

Modellbasiertes Verfahren zum Schutz der Schwingspule elektrodynamischer Lautsprecher vor thermischer Überlastung

Tobias Brocks¹, Johannes Nowak², Andreas Männchen³ und Daniel Beer⁴

¹ Fraunhofer IDMT, 98693 Ilmenau, Deutschland, Email: tobias.brocks@idmt.fraunhofer.de

² Fraunhofer IDMT, 98693 Ilmenau, Deutschland, Email: johannes.nowak@idmt.fraunhofer.de

³ Fraunhofer IDMT, 98693 Ilmenau, Deutschland, Email: andreas.maennchen@idmt.fraunhofer.de

⁴ Fraunhofer IDMT, 98693 Ilmenau, Deutschland, Email: daniel.beer@idmt.fraunhofer.de

Einleitung

Die Anforderungen an Lautsprecher steigen; immer kleiner, unauffälliger und leistungsstärker sollen sie sein. Sattere Bässe und klare Höhen sind trotz geringster Ausmaße gefordert, denn Handy- und Laptoplautsprecher sind schon lange nicht mehr nur „Signalegeber“. Immer häufiger muss daher ein Kompromiss zwischen Formfaktor, Leistungsfähigkeit und Klangqualität gefunden werden. Dafür werden Miniaturlautsprecher teilweise über die Grenzen ihrer Leistungsfähigkeit hinaus betrieben. Irreparable Schäden durch thermische Überlastung sind die Folge. Wie in Abbildung 1 gezeigt wird ist die Lackschicht auf der Schwingspule dabei häufig die Schwachstelle. Temperaturdaten können helfen die Leistungsfähigkeit eines Lautsprechers voll auszuschöpfen, ohne ihn dabei zu beschädigen.



Abbildung 1: Fotografie einer durch Temperatureinwirkung zerstörten Schwingspule

In verwandten Ansätzen werden thermische Strukturmodelle zur Prädiktion der Temperatur verwendet [1, 2, 3, 4, 5]. Doch um die Realität genau abzubilden, müssen viele nichtlinear voneinander abhängige Parameter modelliert werden. Hier soll daher ein Modell zur Vorhersage der Temperatur im Lautsprecher vorgestellt werden, welches auf maschinellem Lernen beruht.

Lösungsansatz

Die Temperaturentwicklung der Schwingspule ist aus den wiedergegebenen Audiodateien ermittelbar. Dies ermöglicht die Temperaturprädiktion ohne Messhardware. Hierfür muss jedoch die gesamte Wiedergabekette vom Zuspielder über den Verstärker zum Lautsprecher bekannt sein. Ein solcher Aufbau findet sich z.B. in Mobiltelefonen, hier ist lediglich die Lautstärke variabel. In einer solchen Umgebung ist ein maschinelles Lernverfahren in der Lage, den Zusammenhang aus wiedergegebener Datei, eingestellter Lautstärke und daraus resultierender Temperatur zu erlernen. Alle gleichbleibenden Einflüsse wie das Gehäusevolumen und eine eventuell vorhandene Kühlung werden dabei automatisch berücksichtigt. Hier liegt auch der Vorteil des präsentierten Ansatzes gegenüber der herkömmlichen Methodik mit thermischen Struktur-Modellen. Die Komplexität eines Handygehäuses ließe sich z.B. nur schwer in ein Strukturmodell fassen.

Das maschinelle lernen wird hier mit einem neuronalen Netz realisiert, welches mit RMS-Werten von 26 Frequenzbändern der Audiodateien und daraus resultierenden Temperaturdaten trainiert wird. Die Erfassung der Temperaturdaten erfolgt über die Messung des Gleichstromwiderstandes der Schwingspule während der Wiedergabe von über 50 Stunden Audiomaterial. Dazu gehören Musiksignale aus verschiedensten Stilrichtungen, Sprachsignale, aufgezeichnete Funkübertragungen, sinus-förmige Signale, schmalbandiges sowie breitbandiges Rauschen und Handyklingeltöne.

Um der Trägheit thermischer Prozesse Rechnung zu tragen erhält das neuronale Netzwerk neben den aktuell zu untersuchenden Samples ein „Gedächtnis“ in Form der bereits wiedergegebenen Musiksignale der letzten zwei Stunden. Dieses „Gedächtnis“ ist als laufender Mittelwert mit exponentiell abnehmender Gewichtung realisiert.

In Abbildung 2 wird gezeigt, dass die Prädiktion nicht nur die Temperatur vorhersagt, sondern auch genutzt werden kann um das Ergebnis des Limiters zu prüfen und ggf. anzupassen, um zu starkes oder zu schwaches eingreifen zu vermeiden.

Der Temperaturanstieg ist frequenzabhängig, so verursachen Signale bei der Resonanzfrequenz des Lautsprechers zumeist geringere Erwärmung. Es ist daher sinnvoll, die

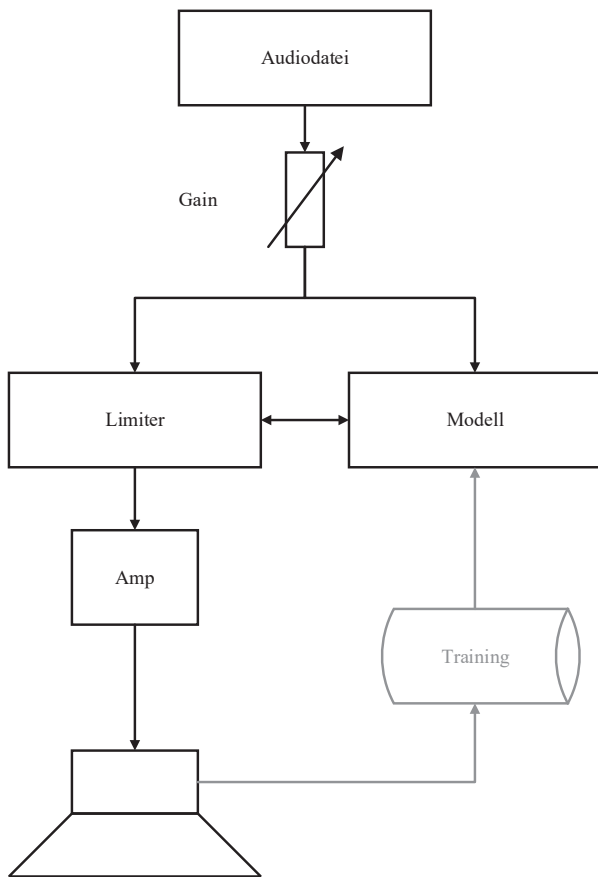


Abbildung 2: Prozessstruktur des Verfahrens zum Schutz der Schwingspule

für Temperaturentwicklung kritischeren Frequenzen im Limiter stärker zu dämpfen. Dabei könnten auch psychoakustische Effekte ausgenutzt werden, um den Limiter möglichst unhörbar zu machen.

Evaluation

Die oben beschriebene Prädiktion der Temperatur funktioniert sehr gut, wie in Abbildung 3 gezeigt wird. Hier sind die Prädiktionsergebnisse von einem Musikstück gezeigt. Bei diesen Daten wird ein RMSE¹ von ca. 0,8 °C und einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,993$ erreicht. Für andere Signaltypen sind die Ergebnisse vergleichbar.

Zusammenfassung und Ausblick

Es wurde gezeigt, dass die Prädiktion der Schwingspulentemperatur in einem bekannten System anhand der Audiodateien mit guten Ergebnissen mithilfe von maschinellem Lernen möglich ist.

Bei den bisherigen Implementationen eines Limiters der temperaturkritische Frequenzen dämpft kommt es zu Fehlern. Das Modell ist nicht mehr in der Lage anhand der veränderten Audiosignale korrekte Temperaturen zu präzisieren. Vermutlich müssten bereits limitierte

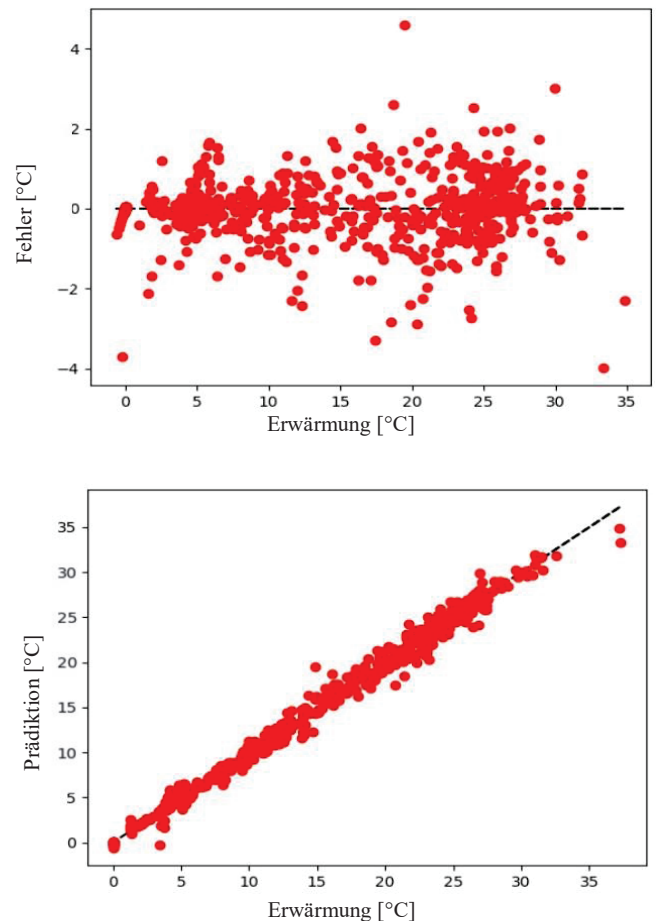


Abbildung 3: Prozessstruktur des Verfahrens zum Schutz der Schwingspule

Audiosignale in das Training mit einfließen, um eine optimale Prädiktion, auch von veränderten Signalen, zu ermöglichen. Ein Indiz hierfür ist die Beobachtung, dass dieser Fehler bei stärker limitierten Signalen häufiger auftritt.

Literatur

- [1] Behler, G. Mecking, J. Müller-Trapet, M. Beaugeant, C. und Plante, F.: Loudspeaker protection system for mobile devices. *Electroacoustics and Audio Engineering* (2016)
- [2] Button, D. J.: Heat Dissipation and Power Compression in Loudspeakers. *Journal of the Audio Engineering Society* 40 (1992), 32-41
- [3] Chapman, P. J.: Thermal Simulation of Loudspeakers. *Audio Engineering Society Convention 104*, Amsterdam (1998)
- [4] Klippel, W.: Nonlinear modeling of the heat transfer in loudspeakers. *Journal of the Audio Engineering Society* 52 (2004), 3-25
- [5] Zuccatti, C.: Thermal parameters and power ratings of loudspeakers. *Journal of the Audio Engineering Society* 38 (1990), 34-39

¹Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme