Fehlersignal zu  $e(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{N-1} h_i x(n-i)$

mit  $h_i$  als Koeffizienten von  $W(z)$ .

Um vor allem bei breitbandigen Eingangssignalen eine gute Nachbildung zu ermöglichen, muß der adaptive Filter ausreichend viele Koeffizienten besitzen.

Sind die Optimierungskoeffizienten des Adaptionalgorithmus richtig gewählt, wird ein Minimieren des mittleren quadratischen Fehlers ein ausgezeichnetes Modell liefern. In dieser Anwendung interessieren meist die Filterkoeffizienten zur parametrischen Beschreibung des Systems.

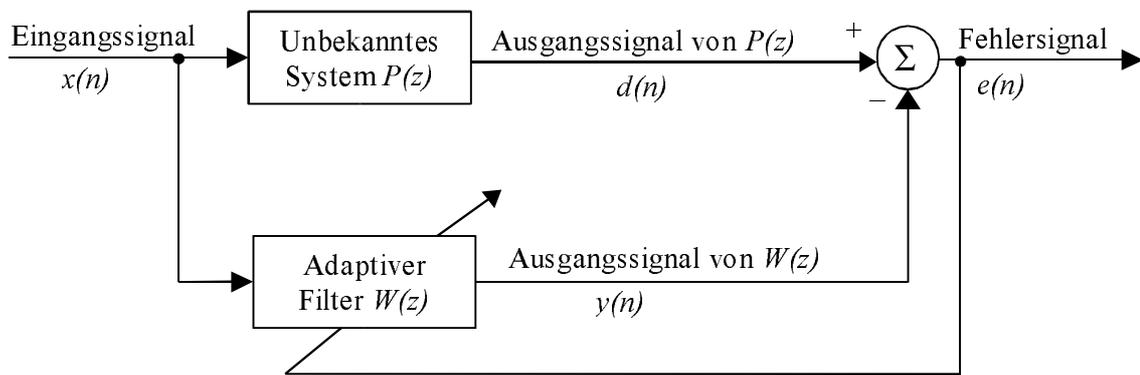


Abb. 3.1 Systemidentifikation

<sup>4</sup> vgl. [Nelson, Elliot, 1993]

### 3.3 Adaptive Feedforward Struktur<sup>5</sup>

Bei den angeführten Feedforward Strukturen handelt es sich um Systeme zur aktiven Reduktion von Störsignalen. Ein Strukturdiagramm einer Breiband Feedforward Struktur ist in Abbildung 3.2 zu sehen. Diese Systeme benötigen ein Referenzsignal  $x(n)$ , welches bei der aktiven Schwingungsreduktion z.B. von einem Beschleunigungssensor oder einem Drehzahlsensor stammen kann. Der adaptive Filter versucht mit Hilfe von  $x(n)$  und dem Fehlersignal  $e(n)$  sein Ausgangssignal  $y(n)$  (Schätzsignal) so einzustellen, daß  $e(n)$  gegen null geht.  $S(z)$  steht im Strukturdiagramm für die Sekundärpfadtransferfunktion zwischen  $y(n)$  und  $e(n)$ . Darin enthalten sind z.B. Wandler Verstärker, Sensoren,... Eine genaue Beschreibung der von  $S(z)$  berücksichtigten Elemente für die AVC Anwendung wird noch in Kapitel 4.3.3 vorgenommen.

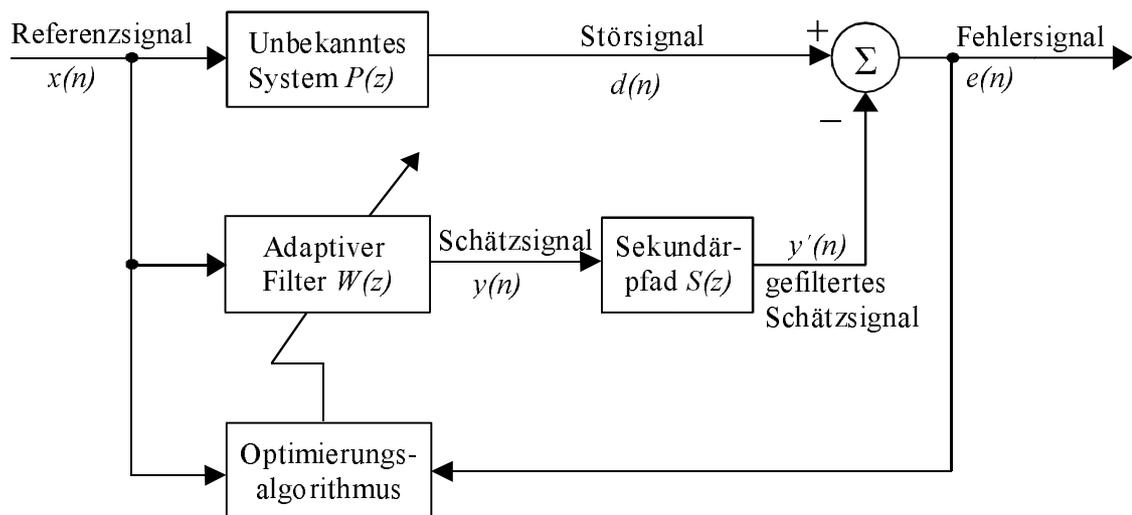


Abb. 3.2 Strukturdiagramm einer Breiband Feedforward Struktur

Aus dem Strukturdiagramm erkennt man, daß sich die Z-Transformierte des Fehlersignals aus

$$E(z) = [P(z) - S(z) W(z)] X(z) \quad (3.1)$$

zusammensetzt. Als Vereinfachung kann nach dem Konvergieren des adaptiven Filters das Fehlersignal als Idealerweise 0 angenommen werden. Daraus folgt die ideale Transferfunktion

$$W(z) = P(z) / S(z). \quad (3.2)$$

In Worten: Der adaptive Filter  $W(z)$  muß das System  $P(z)$  und gleichzeitig den Sekundärpfad

<sup>5</sup> vgl. [Kuo, Morgan, 1999]

$S(z)$  invers nachbilden. Der große Vorteil dieser Methode ist, daß mit einem exakten Modell der Regelstrecke das System sofort auf eine Änderung des Eingangssignals reagieren kann. Dem digitalen Signalprozessor steht die Verzögerungszeit von  $P(z)$  zur Verfügung, um das ideale Gegenkopplungssignal zu berechnen und die unvermeidbare Verzögerung von  $S(z)$  zu kompensieren. Ist dies möglich, würde die Antwort des Prozessors kausal sein. Damit kann das AVC-System auch Breitbandeingangssignale auslöschen. Ansonsten können nur schmalbandige- oder periodische Signale wirkungsvoll bekämpft werden.

### 3.3.1 Feedforward Struktur mit FXLMS-Algorithmus

Wird als Optimierungsalgorithmus für den adaptiven Filter der LMS-Algorithmus verwendet, können leicht Probleme durch Instabilitäten im Regelkreis auftreten, da das Auslöschsignal und das Fehlersignal eine von der Frequenz abhängige Verzögerung durch den Sekundärpfad  $S(z)$  besitzen. Um diesen Effekt zu kompensieren, kann ein identischer Filter  $\hat{S}(z)$  im Referenzsignalpfad plaziert werden, um damit zusätzlich die Gewichte des LMS-Algorithmus im Voraus zu aktualisieren. Dies entspricht dem sogenannten gefilterten X-LMS-Algorithmus (auch FXLMS-Algorithmus genannt). Der FXLMS-Algorithmus ist der bei AVC Strukturen am häufigsten verwendete Algorithmus. Er wurde von Widrow<sup>6</sup> für adaptive Kontrollstrukturen und von Burgess<sup>7</sup> für ANC Anwendungen abgeleitet. Die Qualität des aktiven Reduktionssystems ist aber auch stark von der Transferfunktion des Sekundärpfads abhängig, welche durch eine Systemidentifikation bestimmt wird.

Abbildung 3.3 zeigt ein Strukturdiagramm einer Feedforward Struktur mit FXLMS-Algorithmus.

---

<sup>6</sup> vgl. [Widrow, Stearns, 1985]

<sup>7</sup> vgl. [Burgess, 1981]

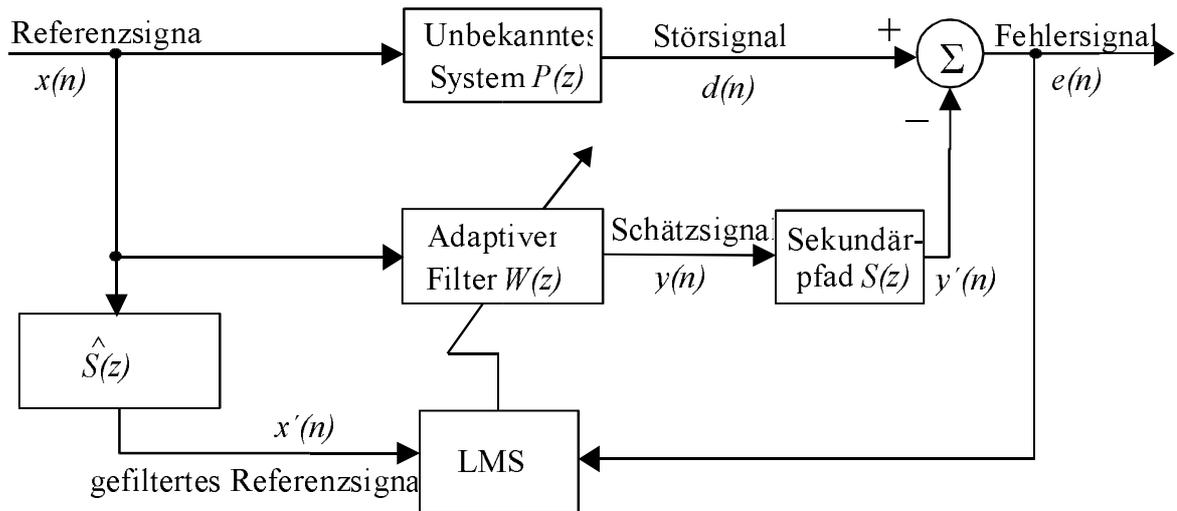


Abb. 3.3 Strukturdiagramm einer Feedforward Struktur mit FXLMS-Algorithmus

### 3.3.2 Ableitung des FXLMS-Algorithmus

Die Ableitung des FXLMS-Algorithmus kann anhand Abb. 3.3 verfolgt werden. Das sich ergebende Fehlersignal kann man durch

$$e(n) = d(n) - s(n) * [w^T(n) x(n)] \quad (3.3)$$

ausdrücken, wobei  $n$  der Zeitindex ist,  $s(n)$  für die Impulsantwort des Sekundärpfades  $S(z)$  steht und  $*$  eine lineare Faltung anzeigt. Der Koeffizientenvektor von  $W(z)$  ist  $w(n) = [w_0(n) w_1(n) w_2(n) \dots w_{N-1}(n)]^T$  und der Signalvektor ist  $x(n) = [x(n) x(n-1) \dots x(n-N+1)]^T$ .  $N$  steht für die Filterordnung. Der Filter  $W(z)$  muß von ausreichend großer Ordnung sein um die Antwort des physikalischen Systems genügend genau modellieren zu können. Vorausgesetzt  $\hat{\xi}(n) = E[e^2(n)]$  ist die mittlere quadratische Kostenfunktion, dann minimiert der adaptive Filter den momentanen quadratischen Fehler

$$\hat{\xi}(n) = e^2(n) \quad (3.4)$$

mit Hilfe des Algorithmus des steilsten Abstieges. Dieser verändert den Koeffizientenvektor in die Richtung des negativen Gradienten mit der Schrittweite  $\mu$  und man erhält

$$w(n+1) = w(n) - \frac{\mu}{2} \nabla \hat{\xi}(n). \quad (3.5)$$

Eine ausführlichere Herleitung wurde in Kapitel 2.6.1 vorgenommen.

$\nabla \hat{\xi}(n)$  ist der momentane Schätzwert des mittleren quadratischen Fehlergradienten (MSE) zur Zeit  $n$  und wird durch  $\nabla \hat{\xi}(n) = \nabla e^2(n) = 2[\nabla e(n)]e(n)$  ausgedrückt.

Aus (3.3) folgt  $\nabla e(n) = -s(n) * x(n) = -x'(n)$ ,

mit  $x'(n) = [x'(n) \ x'(n-1) \ \dots \ x'(n-L+1)]^T$  und  $x'(n) = s(n) * x(n)$ .

Deshalb wird die Schätzung des Gradienten zu

$$\nabla \hat{\xi}(n) = -2x'(n)e(n). \quad (3.6)$$

Setzt man (3.6) in (3.5) ein, so erhält man den FXLMS-Algorithmus

$$w(n+1) = w(n) + \mu x'(n)e(n). \quad (3.7)$$

In den praktischen Anwendungen ist  $S(z)$  unbekannt und muß durch den Filter  $\hat{S}(z)$  geschätzt werden. Durchläuft das Referenzsignal diese Näherung des Sekundärpfades, entsteht das gefilterte Referenzsignal

$$x'(n) = \hat{s}(n) * x(n), \quad (3.8)$$

mit  $\hat{s}(n)$  als die Impulsantwort des Sekundärpfadfilters  $\hat{S}(z)$ . Der FXLMS-Algorithmus ist sehr tolerant in Bezug auf Fehler, die in der Schätzung von  $S(z)$  durch den Filter  $\hat{S}(z)$  erzeugt werden. Unter der Voraussetzung einer langsamen Adaption, liegt die Grenze für die Konvergenz bei ca. 90 Grad Phasenfehler zwischen  $S(z)$  und  $\hat{S}(z)$ . Deshalb kann eine offline-Modellierung dazu verwendet werden, um  $S(z)$  während eines vorausgehenden Trainings abzuschätzen.

### 3.4 Adaptive Feedback Struktur<sup>8</sup>

Bei den Feedback Systemen steht nur das Fehlersignal  $e(n)$  zur Verfügung, um das Schätzsignal  $y(n)$  zu erzeugen. Das Schätzsignal entspricht dem Gegenkopplungssignal des adaptiven Filters. In Abb. 3.4 ist ein vereinfachtes Strukturdiagramm dargestellt. Daraus ist zu erkennen, daß  $D(z) = E(z) + S(z) Y(z)$ .

$E(z)$  ist dabei das Signal des Fehlersensors und  $Y(z)$  das sekundäre Signal. Bei der Verwendung des LMS-Algorithmus zur Adaption des Filters  $W(z)$  wird versucht den mittleren quadratischen Fehler  $E[e(n)^2]$  auf ein Minimum zu reduzieren. Da auch hier der Sekundärpfad starken Einfluß auf die Funktion des Systems hat, kann eine deutliche Verbesserung durch die Implementierung des FXLMS-Algorithmus erreicht werden.

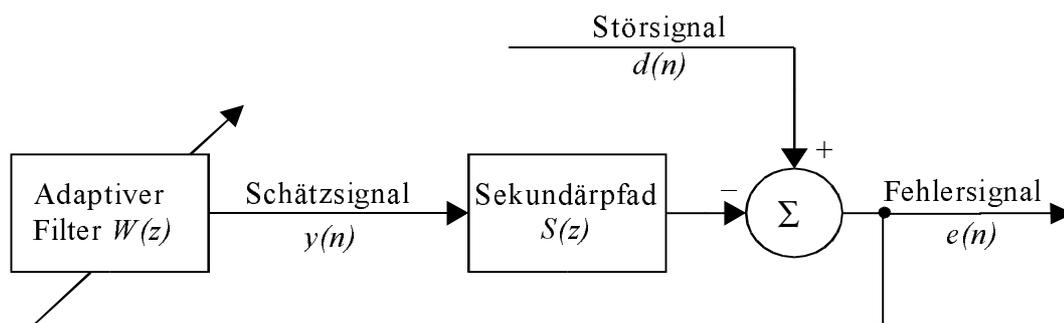


Abb. 3.4 Vereinfachtes Strukturdiagramm eines Feedback Systems

#### 3.4.1 Feedback Struktur mit FXLMS-Algorithmus

Ein gesamtes einkanaliges adaptives Feedback System mit FXLMS-Algorithmus ist in Abb. 3.5 dargestellt. Die Abbildung soll zum leichteren Verständnis der Funktion dienen. Die grundsätzliche Idee ist, das primäre Störsignal  $d(n)$  zu bewerten und als Referenzsignal  $x(n)$  zu verwenden. Der Filter  $\hat{S}(z)$  ist wieder eine möglichst ideale Nachbildung des realen Sekundärpfades  $S(z)$  und dient zu dessen Kompensation.

<sup>8</sup> vgl. [Kuo, Morgan, 1999]

Bei Verwendung der Referenzsignalsynthese wird das sekundäre Signal  $y(n)$  durch die Sekundärpfadnäherung  $\hat{S}(z)$  gefiltert und danach mit  $e(n)$  kombiniert um das künstlich erzeugte Referenzsignal  $\hat{d}(n) = x(n)$  zu generieren. Damit ist

$$X(z) \equiv \hat{D}(z) = E(z) + \hat{S}(z)Y(z). \quad (3.9)$$

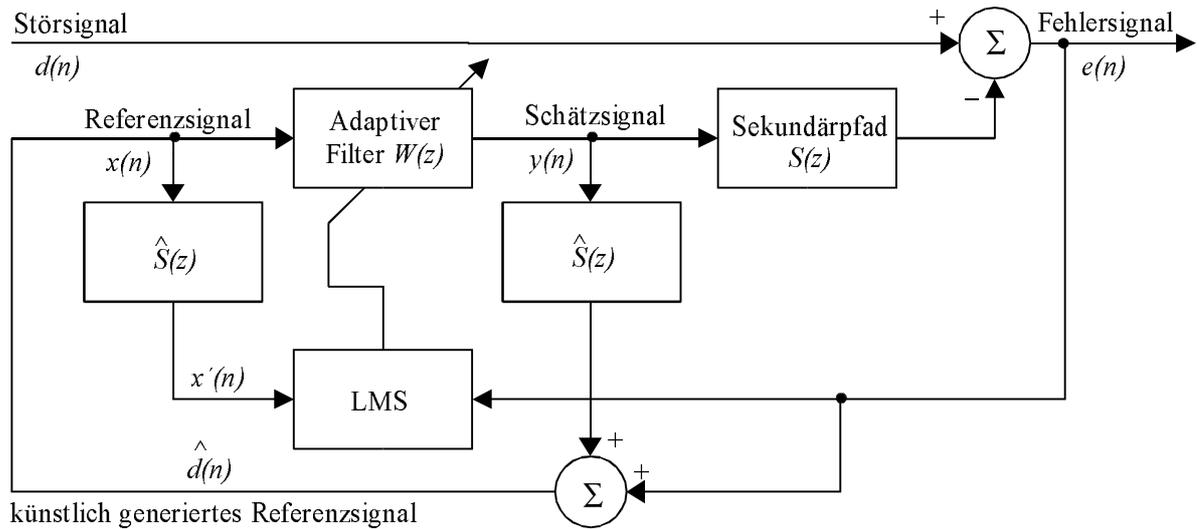


Abb. 3.5 Adaptives Feedback System mit FXLMS-Algorithmus

Das Referenzsignal  $x(n)$  setzt sich zusammen aus:

$$x(n) = \hat{d}(n) = e(n) + \sum_{m=0}^{M-1} \hat{s}_m y(n-m) \quad , \quad (3.10)$$

mit  $\hat{s}_m$  ( $m = 0, 1, \dots, M-1$ ) als Koeffizienten der Filter  $M$ -ter Ordnung  $\hat{S}(z)$ .

### 3.5 Hybrid Struktur<sup>9</sup>

Zur Vervollständigung wird hier die Hybrid Struktur noch kurz erwähnt. Diese ist die Kombination der Feedforward- und Feedback Struktur.

Der Referenzsensor liegt möglichst nahe an der primären Störquelle und versorgt das Feedforward System mit dem Referenzsignal  $x(n)$ . Der Fehlersensor wird nachgeschaltet und nimmt das verbleibende Fehlersignal  $e(n)$  auf, das zum Erzeugen eines Referenzsignals für die Feedbackschleife, als auch für die Adaption der beiden adaptiven Filter dient. Der Feedforwardzweig löscht Störsignalanteile die mit dem Referenzsignal korrelieren aus und der Feedbackteil vermindert die vorhersagbaren Komponenten, die durch den Referenzsensor nicht beachtet werden.

In Abb. 3.6 ist ein vereinfachtes Strukturdiagramm eines Hybrid Systems dargestellt. Das sekundäre Signal  $y(n)$  wird durch die Ausgänge beider Filter, dem Feedforward Filter  $A(z)$  und dem Feedback Filter  $C(z)$ , erzeugt. Der kombinierte Kontroller  $W(z)$  besitzt die Referenzeingänge  $x(n)$  vom Referenzsensor und das erwartete Primärsignal  $\hat{d}(n)$ . Die gefilterten Signale  $x'(n)$  und  $\hat{d}'(n)$  werden zur Koeffizientenadaption von  $W_1(z)$  und  $W_2(z)$  verwendet. Ein System mit Implementierung des FXLMS-Algorithmus zeigt noch Abbildung 3.7. Die Vorteile dieser Systeme liegen in einer niedrigeren verwendbaren Filterordnung und der besseren Funktion, als es die jeweils einzelnen Systeme hätten.

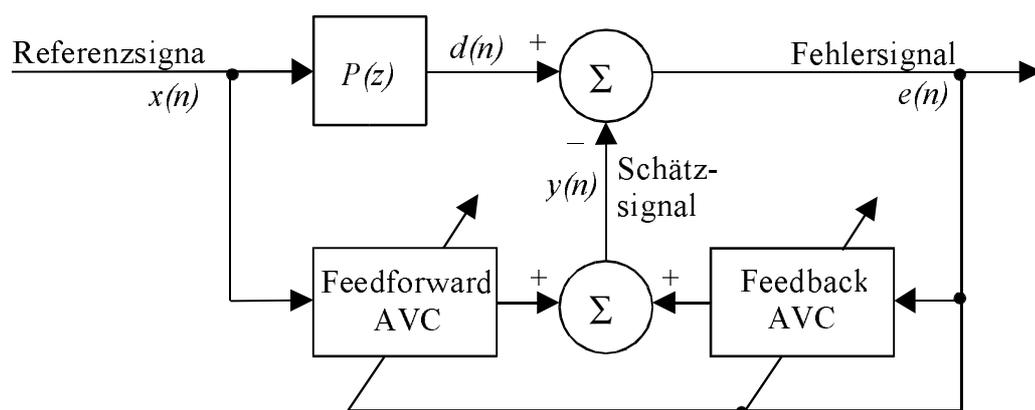


Abb. 3.6 Vereinfachtes Strukturdiagramm eines Hybrid Systems

<sup>9</sup> vgl. [Kuo, Morgan, 1999]

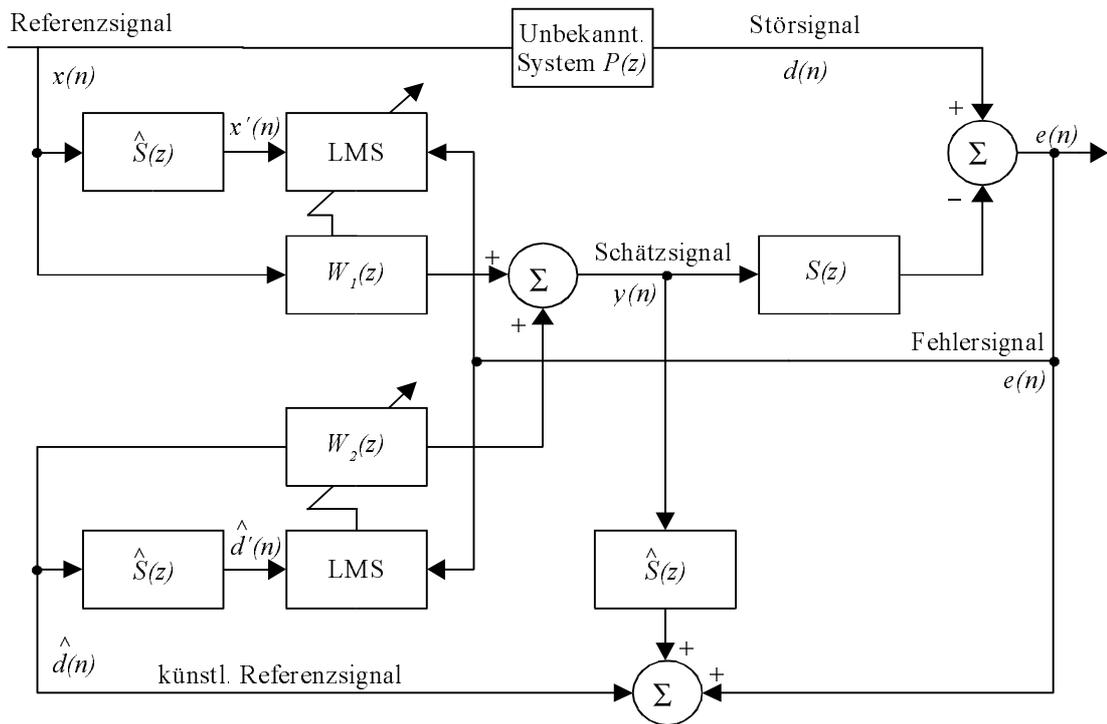


Abb. 3.7 Hybrid System mit FXLMS-Algorithmus

## 4. Aktive Schwingungsreduktion

### 4.1 Übersicht

Die aktive Schwingungsreduktion ist eine praktische Anwendung der adaptiven Filterstrukturen. Das im Zuge dieser Diplomarbeit entwickelte System für Kraftfahrzeuge wurde in einer Schmalband Feedforward Struktur realisiert und ist in Kapitel 4.2 näher beschrieben. Zuvor werden die Grundlagen der verwendeten Struktur, die adaptive Notch-Filterung, erläutert.

## 4.2 Schmalband Feedforward Struktur<sup>10</sup>

### 4.2.1 Einleitung

Viele Störgeräusche sind periodisch, besonders jene von Maschinen, Kompressoren, Motoren, Lüftern, Propellern... Mit Hilfe von Sensoren wird ein elektrisches Referenzsignal erzeugt, das die Grundfrequenz der Störung und deren Harmonische enthält.

#### Vorteile der Schmalband Feedforward AVC:

1. Ungewollte Rückwirkungen des Auslöschsignals auf das Referenzsignal werden vermieden.
2. Nichtlinearitäten und Alterung des Referenzsensors haben beinahe keinen Einfluß auf das Referenzsignal.
3. Durch die Periodizität der Störsignale ist die Kausalität nicht zwingend notwendig.
4. Es besteht die Möglichkeit jede Harmonische getrennt zu kontrollieren, da das Referenzsignal die Grundschiwingung enthält.
5. Bei der Modellierung der Übertragungsfunktion des Sekundärpfades muß nur der Frequenzbereich bestimmt werden, in dem sich die Harmonischen bewegen. Dadurch können FIR Filter mit relativ niedriger Ordnung verwendet werden.

### 4.2.2 Adaptive Notch-Filter

Die Applikation der adaptiven Notch-Filterung wurde von Ziegler<sup>11</sup> für die periodische ANC entwickelt. Die Vorteile der adaptiven Notch-Filter sind eine einfache Kontrolle der Bandbreite und die Möglichkeit, der exakten Frequenz und Phase der Interferenz zu folgen. Abbildung 4.1 zeigt einen adaptiven Notch-Filter mit zwei Gewichten zur Filterung einer einzelnen Frequenz. Das Referenzsignal ist ein Kosinus mit  $x(n) = x_0(n) = C \cos(\omega_0 n + \phi)$ , wobei  $A$  die Amplitude und  $\omega_0$  die Frequenz ist. Um die zweite Komponente  $x_1(n) = C \sin(\omega_0 n + \phi)$  zu erzeugen wird die Signalphase um  $90^\circ$  gedreht. Die zwei Referenzsignale  $x_0(n)$  und  $x_1(n)$  werden im Notch-Filter durch  $w_0(n)$  und  $w_1(n)$  getrennt gewichtet und danach zur Erzeugung des

<sup>10</sup> vgl. [Kuo, Morgan, 1999]

vgl. [Widrow, Stearns, 1985]

<sup>11</sup> vgl. [Ziegler, 1989]

Auslöschsignalssummiert. Die Gewichte von  $W(z)$  werden in diesem Beispiel mittels LMS-Algorithmus eingestellt.

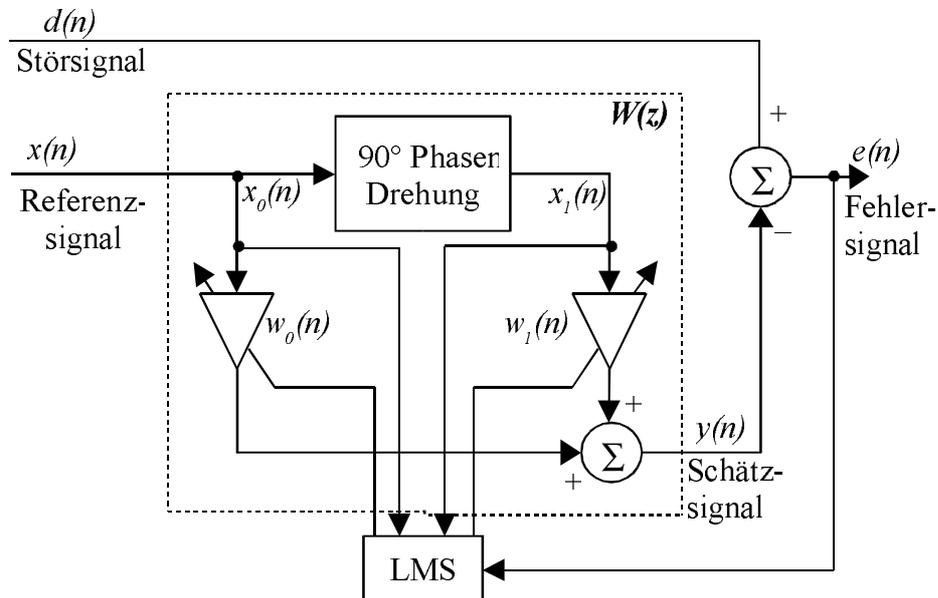


Abb. 4.1 Adaptiver Notch-Filter mit zwei Gewichten

Die Adaption der Filterkoeffizienten wird durch den LMS-Algorithmus (siehe Kapitel 2.6.1) vorgenommen. Daraus folgt:

$$\left. \begin{aligned} w_0(n+1) &= w_0(n) + 2\mu e(n)x_0(n) \\ w_1(n+1) &= w_1(n) + 2\mu e(n)x_1(n) \end{aligned} \right\} \quad (4.1)$$

Die digitalen Referenzsignale mit  $\omega_0 = 2\pi f_0 T$  und der Samplingfrequenz  $f_0$  sind:

$$\left. \begin{aligned} x_0(n) &= C \cos(n\omega_0 + \phi) \\ x_1(n) &= C \cos(n\omega_0 + \phi) \end{aligned} \right\} \quad (4.2)$$

Das Fehlersignal  $e(n)$  ist

$$e(n) = \alpha \delta(n-m), \quad (4.3)$$

was einem  $\delta$ -Impuls mit der Amplitude  $\alpha$  bei einem diskreten Zeitpunkt  $n = m$  entspricht.  $\delta(n)$  ist der Einheitsimpuls an der Stelle  $n = 0$ .

$$e(n)x_0(n) = \begin{cases} \alpha C \cos(m\omega_0 + \phi) & \text{für } n=m \\ 0 & \text{für } n \neq m \end{cases} \quad (4.4)$$

ist ein, durch das nicht verzögerte Referenzsignal  $x_1(n)$ , in der Amplitude verändertes Fehlersignal an der Stelle  $n = m$ . Danach wird eine digitale Integration mit der Transferfunktion  $2\mu/(2-1)$  und der Impulsantwort  $2\mu u(n-1)$  durchgeführt.  $u(n)$  ist dabei der diskrete

Einheitssprung:

$$u(n) = \begin{cases} 0 & \text{für } n < 0 \\ 1 & \text{für } n \geq 0 \end{cases} \quad (4.5)$$

Faltet man  $2\mu u(n-1)$  mit  $e(n)x_1(n)$  ergibt sich

$$w_0(n) = 2\mu\alpha C \cos(m\omega_0 + \phi) \quad (4.6)$$

mit  $n \geq m+1$ . Wird die verzögerte Sprungfunktion mit  $x_1(n)$  multipliziert, ergibt sich die Antwort zu

$$y_0(n) = 2\mu\alpha C^2 \cos(n\omega_0 + \phi) \cos(m\omega_0 + \phi) \quad (4.7)$$

mit  $n \geq m+1$ . Die selbe Herleitung ist im Prinzip für  $y_1(n)$  gültig und ergibt:

$$y_1(n) = 2\mu\alpha C^2 \sin(n\omega_0 + \phi) \sin(m\omega_0 + \phi) \quad (4.8)$$

mit  $n \geq m+1$ . Werden die Gleichungen (4.7) und (4.8) kombiniert, ergibt sich die Antwort des adaptiven Filters zu

$$\begin{aligned} y(n) &= 2\mu\alpha C^2 \cos[(n-m)\omega_0] \quad \text{für } n \geq m+1. \\ &= 2\mu\alpha C^2 u(n-m-1) \cos[(n-m)\omega_0]. \end{aligned} \quad (4.9)$$

Die Gleichung (4.9) ist nur von  $(n-m)$  abhängig und stellt eine Impulsantwort dar.

Damit kann die lineare Transferfunktion hergeleitet werden. Wenn  $m=0$  gesetzt wird, folgt die Impulsantwort des linearen zeitinvarianten Signalpfades zu

$$y(n) = 2\mu C^2 u(n-1) \cos(n\omega_0).$$

Die zugehörige Transferfunktion ist die z-Transformierte von  $y(n)$ . Sie ist gegeben durch

$$\begin{aligned} G(z) &= 2\mu C^2 \left[ \frac{z(z - \cos \omega_0)}{z^2 - 2z \cos \omega_0 + 1} - 1 \right] \\ &= \frac{2\mu C^2 (z \cos \omega_0 - 1)}{z^2 - 2z \cos \omega_0 + 1}. \end{aligned} \quad (4.10)$$

Wird jetzt die Feedbackschleife geschlossen, ergibt sich die Übertragungsfunktion  $H(z)$  vom "primären Eingangssignal"  $d(n)$  zum Systemausgang  $e(n)$  zu

$$H(z) = \frac{E(z)}{D(z)} = \frac{1}{1 + G(z)} = \frac{z^2 - 2z \cos \omega_0 + 1}{z^2 - 2(1 - \mu C^2)z \cos \omega_0 + 1 - 2\mu C^2}. \quad (4.11)$$

Gleichung 4.11 zeigt, daß die Einzel-Frequenz Auslöschung die Eigenschaften eines Notch-Filters bei der Sperrfrequenz  $\omega_0$  besitzt. Die Nullstellen von  $H(z)$  liegen in der z-Ebene bei

$z = e^{\pm j\omega_0}$ , also genau auf dem Einheitskreis an den Winkeln  $\pm\omega_0$  rad. Die Pole liegen auf

$$z = (1 - \mu C^2)\cos\omega_0 \pm j[(1 - 2\mu C^2) - (1 - \mu C^2)^2 \cos^2\omega_0]^{-1/2}. \quad (4.12)$$

Die Pole liegen innerhalb des Einheitskreises bei einem Radius von  $(1 - \mu C^2)^{-1/2}$ , also ungefähr bei  $1 - \mu C^2$  vom Mittelpunkt entfernt und bei den Winkeln von

$$\pm\cos^{-1}[(1 - \mu C^2) - (1 - 2\mu C^2)^{-1/2} \cos\omega_0]. \quad (4.13)$$

Für eine langsame Adaption (d.h. kleine Werte von  $\mu C^2$ ) hängen die Winkel vom Faktor

$$\begin{aligned} \frac{1 - \mu C^2}{(1 - \mu C^2)^{1/2}} &= \left( \frac{1 - 2\mu C^2 + \mu^2 C^4}{1 - 2\mu C^2} \right)^{1/2} \\ &= (1 + \mu^2 C^4 + \dots)^{1/2} \\ &= 1 + 0,5\mu^2 C^4 + \dots \end{aligned} \quad (4.14)$$

ab. Da dieser Wert aber nur knapp von eins verschieden ist, kann in praktischen Einsatz angenommen werden, daß die Winkel der Pole mit den Winkeln der Nullstellen identisch sind. Wenn die Nullstellen des Filters auf dem Einheitskreis liegen, ist die Tiefe der Kerbe des Notch-Filters an der Stelle  $\omega = \omega_0$  unendlich. Die Schärfe des Filters wird durch die Nähe der Pole zu den Nullstellen bestimmt. Korrespondierende Pole und Nullstellen sind ungefähr durch einen Abstand von  $\mu C^2$  getrennt. Die 3-dB Bandbreite des Notch-Filters ergibt sich zu

$$B = 2\mu C^2 \text{ rad} = \frac{\mu C^2}{\pi T} \text{ Hz} \quad (4.15)$$

T steht für die Samplingperiode.

Wenn sich die Frequenz des Referenzsignals schnell ändert oder jittert, muß der Sperrbereich des Notch-Filters breiter werden. Das kann durch einen größeren Adaptionkoeffizienten  $\mu$  bewirkt werden. Damit ergibt sich sogar ein schnelleres Konvergieren des Filters aber auch ein größerer Restfehler.

### 4.2.3 Aktives Einzel-Frequenz Reduktionssystem

In diesem Kapitel wird mit Hilfe der adaptiven Notch-Filterung ein aktives Einzel-Frequenz Reduktionssystem gebildet. Die Gewichte werden durch den verzögerten LMS-Algorithmus aktualisiert um das Fehlersignal zu minimieren. Deshalb ist

$$w_p(n+1) = w_p(n) + \mu e(n)x_p(n - \delta), \quad p = 0, 1 \quad (4.16)$$

wobei  $\delta$  zur Kompensation der Sekundärpfad-Transferfunktion dient. Alternativ zur Verzögerung  $\delta$  kann auch eine Schätzung des Sekundärpfades  $\hat{S}(z)$  aus dem FXLMS-Algorithmus verwendet werden. Dies wird in Abb. 4.2 dargestellt.

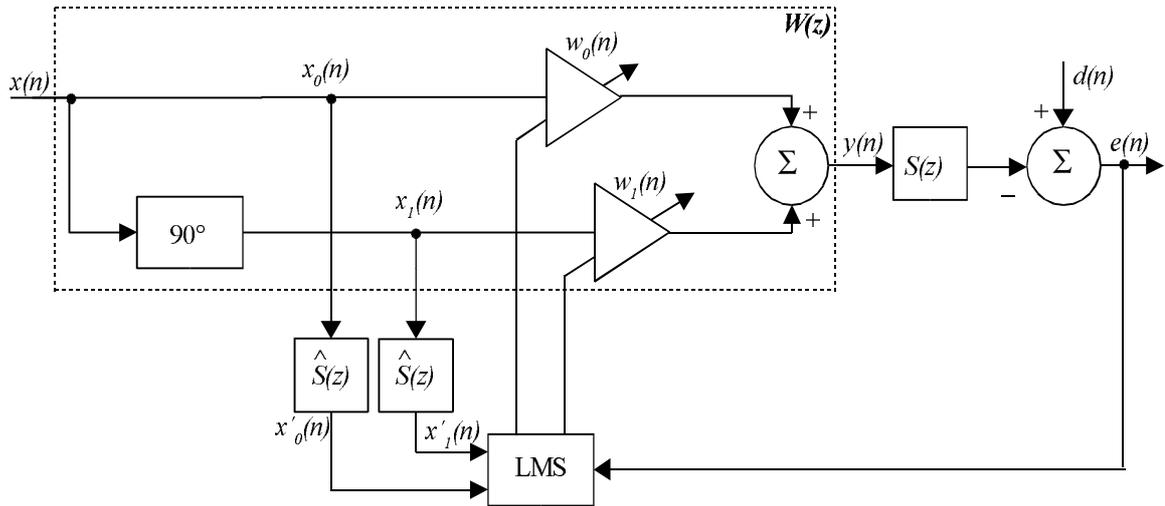


Abb. 4.2 Aktives Einzel-Frequenz Reduktionssystem mit FXLMS-Algorithmus

Die adaptiven Gewichte werden in diesem Fall durch

$$w_p(n+1) = w_p(n) + \mu x_p'(n)e(n), \quad p = 0, 1 \quad (4.17)$$

aktualisiert, wobei  $x_0'(n)$  und  $x_1'(n)$  aus  $x_0(n)$  und  $x_1(n)$  durch die Filterung mit  $\hat{S}(z)$  entstehen. Unter der Bedingung einer langsamen Adaption wird die Transferfunktion des Schmalband AVC Systems zu

$$H(z) = \frac{z^2 - 2z \cos \omega_0 + 1}{z^2 - [2\cos \omega_0 - \beta \cos(\omega_0 - \phi_\delta)]z + 1 - \beta \cos \phi_\delta} \quad (4.18)$$

mit  $\beta = 2\mu C^2 C_s$ .  $C_s$  steht für die Amplitude von  $S(z)$  und  $\phi_\delta = \phi_s - \phi_{\hat{s}}$  ist die Phasendifferenz zwischen  $S(z)$  und  $\hat{S}(z)$  bei der Frequenz  $\omega_0$ . Für kleine  $\beta$  besitzt  $H(z)$  die konjugiert komplexen Pole beim Radius  $r_{pol} = \sqrt{1 - \beta \cos \phi_\delta}$ . Da alle Terme die sich mit  $\beta$  ergeben positiv sind, kann der Radius der Pole nur größer eins werden wenn  $\cos \phi_\delta$  negativ ist. Daraus folgt die Stabilitätsbedingung:

$$\cos \phi_\delta > 0 \quad \text{oder} \quad -90^\circ < \phi_\delta < 90^\circ \quad (4.19)$$

## 4.3 System zur aktiven Schwingungsreduktion

### 4.3.1 Einführung

Das realisierte System zur aktiven Schwingungsreduktion besteht aus zwei Softwareroutinen, der Systemidentifikation und der AVC-Routine, sowie aus den in Abb. 4.4 abgebildeten Komponenten. Eine genauere Beschreibung der verwendeten Soft- und Hardware folgt im Anhang. Hier soll die Funktionsweise des Systems näher erläutert werden.

Der vom Motor induzierte Körperschall überträgt sich über die Motorlager auf die Karosserie und beeinflusst somit das Innengeräusch des Kraftfahrzeugs stark. Auf der Karosserie-seite des Motorlagers ist der elektrodynamische Schwingerreger (Shaker) und der Beschleunigungsaufnehmer montiert. Diese sollten möglichst eng beieinanderliegen, damit der mechanische Weg und somit die entstehende Verzögerung möglichst gering bleibt. Das Auffinden einer zur effektiven Reduzierung des Innengeräusches geeigneten Stelle an den Motorlagern, kann durch die Active Path Tracking (APT) Methode,<sup>12</sup> die von der Firma AVL List GmbH entwickelt wurde, stark beschleunigt werden. Die Basis für die Berechnungen dieser Methode bilden das Schallfeld im Fahrzeuginnenraum (im Fahrbetrieb gemessen mit bis zu 30 Mikrofonen) und die Geräuschübertragungsfunktionen von den Antriebsstrangverbindungs-punkten zu den Mikrofonen im Fahrzeug (gemessen unter Shaker-Anregung). Damit kann Einfluß der verschiedenen Lager auf das Innengeräusch bestimmt werden. Abb. 4.3 zeigt die Skizze eines Kraftfahrzeug mit Motor, Motorlagern und Mikrofonen für die Messung des Schallfeldes im Fahrzeuginnenraum.

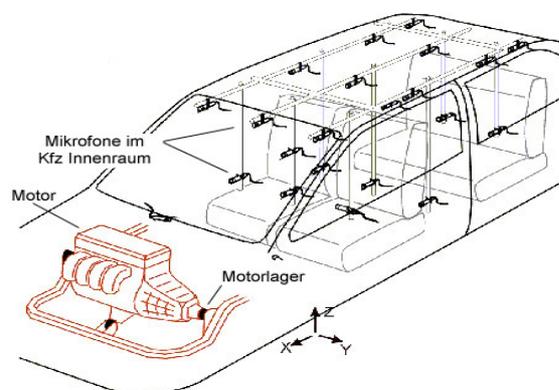


Abb. 4.3 APT-Strukturskizze eines Fahrzeuges, aus [Pflüger, Rust, 2001]

<sup>12</sup> vgl. [Pflüger, Rust, 2001]

### 4.3.2 Ausführung

Als Referenzsensor dient ein Drehzahlgeber, der bei jeder Umdrehung einen Impuls abgibt  $x(n)$ . Dadurch entsteht eine Impulskette mit der Periodendauer, die dem Kehrwert der Grundfrequenz entspricht. Das für die Berechnung notwendige Kosinussignal  $x_0(n)$  wird mit Hilfe der in der Software bestimmten Periodendauer erzeugt. Wie in Abb. 4.4 abgebildet ist, der Prinzipskizze des gesamten Systems, wird  $x_0(n)$  und  $x_1(n)$  mit Hilfe der durch die Software bestimmten Periodendauer aus  $x(n)$  generiert. Zuvor wird das Drehzahl-signal gefiltert und in ein digitales Signal umgesetzt.

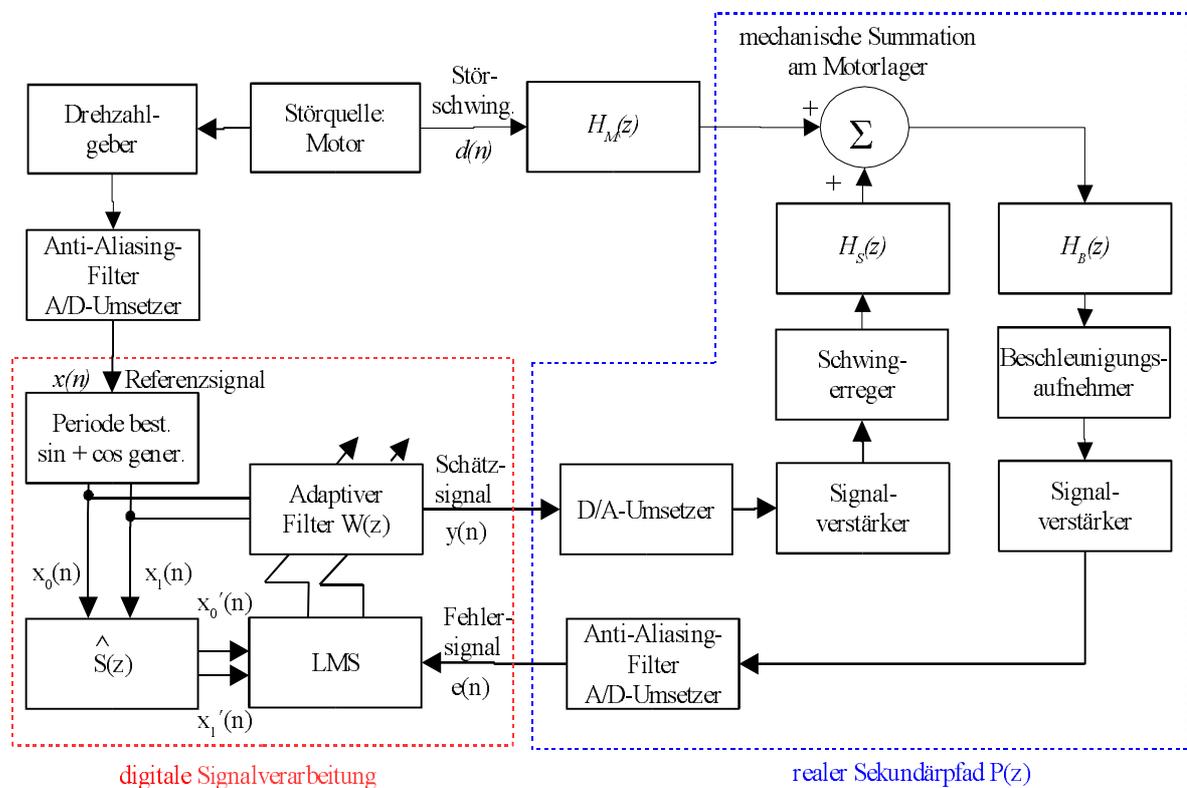


Abb. 4.4 Prinzipskizze des gesamten Systems

In der Skizze entspricht  $H_M(z)$  der Übertragungsfunktion vom Motor zum Motorlager.  $H_s(z)$  und  $H_B(z)$  stellen die Übertragungsfunktionen vom Schwingerreger bzw. Beschleunigungsaufnehmer auf das Motorlager dar. Die Wirkungsweise der digitalen Signalverarbeitung wurde in den vorangegangenen Kapiteln bereits erläutert. Der vom Motor induzierte und auf das Motorlager übertragene Körperschall ergibt in Summe mit dem eingeleiteten Auslöschsignal das Fehlersignal. Idealerweise würde das Fehlersignal durch eine

Kraftmessung bestimmt werden. Da es dafür aber für diesen Einsatzzweck keine passenden Sensoren gibt, wird die Beschleunigungsmessung als Ersatz verwendet. Das Beschleunigungssignal wird verstärkt, gefiltert und für die Signalverarbeitung in ein digitales Signal umgesetzt. Die Erzeugung der mechanischen Schwingungen aus dem Auslöschsignal  $y(n)$  (Schätzsignal der Sekundärquelle) wird von einem elektrodynamischen Schwingerreger bewirkt. Das Schätzsignal wird zuvor noch in ein analoges Signal umgesetzt und verstärkt.

$S(z)$  ist in diesem Prinzipschaltbild ein anders eingezeichnet, als in den Strukturdiagrammen bislang. Da aber die komplette Laufzeit des Kreises vom Ausgang des digitalen Filters  $W(z)$  bis zum wieder ins Digitale umgesetzte Signal  $d(n)$  beträgt, müssen alle dazwischen liegenden Elemente und Geräte berücksichtigt werden.

In der realisierten AVC-Routine werden die Koeffizienten, des in der Systemidentifikation bestimmten Sekundärpfadfilters  $\hat{S}(z)$ , durch eine zeitdiskrete Fourier-Transformation in einen Frequenzbereich von 0 Hz bis zur halben Samplingfrequenz ( $f_s/2$ ) Hz transformiert.

Das Ergebnis liegt in Betrag und Phase vor, damit die Referenzsignale  $x_0(n)$  und  $x_1(n)$  einfach gefiltert werden können. Durch Hinzufügen der Phase und Multiplikation mit der Amplitude ergeben sich  $x_0'(n)$  und  $x_1'(n)$ .

### 4.3.3 Systemidentifikation

Für die Realisierung des Systems mit Hilfe des FXLMS-Algorithmus ist eine vorhergehende Systemidentifikation notwendig. In Abb. 4.5 ist eine Prinzipskizze der eingesetzten Systemidentifikation dargestellt.

Die Systemidentifikation entspricht einem digitalen Nachbilden des gesamten Signalverarbeitungskreises  $P(z)$  durch den digitalen, adaptiven Filter. Das realisierte Softwareprogramm generiert weißes Rauschen, das zum Einen über den Analog-Digital-Umsetzer und einen Audio-Verstärker zum Schwingerreger geleitet und über den Beschleunigungsaufnehmer, Ladungsverstärker und D/A-Umsetzer wieder der Berechnung zugeführt wird. Zum Anderen wird der digitale Rauschwert direkt dem digitalen Filter übergeben. Das Schätzsignal  $y(n)$  und das in ein digitales Signal umgesetzte  $d(n)$  werden sampleweise miteinander verglichen. Mit mit der berechneten Differenz  $e(n)$  und dem aktuellen Sample des weißen Rauschens werden die Koeffizienten von  $W(z)$  mittels LMS-Algorithmus

adaptiert. Die erhaltenen Filterkoeffizienten stellen die Systemantwort des Signalverarbeitungskreises  $S(z)$  dar.  $H_S(z)$  bzw.  $H_B(z)$  entsprechen wieder den Übertragungsfunktionen vom Schwingererregter bzw. Beschleunigungsaufnehmer zum Motorlager.

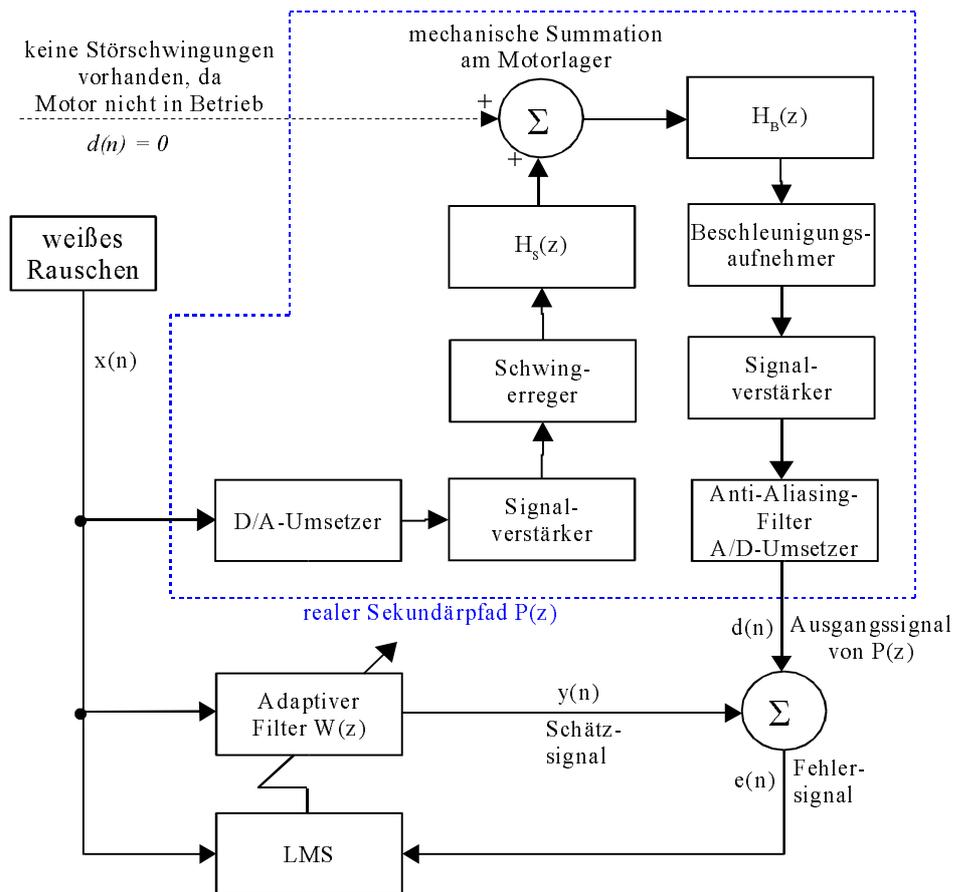


Abb. 4.5 Prinzipskizze der eingesetzten Systemidentifikation

### 4.3.4 Mehrfach-Frequenz AVC<sup>13</sup>

In den praktischen Anwendungen bestehen die Störsignale meist aus mehreren überlagerten Schwingungen, die sich aus der Grundschwingung und den zugehörigen Harmonischen zusammensetzen. Ein Notch-Filter mit mehreren Sperrfrequenzen ist ein sehr gutes Instrument zur Bearbeitung solcher Störsignale. Im Allgemeinen benötigen diese Filter aber eine höhere Ordnung, die zum Beispiel direkt, parallel, direkt/parallel oder kaskadiert realisiert werden kann. Es wird hier nur eine kurze Übersicht der Verfahren gegeben. Genauere Erläuterungen finden sich in der angegebenen Literatur.

#### 1) Direkte Form:

Ist eine Methode zur Eliminierung von überlagerten Sinusschwingungen oder anderen periodischen Interferenzen und wurde von Glover<sup>14</sup> entwickelt. Das Referenzsignal ist eine Summe von  $M$  Sinusschwingungen

$$x(n) = \sum_{m=1}^M A_m \cos(\omega_m n). \quad (2.10)$$

$A_m$  steht für die Amplitude und  $\omega_m$  gibt die Frequenz der  $m$ -ten Sinusschwingung an. Wenn die Frequenzen der Referenzschwingungen nahe beieinander liegen, ist ein langes Filter ( $L \gg 2M$ ) nötig um eine relativ gute Frequenzauflösung zu erhalten. Das ist jedoch eine unerwünschte Lösung, da adaptive Filter höherer Ordnung ein langsames Konvergenzverhalten besitzen. Eine mögliche Anwendung von Glover's Methode ist die Abschwächung von Lärm, der direkt von Maschinen generiert wird.

#### 2) Parallele Form:

Hier werden  $M$  Filter mit jeweils zwei Gewichten parallel geschaltet, um  $M$  verschiedene Sinusschwingungen auszulöschen, die im Referenzsignal enthalten sind. Das Auslöschsignal ist dann die Summe der Ausgänge der adaptiven Filter:

$$y(n) = \sum_{m=1}^M y_m(n). \quad (2.11)$$

<sup>13</sup> vgl. [Kuo, Morgan, 1999]

<sup>14</sup> vgl. [Glover, 1977]

Jeder Ausgang  $y_m(n)$  wird so behandelt, als ob es eine Einzel-Frequenz Auslöschung wäre. Da nur ein Fehlersensor verwendet wird, gibt es auch nur ein Fehlersignal  $e(n)$ . Dieses wird zum Aktualisieren aller  $M$  adaptiven Filter durch den FXLMS-Algorithmus verwendet.

### 3) Direkt/Parallele Form:<sup>15</sup>

Speziell zur Steigerung der Qualität von ANC Systemen für den Fahrzeuginnenraum wurde ein System mit mehreren Referenzgeneratoren und zugehörigen adaptiven Filtern entwickelt. Die Idee ist es, die Menge von eng beieinander liegenden harmonischen Sinusschwingungen aufzuteilen und Gruppen zu bilden, bei denen sich die Frequenzen untereinander möglichst stark unterscheiden. Allgemein gilt: Gibt es  $M$  harmonische Schwingungen die ausgelöscht werden sollen und  $K$  ( $K < M$ ) Signalgeneratoren, dann enthält jedes Referenzsignal  $x_k(n)$  die frequenzversetzten Sinusschwingungen von jeder  $K$ -ten Harmonischen ( $k=1,2,\dots,K$ ). Diese Referenzsignale werden von den zugehörigen adaptiven Filtern verarbeitet. Durch das Aufteilen der Signalkomponenten kann die Geschwindigkeit und das Konvergenzverhalten der adaptiven Filter wirkungsvoll verbessert werden. Im Vergleich zur Methode mit der direkten Implementation, geschieht dies durch den großen Frequenzabstand den die sinusförmigen Komponenten von  $x_k(n)$  untereinander haben.

### 4) Kaskadenform:<sup>16</sup>

Die Vielfach-Sinusreferenzsignale können auch sehr gut in einer Kaskade von  $M$  Einzel-Frequenz Filtern zweiter Ordnung verarbeitet werden. Die gesamte Antwort einer solchen Anordnung entspricht:

$$H(z) = \prod_{m=1}^M H_m(z) = \frac{\prod_{m=1}^M 1}{1 + S(z) W_m(z)} \quad (2.12)$$

$W_m(z)$  ist der  $m$ -te adaptive Filter, wobei jeder dieser Filter einen Pol bei  $\omega_m$  hat. Dadurch besitzt jedes  $H(z)$  einen Sperrbereich bei  $\omega_m$ . Wenn eine Schätzung der Sekundärpfad-Transferfunktion möglich ist, kann eine "Pseudokaskade" erzeugt werden, die im Idealfall wie eine reale Kaskade arbeitet. Diese würde aber mit einer Schätzung der Transferfunktion auskommen.

<sup>15</sup> vgl. [Yuan, 1994]

<sup>16</sup> vgl. [Morgan, Thi, 1993]

## 5. Zusammenfassung und Ausblick

Das Zusammenstellen einer geeigneten Basis für ein mobiles System zur aktiven Schwingungsreduktion war der erste Schritt dieser Diplomarbeit. Dabei wurde versucht den derzeitigen Stand der Technik möglichst effizient auszunutzen. Im Anschluß folgte die Programmierung und die Testphase. Das entwickelte Programm ist im Prinzip für alle Anwendungen geeignet, die eine Schmalband Feedforward Struktur unterstützen.

Aktive Schwingungsreduktion stellt kein generelles Verfahren dar mit der alle Lärm und Schwingungsprobleme gelöst werden können. Aber voraussichtlich wird durch die weiterentwickelten Algorithmen, die verbesserte DSP Hardware und den immer geringer werdenden Preisen dieser Systeme, der Anwendungsbereich stetig größer werden.

## 6. Literaturverzeichnis

*[Lueg, 1936]*

P. Lueg  
Process of silencing sound oscillations  
U.S. Patent, 1936  
zitiert nach *[Kuo, Morgan, 1999]*

*[Yang, 1993]*

Bin Yang  
Adaptive Filter  
Vorläufige Ausarbeitung einer Vorlesung  
Ruhr-Universität Bochum, 1993

*[Kuo, Morgan, 1999]*

Sen M. Kuo und Dennis R. Morgan  
Active Noise Control: A Tutorial Review  
Proc. of the IEEE, 1999

*[Widrow, Stearns, 1985]*

B. Widrow und S. D. Stearns  
Adaptive Signal Processing  
Prentice-Hall, 1985

*[Nelson, Elliot, 1993]*

P. A. Nelson und S. J. Elliot  
Active control of sound and vibration  
MSc course in sound and vibration studies  
University of Southampton, 1993

*[Burgess, 1981]*

J. C. Burgess  
Active adaptive sound control in a duct: A Computer Simulation  
J. Acoust. Soc. Amer. vol 70, 1981  
zitiert nach *[Kuo, Morgan, 1999]*

*[Ziegler, 1989]*

E. Ziegler  
Selective active cancellation system for repetitive phenomena  
U. S. Patent, 1989  
zitiert nach *[Kuo, Morgan, 1999]*

*[Pflüger, Rust, 2001]*

M. Pflüger und A. Rust (AVL List GmbH)  
Active Path Tracking – A Rapid Method for the Identification  
of Structure Borne Noise Paths in Vehicle Chassis  
Beitrag für die DAGA Tagung 2001

*[Glover, 1977]*

J. R. Glover  
Adaptive noise canceling applied to sinusoidal interferences  
IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1977  
zitiert nach *[Kuo, Morgan, 1999]*

*[Yuan, 1994]*

Y. Yuan, N. S. Kapsokavathis, K. Chen und S. M. Kuo  
Active noise control system  
U.S. Patent  
zitiert nach *[Kuo, Morgan, 1999]*

*[Morgan, Thi, 1993]*

D.R. Morgan und J. Thi  
A multitone pseudocascade filtered-X LMS adaptive notch filterkoeffizienten  
Proc. of the IEEE, 1993  
zitiert nach *[Kuo, Morgan, 1999]*

# Anhang A

## System und Testaufbau

### • Hardware

Zur Berechnung und Datenerfassung wurde ein PXI-System der Firma National Instruments verwendet. Es beinhaltet einen "Echtzeit" fähigen Controller auf Intel Pentium Basis und die Meßkarten zum Einlesen und Ausgeben der Daten. Ein eigenes Gehäuse beherbergt die kompletten Rechen- und Datenerfassungskomponenten. Außerdem beinhaltet das gesamte AVC-System noch Anschlußblöcke, die mit BNC-Steckern versehen sind. Zur Erzeugung des Gegenkopplungssignals wurde ein elektrodynamischer Schwingerreger verwendet. Der Audio-Verstärker diente zur Signalverstärkung, der einfachen Implementierung einer Hardware-Spannungsbegrenzung bei ungewolltem Aufschwingen des Auslöschalgorithmus und einer schnellen Anpassungsmöglichkeit bei Änderung der mechanischen Komponenten. Das Fehlersignal wurde mit einem Beschleunigungsaufnehmer aufgenommen und mit Hilfe eines Ladungsverstärkers um den Faktor 100 erhöht.

Das System wurde auf einem Versuchsaufbau getestet, der aus einem hängend gelagertem Stahlstab, dem anregenden Schwingerreger und einem Frequenzgenerator bestand. Der Frequenzgenerator steuerte über den Audio-Verstärker die mechanische Anregung und diente gleichzeitig als Drehzahlsignalgeber. Versorgt wurde der Audio-Verstärker durch eine Autobatterie.

Das Programm läuft direkt als "executable-File" auf dem PXI-Controller. Daher ist ein PC nur zur Steuerungs- und Visualisierungszwecken notwendig.

### Blockschaltbild des Testaufbaus:

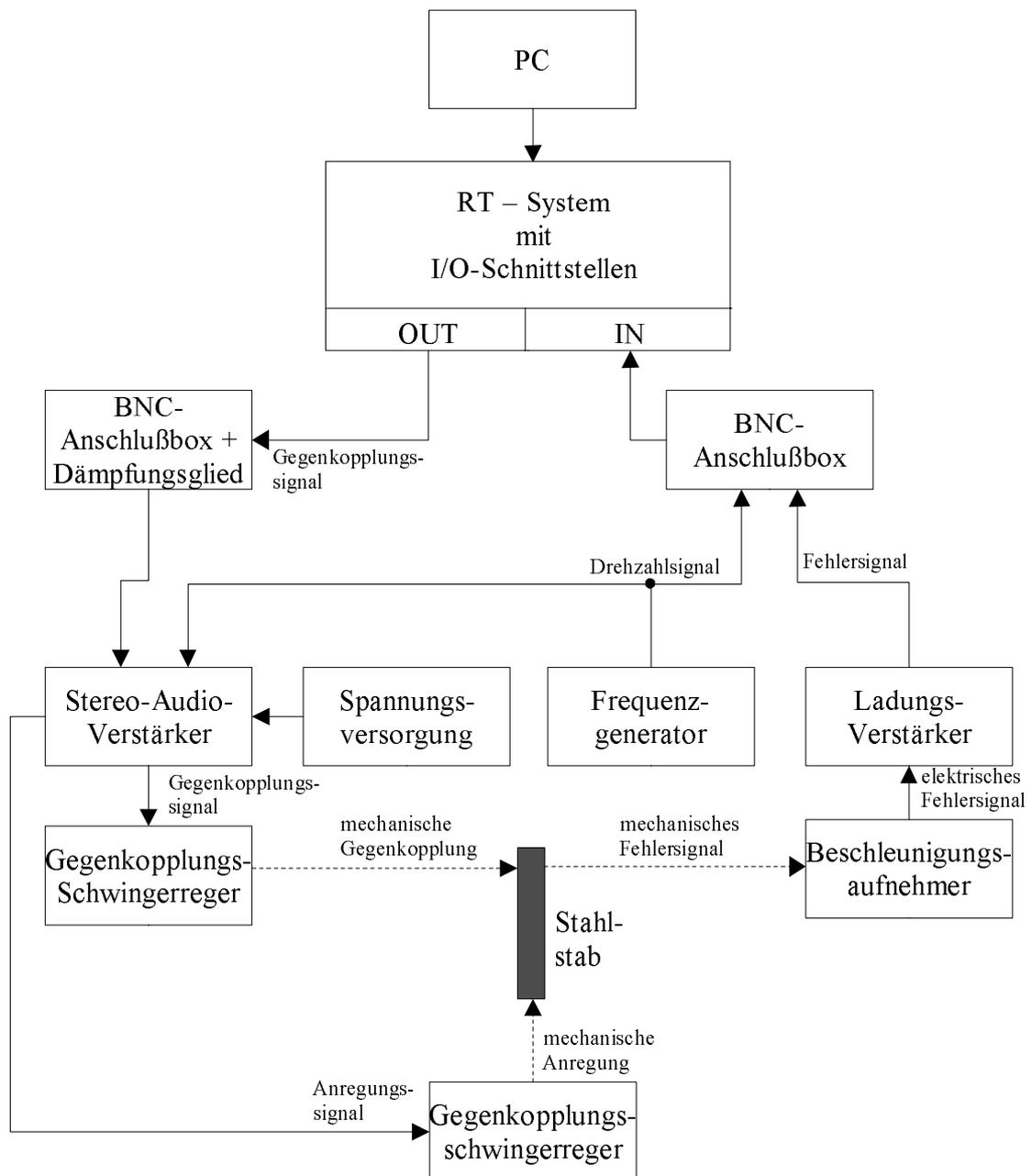


Abb. A1 Blockschaltbild des gesamten Testaufbaus

Auf den nächsten Seiten sind in den Abbildungen A2 bis A5 der Testaufbau und die verwendeten Komponenten zu sehen.



Abb. A2 Testaufbau komplett



Abb. A3 Ladungsverstärker, PXI-Einheit und Frequenzgenerator



Abb. A4 Schwingerreger zur Anregung des Aufbaus



Abb. A5 Schwingerreger für die Auslöschung und Beschleunigungssensor

## • Software

Als Programmiersoftware wurde die graphische Entwicklungsumgebung National Instruments LabView gewählt. Das Produkt kam aufgrund einer relativ einfachen Programmierung und der schnellen Erzeugung einer graphischen Bedieneroberfläche zum Einsatz. LabView wird mit Hilfe zweier Fenster programmiert. Das Diagrammfenster ist die eigentliche Programmieroberfläche in der die verschiedenen "Virtuellen Instrumente" eingefügt und verbunden werden. Weiters können die unterschiedlichsten Rechenoperationen als Symbol und eine Gruppe von Operationen als ein Unterprogramm definiert werden.

Das zweite Fenster ist das Bedienungsfenster. Es dient der Bedienung und Visualisierung des kompletten Systems. Hier werden die Ein- und Ausgabegeräte festgelegt sowie das Programm gestartet und gestoppt. Auch Diagramme und andere Anzeigen sind in diesem Fenster enthalten. Genauer wird in der Bedienungsanleitung beschrieben.

Abbildung A5 zeigt das Bedienungsfenster der Systemidentifikation nach erfolgter Optimierung und Abb. A6 jenes der AVC-Routine. In Abb. 6 sieht man im error-Diagramm an der Stelle a) das Fehlersignal direkt nach dem Starten der Software und unter b) einen schnellen Rückgang der Schwingungen durch das Einschalten der aktiven Reduktion. Bei nochmaliger Betätigung des "Cancellation ON" Knopfes können die Schwingungen wieder ohne Auslöschung betrachtet werden (siehe c)). Nach dem ersten Auslöschen erfolgen die weiteren Adaptionen schneller, da die Koeffizienten gespeichert bleiben (der schnellere Abfall am Beginn von d)). Eine neue Adaption ist nur bei Drehzahländerung notwendig.

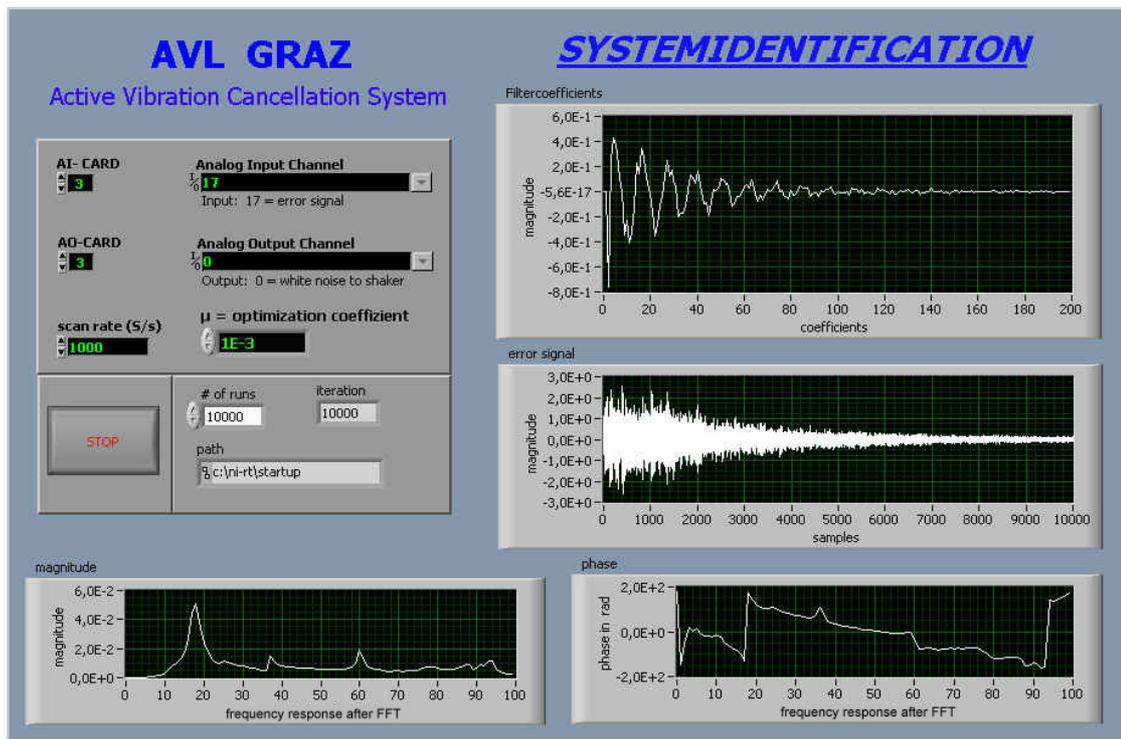


Abb. A5 Bedienungs Fenster der Systemidentifikation

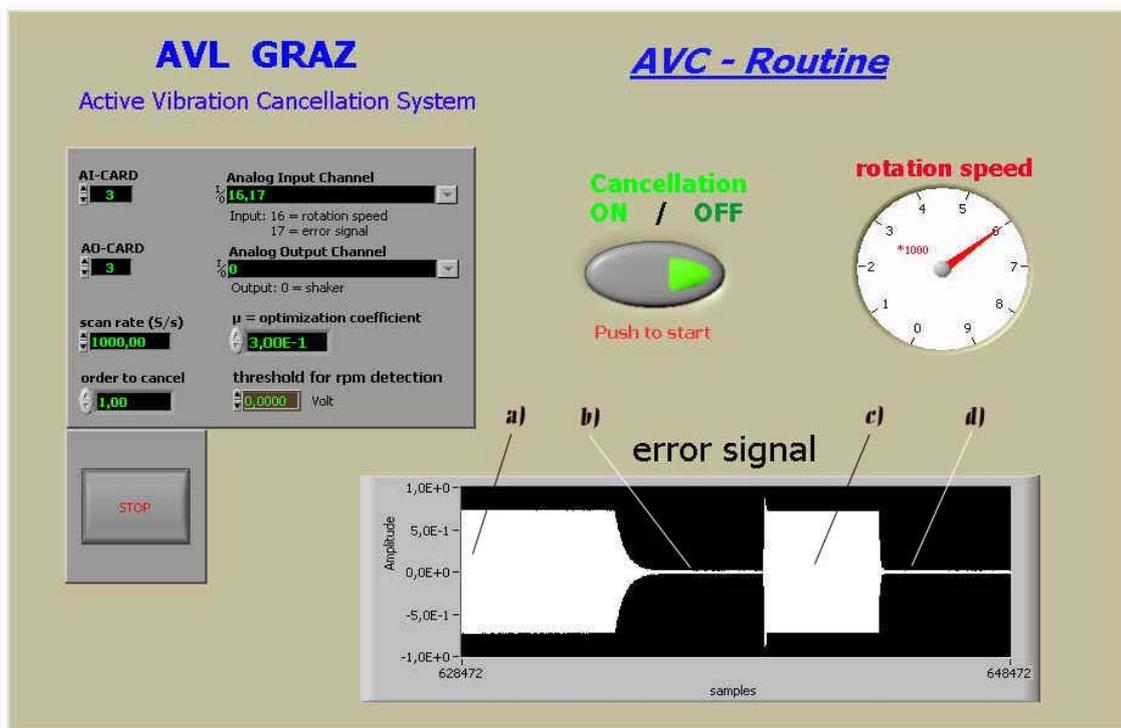


Abb. A6 Bedienungs Fenster der AVC-Routine in Betrieb

## • Auswertungen

Auf den folgenden Seiten wird der Zusammenhang zwischen verschiedenen Adaptionkoeffizienten, der daraus folgenden Optimierungsgeschwindigkeit und den resultierenden Ergebnissen für die Qualität der Systemidentifikation und der AVC-Routine gezeigt. Das Verhalten bei idealen Einstellungen wurde in den Abbildungen A6 und A7 dargestellt. Die folgenden Bilder zeigen die Reaktionen beider Programme bei schlecht gewählten Adaptionkoeffizienten  $\mu$ . Durch einen kleinen Optimierungskoeffizienten dauert die Adaption sehr lange, da die Schrittweite des Optimierungsalgorithmus sehr gering wird (siehe Abb. A8). Die Systemidentifikation müßte sehr lange laufen bis sich die adaptiven Filterwerte nahezu ideal eingestellt hätten. Trotzdem würden sich nur geringe Qualitätsverbesserungen zeigen. Größere Auswirkungen hat ein zu kleiner Koeffizient bei der AVC-Routine (Abb. A9).

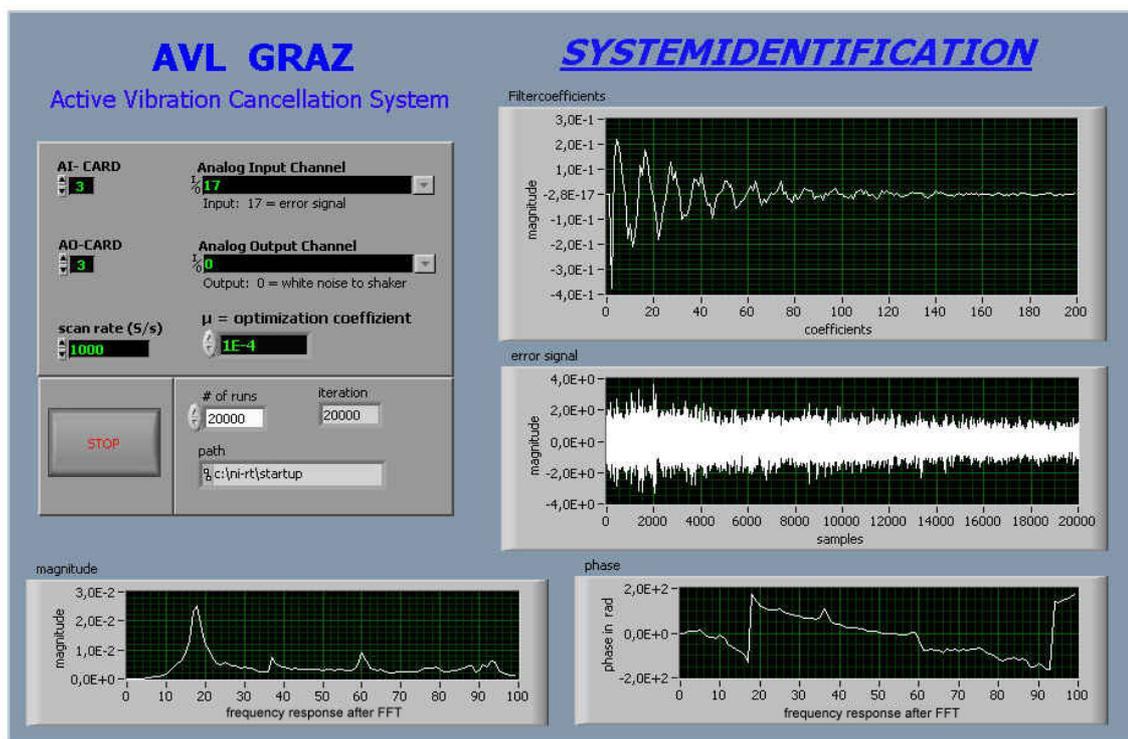


Abb. A8 Systemidentifikation mit zu kleinem Adaptionkoeffizienten

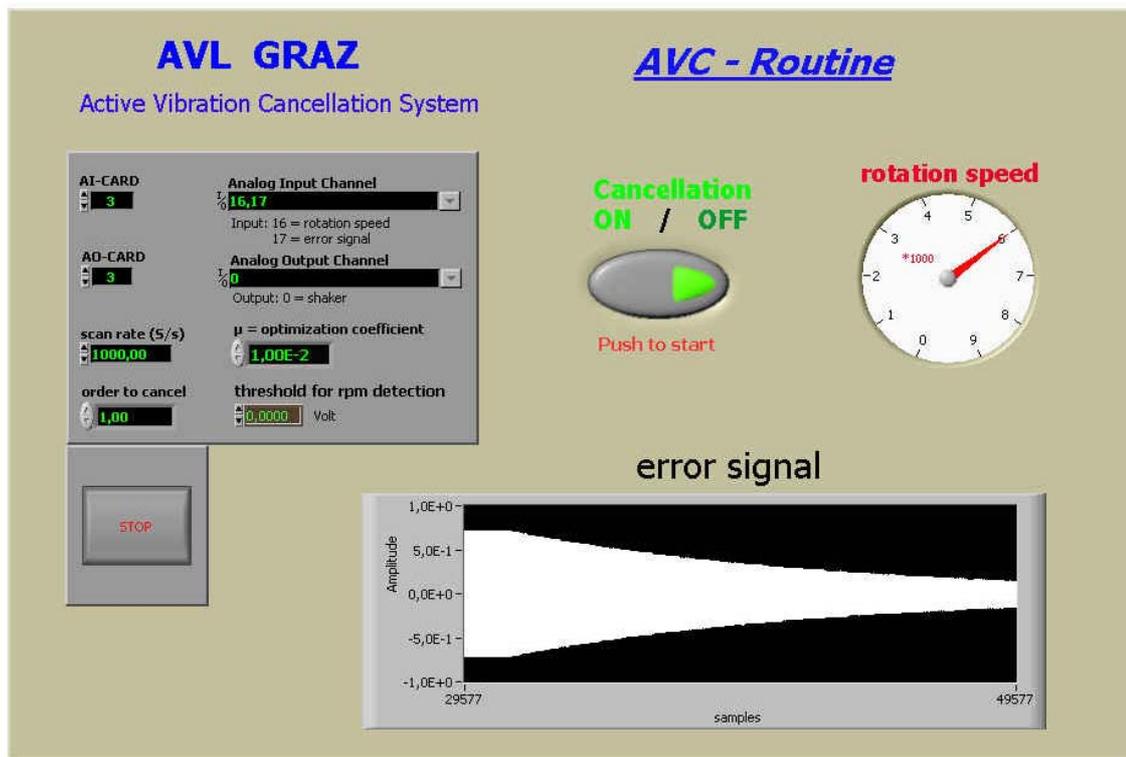


Abb. A9 AVC-Routine mit zu kleinem Adaptionkoeffizienten

Durch den kleinen Koeffizienten dauert die Adaption zu lange. Daraus ergibt sich ein sehr schlechtes zeitliches Verhalten. Schon bei einer langsamen Änderung der Drehzahl kann das System keine gute Reduktion der Schwingungen erzielen.

In Abbildung A10 ist ein Aufschwingen des Fehlersignals der Systemidentifikation zu sehen. Da der Adaptionkoeffizient zu groß ist, findet der Optimierungsalgorithmus das Minimum nicht. Er "springt" über das absolute Minima hinweg und schwingt sich dadurch im schlimmsten Fall auf. Durch einen Vergleich des Fehlersignals (im Bild: error signal) oder der Amplituden- und Phasenwerte nach der zeitdiskreten Fourier-Transformation der Filterkoeffizienten mit den Graphen aus Abb.A6 ist leicht zu erkennen, daß sich der adaptive Filter nicht auf das zu optimierende System einstellen konnte.

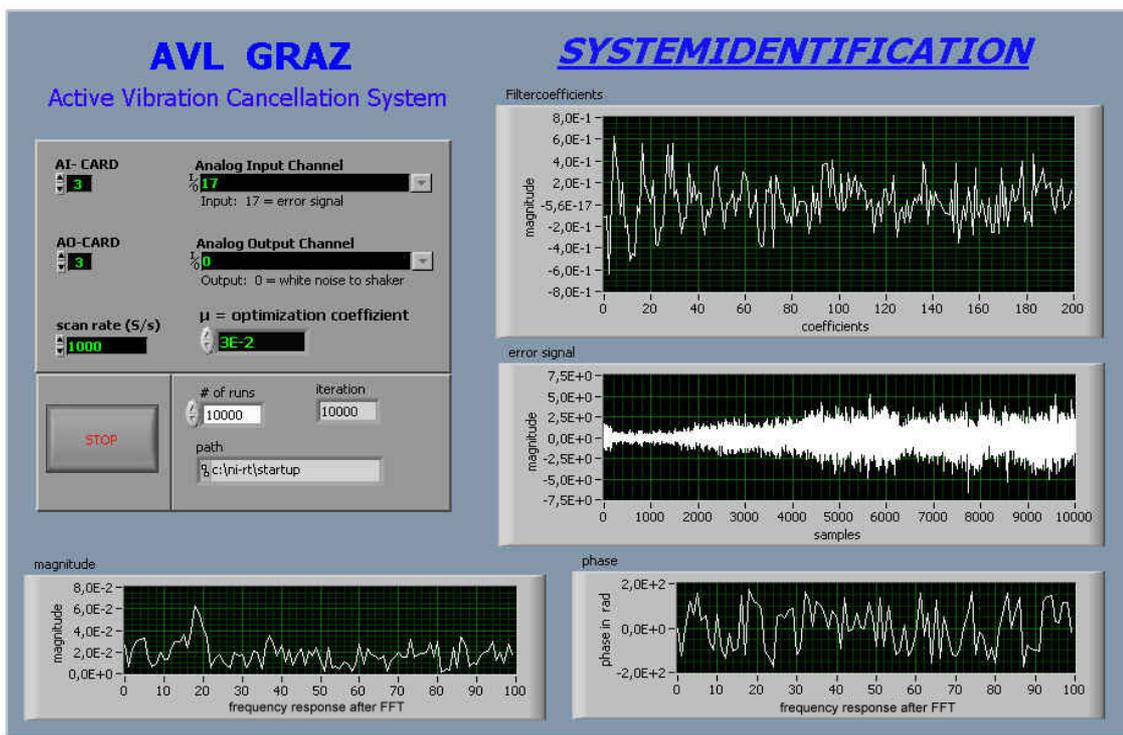


Abb. A10 Systemidentifikation mit zu großem Adaptionkoeffizienten

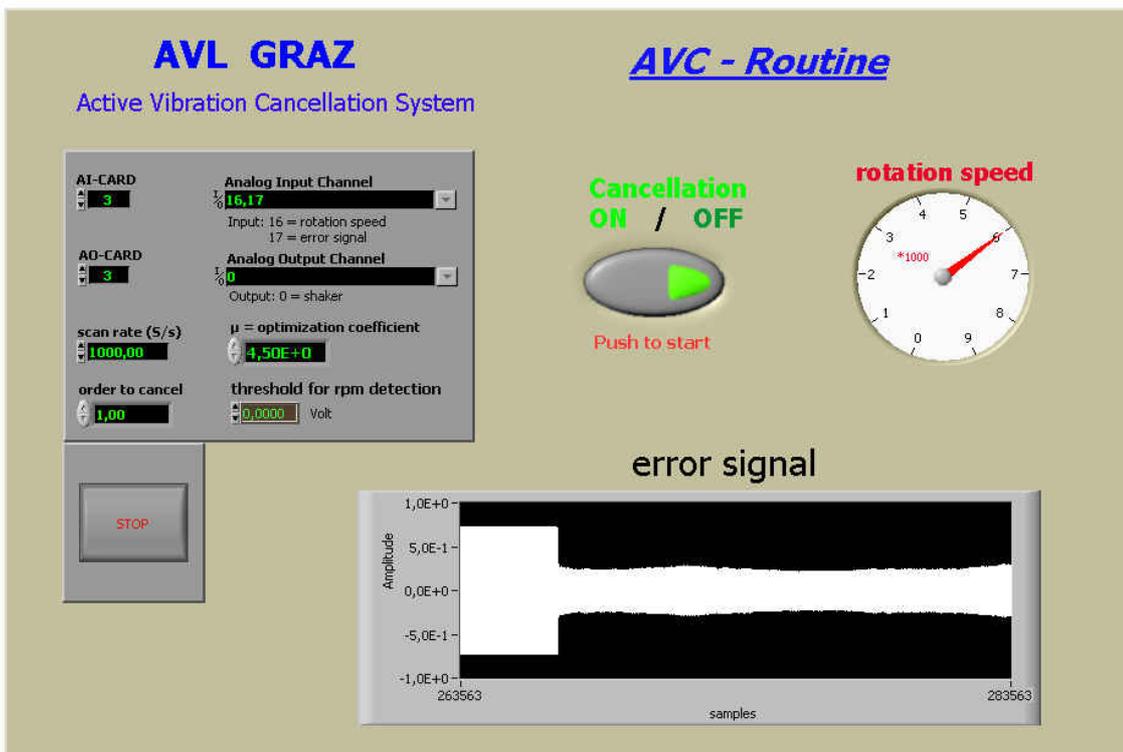


Abb. A11 AVC – Routine mit zu großem Adaptionkoeffizienten

Abbildung A11 zeigt das AVC-System in Betrieb. Alle Werte waren gleich eingestellt wie im Testlauf der in Abb. A7 gezeigt wurde. Hier ist zu sehen, daß sich keine gute Reduzierung der Schwingungen durch einen zu großen Adaptionkoeffizienten ergibt. Im Test, der in Abb. A12 dargestellt ist, wurde der Koeffizient nochmals erhöht. Das Vergrößern hatte aber eine sehr gefährliche Folge: Das System schwingt auf.

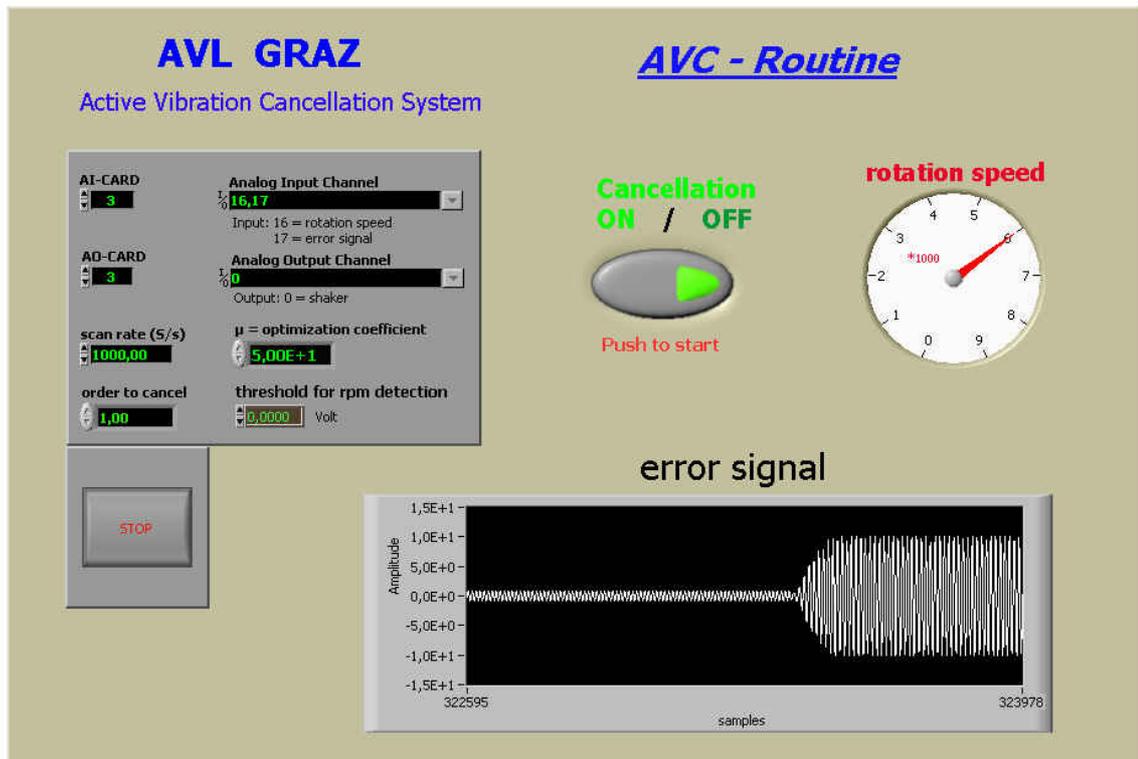


Abb. A12 Aufschwingen des AVC-Systems

## Anhang B

### BEDIENUNGSANLEITUNG

Das AVC (Active Vibration Cancellation) System besteht aus dem AVC Software Paket, einem PC, der Signalverarbeitungseinheit, Sensoren, Aktuatoren und den passenden Verstärkern. Das System versucht den Körperschall des Motors durch Interferenz möglichst effizient zu minimieren. Die Software setzt sich aus zwei Teilen zusammen: Systemidentifikation und AVC-Routine. Die Funktionsweise und Bedienung beider Teile wird im folgenden kurz beschrieben. Die Hardware-Komponenten müssen laut Blockschaltbild verbunden werden.

#### Blockschaltbild und Beschreibung

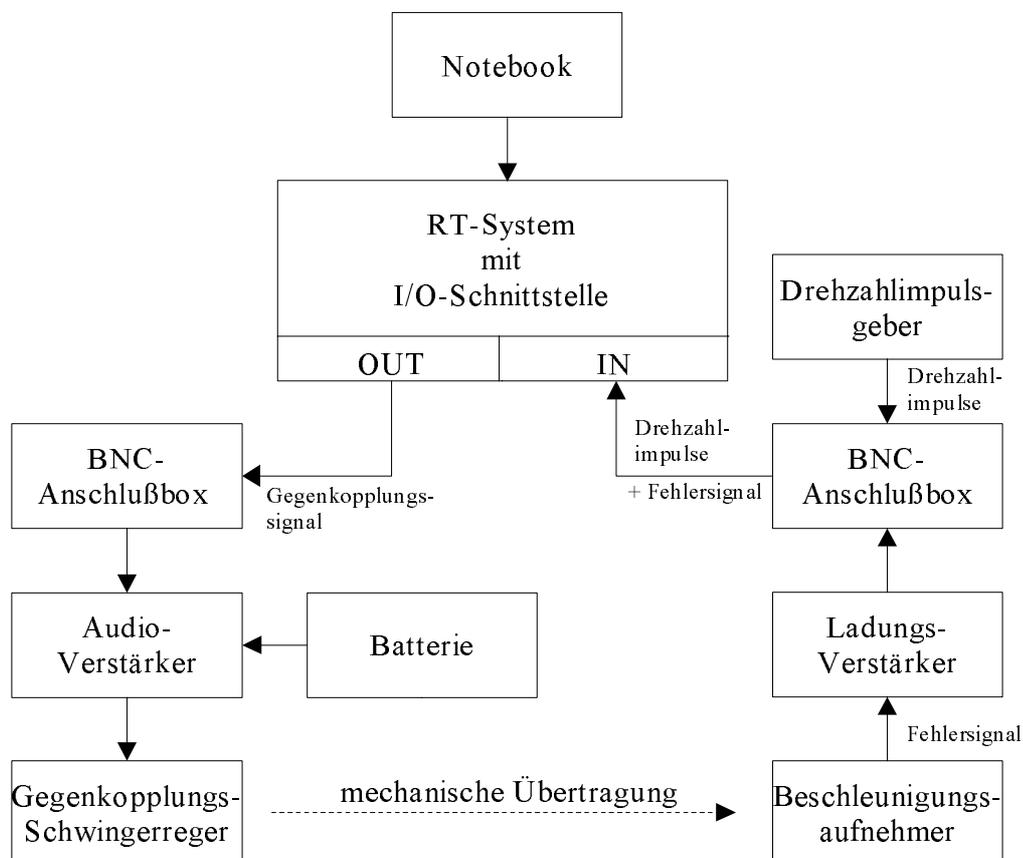


Abb. B1 Blockschaltbild

Um eine aktive Reduktion von Schwingungen an Fahrzeugen vornehmen zu können, müssen die elektrodynamischen Schwingerreger ("Shaker") an den Motorlagern befestigt werden. Die Beschleunigungsaufnehmer sollten so nah als möglich an den Shakern angebracht werden, damit die mechanische Strecke und somit die Laufzeit möglichst klein gehalten wird. Abbildung B2 zeigt die Montage eines mit a) bezeichneten Shakers und b) des zugehörigen Beschleunigungsaufnehmers an einem c) Motorlager. Das Notebook kommuniziert über LAN-Verbindung mit der PXI-Real-Time-Einheit und muß bei der ersten Inbetriebnahme über den "Measurement and Automation Explorer" konfiguriert werden. Das Blockschaltbild B1 gibt Hinweise wie die Hardware-Komponenten verbunden werden müssen.



Abb. B2 a) Shaker b) Beschleunigungsaufnehmer c) Motorlager

## Bedienung der Software

Wird das jeweilige Programm gestartet sind alle Felder bereits ausgefüllt. Diese Werte sollten nach Möglichkeit nicht verändert werden, außer zu Testzwecken um die verschiedenen Karten und Frequenzen miteinander zu vergleichen.

Im Gehäuse des PXI-Systems sind drei Karten eingebaut:

Karte 1 ist die NI 4472 Analog-In Karte

Karte 2 ist die NI 6071 Analog-Out Karte

Karte 3 ist die NI 6711 Multi-I/O Karte

Je nach Version des Programms sind auch diese Nummern entsprechend eingetragen und die Meßkarten müssen dementsprechend angeschlossen werden.

Karte 1 kann direkt mit dem zugehörigen Meßgerät verbunden werden. Bei den Karten 2 und 3 sind die BNC-Anschlußblöcke zu verwenden.

### • **Schritt 1: Systemidentifikation**

Die Systemidentifikation entspricht einem digitalen Nachbilden des gesamten Signalverarbeitungskreises durch einen digitalen, adaptiven Filter. Das Softwareprogramm generiert weißes Rauschen das zum Einen über den Analog-Digital-Umsetzer und einen Audio-Verstärker zum Gegenkopplungsschwingererregter geleitet und über den Beschleunigungsaufnehmer, Ladungsverstärker und D/A-Umsetzer wieder der Berechnung zugeführt wird. Zum Anderen wird der jeweilige digitale Wert des weißen Rauschens direkt dem Adaptionalgorithmus übergeben. Dort werden die beiden Signale sampleweise verglichen und mit der berechneten Differenz ein digitaler Filter adaptiert. Die erhaltenen Filterkoeffizienten stellen die Systemantwort des Signalverarbeitungskreises dar. Nach einer zeitdiskreten Fourier-Transformation der Koeffizienten erhält man für den Arbeitsfrequenzbereich das Verhalten in Betrag und Phase. In Abb.B5 unter "Filtercoefficients", "magnitude" und "phase" sind diese Auswertungen gut zu erkennen. Die Ergebnisse der Systemidentifikation sind wichtige Voraussetzungen für eine gut funktionierende aktive Schwingungsreduktion.

Es werden nun alle Eingabemöglichkeiten des Programms kurz beschrieben.

**AI-CARD** ..... Ist die Nummer der verwendeten analogen Eingangskarte

**AO-CARD**..... Ist die Nummer der verwendeten analogen Ausgangskarte

**Analog Input Channel**..... Entspricht dem angeschlossenen analogen Eingangskanal

**Analog Output Channel**.... Entspricht dem angeschlossenen analogen Ausgangskanal

**SCAN RATE**..... Hier ist die Samplerate einzutragen. Der voreingestellte Wert entspricht der höchsten möglichen Samplerate des Systems

**optimization coefficient**..... Steht für den Wert des Optimierungskoeffizienten

**# of runs**..... Gibt die Anzahl der Schleifendurchläufe für die Optimierung an. Auch hier ist ein Wert eingestellt, der ideal auf das vorhandene System abgestimmt ist. Sollte die Optimierung zu kurz laufen ist der Wert zu erhöhen.

**iteration**..... Dient nur als Anzeige und gibt den aktuellen Fortschritt der Systemidentifikation an

Weiters sind vorhanden: **STOP**-Knopf für einen sofortigen Abbruch der Routine

**Filterkoeffizienten** Graph

**Error**-Graph

**Magnitude-** und **Phase**-Graph

Alle Diagramme dienen nur der Kontrolle und geben Informationen über das nachgebildete System an. Das folgende Bild zeigt die Bedienungsfläche der Systemidentifikation.

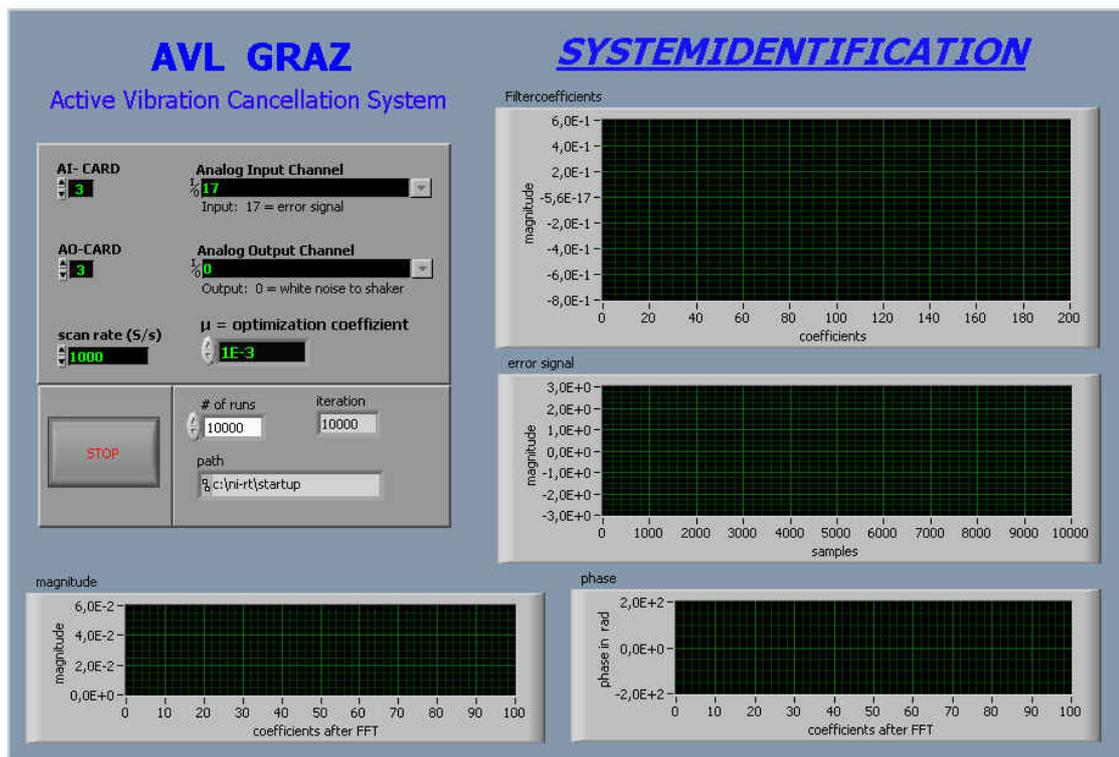


Abb. B3 Systemidentifikation im Startzustand

## • Schritt 2: AVC – Routine

Bei der AVC-Routine wird das Störsignal (in diesem Fall Körperschall vom Verbrennungsmotor) mittels aktiver Gegenkopplung reduziert. Dies wird durch eine mechanische Interferenz der Schwingungen des Motors (Störsignal) und eines gegenphasigen Auslöschsignals (wird von einem elektrodynamischen Schwingerregger erzeugt) erreicht. Für die Berechnung des Gegenkopplungssignals sind das Drehzahlsignal und ein Beschleunigungssignal als Eingangsparameter nötig.

Der AVC Algorithmus generiert ein sinusförmiges Auslöschsignal dessen Frequenz abhängig von der gemessenen Drehzahl und der auszulöschenden Motorordnung ist. Durch das vom Beschleunigungsaufnehmer gelieferte Signal, dem Ergebnis der Systemidentifikation und dem Drehzahlsignal, wird die Amplitude sowie die exakte Phasenlage des Schwingerreggers adaptiv bestimmt.

Nachdem die Systemidentifikation beendet wurde, kann die AVC-Routine gestartet werden. Die AVC Routine läuft bis sie durch drücken des STOP-Knopfes beendet wird. Durch den "CANCELLATION ON" Knopf kann die aktive Auslöschung beliebig Ein- und Ausgeschaltet werden.

**AI-CARD** ..... Ist die Nummer der verwendeten analogen Eingangskarte

**AO-CARD**..... Ist die Nummer der verwendeten analogen Ausgangskarte

**Analog Input Channel**..... Entspricht dem angeschlossenen analogen Eingangskanal

**Analog Output Channel**..... Entspricht dem angeschlossenen analogen Ausgangskanal

**SCAN RATE**..... Hier ist die Samplerate einzutragen. Der voreingestellte Wert entspricht der höchsten möglichen Samplerate des Systems

**optimization coefficient**:... Steht für den Wert des Optimierungskoeffizienten

**CANCELLATION ON**..... "Start" Knopf. Durch Ein- und Ausschalten dieses Knopfes kann die Effizienz des Systems gut beobachtet werden

**STOP**..... Dient zum Beenden des laufenden Programms

**order to cancel**..... Hier kann frei eingestellt werden, welche Motorordnung ausgelöscht werden soll

**threshold for rpm detection**..... Schwellwert für die Drehzahldetektion durch das Drehzahlimpulssignal. Der Wert ist so zu wählen, daß die Drehzahlanzeige einen ruhigen Verlauf zeigt.

Weiters sind vorhanden: **rotation speed** - Zeigt die aktuell gefahrene Drehzahl an.  
**Error-Graph** - Stellt die noch übrig bleibenden (resultierenden) Schwingungen an der Stelle des Beschleunigungsaufnehmers dar.

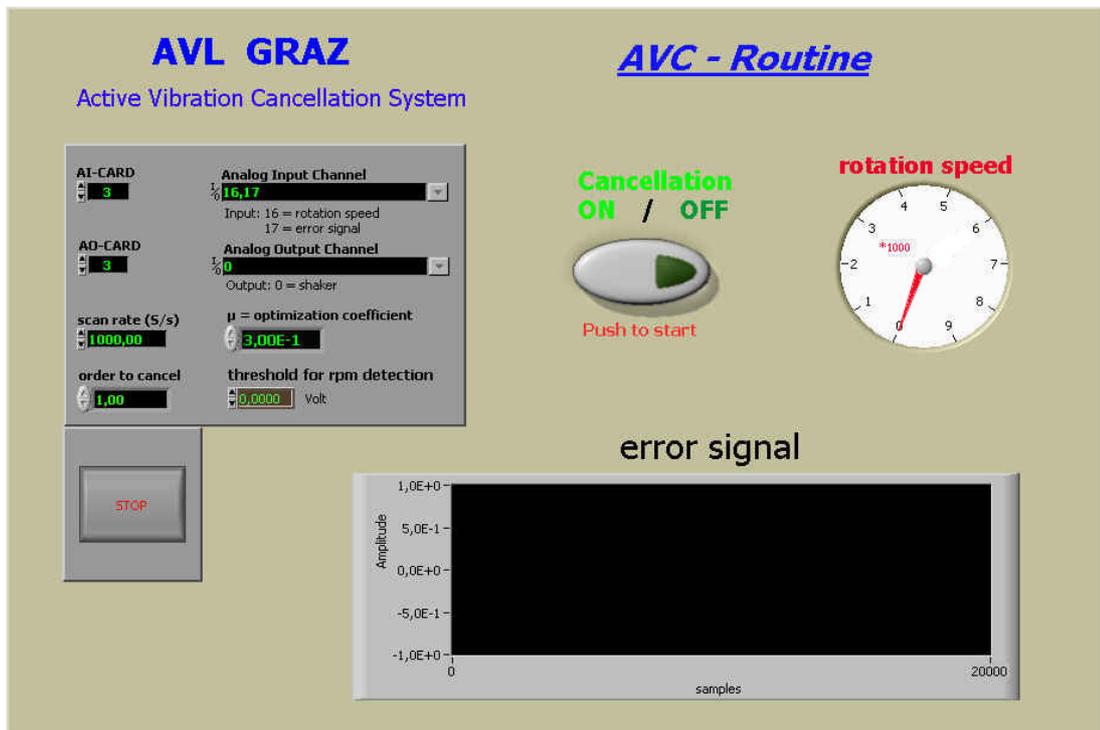


Abb. B4 AVC-Routine im Startzustand

In Abbildung B4 ist die AVC Routine direkt nach dem Starten des Programms dargestellt. Hier besteht die Möglichkeit die verschiedenen Einstellungen zu ändern.

Es folgen die Bedienungsoberflächen beider Programmteile in Betrieb. Die beiden Abbildungen dienen zur Kontrolle des Systems und stellen einen idealen Betriebszustand dar.

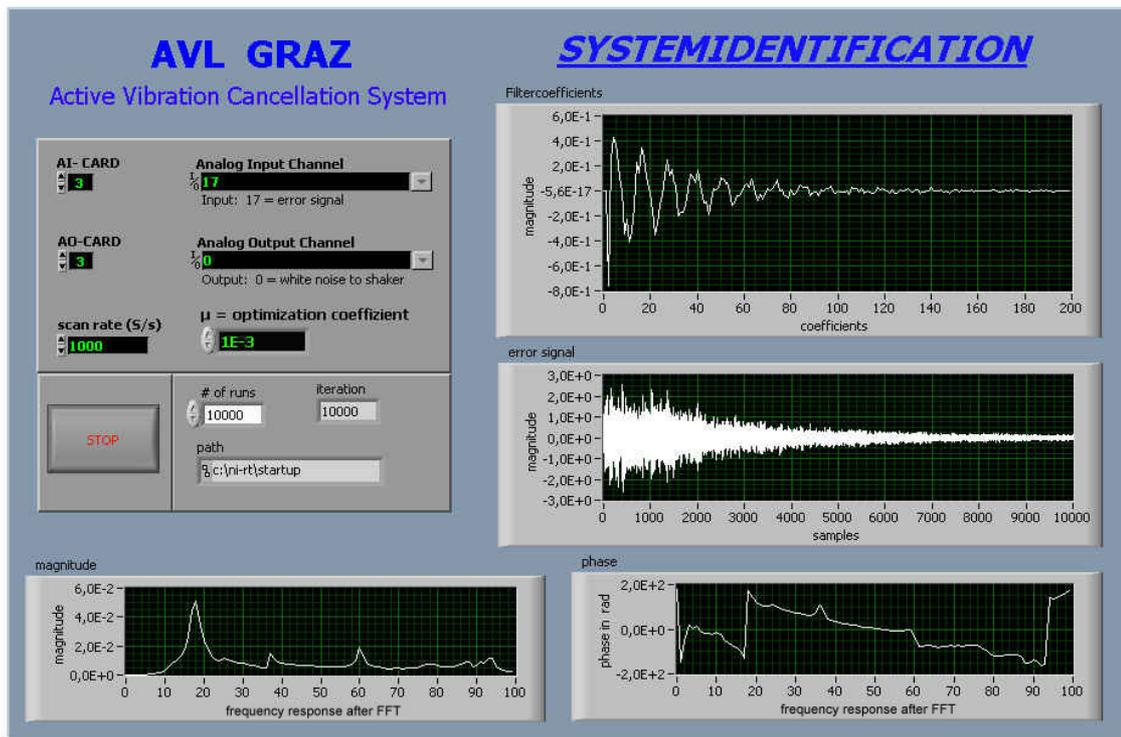


Abb. B5 Systemidentifikation nach Ablauf der Optimierung

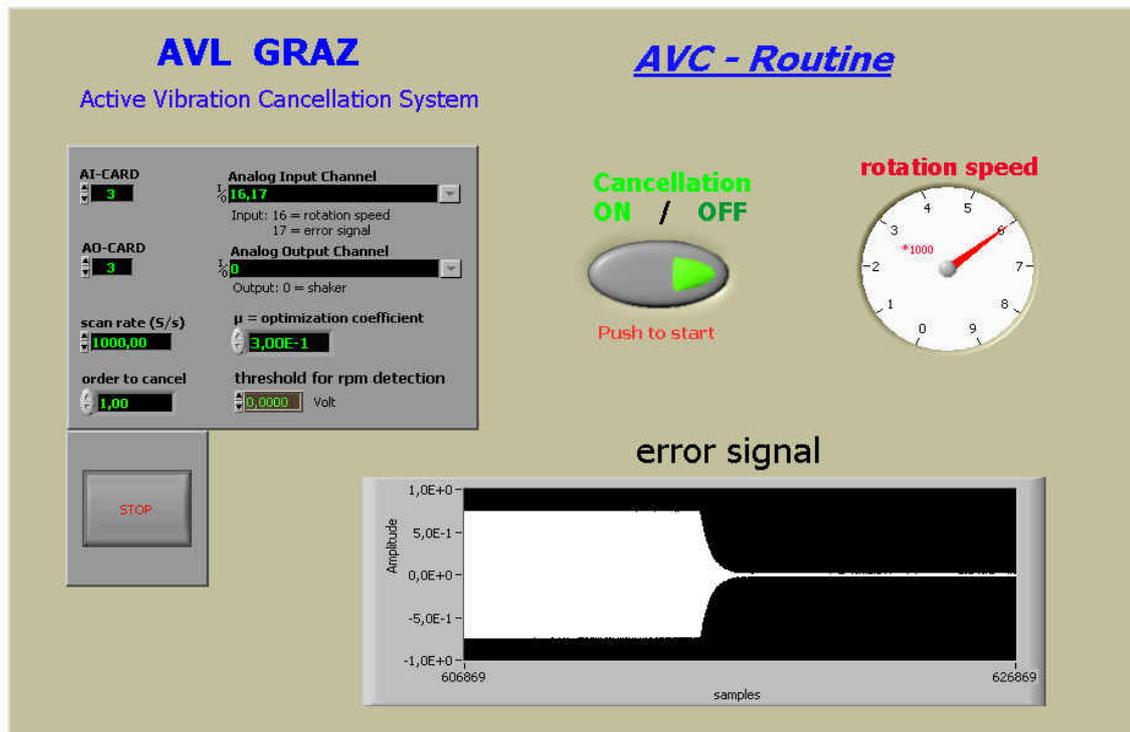


Abb. B6 Active Vibration Cancellation Routine in Betrieb

## Systemkomponenten

Verwendete Soft- und Hardware:

- Komponenten der Firma National Instruments:
  - LabView Real-Time Controller PXI-8170 mit 850 Mhz Pentium 3 Prozessor
  - Dynamische Signalerfassungskarte: NI 4472 für PXI
  - Analog Ausgangskarte : NI 6711 für PXI oder
  - Multifunktions I/O Karte: PCI 6071 E für PXI
  - Gehäuse PXI-1000B
  - Anschlußblöcke BNC-2100
  - LabView Software Version 6.1 Real-Time
- Ladungsverstärker
- Audio-Verstärker
- Schwingerreger
- Beschleunigungsaufnehmer
- Drehzahlgeber (bzw. Frequenzgenerator im Testaufbau)
- diverse Kabel und Verbindungen
- Notebook oder PC
- Active Vibration Cancellation Softwarepaket