

School of Engineering and Design
Lehrstuhl für Regelungstechnik

Protokoll Gruppe 7

Versuch 2: Adaptative Schwingungsdämpfung

Cristian S. Cubides H., Carsten Oertel, Chen Yu

Praktikum *Moderne Methode der Regelungstechnik* SS 2024

Advisor: Phillip Pitschi

Supervisor: Prof. Dr.-Ing. habil. Boris Lohmann

Submission: 01. Juni 2024

Protokoll Gruppe 7 - V2: Adaptive Schwingungsdämpfung

Cristian S. Cubides H.
Technische Universität München
Email: sebastian.cubides@tum.de

Carsten Oertel
Technische Universität München
Email: carsten.oertel@tum.de

Chen Yu
Technische Universität München
Email: go96wig@mytum.de

I. EINFÜHRUNG

Die Komfortansprüche an Kraftfahrzeuge steigen stetig, insbesondere hinsichtlich der Vibrationen und der Akustik im Fahrzeuginnenraum. Vibrationen werden sowohl durch die Straßenanregung als auch durch den Motor und seine Komponenten auf das Chassis und die Insassen übertragen. Um diese zu isolieren, werden Elastomerlager verwendet. Diese haben jedoch begrenzte Isolationsmöglichkeiten aufgrund des Zielkonflikts zwischen fester Motoranbindung und Vibrationsisolierung.

In Oberklassefahrzeugen werden semiaktive Motorlagerungen eingesetzt, deren Eigenschaften hydraulisch angepasst werden können. Es wird auch an Regelungssystemen geforscht, die mit Aktoren arbeiten, um Vibrationen durch gegenphasige Schwingungen zu dämpfen. Diese aktive Vibrationsdämpfung (Active Vibration Control - AVC) erfordert präzise Messungen, Signalverarbeitung und moderne Regelungstechniken, oft mit adaptiven Algorithmen, die sich an verändernde Bedingungen anpassen, hauptsächlich aufgrund thermischer und altersbedingter Veränderungen der Elastomerlager.

Im Rahmen dieses Versuchs wurden regelungstechnische Verfahren der aktiven Vibrationsdämpfung an der Motoraufhängung erprobt. Insbesondere wurde der Filtered Least Mean Square (FxLMS) Algorithmus für die adaptive Schwingungsdämpfung untersucht.

II. VERSUCHSVORBEREITUNG

A. Implementierung des LMS-Algorithmus

Zuerst wird der Least Mean Square (LMS) Algorithmus in Simulink implementiert. Das LMS Block hat als Eingangssignale ein Referenzsignal (x oder x_f) und ein Fehlersignal e . In diesem Block befinden sich die konstanten Größen wie die normierte Schrittweite α , den Leckfaktor ν und die untere Grenze für die Signalleistung zur Schrittweitensteuerung $P_{x,max}$. Das Ausgangssignal dieses Blocks sind die L Koeffizienten des Filters W .

B. Erstellung einer FFT-Routine zur Datenauswertung

Die gemessenen Signale, die im Laufe des Versuchs aufgenommen werden, werden zur Analyse in den Frequenzbereich

transformiert. Dadurch kann das Betragsspektrum des Signals in dem Frequenzbereich analysiert werden. Dafür wird ein MATLAB-Skript "fft_data_func.m" erstellt, welches die Signale in den Frequenzbereich transformiert und anschließend das Ergebnis in einem Plot darstellt.

C. Identifikation der Strecke $S(Z)$

Für den FxLMS Algorithmus muss zuerst die Strecke $S(z)$ identifiziert werden. Dazu müssen wir die Impulsantwort des Chassis messen, wofür wir durch das kurze Schlagen auf der Chassis messen konnten. Dieser Vorgang ähnelt sich einer Stoßeingang. Dann wurde die Abklingzeit des Signals ermittelt und L , die Koeffizientenanzahl des adaptiven Filters, festgelegt. L muss, gemäß Gleichung 1, so lange sein, dass die komplette Impulsantwort abgedeckt werden kann. In unserem Fall klingt die Impulsantwort in 250 ms ab, siehe Abbildung 1. Günstigerweise ist die Abtastrate 1 ms, sodass die Koeffizientenanzahl und die Dauer der Impulsantwort gleich sind.

$$L = T_{ab} \times f_a = 250ms \times 1000Hz = 250 \quad (1)$$

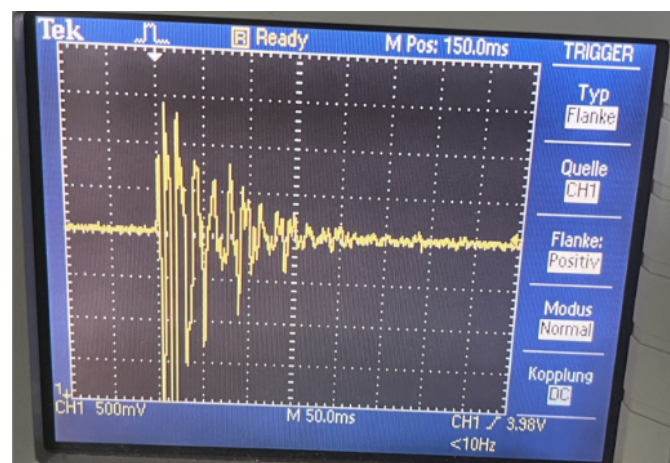


Abbildung 1: Impulsantwort des Systems

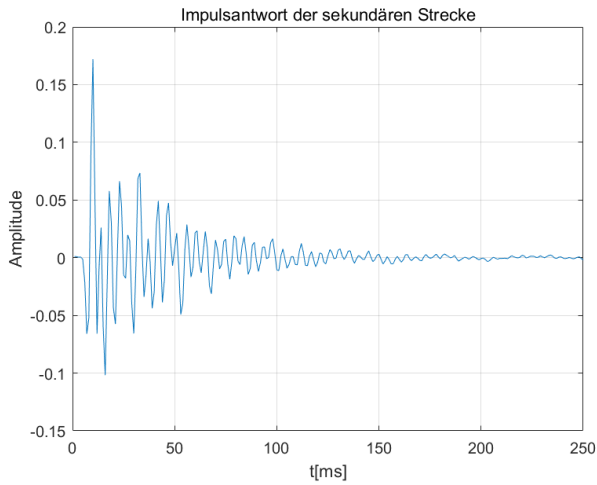


Abbildung 2: Impulsantwort der sekundären Strecke

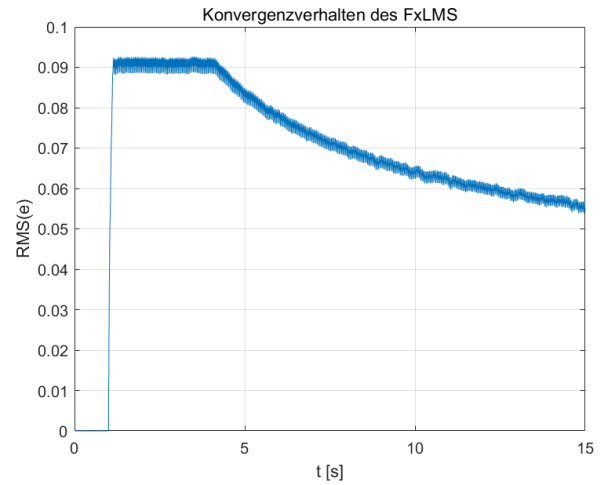


Abbildung 4: RMS-Wert mit $\alpha = 0.001, \nu = 1$

D. Auswahl von Koeffizientenanzahl des Filters

Laut der Versuchsdurchführungsskript, liegen die zu erwartenden Frequenzen an der Referenzstelle zwischen $20Hz$ und $300Hz$. Deswegen ist die niedrigste Frequenz für die Berechnung der minimalen Koeffizientenanzahl auszuwählen. Das hilft für die Robustheit, falls höhere frequenzen auftreten.

Gemäß Gleichung 2 wurde die Koeffizientenanzahl des adaptiven Filters berechnet.

$$L_{min} = \frac{T_x}{T_a} = \frac{f_a}{f_x} = \frac{1000Hz}{20Hz} = 50 \quad (2)$$

III. ANALYSEN DES ALGORITHMUS

A. Schrittweite und Kovergenz

Warum haben wir $\alpha = 0.2$ ausgewählt?

Von allen getesteten Schrittweiten konnte festgestellt werden, dass der RMS-Error bei $\alpha = 0.2$ den kleinsten Wert annimmt. Siehe Abbildungen 3 bis 10.

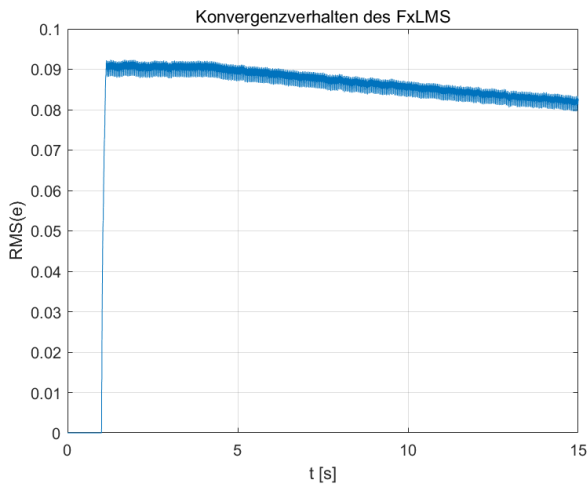


Abbildung 3: RMS-Wert mit $\alpha = 0.0001, \nu = 1$

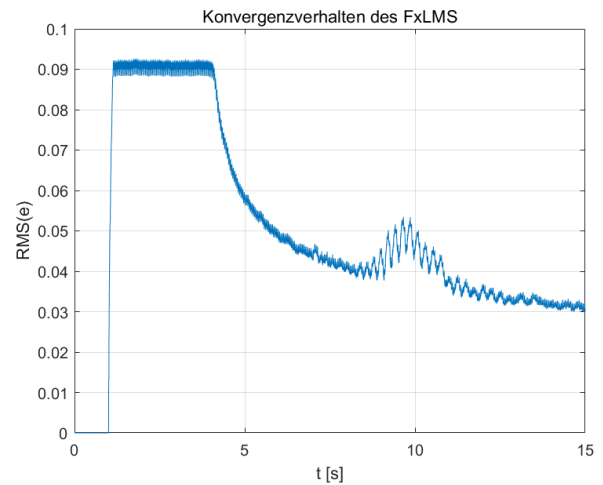


Abbildung 5: RMS-Wert mit $\alpha = 0.01, \nu = 1$

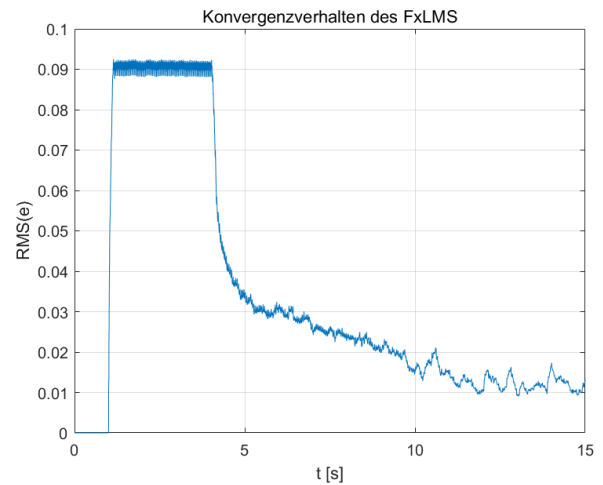


Abbildung 6: RMS-Wert mit $\alpha = 0.1, \nu = 1$

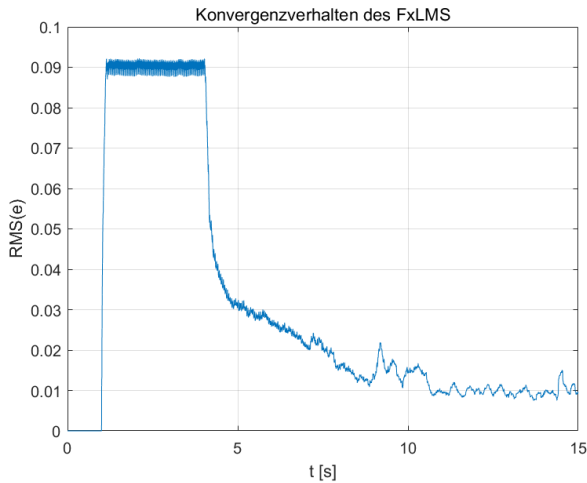


Abbildung 7: RMS-Wert mit $\alpha = 0.15, \nu = 1$

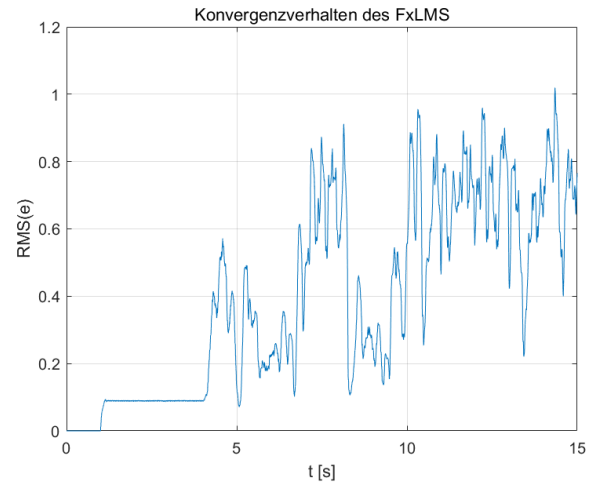


Abbildung 10: RMS-Wert mit $\alpha = 0.50, \nu = 1$

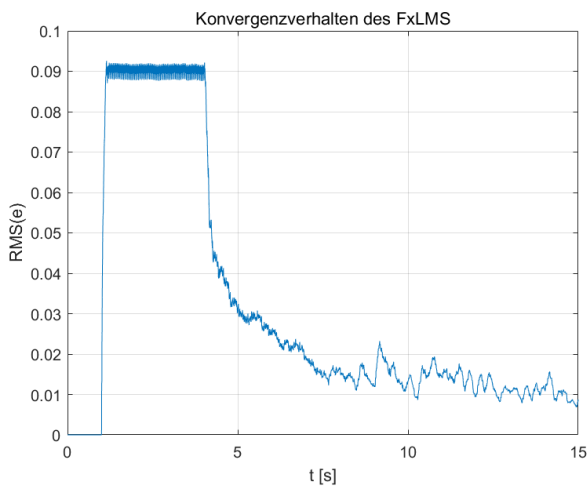


Abbildung 8: RMS-Wert mit $\alpha = 0.20, \nu = 1$

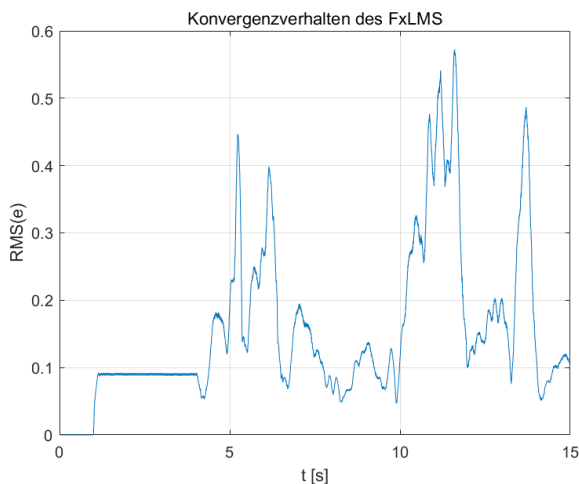


Abbildung 9: RMS-Wert mit $\alpha = 0.25, \nu = 1$

Man erkennt, dass der Endwert des RMS-Fehlers mit zunehmender Schrittweite bis $\alpha = 0.2$ sinkt und die Konvergenzverhalten sich verbessert.

Bei $\alpha = 0.2$ treten keine Resets und keinen Filterdrift ist auffällig. Der Endwert des RMS-Fehlers liegt bei 0.008.

Bei zu großen Schrittweiten spielt die Rückkopplung des Systems eine größere Rolle. D.h. Aktor 2 will seine eigene Aktion kompensieren wodurch das Gradient-Descent verfahren verfälscht wird. Bei großen Schritten in die falsche Richtung kann dazu führen, dass das Gradient-Descent das lokale minimum nicht mehr finden kann.

B. Analyse des Einflusses des Leckfaktors

Wie müsste ν für den Einsatz in einer realen Anwendung gewählt werden?

Bei $\nu = 0.8$ (siehe Abbildung 11 steigt der RMS-Wert nach einer gewisse Zeit nicht mehr, welches bedeutet, dass er seinen Zweck erfüllt. Trotzdem konvergiert der Algorithmus bei $\nu = 0.8$ nicht. Der Filterdrift liegt bei 7.17.

Auffällig ist das das Konvergenzverhalten sich kaum ändert für $\nu = 0.8$, bzw. der FxLMS-Algorithmus konvergiert nicht $\nu = 0.8$. Im vergleich zwischen Abbildung 11 und Abbildung 8 kann man erkennen, dass der RMSE-Error bei $\nu = 0.8$ näherungsweise gegen 0.088 konvergiert, während bei $\nu = 1$ der RMSE-Error gegen 0.008 konvergiert. Daher erfüllt der Leckfaktor seinen Zweck nicht.

Man sollte für ν einen Wert nah an 1 auswählen, wie z.B. $\nu = 0.99999$ wie in Abbildung 13 abgebildet ist. So kann man unerwünschten Driften verhindern, ohne dass sich das Konvergenzverhalten verschlechtert.

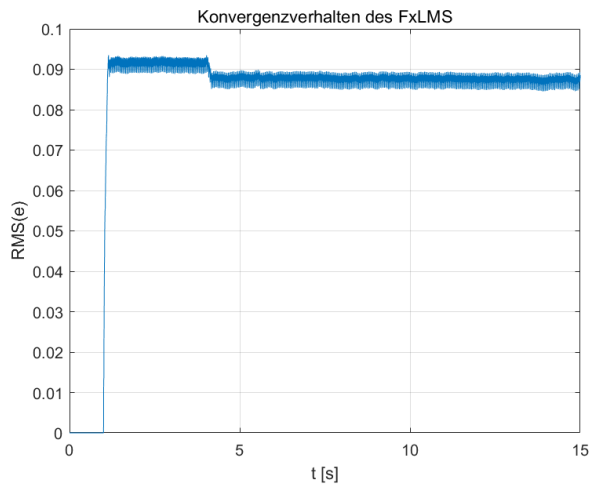


Abbildung 11: RMS-Wert mit $\alpha = 0.20, \nu = 0.8$

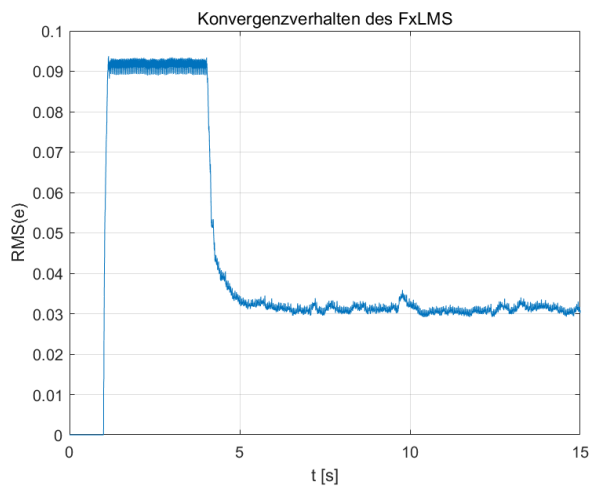


Abbildung 12: RMS-Wert mit $\alpha = 0.20, \nu = 0.999$

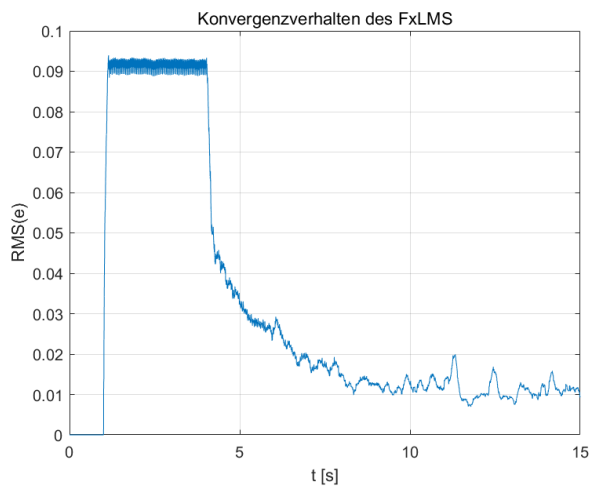


Abbildung 13: RMS-Wert mit $\alpha = 0.20, \nu = 0.99999$

Für alle weiteren Versuche wird $\nu = 1$ gewählt.

Die Auswahl des Leackfaktors $\nu = 1$ kann dadurch gerechtfertigt werden, da die Laufzeit auf 10 ggf. 15 oder 20 Sekunden begrenzt wird. Für längere Zeitspanne, muss man einen kleineren ν wählen, welches trotzdem nahe an 1 ist, wie z.B. 0.9999 um den Koeffizientendrift entgegen zu wirken. Wenn man es nicht berücksichtigt, kann eventuell der Drift so Hoch werden, sodass es zu Rechenungenauigkeiten führt.

C. Analyse im Frequenzbereich

Von den fünf Signalen in unserem Regelkreis können wir d mesen, wenn Aktor 2 aus ist und e wenn Aktor 2 an ist. Außerdem können wir das Eingangssignal x auch messen. x_f , y und y_f können nur berechnet werden.

Im Zeitbereich, sind für die Signale, Abbildungen 14 bis 18, bis auf gewisse Regelmäßigkeiten (x , x_f und d) nicht viel zu erkennen, bzw. nicht direkt erkennbar. Im Zeitbereich sind Regelmäßigkeiten der Signale y und e ebenfalls schwer zu erkennen. Desshalb werden die Signale für die Analyse im Frequenzbereich betrachtet.

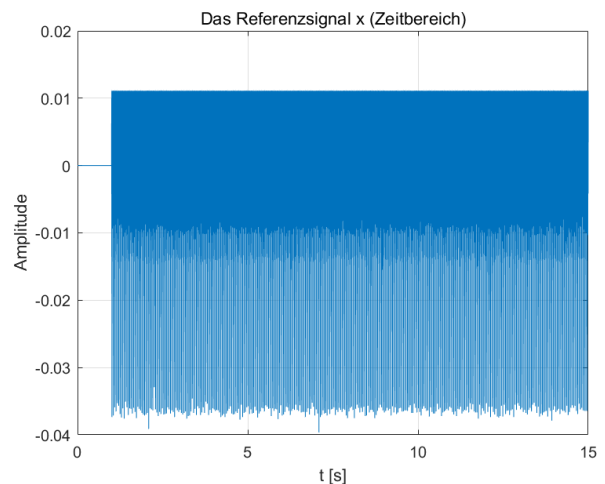


Abbildung 14: Das Referenzsignal x im Zeitbereich

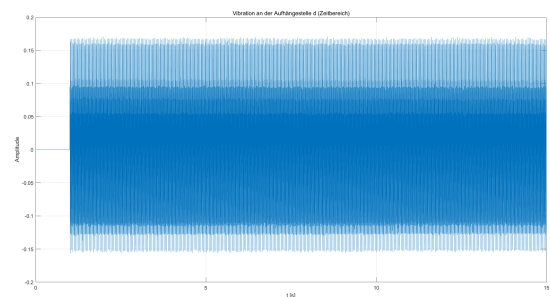


Abbildung 15: Vibration an der Aufhängestelle d im Zeitbereich

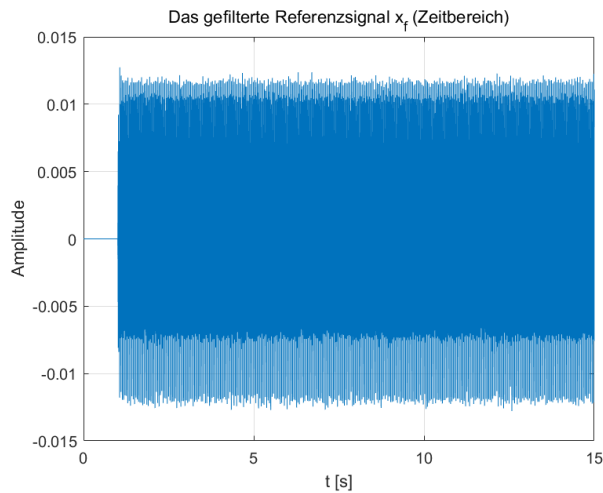


Abbildung 16: Das gefilterte Referenzsignal x_f im Zeitbereich

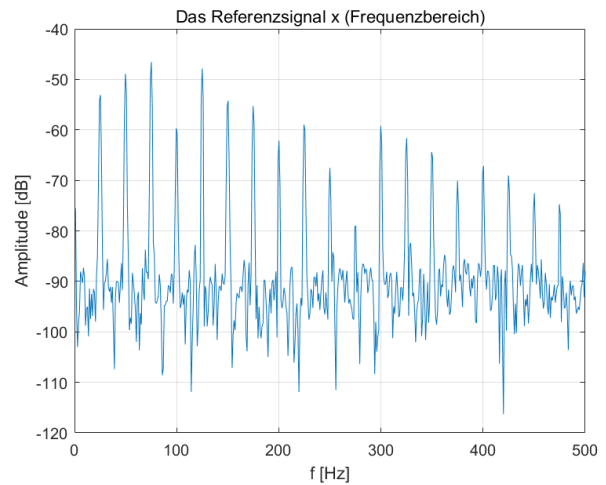


Abbildung 19: Das Referenzsignal x im Frequenzbereich

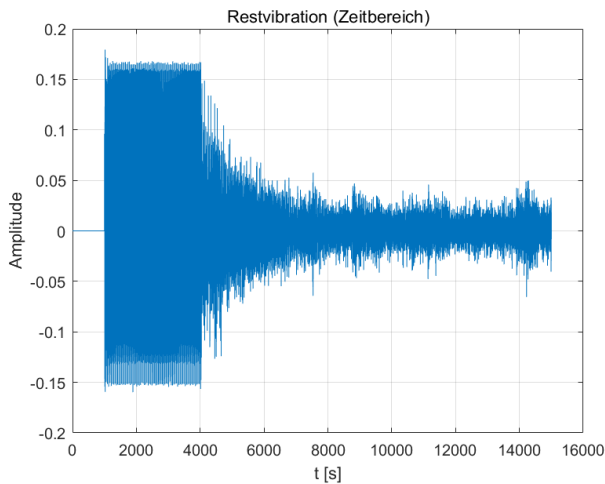


Abbildung 17: Restvibration e im Zeitbereich

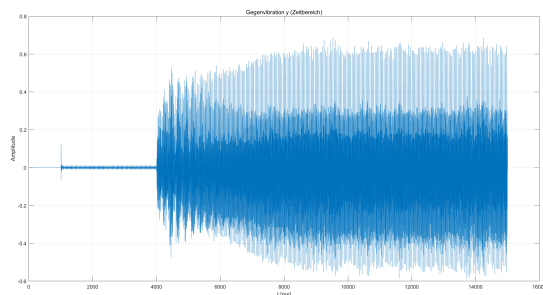


Abbildung 18: Gegenvibration y im Zeitbereich

Aus Abbildung 19 sich erkennen, dass die Grundschiwingung des Referenzsignals x 25 Hz beträgt und die Oberschwingungen Vielfache von der Grundschiwingung sind. Dies hängt mit der Drehzahl von Aktor 1 zusammen.

Für die gemessenen Vibrationen d sieht man in Abbildung 20, dass die Oberschwingungen ab 300 Hz nicht vorhanden sind. Unter 300 Hz sind die gemessenen Frequenzen ähnlich zu denen vom Referenzsignal x . Dies spricht dafür, dass die Motoraufhängung Frequenzen ab 300 Hz dämpft.

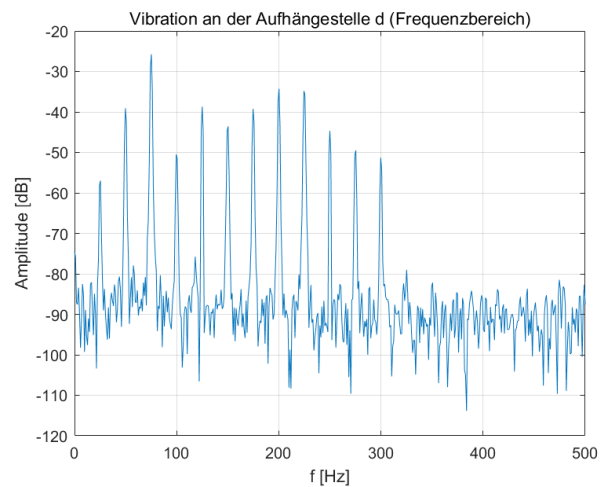


Abbildung 20: Vibration an der Aufhängestelle d im Frequenzbereich

Bei dem gefilterten Referenzsignal x_f sieht man im Frequenzspektrum (Abbildung 21), dass die Amplituden für Frequenzen kleiner als 300 Hz kleiner werden. D.h., dass der identifizierte sekundäre Strecke dieselben Tiefpasseigenschaften aufweist wie die Primäre Strecke. Der Motor kann aufgrund seiner Trägheit nicht im Hochfrequenzbereich betrieben werden. Daher weisen beide Strecke Tiefpasseigenschaften auf.

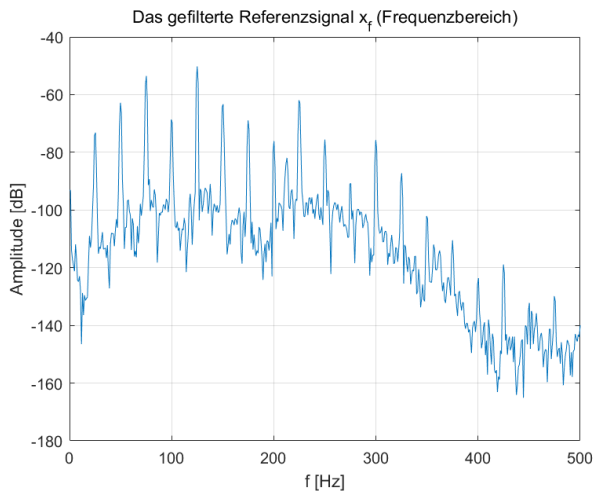


Abbildung 21: Das gefilterte Referenzsignal x_f im Frequenzbereich

Wenn man die Frequenzen von d (Abbildung 20) mit den Frequenzen von e (Abbildung 22) vergleicht, erkennt man, dass für Frequenzen größer als 300 Hz kein Einfluss erkennbar ist und für Frequenzen kleiner als 300 Hz die Spitzen fast komplett verschwinden. Das bedeutet, dass die Kompensation für Frequenzen kleiner als 300 Hz sehr gut funktioniert.

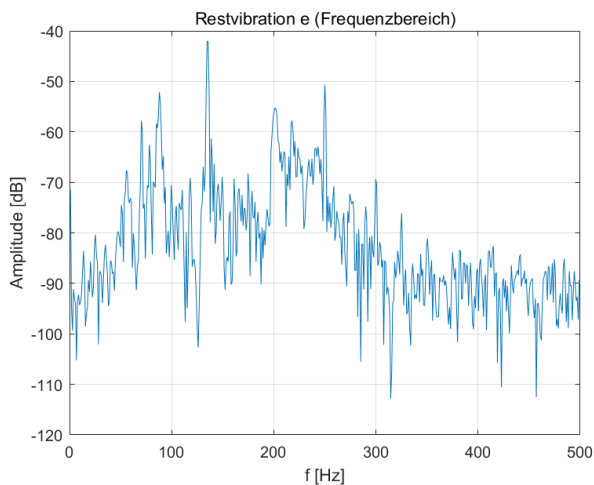


Abbildung 22: Restvibration e im Frequenzbereich

Zum Schluss, wenn man Abbildung 20 mit 23 vergleicht, dass die gemessenen Vibrationen d kleinere Amplituden haben als die Gegenvibrationen y . Das lässt sich dadurch erklären, dass y verwendet wird um d zu kompensieren und sie deshalb vor der Strecke $S(z)$ liegt, welches gedämpft wird und deshalb offensichtlich größere Amplituden haben muss.

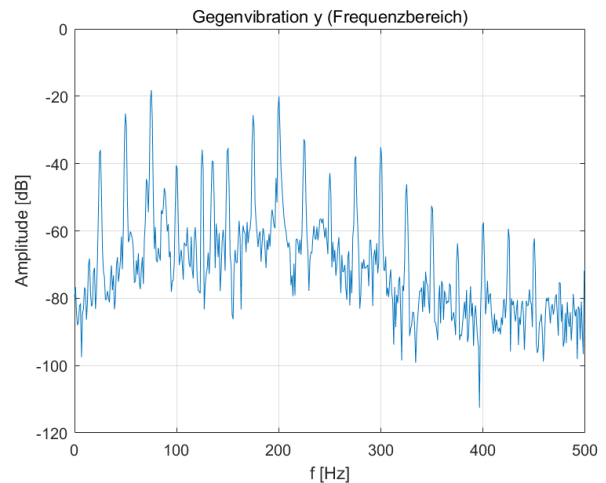


Abbildung 23: Gegenvibration y im Frequenzbereich

D. Berücksichtigung von Zeit und Frequenzabhängigkeit

- Welches Signal ist dargestellt?
- Woher kommt dieses Signal (gemessen/errechnet)?
 - Gemessen: x , d .
 - Gerechnet: x_f , y , y_f und e .
- Welche physikalische Bedeutung hat das Signal?
- Was ist im Signalverlauf erkennbar und wie lassen sich eventuelle Besonderheiten erklären?
- Welche Signale müssen zum Vergleich herangezogen werden?

Abbildung 24 zeigt einen Wasserfall-Diagramm, welches die Konvergenzgeschwindigkeit veranschaulicht. Es ist eine drei dimensionale Abbildung, welches den RMS-Fehler in Abhängigkeit vom Zeitverlauf und der Frequenz darstellt.

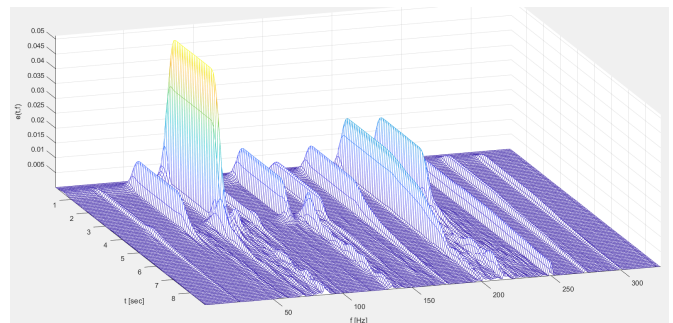


Abbildung 24: Wasserfall-Diagramm

Die stark unterschiedlichen Konvergenzgeschwindigkeiten der einzelnen Frequenzanteile des Fehlersignals sind verantwortlich für die durchschnittliche Leistung des gefilterten Signals.

Für energetischeren Frequenzen, bzw. die Frequenzen mit größeren Amplitude, klingt der RMS-Fehler schneller ab (wie bei 75 Hz oder 225 Hz im Vergleich zu denen bei beispielsweise 200 Hz).

Die Autokorrelationsmatrix lautet:

$$R = E\{x_f x_f^T\} \quad (3)$$

Die Approximation Konvergenzgeschwindigkeit ist beschrieben Gleichung 4.

$$\tau \approx \frac{T_A}{\mu\lambda} \quad (4)$$

wo

$$\lambda = \sum_{i=1}^L \lambda_i \quad (5)$$

Bei diskreten Signalen ist die Leistung durch Gleichung 6 gegeben.

$$P = \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{2K+1} \sum_{n=-K}^K |x(n)|^2 \quad (6)$$

Die Spur der Matrix ist gleich der Summe der Eigenwerte, erhalten

$$\text{Spur}\{R\} = LE\{x_f^2\} = LP_{x_f} \quad (7)$$

Wenn man Gleichung 7 in Gleichung 4 einsetzt, erhält man

$$\tau \approx \frac{T_A}{\mu LP_{x_f}} \quad (8)$$

Gleichung 8 liefert eine Schätzung der Konvergenzgeschwindigkeit für das gesamte Signal.

Für eine einzelne Frequenzkomponente betrachten wir die inverse der diskreten Fourier Transformation (DFT).

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} e^{i\frac{2\pi}{N}nk} X[k] \quad (9)$$

sei $k = f_p$, wir können eine Zeitbereichssequenz über die Frequenzkomponente f_p erhalten

$$x[n]^* = \frac{1}{N} e^{i\frac{2\pi}{N}nf_p} X[f_p] \quad (10)$$

Die Autokorrelationsmatrix für dieses Signals ist durch Gleichung 11 gegeben.

$$R^* = E\{x[n]x[n]^T\} \quad (11)$$

Ähnlich wie im obigen Prozess, erhalten wir die folgende approximation für die Konvergenzzeit:

$$\tau^* \approx \frac{T_A}{\mu LP_{x[n]}} \quad (12)$$

Schließlich verwenden wir den Satz von Parseval (Gleichung 13).

$$\sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 \quad (13)$$

Wir geben einen bestimmten Wert für k an, sodass keine Summierung erforderlich ist. Also:

$$P_{x[n]} \approx \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2 = \frac{1}{N^2} |X[f_p]|^2 \quad (14)$$

Zusammenfassend gilt: Je größer die Signalamplitude, desto kleiner die Zeitkonstante und desto schneller konvergiert das Signal.

Hinweis zu den Berechnungen:

* bedeutet Multiplikation im Frequenzbereich und Faltung im Zeitbereich.

$$x_f(n) = \hat{S}(z) * x(n) \quad (15)$$

$$y(n) = W(z) * x(n) \quad (16)$$

$$y_f(n) = W(z) * x_f(n) \quad (17)$$

$$e(n) = d(n) - y_f(n) \quad (18)$$

IV. SCHLUSSFOLGERUNG

Im Rahmen des Versuchs zur adaptiven Schwingungsdämpfung wurden die theoretischen und praktischen Aspekte des Filtered Least Mean Square (FxLMS) Algorithmus eingehend untersucht. Die Ergebnisse des Versuchs haben gezeigt, dass der FxLMS-Algorithmus effektiv zur Dämpfung von Vibrationen beitragen kann, indem er sich an verändernde Bedingungen anpasst und die gewünschten Gegenschwingungen erzeugt.

Die optimale Schrittweite $\alpha = 0.2$ wurde durch Experimente ermittelt. Diese Wahl minimiert den RMS-Fehler und verhindert Filterdrift, was eine stabile und effiziente Konvergenz des Algorithmus gewährleistet.

Ein hoher Leckfaktor nahe 1 $\nu = 0.99999$ erwies sich als optimal, um unerwünschtes Driften zu verhindern und gleichzeitig eine schnelle Konvergenz zu ermöglichen. Für Anwendungen mit längeren Laufzeiten muss der Leckfaktor sorgfältig angepasst werden, um Rechenungenauigkeiten zu vermeiden.

Die Analyse im Frequenzbereich zeigte, dass die Motoraufhängung Frequenzen über 300 Hz effektiv dämpft. Der Algorithmus konnte die Vibrationen im Bereich unter 300 Hz signifikant reduzieren, was die Wirksamkeit der adaptiven Schwingungsdämpfung unterstreicht.

Die unterschiedlichen Konvergenzgeschwindigkeiten der Frequenzanteile des Fehlersignals beeinflussen die durchschnittliche Leistung des gefilterten Signals. Energiereichere Frequenzen konvergieren schneller, was durch die theoretischen Berechnungen und die experimentellen Ergebnisse bestätigt wurde.

Der Versuch hat gezeigt, dass der FxLMS-Algorithmus eine vielversprechende Methode zur adaptiven Schwingungsdämpfung darstellt. Die Wahl der richtigen Parameter, insbesondere der Schrittweite und des Leckfaktors, ist entscheidend für die Effektivität des Algorithmus. Die Implementierung in

realen Anwendungen erfordert eine sorgfältige Anpassung und Kalibrierung, um optimale Ergebnisse zu erzielen. Insgesamt bietet die adaptive Schwingungsdämpfung durch den FxLMS-Algorithmus eine effektive Lösung zur Reduzierung von Vibrationen in Kraftfahrzeugen und anderen mechanischen Systemen.