



Frequenzselektiv-adaptive Filterung zur Rauschunterdrückung diskreter Signale

Frequency-selective Adaptive Filtering for Noise Suppression of Discrete Signals

J.-G. Liu und J.-S. Chen, ChenYang-Ingenieurbüro/Institut für Sensorik und Messtechnik, Erding

Manuskripteingang: 27. April 2003; zur Veröffentlichung angenommen: 14. August 2003.

Rauschunterdrückung spielt eine wichtige Rolle in der Sensorik, Messtechnik und Telekommunikationstechnik. In diesem Beitrag wird eine frequenzselektiv-adaptive Filterung für Rauschunterdrückung diskreter Signale dargelegt. Diese Filterung basiert auf Selektion von Frequenzkomponenten des Nutzsignals durch Fourier-Analyse und Autokorrelationsfunktion. Das Nutzsignal ergibt sich anschließend aus einer Signalrekonstruktion mithilfe einer Fourier-Reihe unter Nutzung der Frequenzkomponenten. Um die Genauigkeit der Filterung zu verbessern, wird ein geeigneter adaptiver Algorithmus in der Filterung integriert. Dadurch ist eine vollständige Unterdrückung von nichtkorrelierten Rauschanteilen diskreter Signale realisierbar. Diese Filterung eignet sich für Rauschunterdrückung periodischer und periodisch fortgesetzter Signale, deren Spektrum sich mit dem Rauschspektrum überlagern kann. Theoretische Grundlagen, Algorithmen, Simulationsergebnisse und Anwendungsbeispiele werden im Beitrag gegeben.

Noise suppression plays an important role in sensors, measurement technology, and telecommunications. In this paper a frequency-selective filtering is introduced for the noise reduction of discrete signals. This filtering is based on a selection of frequency components of signal by using Fourier-analysis and the autocorrelation function. The output signal results from a signal reconstruction with the help of Fourier-series using the frequency components. In order to improve the filtering accuracy, a suitable adaptive algorithm is used in this filtering process. In this way a complete suppression of uncorrelated noise parts of discrete signals can be realized. The adaptive filtering is suitable for noise reduction of periodic and periodically extended signals, the spectrum of whom is super-imposed by the noise spectrum. Theoretical fundamentals, algorithms, simulation results and application examples are shown in this paper.

Schlagwörter: Frequenzselektiv-adaptive Filterung, Rauschunterdrückung diskreter Signale, adaptive Algorithmen, Autokorrelationsfunktion, elektronische und faseroptische Systeme

Keywords: Frequency-selective filtering, noise suppression, discrete signals, adaptive algorithms, autocorrelation function, electronic and fiber optic systems

1 Einleitung

Rauschunterdrückung ist eine der wichtigsten Aufgaben in der Sensorik, Messtechnik und Telekommunikationstechnik usw. Durch Rauschunterdrückung können einerseits die Auflösung und Zuverlässigkeit eines Messsystems verbessert und andererseits die Messunsicherheit reduziert werden.

Verschiedene Methoden werden in der Praxis zur Rauschunterdrückung verwendet, um das Signal/Rausch-Verhältnis (*SNR*) eines Messsystems zu verbessern [1]. Analoge Filter, Trägerfrequenzverfahren und Integrationsverfahren gehören zur typischen analogen Signalverarbeitung und werden durch Schaltungstechnik implementiert. Mittelwertbildung, numerisches Glätten und digitale Filter werden häufig durch digitale Signalverarbeitung realisiert.

In den letzten Jahren wurden verschiedene adaptive Filter (AF) zur Rauschunterdrückung in elektronischen und optischen Messsystemen entwickelt [2–8].

Die adaptiven Filterverfahren basieren auf der digitalen Filtertechnik (Bild 1). Der Unterschied ist, dass die Koeffizienten eines digitalen Filters konstant sind, während die Koeffizienten eines adaptiven Filters entsprechend dem Eingangssignal x_k und dem Abweichungssignal e_k zwischen dem Ausgangssignal y_k und dem gewünschten Ausgangssignal d_k iterativ variieren können, um die Abweichung des Ausgangssignals zu minimieren.

Die oben genannten Methoden sind aber nur geeignet zur Unterdrückung von Rauschsignalen, deren Spektrum außerhalb des Frequenzbereichs des Signalspektrums liegt. Die Schwierigkeit liegt bei der Unterdrückung von Rauschsignalen, deren Spektrum sich mit dem Signalspektrum überlagert. Zum anderen können die Rauschteile durch die konventionellen Methoden nicht vollständig weggefiltert werden.

Eine Lösung besteht darin, die Autokorrelationsfunktion zu nutzen. Durch die Autokorrelation können nichtkorrelierte Rauschteile, deren Spektrum sich mit dem Signalspektrum überlagert, wesentlich reduziert werden. Das verarbeitete Signal und dessen Spektrum werden aber gegenüber dem Originalsignal verfälscht.

Eine der besseren Lösungen ist die in [9; 10] dargelegte frequenzselektive Filterung. Bei dieser Filterung werden die Frequenzkomponenten des Signals zuerst durch Fourier-Analyse und Autokorrelation ermittelt. Das Nutzsignal ergibt sich anschließend aus einer Signalrekonstruktion mithilfe einer Fourier-Reihe. Deshalb können die nichtkorrelierten Rauschteile durch diese Filterung vollständig unterdrückt werden, ohne das Nutzsignal zu verfälschen.

Diese Filterung enthält aber keinen adaptiven Algorithmus zur Optimierung der Genauigkeit. Der Begriff „adaptive Filterung“ in [9; 10] bedeutet, dass die Filterung sich an die Frequenzkomponenten des Nutzsignals automatisch anpasst, wenn der Frequenzbereich des Nutzsignals auch nicht bekannt ist.

In diesem Beitrag wird eine frequenzsektiv-adaptive Filterung auf der Basis der oben genannten frequenzselektiven und der adaptiven Filterung dargestellt. Nach den theoretischen Grundlagen folgt die Implementierung der

frequenzsektiv-adaptiven Filterung. Anschließend werden Simulationsergebnisse und Anwendungsbeispiele zur Verdeutlichung dieser Filtertechnik gegeben.

2 Theoretische Grundlagen

2.1 Modellierung

Ein durch Rauschen gestörtes Signal $x(t)$ besteht aus der Summe von Nutzsignal $x_s(t)$ und Rauschteil $x_n(t)$:

$$x(t) = x_s(t) + x_n(t) \tag{1}$$

Das Rauschen bedeutet hier die Gesamtheit des Systemrauschens aus elektrischen und optischen Bauelementen und der zufälligen Störungen aus den Umgebungen und wird als nichtkorreliertes Zufallssignal behandelt. Die Amplituden- und Spektralverteilung des Rauschens lassen sich durch eine Normal- bzw. Gleichverteilung beschreiben. Das Nutzsignal kann hier ein periodisches Signal, ein gedämpftes Schwingungssignal und ein nicht-periodisches transientes Signal usw. sein.

Durch Abtasten erhält man das diskrete Signal

$$x_k = x_{sk} + x_{nk}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, K - 1 \tag{2}$$

mit einem Abtastzeitintervall Δt .

Die Frequenzkomponenten des Signals bei Frequenzen ω_p ergeben sich dann aus einer diskreten Fourier-Reihe bzw. -Transformation unter Nutzung der Abtastwerte x_k :

$$\underline{C}_p = \underline{C}_{sp} + \underline{C}_{np}, \quad p = -P, \dots, -1, 0, 1, \dots, P \tag{3}$$

Sie werden als die Summe von den Frequenzkomponenten \underline{C}_{sp} des Nutzsignals und den Anteilen des Rauschspektrums \underline{C}_{np} betrachtet.

Die Aufgabe der adaptiven Filterung ist es, die Frequenzkomponenten \underline{C}_{sp} des Nutzsignals aus den gesamten Frequenzkomponenten \underline{C}_p zu selektieren. Das Ausgangs- bzw. Nutzsignal ergibt sich dann aus der Signalrekonstruktion:

$$x_s(t) = \sum_{p=-P}^P \underline{C}_{sp} e^{j\omega_0 p t}, \tag{4}$$

wobei ω_0 die Grundfrequenz des Eingangssignals bedeutet. Für periodisch fortgesetzte Signale wird ω_0 normalerweise entsprechend dem Abtastfenster bestimmt.

2.2 Selektion der Frequenzkomponenten

Die Bestimmung von Frequenzkomponenten des Nutzsignals ist unter einer der folgenden Bedingungen möglich:

1. Die Frequenzen des Nutzsignals sind bekannt.
2. Die Beträge der Frequenzkomponenten des Nutzsignals sind größer als die des Rauschspektrums, d. h.,

$$|\underline{C}_{sp}| > |\underline{C}_{np}|. \tag{5}$$

Die Frequenzen des Signals sind aber unbekannt.

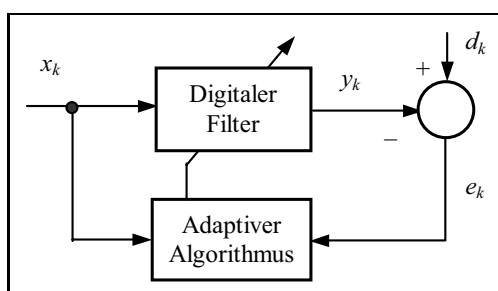


Bild 1: Schema eines konventionellen adaptiven Filters.

2.2.1 Selektion der Frequenzkomponenten bei bekannten Signalfrequenzen

Unter der ersten Bedingung werden die Frequenzkomponenten \underline{C}_{sp} bei den bekannten Frequenzen ω_n wie folgt selektiert (siehe Bild 2):

$$\underline{C}_{sp} = \begin{cases} 0, & \omega_p \neq \omega_n \\ \underline{C}_p, & \omega_p = \omega_n \end{cases} \quad (6)$$

Das Signal im Zeitbereich wird entsprechend Gl. (4) rekonstruiert. Die Rauschanteile werden dadurch aus dem diskreten Signal x_k gefiltert. In diesem Fall handelt es sich um eine einfache frequenzselektive Filterung.

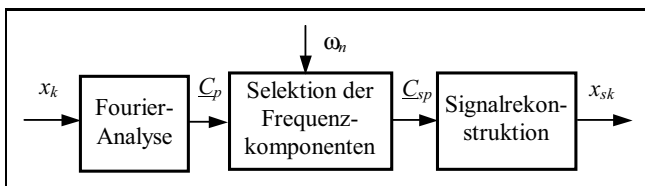


Bild 2: Frequenzselektive Filterung bei bekannten Signalfrequenzen.

2.2.2 Selektion der Frequenzkomponenten bei unbekanntem Signalfrequenzen

Bei unbekanntem Signalfrequenzen können die Frequenzkomponenten entsprechend dem in Bild 3 dargestellten Algorithmus unter der Bedingung Gl. (5) selektiert werden.

Die Frequenzkomponenten des Nutzsignals werden wie folgt bestimmt:

$$\underline{C}_{sp} = \begin{cases} 0, & \frac{|\underline{C}_p|}{|\underline{C}_p|_{\max}} < \delta \\ \underline{C}_p, & \frac{|\underline{C}_p|}{|\underline{C}_p|_{\max}} \geq \delta \end{cases}, \quad (7)$$

d.h., wenn das Verhältnis des Betrags $|\underline{C}_p|$ einer Frequenzkomponente gegenüber der maximalen Frequenzkomponente $|\underline{C}_p|_{\max}$ kleiner als der gegebene Filterfaktor δ ist, wird diese Frequenzkomponente als Rauschanteil betrachtet und null zugewiesen. Die Frequenzkomponente \underline{C}_p wird als die Frequenzkomponente \underline{C}_{sp} des Nutzsignals selektiert, wenn das Verhältnis nicht kleiner als δ ist. Dadurch werden alle Rauschanteile aus dem Signal gefiltert. Hier handelt es sich um die in [9; 10] dargestellte frequenzselektive Filterung.

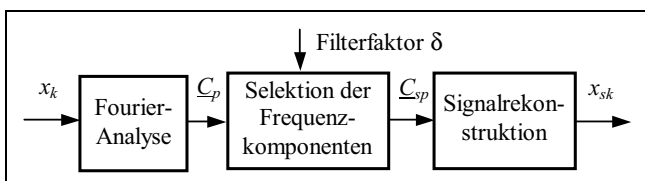


Bild 3: Frequenzselektive Filterung bei unbekanntem Signalfrequenzen.

2.2.3 Frequenzselektiv-adaptive Filterung

Der Filterfaktor δ spielt eine wichtige Rolle für die Filtereigenschaft. Bei einem größeren Filterfaktor werden auch Signalanteile gefiltert, während die Rauschanteile bei einem kleineren Faktor nicht vollständig gefiltert werden können. Deshalb soll der Filterfaktor entsprechend einem adaptiven Algorithmus (Bild 4) optimiert werden.

In diesem Algorithmus wird das Nutzsignal x_{sk} nach Gl. (4) unter Nutzung der Frequenzkomponenten \underline{C}_{sp} ermittelt. Das Rauschsignal x_{nk} ergibt sich aus den Differenzwerten zwischen dem rekonstruierten Signal x_{sk} und dem Eingangssignal x_k :

$$x_{nk} = x_k - x_{sk}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, K - 1 \quad (8)$$

Wird die Autokorrelationsfunktion des Rauschsignals

$$x_{n\tau} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_{ni}x_{n(i+\tau)}, \quad (\tau = 0, 1, \dots, N - 1, N \leq K) \quad (9)$$

bestimmt, so kann ein Bewertungsmaß α durch den Effektivwert der Autokorrelationsfunktion im Zeitbereich $[N_0 \Delta t, (N - 1) \Delta t]$ für die Bewertung formuliert werden:

$$\alpha = \sqrt{\frac{1}{N - N_0 - 1} \sum_{\tau=N_0}^{N-1} x_{n\tau}^2} \quad (10)$$

Für eine ausreichende Zeitverschiebung $\tau \geq N_0 \Delta t (N_0 \neq 0)$ ist die Autokorrelationsfunktion nichtkorrelierter Rauschanteile nahezu gleich null, damit das Bewertungsmaß α im idealen Fall gegen null geht.

Wenn der Filterfaktor δ für die Selektion der Frequenzkomponenten zu groß gewählt wird, werden Anteile vom Nutzsignal gefiltert. In diesem Fall enthält das Rauschen die gefilterten Anteile des Nutzsignals und ist teilweise korreliert. Dadurch ist das Bewertungsmaß α nicht gleich null. Deshalb soll der Filterfaktor reduziert werden.

Falls der Filterfaktor δ zu klein gewählt wird, werden wenige Rauschanteile gefiltert. Die nicht gefilterten Rauschanteile werden als Komponenten des Nutzsignals behandelt. Das durch Gl. (8) berechnete Rauschsignal enthält die verfälschten Signalanteile. Deshalb ist α auch in diesem Fall nicht gleich null.

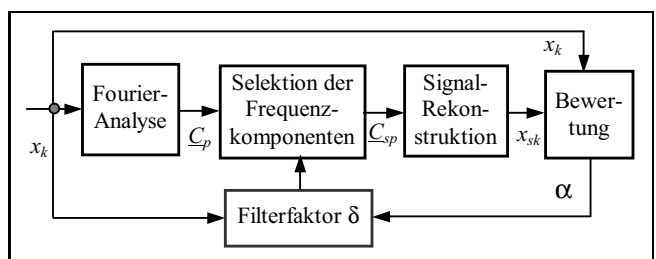


Bild 4: Frequenzselektiv-adaptive Filterung bei unbekanntem Signalfrequenzen.

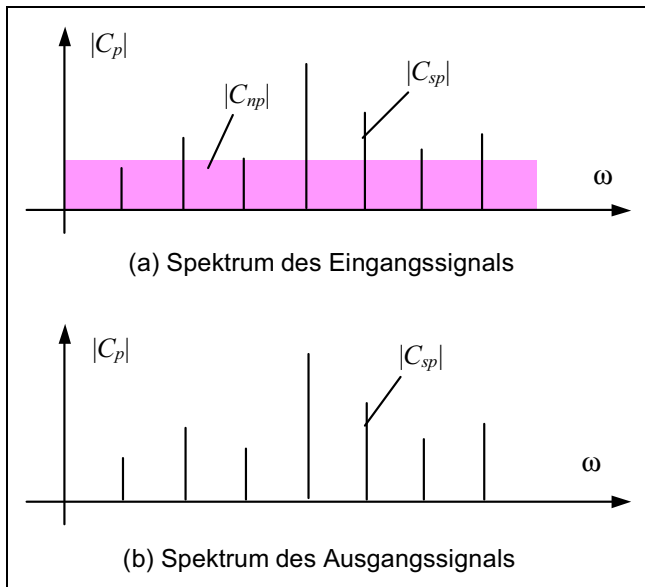


Bild 5: Vergleich des Spektrums vom Eingangssignal mit dem Spektrum vom Ausgangssignal.

Erreicht das Bewertungsmaß α sein Minimum, so sind die Rauschteile optimal gefiltert. In diesem Fall können die Frequenzkomponenten \underline{C}_{sp} bzw. das rekonstruierte Nutzsinal x_{sk} als Ausgangssignal gegeben werden. Im anderen Fall soll der Filterfaktor δ entsprechend dem Bewertungsmaß α modifiziert werden, um die Genauigkeit der Selektion der Frequenzkomponenten weiter zu verbessern.

Die Übertragungsfunktion der Filterung ist theoretisch gleich 1 für die Signalkomponenten \underline{C}_{sp} und gleich 0 für das Rauschspektrum \underline{C}_{np} (vgl. Bild 5):

$$g(j\omega) = \begin{cases} 1 & (\underline{C}_{sp}) \\ 0 & (\underline{C}_{np}) \end{cases} \quad (11)$$

Nach der Filterung bleiben nur die Signalanteile übrig. Die Rauschteile werden vollständig weggefiltert.

Im Vergleich zur konventionellen adaptiven Filterung hat die frequenzsektiv-adaptive Filterung folgende Vorteile:

1. Das Rauschspektrum kann sich mit dem Signalspektrum überlagern.
2. Eine vollständige Rauschfilterung ist realisierbar.
3. Ein gewünschtes Ausgangssignal d_k (vgl. Bild 1) ist nicht erforderlich für die Optimierung bzw. Bewertung der Filterung. In vielen Fällen ist das ideale Signal d_k nicht bekannt und schwer zu erhalten. Dieses Problem wird bei der frequenzsektiv-adaptiven Filterung entschärft.

Ein wesentlicher Vorteil der frequenzsektiv-adaptiven Filterung gegenüber der frequenzsektiven Filterung ist, dass die Genauigkeit durch den adaptiven Algorithmus optimiert werden kann.

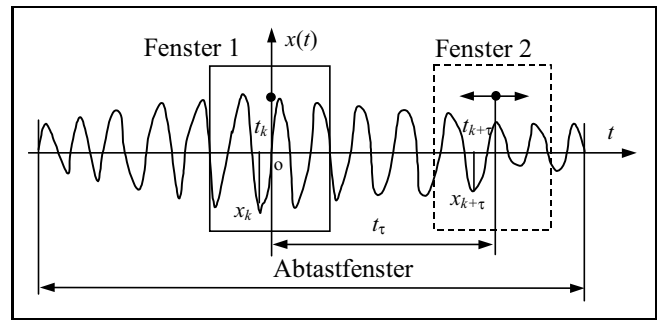


Bild 6: Autokorrelationsfunktion unter Nutzung eines festgelegten Fensters 1 und eines beweglichen Fensters 2.

3 Implementierung

3.1 Vorarbeitung

Die Voraussetzung für die Implementierung der frequenzsektiv-adaptiven Filterung ist die Bedingung gemäß Gl. (5). Um diese Bedingung in der Praxis zu erfüllen, sollen die Rauschteile des Eingangssignals zuerst durch Signalverarbeitung, z.B. Autokorrelationsfunktion, reduziert werden [9; 10].

Für die Autokorrelationsfunktion werden Abtastwerte aus zwei Fenstern mit einer gleichen Breite genutzt (Bild 6). Das Fenster 2 verschiebt sich in der Zeitachse und hat eine Zeitverzögerung t_τ gegenüber dem Fenster 1. Die Autokorrelationsfunktion wird wie folgt definiert:

$$y_\tau = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i x_{i+\tau}, \quad (12)$$

wobei N die Zahl der Abtastwerte innerhalb des Berechnungsfensters ist, normalerweise $N \geq 20$.

Die beiden Fenster 1 und 2 sind Rechtecke und sollen W Signalperioden enthalten, normalerweise $W \geq 1$. Die Rauschunterdrückung kann durch die Standardabweichung σ_τ des autokorrelierten Signals y_τ bewertet werden [10]:

$$\sigma_\tau = \sqrt{\frac{2}{N} rms_x \sigma_x}, \quad (13)$$

wobei rms_x und σ_x den Effektivwert und die Standardabweichung des Eingangssignals innerhalb des Berechnungsfensters sind. Gl. (13) bedeutet, dass die Standardabweichung σ_τ entsprechend dem Faktor $\sqrt{N/(2rms_x)}$ in Vergleich mit der Standardabweichung σ_x des Eingangssignals reduziert. Der Effektivwert rms_x ist nahezu konstant. Deshalb nimmt σ_τ mit steigender Zahl N ab. Dadurch werden die nichtkorrelierten Rauschteile reduziert. Für das autokorrelierte Signal y_τ ist die Bedingung Gl. (5) nun einfacher erfüllbar.

3.2 Algorithmus

Bild 7 zeigt einen Algorithmus der frequenzsektiv-adaptiven Filterung. Die nichtkorrelierten Rauschteile x_{nk} sind durch die diskrete Autokorrelationsfunktion ACF

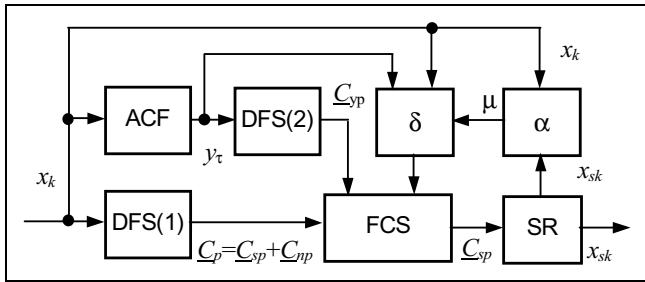


Bild 7: Algorithmus der frequenzselektiv-adaptiven Filterung (FCS: Frequency Component Selection, SR: Signal Reconstruction).

verloren gegangen. Die Frequenzkomponenten \underline{C}_{yp} des resultierenden Signals ergeben sich aus einer diskreten Fourier-Reihe DFS (2). Gleichzeitig erhält man die gesamten Frequenzkomponenten \underline{C}_p des Eingangssignals x_k durch die Fourier-Reihe DFS (1). Die Frequenzkomponenten des Nutzsignals können dann gemäß Gl. (14) selektiert werden:

$$\underline{C}_{sp} = \begin{cases} 0, & \frac{|\underline{C}_{yp}|}{|\underline{C}_{yp}|_{\max}} < \delta \\ \underline{C}_p, & \frac{|\underline{C}_{yp}|}{|\underline{C}_{yp}|_{\max}} \geq \delta \end{cases} \quad (14)$$

Das Verhältnis wird hier durch die Frequenzkomponenten \underline{C}_{yp} des autokorrelierten Signals y_τ gebildet.

Der Filterfaktor δ lässt sich wie folgt abschätzen:

$$\delta = \mu \frac{rms_x - \sqrt{rms_\tau}}{rms_x + \sqrt{rms_\tau}}, \quad (15)$$

wobei μ ein Modifikationsfaktor, rms_x der Effektivwert des Eingangssignals x_k und rms_τ der Effektivwert des autokorrelierten Signals y_τ sind. Bei der ersten Berechnung lässt sich der Modifikationsfaktor $\mu = 1$ verwenden. Dieser Faktor μ ändert sich entsprechend dem Bewertungsmaß α bei der Genauigkeitsoptimierung. Dadurch wird die Filterung optimiert.

3.3 Filtersystem

Das Filtersystem (Bild 8) besteht aus einem AD-Umsetzer (ADC), einem Mikroprozessor und einem DA-Umsetzer (DAC). Das analoge Eingangssignal $x(t)$ wird durch den ADC in ein diskretes Signal x_k umgewandelt. Der Mikroprozessor tastet dieses Signal ab und filtert seine Rauschanteile entsprechend dem in Bild 7 dargestellten Algorithmus weg. Am Ausgang des Mikroprozessors erhält

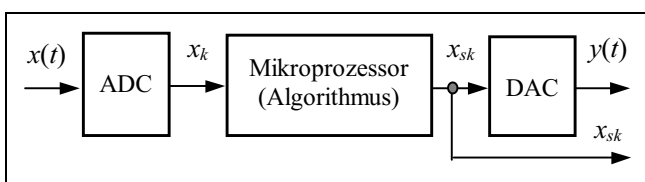


Bild 8: Implementierung der frequenzselektiv-adaptiven Filterung durch Hard- und Software.

man ein rauscharmes diskretes Signal x_{sk} für nachfolgende digitale Systeme. Dieses Signal kann auch durch den DAC in ein analoges Signal $y(t)$ umgewandelt werden, um für analoge Systeme weiter verwendet werden zu können.

Um dieses Filtersystem in Mess- und Telekommunikationssystemen einsetzen zu können, ist eine hohe Geschwindigkeit vom Mikroprozessor erforderlich.

4 Simulation

Bei der Computersimulation der frequenzselektiv-adaptiven Filterung wurde beispielsweise folgendes Sinussignal verwendet:

$$x(t) = A \sin \omega t + BR(t) \quad -1 \leq R(t) \leq 1, \quad (16)$$

wobei $R(t)$ eine Zufallsfunktion ist und $BR(t)$ den Rauschanteil bedeutet.

Bild 9 stellt das Ergebnis der Computersimulation des Sinussignals bei $A = 10$ und $B = 30$ dar. Durch die

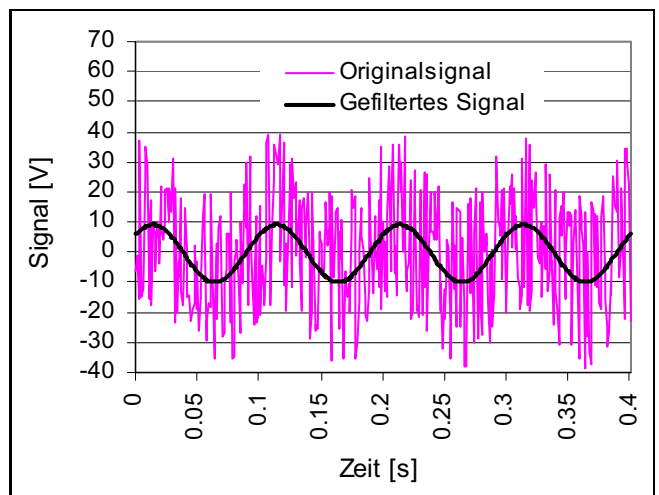


Bild 9: Ergebnis der Computersimulation des durch Gl. (16) dargestellten Sinussignals ($A = 10$, $B = 30$, $SNR = -8,2$ dB).

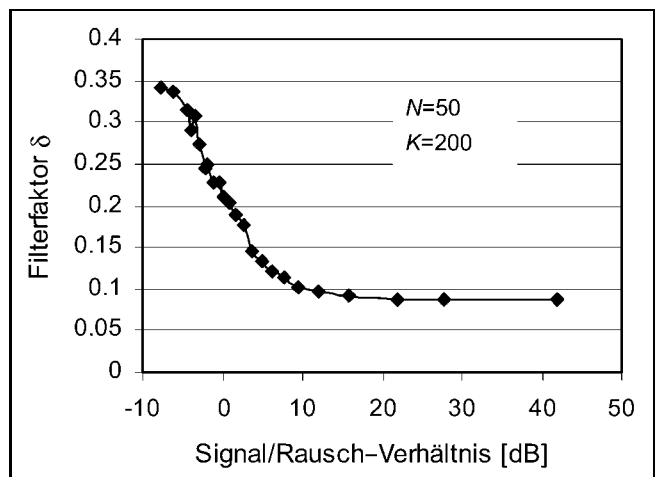


Bild 10: Filterfaktor als Funktion des Signal/Rausch-Verhältnisses.

frequenzsektiv-adaptive Filterung werden die Rauschanteile fast vollständig weggefiltert.

Wie Bild 10 zeigt, nimmt der Filterfaktor δ mit steigendem Signal/Rausch-Verhältnis ab. Das bedeutet, dass ein kleiner Filterfaktor für Signale mit einem größeren Signal/Rausch-Verhältnis genutzt werden kann. Umgekehrt benötigt die Filterung von Signalen mit einem kleineren Signal/Rausch-Verhältnis einen größeren Filterfaktor.

In Bild 11 wird die relative Abweichung des Ausgangssignals x_{sk} der frequenzsektiv-adaptiven Filterung des Sinussignals dargestellt. Die Ergebnisse werden aus 15 Simulationen unter Wiederholbedingungen bestimmt. Die relative Abweichung wird wie folgt definiert:

$$f = \frac{rms - rms_0}{rms_0} \times 100\%, \tag{17}$$

wobei rms der Effektivwert des gefilterten Signals und rms_0 der Effektivwert des idealen Sinussignals ohne Rauschanteil sind. Die Standardabweichung der relativen Abweichung nimmt mit zunehmender Abtastzahl und zunehmendem Signal/Rausch-Verhältnis ab. Der Mittelwert soll gegen null gehen, wenn die Zahl der Simulationen ausreichend groß ist.

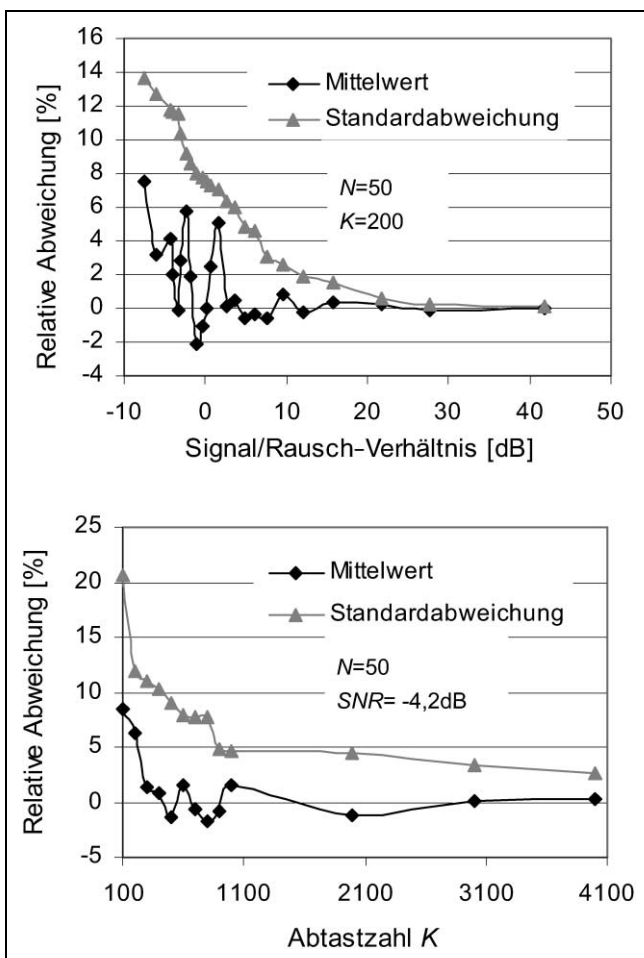


Bild 11: Relative Abweichung des Ausgangssignals der frequenzsektiv-adaptiven Filterung.

5 Anwendungsbeispiele

Nun werden Anwendungsbeispiele genannt, um die Rauschunterdrückung durch die frequenzsektiv-adaptive Filterung zu verdeutlichen.

Das erste Beispiel behandelt die Rauschunterdrückung elektrischer Signale, die aus Sensoren bzw. Messkreisen stammen.

Bild 12 zeigt ein adaptiv gefiltertes Signal im Vergleich zum Originalsignal. Das Originalsignal wird durch Rauschen gestört. Die Frequenz des autokorrelierten Signals liegt hier bei 1,62 kHz. Durch die adaptive Filterung werden die Rauschanteile wesentlich reduziert.

Wenn das Originalsignal einem Bandpassfilter mit einer Bandbreite von 1,4 kHz und einer Mittelfrequenz von 1,62 kHz zugeführt wird, können die Rauschanteile nicht vollständig weggefiltert werden. Dies zeigt das Spektrum des durch Bandpass gefilterten Signals. Die Rauschanteile bleiben noch sichtbar im Frequenzbereich von 0,6 kHz bis 1,3 kHz.

Ein weiteres Beispiel wurde in [9; 10] für die Rauschunterdrückung bei der Messung dynamischer Deformation mit faseroptischen Bragg-Gitter-Sensoren dargestellt.

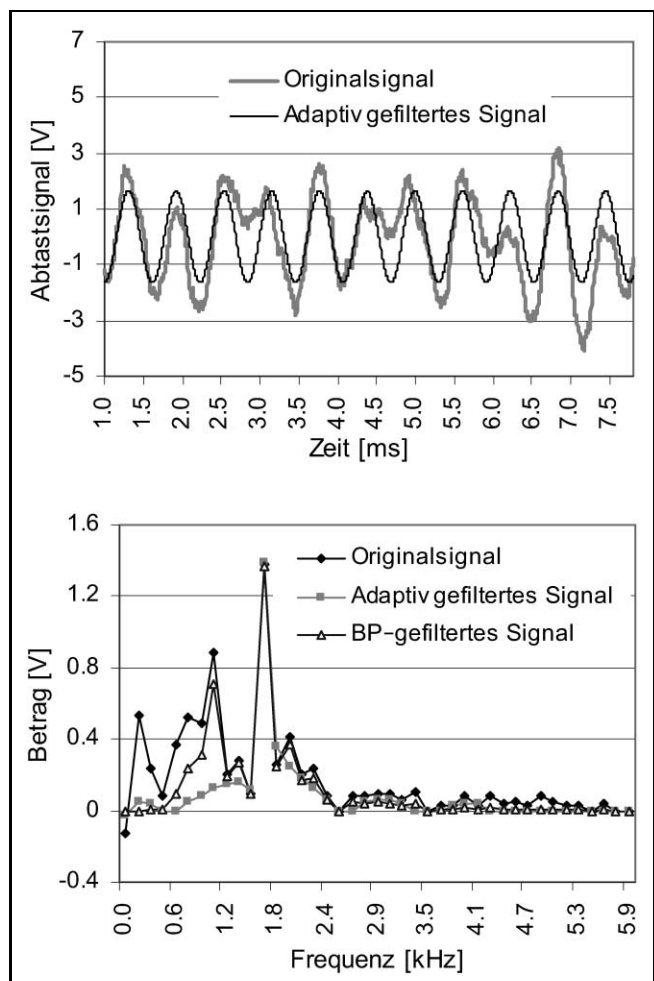


Bild 12: Rauschunterdrückung elektrischer Schwingungssignale.

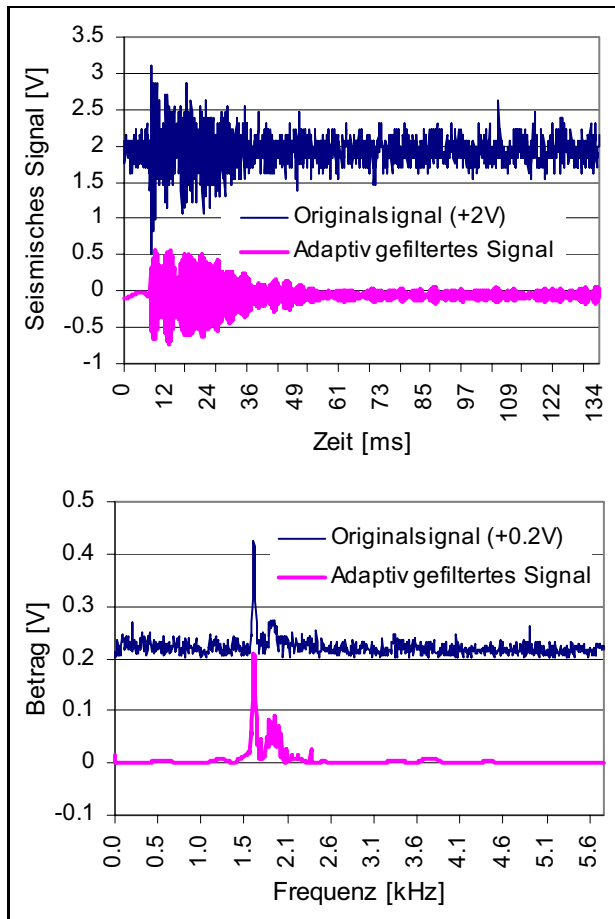


Bild 13: Adaptiv gefiltertes seismisches Signal und dessen Spektrum im Vergleich zum Originalsignal [9; 10].

Die Schwierigkeit bei der Messung dynamischer Deformation durch faseroptische Bragg-Gitter-Sensoren liegt darin, dass die Auflösung des Messsystems durch optische Rauschsignale beschränkt wird. Das Rauschspektrum überlagert sich mit dem Signalspektrum. Durch die frequenzselektiv-adaptive Filterung werden die Rauschteile wesentlich reduziert. Das „Rauschstrain“ wird nach der Filterung von 10^{-8} auf 10^{-9} verringert [10].

In Bild 13 wird die Rauschunterdrückung eines seismischen Signals wiedergegeben. Das Originalsignal wurde durch eine Sprengerregung in einem Bergwerk erzeugt und mit einem faseroptischen Bragg-Gitter-Sensorsystem [9; 10] detektiert. Das Signal wird durch Rauschen stark gestört. Nach der adaptiven Filterung wird das Rauschsignal wesentlich reduziert. Das Rauschspektrum ist fast nicht mehr zu sehen.

Um dieses Ergebnis zu erzielen, wurde der Filterfaktor der frequenzselektiven Filterung in [9; 10] manuell optimiert. Dabei waren mehrmalige Berechnungen notwendig. Durch die frequenzselektiv-adaptive Filterung kann der Filterfaktor automatisch optimiert werden.

6 Zusammenfassung

Der vorgestellten frequenzselektiv-adaptiven Filterung liegt die Selektion von Frequenzkomponenten des Nutzsignals

zugrunde. Dabei werden Fourier-Analyse, Autokorrelationsfunktion und adaptiver Algorithmus verwendet. Die Eigenschaft der Autokorrelationsfunktion unterstützt wesentlich die Frequenzselektion des Nutzsignals. Durch den adaptiven Algorithmus wird die Genauigkeit der Filterung verbessert.

Diese Filterung eignet sich für die Rauschunterdrückung periodischer und periodisch fortgesetzter Signale, deren Frequenz auch unbekannt sein und deren Spektrum sich mit dem Rauschspektrum überlagern kann. Durch die adaptive Filterung ist eine vollständige Rauschunterdrückung bzw. Signalextraktion realisierbar. Als Ausgangssignal liefert die adaptive Filterung die Zeitfunktion und gleichzeitig die Frequenzkomponenten des Nutzsignals.

Die adaptive Filterung kann bei der Rauschunterdrückung digitaler Signale in der Nachrichtentechnik und Akustik, bei den Messungen elektrischer, mechanischer und seismischer Schwingungen sowie elektrischer, optischer und mechanischer Größen angewendet werden.

Für spektral unbegrenzte Signale, z. B. Rechteck und Dreieck, ist aber die Signalrekonstruktion nicht einfach fehlerfrei realisierbar, da die Oberwellen relativ klein sind und dadurch gefiltert werden können. Zum anderen ist die Implementierung der adaptiven Filterung durch Schaltungstechnik aufwändig.

Weitere Arbeiten sollen auf die Signalrekonstruktion, die adaptive Filterung transienter Signale und Hardware-Implementierung usw. konzentriert werden. Dazu gehören die Entwicklung präziser diskreter Fourier-Transformation und diskreter Autokorrelationstechnik unter Nutzung selbstkorrigierender Algorithmen [11]. Filtersysteme unter Nutzung von zwei Mikroprozessoren sollten für die Mess- und Telekommunikationssysteme usw. entwickelt werden.

Literatur

- [1] E. Schrüfer: Signalverarbeitung – Numerische Verarbeitung digitaler Signale, 2. Auflage, Carl Hanser Verlag, München, Wien, 1992.
- [2] S. Haykin: Adaptive Filter Theory, Prentice-Hall, 1991.
- [3] S.R. Bhalotra, H.L. Kung, Yang Jiao, and D.A.B. Miller: Adaptive time-domain filtering for real-time spectral discrimination in a Michelson interferometer, *Optics Letters*, Vol. 27, No. 13, July 1, 2002.
- [4] C.-F. Westin, L. Wigström, and T. Looock et al.: Three-Dimensional Adaptive Filtering in Magnetic Resonance Angiography, *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 14, pp. 63–71, 2001.
- [5] R. Merched and A.H. Sayed: Fast RLS Laguerre Adaptive Filtering, *Proc. of Allerton Conference on Communication, Control and Computing*, pp. 338–347, Allerton, IL, September 1999.
- [6] X.-Y. Zhou and F.-S. Wei: Prediction of recurrent geomagnetic disturbances by using adaptive filtering, *Earth Planets Space*, Vol. 50, pp. 839–845, 1998.
- [7] P.S. Sandeep and V.U. Reddy: A New Approach to Sub-band Adaptive Filtering, *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 47, pp. 655–664, 1999.

- [8] B. Baykal and A.G. Constantinides: Underdetermined-Order Recursive Least-Squares Adaptive Filtering: The Concept and Algorithms, *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 45, No. 2, pp. 346–362, 1997.
- [9] J.-G. Liu: Verbesserung der Messgenauigkeit in rechnergesteuerten Mess- und Prüfsystemen, *Technisches Messen*, tm 9/2002, S. 390–398.
- [10] J.-G. Liu, C. Schmidt-Hattenberger, and G. Borm: Dynamic Strain Measurement with a Fibre Bragg Grating Sensor System, *Measurement*, Vol. 32, No. 2, pp. 151–161, August 2002.
- [11] J.-G. Liu: Self-correction Algorithms and Applications to Signal Processing, *Measurement*, Vol. 31, No. 2, pp. 107–116, March 2002.

Prof. Dr.-Ing. habil. Ji-Gou Liu, M. Sc. Jin-Song Chen, ChenYang-Ingenieurbüro/Institut für Sensorik und Messtechnik, Alte Römerstr. 66, D-85435 Erding, Tel./Fax: +49 (0) 8122 955804, E-Mail: info@chenyang-ism.com, <http://www.chenyang-ism.com>



Jan Lunze
Automatisierungstechnik
 Methoden für die Überwachung und Steuerung kontinuierlicher und ereignisdiskreter Systeme
 2003. 631 Seiten, 401 Abbildungen,
 74 Anwendungsbeispiele und 84 Übungsaufgaben
€ 44,80
 ISBN 3-486-27430-9

Jan Lunze betritt Neuland. Sein Buch zur Automatisierungstechnik ist das erste, in dem kontinuierliche und ereignisdiskrete Systeme gleichberechtigt sind. Alle Automatisierungsaufgaben werden für beide Systemklassen so weit wie irgend möglich analog behandelt.

Angelegt ist das Buch als umfassende Einführung in die grundlegenden Aufgaben und Methoden der Automatisierungstechnik: Die Palette der Themen reicht von der Modellbildung über die Vorhersage des zukünftigen Systemverhaltens, den Entwurf von Regelungen und Steuerungen und die Zustandsbeobachtung bis zur Prozessdiagnose. Zahlreiche praktische Beispiele zeigen das breite Anwendungsfeld der Automatisierungstechnik. Übungsaufgaben mit ausführlichen Lösungen erleichtern das selbstständige Erarbeiten des Stoffes. Alle Kapitel schließen mit einem Ausblick auf weiterführende Themen und Literaturhinweise.

Oldenbourg Wissenschaftsverlag
 Rosenheimer Straße 145
 D-81671 München
 Telefon 0 89 / 4 50 51-0
 Fax 0 89 / 4 50 51-204
 Weitere Informationen zum Buch:
www.oldenbourg-verlag.de

Oldenbourg