

Akustische Mustererkennung

Constanze Tschöpe¹, Matthias Wolff², Rüdiger Hoffmann²

¹ Fraunhofer-Institut für Zerstörungsfreie Prüfverfahren, IZFP Dresden, 01109 Dresden,
E-Mail: constanze.tschoepe@izfp-d.fhg.de

² TU Dresden, Institut für Akustik und Sprachkommunikation, 01062 Dresden,
E-Mail: matthias.wolff@ias.et.tu-dresden.de / ruediger.hoffmann@ias.et.tu-dresden.de

Einleitung

Die Untersuchung und Interpretation akustischer Signale ist ein Problem, das in vielen Anwendungen anfällt. Auch wenn die Aufgabenstellungen unterschiedlich sind, können sie in ihrem Kerngedanken zusammengefasst werden: Es wird gewünscht, aus bekannten Objekten Klassen zu bilden und unbekannte Objekte den bestehenden Klassen zuzuordnen.

Akustische Ereignisse

Wir gehen davon aus, dass den akustischen Signalen eine Struktur unterliegt. Diese Struktur enthält räumliche und zeitliche Informationen in Form sogenannter akustischer Ereignisse. Das bedeutet, dass einerseits das Ereignis selbst, andererseits auch die Ereignisfolge von Bedeutung ist. Vergleichbar ist diese Betrachtungsweise mit einer Partitur, wo die Noten an sich, aber auch die Notenfolge die Musik charakterisieren. Wenn es gelingt, die Signalstruktur (automatisch) zu erkennen, ist eine (automatische) Interpretation möglich. Dieser Prozess der Entscheidungsfindung wird mit Folgeklassifikatoren (u. a. mit Hidden-Markov-Modellen - HMM) durchgeführt.

Signalkette

Um aus dem Rohsignal, das am Sensor abgenommen wird, letztendlich eine Aussage über das Objekt treffen zu können, ist eine Folge von Bearbeitungsschritten erforderlich. Wir nennen den gesamten Weg von der Signalaufnahme bis zur Entscheidungsfindung Signalkette. Abbildung 1 verdeutlicht diesen Ablauf für einen Sensor. Zwei wesentliche Elemente der Signalkette sind Analysator und Klassifikator. Der Analysator, der aus Primär- und Sekundäranalyse besteht, hat die Aufgabe, redundante und irrelevante Informationen aus dem Signal zu entfernen. Dazu werden aus dem Signal Merkmale extrahiert. Der Analysator liefert Merkmalvektoren bzw. Folgen dieser Vektoren. Diese Folgen dienen als Eingabe für den Klassifikator: Die Unterscheidungsfunktion ermittelt ein Divergenzmaß zu allen bestehenden Klassen; die Entscheidungsfunktion legt das Kriterium fest, nach dem sich der Klassifikator für eine Klasse entscheidet.

Als Divergenzmaß dient eine negative logarithmische Likelihood-Funktion (NLL). Die Likelihood-Funktion ist kein Wahrscheinlichkeitsmaß, da die stochastische Randbedingung nicht erfüllt ist (Integral der Likelihood-Funktion in den Grenzen von $-\infty$ bis $+\infty$ ist i. d. R nicht 1).

Zur Bewertung der im Analysator erzeugten Merkmalvektorfolgen verwenden wir HMM-Klassifikatoren.

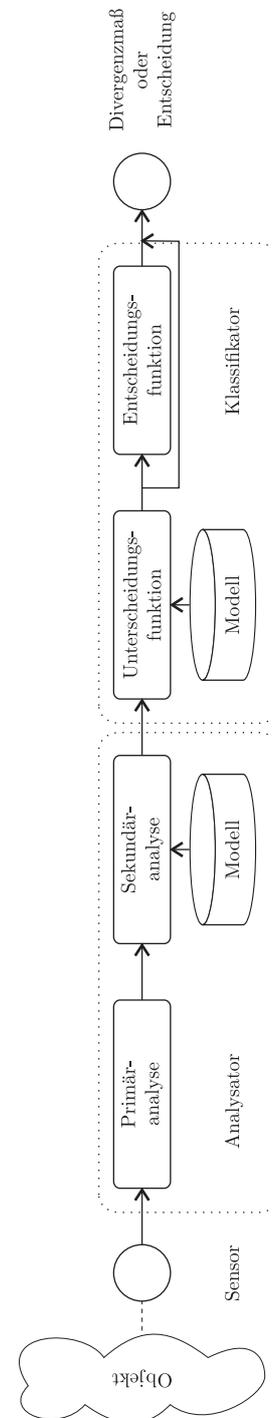


Abbildung 1: Signalkette von der Signalaufnahme bis zur Klassifikationsentscheidung für einen Sensor. Sie beschreibt die Bearbeitungsschritte von der Signalaufnahme am Sensor über die Analyse und Klassifikation bis zur Entscheidungsfindung.

Da sie akustische Ereignisse und Folgen dieser Ereignisse (also die Signalstruktur) sehr gut beschreiben können, sind sie hervorragend für die akustische Mustererkennung geeignet.

Modellbildung

Bekannte Objekte können wir Klassen zuordnen. Für eine Beschreibung dieser Klassen verwenden wir Modelle. Mit Hilfe einer Lernstichprobe erfolgt ein Anlernen der Modelle. Bei der Auswahl der Lernstichprobe sollte darauf geachtet werden, dass eine repräsentative Menge verwendet wird. Daher ist dieser Prozess von großer Bedeutung, denn nur Eigenschaften, die angelernt wurden, können erkannt werden. In den meisten Anwendungen (z. B. bei Qualitätsuntersuchungen von Bauteilen) stehen nur fehlerfreie Bauteile zum Anlernen zur Verfügung oder es existieren zu wenig Schlechtteile, um verschiedene Schlechtklassen zu definieren. Dann empfiehlt es sich, nur ein (Gut-)Modell zu verwenden.

Ergebnisse

Die Anwendungspalette ist breit und nahezu unbegrenzt. Die folgende Auswahl an bisher durchgeführten Untersuchungen zeigt, dass akustische Mustererkennung nicht „nur“ für technische Signale, sondern auch für akustische Signale anderer Art (wie beispielsweise Bio- oder Musiksignale) geeignet ist:

- Gut-/Schlechtanalyse gesinterter Bauteile
- Lebensdaueranalyse von Magnetventilen
- Qualitätskontrolle von Tissueprodukten (z. B. Kosmetik- und Taschentücher)
- Zustandüberwachung an Flugzeugmaterialien
- Fehlerfrüherkennung an Textilmaschinen
- Zustandüberwachung an Eisenbahnrädern
- Identifikation und Gütebeurteilung von Musikinstrumenten
- Nichtinvasive Blutdruckmessung.

Literatur

- [1] Tschöpe, C.; Wolff, M.: Statistical Classifiers for Structural Health Monitoring. IEEE Sensors Journal, Volume 9, No. 11, Nov. 2009, 1567 – 1576.
- [2] Wolff, M.: Akustische Mustererkennung. Habilitationsschrift, Studentexte zur Sprachkommunikation, Bd. 57, TUDpress, Dresden, 2011, ISBN 978-3-942710-14-5.
- [3] Wolff, M.; Kordon, U.; Hussein, H.; Eichner, M.; Hoffmann, R.; Tschöpe, C.: Auscultatory blood pressure measurement using HMMs. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2007), vol. 1, pp. 405–408.

- [4] Eichner, M.; Wolff, M.; Hoffmann, R.: An HMM based investigation of differences between musical instruments of the same type. 19th International Congress on Acoustics, 2007.
- [5] Tschöpe, C.: Akustische zerstörungsfreie Prüfung mit Hidden-Markov-Modellen, Dissertationsschrift, erscheint 2011.
- [6] Tschöpe, C.; Hentschel, D.; Wolff, M.; Eichner, M.; Hoffmann, R.: Classification of Non-Speech Acoustic Signals using Structure Models. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2004), vol. 5, 653–656.
- [7] Tschöpe, C.; Hirschfeld, D.; Hoffmann, R.: Klassifikation technischer Signale für die Geräuschdiagnose von Maschinen und Bauteilen. 4. Symposium "Motor- und Aggregateakustik", in: Helmut Tschöpe (Hrsg.) u.a., Haus der Technik e.V., Motor- und Aggregate-Akustik II. Renningen: expert verlag, 2005, 1-15.
- [8] Tschöpe, C.; Wolff, M.: Automatic Decision Making in SHM using Hidden Markov Models. 18th International Conference on Database and Expert Systems Applications (DEXA 2007), 307-311.
- [9] Tschöpe, C.; Schulze, E.; Neunübel, H.; Wolff, M.; Schubert, R.: Experiments in Acoustic Structural Health Monitoring of Airplane Parts. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2008), 2037-2040.
- [10] Tschöpe, C.; Wolff, M.: Automatische Beurteilung akustischer Signale. Tagungsband zum Forum Akustische Qualitätssicherung 2008 der DGAQS, 3-1 bis 3-4.
- [11] Pusch, T.; Cherif, C.; Farooq, A.; Wittenberg, S.; Hoffmann, R.; Tschöpe, C.: Early fault detection at textile machines with the help of structure-borne sound analysis. Melliland English 11-12/2008, E144 - E145.
- [12] Kordon, U.; Wolff, M.; Tschöpe, C.: Mustererkennung für Sensorsignale. In: G. Gerlach (Hrsg.), Neue Entwicklungen in der Elektroakustik und elektromechanischen Messtechnik. Zum 65. Geburtstag von Prof. Dr.-Ing. habil. Günther Pfeifer. Dresdner Beiträge zur Sensorik, Bd. 40, TUDpress, Dresden, 2009, 69-78.
- [13] Tschöpe, C.; Wolff, M.; Hoffmann, R.: Automatische Klassifikationsverfahren in der Zustandsüberwachung DGZFP-Jahrestagung, Mai 2009.
- [14] Wolff, M.; Tschöpe, C.: Pattern Recognition for Sensor Signals. IEEE SENSORS 2009 Conference, 665-668.
- [15] Tschöpe, C.; Wolff, M.; Hoffmann, R.: Akustische Mustererkennung für die ZfP. MP Materials Testing 10/2009, S. 701-704, Carl Hanser Verlag, 2009.