

Vergleich eines elektromechanischen und eines statistischen Lautsprechermodells zur Prädiktion der Membranauslenkung und Membranschnelle

Maximilian Wolf¹, Daniel Beer¹, Andreas Männchen¹, Johannes Nowak¹

¹ Fraunhofer IDMT, 98693 Ilmenau, Deutschland, Email: [wolfmn,beer,mnn,noa]@idmt.fraunhofer.de

Einleitung

Das Übertragungsverhalten elektrodynamischer Lautsprecher wird bei großen Membranauslenkungen zunehmend nichtlinear. Die unerwünschten nichtlinearen Verzerrungsprodukte schränken den nutzbaren Leistungsbe- reich deutlich ein. Mit Hilfe einer Vorverzerrung des Eingangssignals ist es möglich, die Nichtlinearitäten aktiv zu kompensieren und somit die auftretenden Verzerrungs- produkte zu reduzieren.

Die dominanten Nichtlinearitäten elektrodynamischer Lautsprecher sind in erster Linie abhängig von der Schwingspulenposition. Daher benötigen gängige Feedforward-Verfahren zur Kompensation von Lautspre- chernichtlinearitäten eine möglichst genaue Schätzung der Membranauslenkung. Übliche Methoden für deren Prädiktion basieren auf elektromechanischen Lautspre- chermodellen [1].

In diesem Artikel wird ein Verfahren untersucht, bei dem die Membranauslenkung $x(t)$ und die Membran- schnelle $v(t)$ anhand eines statistischen Lautsprecher- modells geschätzt werden. Zur Vorhersage dient dabei ein elektromechanisches Zustandsraummodell, das um die Viskoelastizität der Membranaufhängung erweitert wurde. Weiterhin wird ein Regressionsmodell vorgestellt, welches mittels Neuronaler Netze gebildet wurde. Für beide Modelle werden die vorhergesagten Auslenkun- gen und Schnellen mit gemessenen Werten (Laservibro- metrie) verglichen. Darauf aufbauend erfolgt eine Ge- genüberstellung beider Modelle hinsichtlich ihrer Vorher- sagegenauigkeit.

Die Untersuchungen werden an einem elektrodynami- schen Miniaturlautsprecher mit einem aktiven Membran- durchmesser von 3 cm durchgeführt. Die Einbauresonanz- frequenz f_c mit 17 ml Gehäusevolumen beträgt 346 Hz. Die Gesamtgüte Q_{tc} beträgt 0.502. Die Membranbewe- gung ist bis hinauf zu 5 kHz kolbenförmig.

Elektromechanisches Lautsprechermodell

Das kolbenförmige Schwingungsverhalten der Lautspre- chermembran eines elektrodynamischen Lautsprechers kann durch sein elektromechanisches Ersatzschaltbild modelliert werden. In der Literatur findet sich häufig ein Ersatzschaltbild, wie es in Abbildung 1 dargestellt wird [2][3]. Neben den üblichen Kleinsignalparametern werden die nichtlinearen Wirbelstromeffekte durch ein LR -2 Mo- dell berücksichtigt [4]. Außerdem wird das nichtlineare Verhalten durch die auslenkungsabhängigen Größen des Kraftfaktors $Bl(x)$, der Induktivität der Schwingspule

$L_e(x)$ und der Nachgiebigkeit der Membranaufhängung $C_{ms}(x)$ abgebildet. Die Parameter eines solchen Laut- sprechermodells lassen sich mit bekannten Messverfahren bestimmen [5][6]. Das in Abbildung 1 gezeigte Modell dient im Rahmen dieser Untersuchung als Referenzmo- dell.

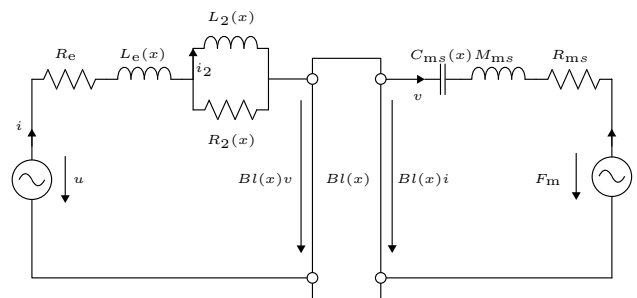


Abbildung 1: Elektrisches Ersatzschaltbild (Kraft-Spannungs-Analogie) eines elektrodynamischen Lautsprechers mit Berücksichtigung der Wirbelstromeffekte und der auslenkungsabhängigen nichtlinearen Größen [2][3].

In Abbildung 2 ist ein Ersatzschaltbild dargestellt, welches um die viskoelastischen Eigenschaften der Membranaufhängung erweitert wurde. Es enthält zu diesem Zwecke die Größen C_c und R_c , die durch ihr Resonanzverhalten eine tieffrequente Amplitudenanhebung der Membranbewegung modellieren. Im Gegensatz zur Kraft-Spannungs-Analogie in [7] wird hier die Kraft-Strom-Analogie gewählt. Außerdem kann im Vergleich zu [8] und [9] der Einfluss der Viskoelastizität im Zeitbereich simuliert werden.

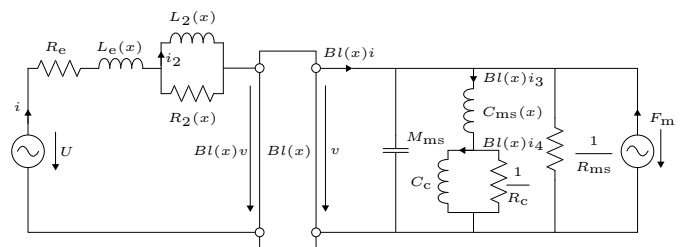


Abbildung 2: Elektromechanisches Ersatzschaltbild (Kraft-Strom-Analogie) eines elektrodynamischen Lautsprechers mit einer Erweiterung um die Viskoelastizität der Membranaufhängung.

Aus den dargestellten Ersatzschaltbildern lassen sich Dif- ferentialgleichungssysteme ableiten, die das Lautspre- cherverhalten im Zeitbereich beschreiben. Diese können in den Zustandsraum überführt werden, wodurch sich die

einzelnen Zustandsvariablen eines Lautsprechers berechnen lassen. Solch ein Vorgehen ist beispielsweise in [3] beschrieben. Die allgemeinen Systemgleichungen mit Zustandsgrößen sind gegeben durch:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \mathbf{A}(t) \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t) \cdot \mathbf{u}(t)$$

und

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}(t)$$

mit der Systemmatrix **A**, der Eingangsmatrix **B**, der Ausgangsmatrix **C**, der Durchgangsmatrix **D**, dem Eingangsvariablenvektor **u** und dem Ausgangsvariablenvektor **y** [10, S. 630].

Die beiden Zustandsraummodelle werden fortan als GNLS (Standardmodell aus der Literatur) und CrNLS (Erweiterung um den Kriechfaktor) bezeichnet. Die notwendigen Modellparameter, also die Kleinsignalparameter und die nichtlinearen Kennlinien der auslenkungsabhängigen Größen, werden mittels geeigneter Least-Squares-Verfahren gefunden.

Statistisches Lautsprechermodell

Künstliche Neuronale Netzwerke sind nützliche Werkzeuge für eine nichtlineare Regression. Ihre grundlegenden Verfahren orientieren sich an der Informationsverarbeitung im menschlichen Gehirn [11, S. 141]. Bei einem mehrschichtigen Netzwerk (Multilayer Perceptron – MLP) sind alle Eingänge eines Neurons mit allen Ausgängen der vorherigen Neuronenschicht verbunden.

Vor der Anwendung des Modells muss dieses mit einem adäquaten Datensatz trainiert werden. Beim Trainingsvorgang wird der Ausgabewert des Netzwerks mit dem beobachteten oder gewünschten Ausgangssignal verglichen und die Abweichung berechnet. Die einzelnen Gewichte aller Neuronenverbindungen bilden eine mehrdimensionale Fehlerfunktion. Während des Trainingsprozesses werden Gradientenabstiegsverfahren verwendet, um Minima der Fehlerfunktion zu finden.

Der grundlegende Modellansatz basiert auf dem Induktionsgesetz: Im gemessenen elektrischen Spannungs- und Stromsignal spiegelt sich das mechanische Membranverhalten wieder, welches ein MLP erlernen kann. Bewegt sich eine Schwingspule entsprechend der Membranschnelle *v* innerhalb des Magnetfelds eines elektrodynamischen Wandlers, so verursacht dies einen Stromfluss, der dem angelegten Signal entgegen gerichtet ist. Daher bieten sich Strom- und Spannungssignale als Prädiktoren an. Abbildung 3 zeigt die Reihenfolge der Verarbeitungsschritte im Prädiktionsmodell für die Membranschnelle.

Zunächst erfolgt die Einteilung der Spannungs- und Stromsignale in Blöcke der Länge *k*, deren enthaltene Abtastwerte $[n - k, \dots, n]$ einem Schnellewert $v[n]$ zugewiesen werden. Der so entstehende Eingangsvektor wird zunächst merkmalsweise auf Mittelwert 0 und Varianz 1 standardisiert. Daraufhin wird er zur Dimensionalitätsreduktion einer Hauptkomponentenanaly-

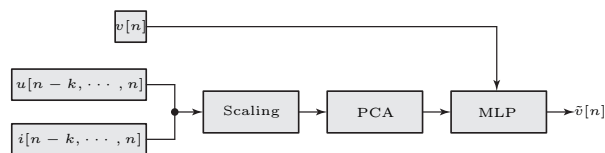


Abbildung 3: Ablaufdiagramm der Verarbeitungsschritte im Prädiktionsmodell für die Membranschnelle

se (Principal Component Analysis – PCA) unterzogen [11, S. 35 ff.]. Letztlich dienen die so entstandenen Prädiktoren dem MLP zur Prädiktion der Schnelle $\tilde{v}[n]$. Die Vorhersage der Membranauslenkung erfolgt auf ähnliche Weise, allerdings wurde zur Erzeugung der Trainingsdaten die gemessene Membranschnelle $v(t)$ über die Zeit integriert. Die gewählten Hyperparameter der MLPs sind in Tabelle 1 aufgelistet.

Tabelle 1: Übersicht über die Modellparameter des MLP-Regressors zur Prädiktion der Membranauslenkung und Membranschnelle.

	Auslenkung	Schnelle
Aktivierungsfunktion	Lineare Funktion	Tangens Hyperbolicus
Numerischer Löser	sgd	Adam mit $\epsilon = 1e-8$
α	6.0e-5	2.9e-4
Topologie	94-100-1	94-100-1
Toleranz	5.0e-8	3.5e-8
Blockgröße <i>k</i>	64	64

Datensatz

Für die nachfolgenden Untersuchungen wurden umfassende Laservibrometermessungen durchgeführt, bei denen in Abhängigkeit der Klemmenspannung und des fließenden Stromes die daraus resultierende Membranschnelle gemessen wurde. Der schematische Messaufbau kann Abbildung 4 entnommen werden.

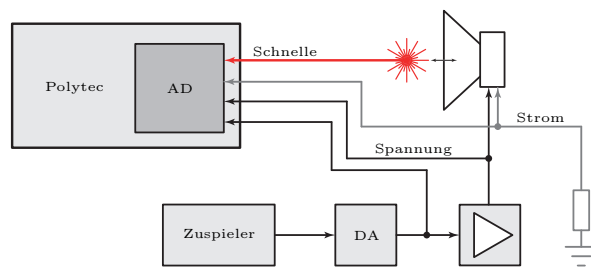


Abbildung 4: Schematischer Messaufbau zur Bestimmung der Membranschnelle mit einem Laservibrometer. Zusätzlich werden Strom und Spannung gemessen.

Für die Modellbildung und spätere Evaluation wurde ein umfassender Datensatz, bestehend aus Strom-, Spannungs- und Schnellemessungen erstellt. Diese wurden für unterschiedliche Signalarten, wie Einzelsinustöne, Zweitonsignale, Multisinussignale, logarithmischer Sinus-Sweeps, rosa Rauschen und Musiksignale durchgeführt. Jedes einzelne Signal wurde bei unterschiedlichen Spannungsamplituden in einem Bereich von 0.5 V–5 V gemessen. Insgesamt stehen für den Miniaturlautsprecher 366 Einzelmessungen zur Verfügung. Davon bilden 326 Signale einen Trainingsdatensatz und 40 Signale einen Evaluationsdatensatz.

Experiment

Abbildung 5 zeigt die Messung und die Prädiktion der Membranauslenkung im Frequenzbereich bei der Anregung mit einem logarithmischen Sinussweep. Aufgrund einer zu kleinen Datenbasis konnte der MLP-Regressor für dieses Signal nicht getestet werden. Wie erwartet bildet das CrNLS-Modell die Auswirkungen der viskoelastischen Eigenschaften der Membranaufhängung bei tiefen Frequenzen deutlich besser ab als das Modell GNLS.

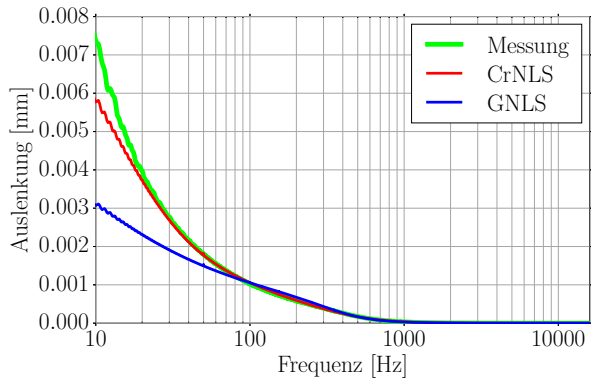


Abbildung 5: Betragsspektrum der Auslenkung bei der Anregung mit einem logarithmischen Sinussweep. Im Vergleich dazu die Messung und die Prädiktion der Membranauslenkung des CrNLS-Modells und des GNLS-Modells

Abbildung 6 zeigt beispielhaft ein Prädiktionsergebnis mit einem MLP im Vergleich zur Messung. Dargestellt ist das Betragsspektrum der resultierenden Membranauslenkung bei der Anregung mit einem tonalen Musiksignal. Für die qualitative Bewertung der Vorhersage wird im Zeitbereich der Determinationskoeffizient R^2 und die Quadratwurzel des mittleren quadratischen Fehlers RMSE bestimmt. Der RMSE-Wert wird weiterhin normiert und so von seiner Einheit befreit, was mittels des resultierenden NRMSE-Werts den späteren Vergleich der Prädiktionsergebnisse zwischen Membranauslenkung $\tilde{x}(t)$ und Membranschnelle $\tilde{v}(t)$ ermöglicht.

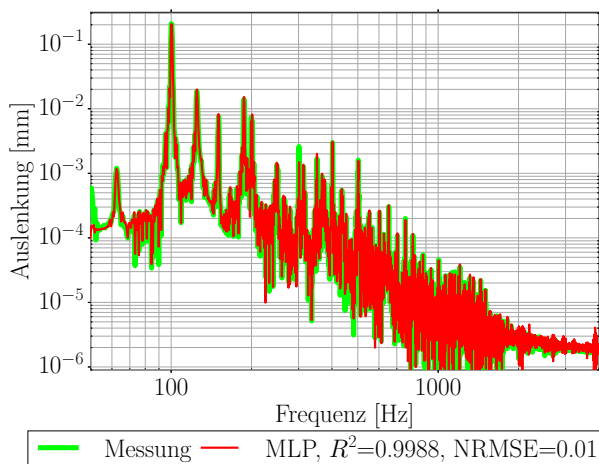


Abbildung 6: Betragsspektrum der Prädiktion (MLP) und Messung der Membranauslenkung bei Anregung mit einem tonalen Musiksignal.

Diese beiden Qualitätsmaße erlauben eine statistische Auswertung auf dem Evaluationsdatensatz. Diese zeigt, welches der drei untersuchten Modelle bessere Prädiktionsergebnisse erzielt. In Abbildung 7 sind die erreichten Genauigkeiten und Fehler als Boxplots dargestellt. Diese zeigen den Median, das Quartil, den 1,5-fachen Interquartilabstand, den arithmetischen Mittelwert und Ausreißer des Datensatzes.

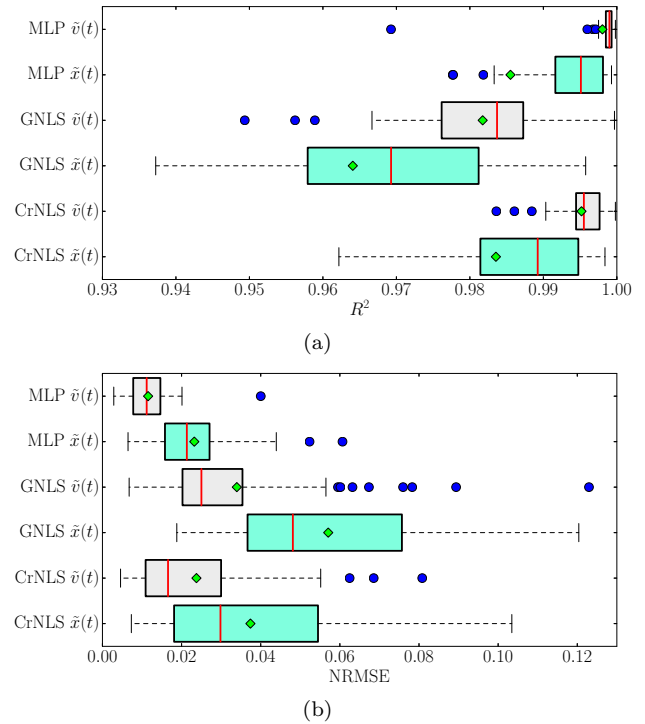


Abbildung 7: Statistische Auswertung der erreichten Prädiktionsgenauigkeit (a) und erreichten Fehler (b) mittels des Evaluationsdatensatzes zur Vorhersage von Membranauslenkung und Membranschnelle mit den unterschiedlichen Lautsprechermodellen (Median als roter Strich, arithmetischer Mittelwert als grüner Punkt).

Die Ergebnisse zeigen, dass die Prädiktion der Auslenkung bei allen drei Modellen zu schlechteren Ergebnissen führt als jene der Schnelle. Dies lässt sich durch eine schlechtere Prädiktion des mechanischen Verhaltens bei tiefen Frequenzen erklären: Aufgrund der Tiefpasscharakteristik der Übertragungsfunktion ist der absolute Fehler in diesem Frequenzbereich bei der Membranauslenkung höher als bei der Schnelle. Deren Übertragungsfunktion weist eine Bandpasscharakteristik rund um die Resonanzfrequenz f_c auf.

Die Prädiktion der Schnelle und der Auslenkung gelingt sehr gut mit dem MLP, was sich neben dem Median $\bar{R}^2 > 0.99$, vor allem an der geringen Streuung der Werte zeigt. Außerdem ist die Prädiktion mit dem CrNLS-Modell und dem MLP-Modell im Allgemeinen genauer als mit dem GNLS-Modell.

Abschließend wird untersucht, inwieweit ein MLP, das auf einem einzelnen System trainiert wurde, bezüglich ähnlicher Systeme generalisiert werden kann. Das auf einem Sample A trainierte Modell wird für die Prädiktion

der Membranschleife eines Samples B des gleichen Typs von Miniaturlautsprecher verwendet. Im Vergleich dazu werden auch die auf Sample A gefitteten Modellparameter der Zustandsraummodelle für Sample B verwendet. Der Evaluationsdatensatz für Sample B umfasst die gleichen 40 Signale wie zuvor. Abbildung 8 zeigt die Ergebnisse dieser Untersuchung. Das MLP büßt etwas an Genauigkeit ein, zeigt aber immer noch gute Prädiktionsergebnisse. Bei dieser Auswertung schneidet das CrNLS-Modell am besten ab ($\bar{R}^2 \approx 0.997$).

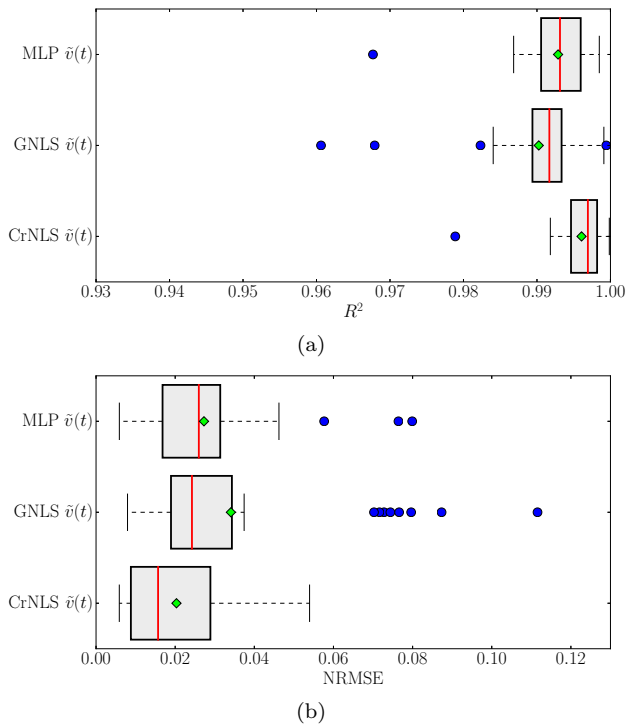


Abbildung 8: Prädiktionsergebnisse der Vorhersage der Membranschleife für Sample B mit den Modellparametern für Sample A mit R^2 (a) und NRMSE (b)

Zusammenfassung

In diesem Artikel wurden drei verschiedene Lautsprechermodelle für die Vorhersage der Membranauslenkung und -schnelle in Abhängigkeit der anliegenden Klemmenspannung und des fließenden Stromes untersucht. Untersucht wurde zum einen ein physikalisches Standardmodell, welches auf einem elektromechanischen Ersatzschaltbild eines elektrodynamischen Lautsprechers basiert. Das zweite Modell ist eine Erweiterung des ersten und berücksichtigt auch die viskoelastischen Eigenschaften der Membranaufhängung. Ein dritter Ansatz ist die Prädiktion des Lautsprecherhaltens mit Hilfe eines MLP, welches mit einem Datensatz bestehend aus Schnelle-, Spannungs-, und Stromsignalen trainiert wurde. Zur Evaluation der Prädiktionsgenauigkeit dienten reale Schnellmessungen an einem elektrodynamischen Miniaturwandler, die mit einem Laservibrometer durchgeführt wurden. Das um den Kriechfaktor erweiterte physikalische Modell und das MLP zeigten bessere Prädiktionsergebnisse als das Standardmodell

aus der Literatur. Außerdem wurde gezeigt, dass das MLP-Modell erfolgreich auf einem zweiten Sample des gleichen Miniaturwandlertyps anwendbar ist. In weiteren Untersuchungen wird die Anwendung statistischer Prädiktionsmodelle bei piezoelektrischen oder elektrostatischen Antriebsprinzipien adressiert. Dabei soll auch die Frage beantwortet werden, ob anhand einer erfolgreichen Prädiktion eine Kompensation der Nichtlinearitäten umgesetzt werden kann.

Literatur

- [1] H. Schurer, C. H. Slump, and O. E. Herrmann, “Exact input-output linearisation of an electrodynamic loudspeaker,” *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 44, 1995.
- [2] W. Klippel, “Diagnosis and remedy of nonlinearities in electrodynamic transducers,” in *109th Convention of the Audio Engineering Society*, (Los Angeles, USA), September 2000.
- [3] H. C.-M. Bai, Mingsian R., “Expert diagnostic system for moving-coil loudspeaker using nonlinear modeling,” *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 125, no. 2, pp. 819–830, 2009.
- [4] M. Dood, W. Klippel, and J. Oclew-Brown, “Voice coil impedance as a function of frequency and displacement,” in *117th Convention of the Audio Engineering Society*, (San Francisco, USA), Audio Engineering Society, Oktober 2004.
- [5] W. Klippel, “Measurement of large-signal parameters of electrodynamic transducer,” in *Audio Engineering Society Convention 107*, (New York, USA), September 1999.
- [6] W. Klippel and U. Seidel, “Fast and accurate measurement of linear transducer parameters,” in *110th Convention of the Audio Engineering Society*, (Amsterdam, Niederlande), Audio Engineering Society, Mai 2001.
- [7] F. Agerkvist, K. Thorborg, and C. Tinggard, “A study of the creep effect in loudspeaker suspension,” in *Audio Engineering Society Convention 125*, (San Francisco, USA), Oktober 2008.
- [8] M. H. Knudsen and J. G. Jensen, “Low-frequency loudspeaker models that include suspension creep,” *Journal of the Audio Engineering Society*, vol. 41, no. 1/2, pp. 3–18, 1993.
- [9] T. Ritter and F. T. Agerkvist, “Modeling viscoelasticity of loudspeaker suspensions using retardation spectra,” in *Audio Engineering Society Convention 129*, (San Francisco, USA), November 2010.
- [10] H. Lutz and W. Wendt, *Taschenbuch der Regelungstechnik*. Verlag Harri Deutsch, Frankfurt am Main, Deutschland, 8. auflage ed., 2010.
- [11] M. Kuhn and J. Kjell, *Applied Predictive Modeling*. Springer, New York, USA, 1. auflage ed., 2013.