Simulatorischer Vergleich von FIR-Filtern und neuronalen Netzwerken zum Einsatz als Feedforward-Controller in ANC-Anwendungen mit nichtlinearer Sekundärstrecke bei harmonischen Signalen

André Jakob, Michael Möser

Technische Universität Berlin, Institut für Strömungsmechanik und Technische Akustik - ISTA

andre.jakob@tu-berlin.de

Einleitung

Manche Sekundärquellen, die in der aktiven Lärm- und Schwingungsminderung eingesetzt werden bzw. eingesetzt werden könnten, weisen nichtlineares Verhalten auf. Aus der Literatur sind Algorithmen für adaptive Controller bekannt, die z.B. mit einem in Form eines neuronalen Netzes (NN) vorliegenden Sekundärstreckenmodell umgehen können [1]. Dabei wird der Controller auch in Form eines NN angesetzt, also ebenfalls als nichtlineares Filter (Abb. 1 oben). In dieser Arbeit wird der Fragestellung nachgegangen, ob für Anwendungen mit harmonischen Signalen, die aus einer Grundfrequenz und einer Reihe von Obertönen bestehen, auch (lineare) FIR-Filter als Controller eingesetzt werden können (Abb. 1 unten). Hier liegt die einfache Vorstellung zugrunde, dass - bei entsprechender Berücksichtigung der nichtlinearen Charakteristik der Sekundärstrecke - alle Frequenzanteile des Fehlersignals im Referenzsignal enthalten sind bzw. leicht erzeugt werden können und jede Frequenz für sich geeignet in Betrag und Phase eingestellt werden kann. Der Vorteil des FIR-Filter-Controllers wäre natürlich ein deutlich reduzierter Rechenaufwand für Ausführung und Adaption. Es wird anhand von Simulationsergebnissen diskutiert, worauf es hier bei der Verwendung des FIR-Filter-Controllers ankommt.

Form der neuronalen Netze

Die verbreitetsten und deshalb auch hier verwendeten NN sind die sogenannten *multi layer perceptrons* (MLP). Diese bestehen aus einer Eingangsschicht, einer oder mehreren versteckten Schichten und einer Ausgangsschicht. Sie können beliebig viele Eingänge und Ausgänge besitzen. Die Schichten bestehen aus einzelnen Neuronen, die wiederum aus einem Linearkombinierer mit nachgeschalteter Aktivierungsfunktion zusammengesetzt sind. Die Gewichte des Linearkombinierers, von denen pro Neuron einer der sogenannte Bias-Term mit konstantem Eingang ist (vgl. z.B. $w_{j0}^{(th)}$ in Abb. 1), sind die einzustellenden Parameter des Netzes. Durch die Aktivierungsfunktionen werden die Nichtlinearitäten im Netz erzeugt. Werden die Eingänge des NN wie bei einem FIR-Filter aus den vergangenen Werten eines Signals, also einer „angezapften“ delay line, gebildet, spricht man von einem *time delay neural network* (TDNN).

Die hier verwendeten TDNN bestehen aus einer versteckten Schicht mit tanh-Aktivierungsfunktion und quasi „linearer Aktivierungsfunktion“ in der Ausgangsschicht. Es sind reine „Vorwärts-Netze“, d.h. ohne jegliche Rückkopplung des Ausganges oder interner Signale auf den Eingang.

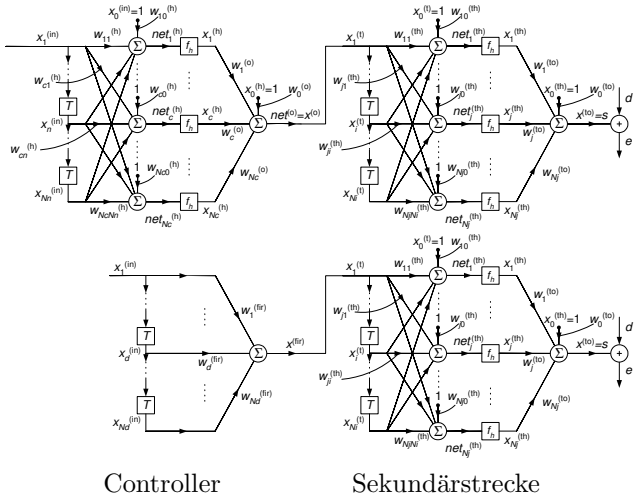

Abbildung 1: Feedforward-Anordnung mit TDNN als nichtlineares Sekundärstreckenmodell und TDNN als Controller (oben) sowie FIR-Filter als Controller (unten).

Weiterhin ist hier angenommen, dass die Sekundärstrecke in Form eines TDNN bereits modelliert worden ist. Dies ist längst nicht so trivial wie im linearen Fall und mit deutlich mehr Aufwand verbunden [2]. Außerdem werden hier speziell nur solche TDNN berücksichtigt, bei denen sämtliche Bias-Terme „Null“ sind. Dies hat zur Folge, dass nur ungerade Harmonische der Grundfrequenz, also $n \cdot f$ mit $n = 1, 3, 5, 7, \ldots$, vom TDNN erzeugt werden können. Die Bias-Terme bewirken ja gerade ein „Verschieben“ der ungeraden tanh-Aktivierungsfunktion, so dass zusätzlich zu den ungeraden Harmonischen die geraden Harmonischen sowie ein Offset erzeugt würden. Für Aktoren mit ungerader Kennlinie können also TDNN als Sekundärstreckenmodell verwendet werden, die ohne Bias-Terme auskommen.

Der Controller sei entweder selbst wieder ein TDNN oder ein FIR-Filter (vgl. Abb. 1). Letzteres ist motiviert durch die Überlegung, dass es bei Annahme von periodischen Störsignalen doch ausreichen müsste die Grundfrequenz und deren Harmonische als Referenzsignal zu generieren und jede Frequenz für sich derart in Betrag und Phase zu verschieben, dass die durch die Sekundärstrecke erzeug-

ten Oberwellen kompensiert bzw. entsprechend verschoben würden, mit dem Effekt das Störsignal erfolgreich zu reduzieren. Der Ausführungs- und Adaptionsaufwand für ein FIR-Filter ist deutlich geringer als für ein TDNN.

Verwendete Algorithmen

In [1] ist für die Feedforward-Anordnung nach Abb. 1 oben ein Adaptionsalgorithmus nach dem Backpropagation-Verfahren angegeben. In [3] ist daraus die Version für den single-input-single-output-Fall sowie mit nur je einer versteckten Schicht in den TDNN angegeben. Der Algorithmus für den FIR-Controller ergibt sich dann aus dem Entfernen der (nichtlinearen) versteckten Schicht sowie dem Bias am Ausgangsneuron des Controllers [3]. Es sei hier angemerkt, dass im Gegensatz zum bekannten filtered-x LMS Algorithmus mit (linearen) FIR-Filtern für die Adaptionsvorschrift nicht nur das gefilterte Referenzsignal benötigt wird sondern auch die inneren Zustände des Sekundärstreckenmodells.

Simulationsergebnisse

Bekanntermaßen lassen sich mit einem FIR-Filter, das aus N_d Koeffizienten besteht, genau $N_d/2$ Frequenzen in Betrag **und** Phase exakt nach einer beliebigen Vorgabe einstellen. D.h. dass für eine Bekämpfung von z.B. 4 (im Referenzsignal enthaltenen) Frequenzen $N_d = 8$ Koeffizienten benötigt werden. Dies ist die übliche Erfahrung in ANC-Systemen (und auch theoretisch nachweisbar). Aus den Simulationsergebnissen in Abb. 2 lässt sich erkennen, dass im vorliegenden nichtlinearen Fall 1-2 Koeffizienten mehr benötigt werden. Natürlich ist das FIR-Filter nach wie vor in der Lage mit 8 Koeffizienten 4 Frequenzen exakt einzustellen, offensichtlich aber schafft es der Adaptionsalgorithmus dann nicht die Koeffizienten entsprechend einzustellen, auch nicht bei optimal eingestellter Adaptionsschrittweite μ. Dieses Verhalten konnte anhand vieler Simulationen mit unterschiedlichen Anzahlen an Referenz- und Störsignalfrequenzen bestätigt werden.

Für den TDNN-Controller (Abb. 3) ergibt sich, dass zumeist doppelt so viele input delays, also vergangene Signaleingangswerte, wie Referenzsignalfrequenzen ausreichen. Das Verhalten ist allerdings nicht ganz so einheitlich wie beim FIR-Controller. Bei der vorliegenden Sekundärstrecke ist der Erfolg mit TDNN-Controller unabhängig von der Anzahl der Neuronen in der versteckten Schicht. Die Schwankungen der Ergebnisse folgen aus der nötigen Initialisierung der TDNN-Gewichte mit Zufallswerten. Der maximal erreichbare Erfolg des TDNN-Controllers ist hier geringer als der des FIR-Controllers. Er lässt sich (in beiden Fällen) durch Hinzunahme von Referenzfrequenzen steigern. Offenbar ist eine ausreichende Anzahl an Referenzsignalfrequenzen wichtiger als die Fähigkeit des Controllers durch seine nichtlineare Struktur selbst die Obertöne erzeugen zu können.

Zusammenfassung

Die Tauglichkeit von (linearen) FIR-Filtern zum Einsatz in nichtlinearen ANC-Anwendungen bei harmonischen Störsignalen wurde untersucht. Es zeigte sich, dass diese sich durchaus eignen und praktisch keine Nachteile gegenüber einem Controller auf Basis von (nichtlinearen) TDNN entstehen. Allerdings ist darauf zu achten, dass mit dem diskutierten Backpropagation-Algorithmus genügend Koeffizienten vorgesehen werden. Die Anzahl an FIR-Filterkoeffizienten sollte daher um 2 größer sein als die doppelte Anzahl an Referenzsignalfrequenzen. Auch die Anzahl der Referenzsignalfrequenzen muss in beiden Fällen genügend groß gewählt werden. Weitere Untersuchungen mit unterschiedlich stark nichtlinearen Sekundärstrecken sollten noch durchgeführt werden.

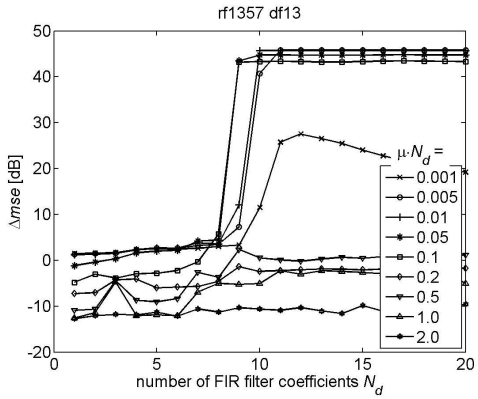

Abbildung 2: Simulationsergebnisse FIR-Controller: Reduktion des Fehlersignals in Abhängigkeit der Anzahl der Filterkoeffizienten N_d und der Schrittweite μ.

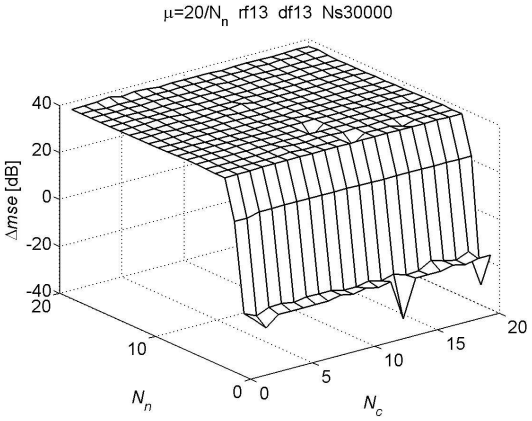

Abbildung 3: Simulationsergebnisse NN-Controller: Reduktion des Fehlersignals über der Dimension des Netzes, N_n: Anzahl input delays, N_d: Anzahl nichtlinearer Neuronen.

Literatur

[1] C.H. Hansen, S.D. Snyder. *Active Control of Noise and Vibration.* (Chapman and Hall 1997)

[2] M. Wolff, A. Jakob, M. Möser. Systemidentifikation von nicht-linearen Sekundärstrecken in active noise control Systemen mit Hilfe Neuronaler Netzwerke, *DAGA 2005*

[3] A. Jakob, M. Möser. Nonlinear active noise control of harmonic sound by means of neural networks, *Twelfth International Congress on Sound and Vibration - ICSV12*, 2005