

Temperaturkompensation von Signalen geführter Ultraschallwellen durch Merkmalsextraktion und Ermittlung geeigneter Funktionen

Christoph POLLE¹, Michael KOERDT¹, Björn MAACK¹, Axel HERRMANN¹
¹ Faserinstitut Bremen e.V. (FIBRE), Bremen

Kontakt E-Mail: polle@faserinstitut.de

Kurzfassung

In diesem Beitrag wird der Temperaturskalierungsansatz (TS) für die Temperaturkompensation von geführten Ultraschallwellen (GUW) vorgestellt. In vielen früheren Arbeiten konnte beobachtet werden, dass sich die Amplituden der GUW mit der Temperatur ändern. In dem TS-Ansatz wird gezeigt, dass für jede Wandlerkonfiguration eines Pitch-Catch-Messverfahrens, mehrere Funktionen $\mathcal{M}(f,T)$ existieren, die die Änderung verschiedener Signalmerkmale in Abhängigkeit von der Frequenz f des Pitch-Signals und der Temperatur T beschreiben. Außerdem wird angenommen, dass die Funktionen $\mathcal{M}(f, T)$ auch von dem Medium abhängen, in dem sich die GUW ausbreiten, so dass eine Änderung des Mediums zu einer Änderung der Funktionen führt. Dies bedeutet, dass diese Funktionen zur Schadenserkennung verwendet werden können.

Eine weitere Möglichkeit zur Nutzung der Funktionen $\mathcal{M}(f,T)$ ist die Erzeugung künstlicher Daten für das Training von künstlichen neuronalen Netzen (ANN) zur Vorhersage von Schadenspositionen. Dabei werden entlang der Funktionen neue Daten durch eine Zufallsziehung generiert, wodurch es möglich ist die Anzahl der Trainingsdaten signifikant zu erhöhen und die gesamten originalen Daten als Testdatensatz zur Validierung des ANN zu nutzen.



Schaden oder Temperatur?

Geführte Ultraschallwellen (GUW) haben das Potential, große Flächen mit wenigen Sensoren auf Schäden untersuchen zu können. Dabei wird z. B. bei der Pitch-Catch-Methode an einem Punkt P_p des Bauteils ein GUW-Pitchsignal auf das Bauteil übertragen während an einem anderen Punkt P_c das sich durch das Bauteil ausbreitende Catch-Signal mit einem Sensor aufgezeichnet wird. Um festzustellen, ob sich zwischen den Punkten P_p und P_c ein Schaden befindet wird in der Regel eine Baselinemessung, von der angenommen wird, dass das Bauteil zum Zeitpunkt der Messung schadensfrei war, mit dem aktuellen Messsignal verglichen.

Allerdings sind Schäden im Bauteil nicht die einzigen Einflüsse, die ein GUW-Signal verändern können. Auch Umweltfaktoren ändern die GUW-Ausbreitung im Bauteil, wobei vor allem die Temperatur einen signifikanten Einfluss hat (siehe Abbildung 1), so dass hierfür Kompensationsstrategien entwickelt werden müssen.

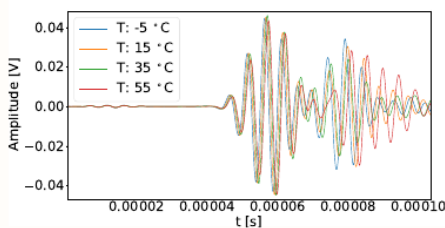


Abbildung 1: GUV-Catch-Signale aufgenommen auf einer GLARE Platte, bei unterschiedlichen Temperaturen. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Temperatur die Wellenausbreitung im Material stark beeinflusst.

Temperaturkompensation

Die meisten Temperaturkompensationsmethoden für GUW-Signale zielen darauf ab, eine große Anzahl an Baselinemessungen zur Verfügung zu stellen und aktuelle Messungen mit diesen zu vergleichen oder die gemessenen GUW-Signale so zu manipulieren, dass sie an eine passende Baseline angepasst werden und verglichen werden können.

In der hier vorgestellten Methode namens Temperature Scaling (TS) [1] werden einzelne Signalmerkmale aus dem GUW-Signal extrahiert und als Funktion der Temperatur T dargestellt. Diese Funktionen können genutzt werden, um den Wert eines Signalmerkmals zu einer bestimmten Temperatur T_i vorherzusagen und mit aktuellen Messungen zu vergleichen.

Zur Extraktion der Signalmerkmale aus dem GUW-Signal $s(t)$ wird die Signaleinhüllende $E_s(t)$ des GUW-Signals berechnet. Dafür wird das analytische Signal $s_a(t)$ bestimmt:

$$s_a(t) = s(t) + i s(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (1)$$

$$= s(t) + i \mathcal{H}\{s(t)\} \quad (2)$$

woraus sich $E_s(t)$ ergibt:

$$E_s(t) = |s_a(t)|. \quad (3)$$

Aus $E_s(t)$ werden dann die Signalmerkmale, siehe Abbildung 2, extrahiert.

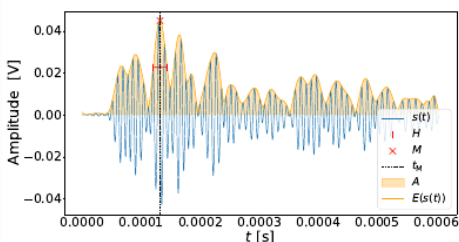


Abbildung 2: Aus der Hüllkurve $E(s(t))$ extrahierte Merkmale: Maximum (M), die Halbwertsbreite (H), die Lage von M auf der Zeitachse (t_{max}) und der Fläche A unter $E(s(t))$. GUW-Daten aus [2]

Zur Ermittlung der Merkmalsfunktionen \mathcal{M}_0 werden die Signalmerkmale von Baselinemessungen bei verschiedenen Temperaturen T und Frequenzen f des Pitch-Signals extrahiert. Diese Signalmerkmale werden dann für die verschiedenen f als Funktion von T dargestellt. Durch das anfitzen einer Polynomfunktion geeigneten Grades n können dann die Merkmalsfunktionen $\mathcal{M}_0(f, T)$ berechnet werden:

$$\mathcal{M}_0(f, T) = \sum_{k=0}^n \alpha_k(f) T^k \quad (4)$$

Mit folgender Regel kann nun mithilfe eines aus einem aktuellen Signal, gemessen bei der Frequenz f_m und der Temperatur T_m , extrahierten Merkmals $\mathcal{M}_m(f_m, T_m)$ festgestellt werden, ob ein Schaden vorliegt:

$$\mathcal{M}_m(f_m, T_m) = \mathcal{M}_0(f_m, T_m) \pm \Delta \mathcal{M}_0 \Rightarrow \text{Kein Schaden}, \quad (5)$$

$$\mathcal{M}_m(f_m, T_m) \geq \mathcal{M}_0(f_m, T_m) \pm \Delta \mathcal{M}_0 \Rightarrow \text{Schaden detektiert}. \quad (6)$$

Wobei $\Delta \mathcal{M}_0$ der Grenzwert, ist um den sich $\mathcal{M}_m(f_m, T_m)$ von $\mathcal{M}_0(f_m, T_m)$ unterscheiden darf, um als schadensfrei erkannt zu werden. Somit definieren $\mathcal{M}_0(f_m, T_m)$ und $\Delta \mathcal{M}_0$ eine obere und untere Grenze. Diese Grenzen sind beispielhaft für das Signalmerkmal M in Abbildung 3 dargestellt.

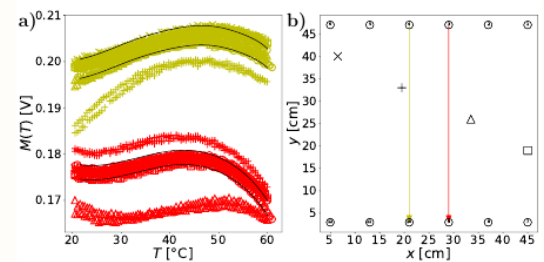


Abbildung 3: a) Beispiel von extrahierten Maximums-Daten M und Grenzen bei $f_c = 40$ kHz. b) Position künstlicher Schäden (\times , $+$, Δ , \square) und Wandlerpositionen (\circ) auf der Platte. Die farbigen Pfeile bezeichnen die Aktuator \rightarrow Sensorpfade. Die Farben der Datenpunkte bei a) entsprechen den Wandlerpfaden b), während die Formen (\times , $+$, Δ , \square) den Schadenspositionen zum Zeitpunkt der Messung entsprechen, wobei der Kreis (\circ) den schadensfreien Fall markiert. GUW-Daten aus [2]

Erzeugung künstlicher Trainingsdaten

Die Funktionen $\mathcal{M}_0(f, T)$ können auch dazu verwendet werden, künstlich Trainingsdaten für Machinelearning-Verfahren zu generieren. Dafür wird der oben beschriebene Prozess auch für die Messungen mit künstlichen Schäden durchgeführt. Dann werden mit jeder ermittelten Funktion $\mathcal{M}(f, T)$ für zufällige T Daten erzeugt, indem bei gegebener Temperatur T_s ein Zufallswert \mathcal{M}_s ausgewählt wird, wobei gilt:

$$\mathcal{M}(f, T_s) - \Delta \mathcal{M} \leq \mathcal{M}_s \leq \mathcal{M}(f, T_s) + \Delta \mathcal{M}. \quad (7)$$

Auf diese Weise können beliebig viele \mathcal{M}_s erzeugt werden, auch bei Temperaturen die im originalen Datensatz nicht vorhanden sind. In Abbildung 4 sind die Ergebnisse eines künstlichen neuronalen Netzwerks (ANN) zusehen, das mit \mathcal{M}_s trainiert wurde, um die Position von künstlichen Schäden zu ermitteln.

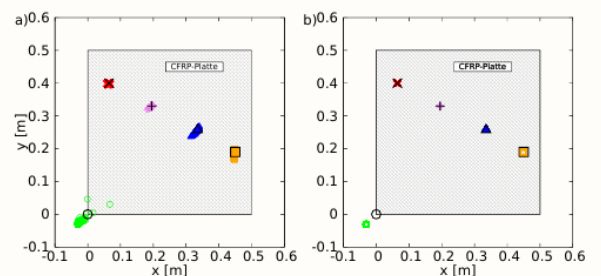


Abbildung 4: Prognosen von Schadenspositionen eines ANN das mit gesammelten Maximums-Daten M trainiert wurde. a) Prognosen des ANN aufgrund eines gesammelten Testsets. b) Prognosen aufgrund der Originaldaten als Testdatensatz. Die schwarzen Marker zeigen die wahren Schadenspositionen an, die farbigen Marker zeigen die Prognosen des ANN, wobei der Kreis in beiden Fällen den schadensfreien Zustand markiert. GUW-Daten aus [2]

Quellenverzeichnis

- [1] C. Polle et. al., 10.1007/978-3-031-16281-7_35
- [2] J. Moll et. al., 10.1177/1475921718817169