# ENTWICKLUNG EINES ZUSTANDSÜBERWACHUNGSSYSTEMS DURCH KOMBINATION VON AKUSTISCHEN ÜBERWACHUNGSVERFAHREN

# DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades

Dr.-Ing.

eingereicht an der Mathematisch-Naturwissenschaftlich-Technischen Fakultät der Universität Augsburg

von

FLORIAN FELIX LINSCHEID

Augsburg, Juni 2022



ERSTGUTACHTER:Prof. Dr. rer. nat. Markus SauseZWEITGUTACHTER:Prof. Dr.-Ing. Michael KupkeTAG DER MÜNDLICHEN PRÜFUNG:29.07.2022

# INHALTSVERZEICHNIS

1	Einf	ihrung 1
2	Theo	retische Grundlagen 4
	2.1	Wellen in elastischen Kontinua 4
		2.1.1 Elastische Wellen 4
		2.1.2 Geführte Wellen 6
	2.2	Modalanalyse 13
	2.3	Piezokeramische Ultraschallsensoren 19
		2.3.1 Piezoelektrischer Effekt 19
		2.3.2 Eigenschaften piezokeramischer Ultraschallsen-
		soren 22
	2.4	Konzepte der Elektrotechnik für die Signalmessung 23
		2.4.1 Signal-Rausch-Verhältnis 24
		2.4.2 Analoge Signalkonditionierung 24
		2.4.3 Analoge Filter 25
		2.4.4 Signalverstärkung 27
	2.5	Signalverarbeitung 29
		2.5.1 Fouriertransformation 29
		2.5.2 Merkmalsextraktion 31
		2.5.3 Zeit-Frequenz-Analyse 34
		2.5.4 Techniken des maschinellen Lernens 38
3	Aku	tische Methoden zur Zustandsüberwachung 45
	3.1	Arten der Strukturprüfung 45
	3.2	Modalanalyse 49
	3.3	Körperschallanalyse 51
		3.3.1 Merkmalsextraktion 51
		3.3.2 Auswertung der Merkmale 53
	3.4	Schallemissionsanalyse 55
		3.4.1 Mechanismen zur Entstehung von Schallemis-
		sionssignalen 55
		3.4.2 Auswertemethoden 56
	3.5	Prüfung mit geführten Wellen 58
		3.5.1 Auswertemethoden 59
		3.5.2 Zukunft der Prufung mit geführten Wellen 60
	3.6	Prutung mittels Impuls-Echo-Verfahren 61
	3.7	Gegenüberstellung der vorgestellten Methoden 62
4	Entv	icklung und Aufbau eines Messsystems zur Zustands-
	uber	wachung 66
	4.1	Entwicklung eines Ultraschallsensors 66
		4.1.1 Wiessungen der Frequenzbandbreite verschiede-
		ner Ultraschallsensoren mittels Bielstiftminen-
		Druchtests 00

- 4.1.2 Bewertung der Signalgüte durch Zeit-Frequenz-Diagramme 72
- 4.1.3 Elektrische Isolierung des Piezoplättchens durch eine Keramikschutzplatte 75
- 4.1.4 Eignung des Piezoplättchens für Körperschallsignale 75
- 4.1.5 Eignung des Piezoplättchens für die Anregung geführter Wellen 77
- 4.1.6 Eignung des Piezoplättchens für die Schwingungsanalyse 82
- 4.1.7 Entwicklung einer Vorverstärkerschaltung 84
- 4.1.8 Entwicklung einer Platine zur analogen Vorverarbeitung 92
- 4.2 Entwicklung eines Systems für das Impuls-Echo-Verfahren 94
  - 4.2.1 Entwicklung des Sensors 94
  - 4.2.2 Entwicklung der Platine zur gepulsten Anregung 95
- 4.3 Anforderungen bezüglich des Streamingsystems 98
- 4.4 Zusammenbau des Gesamtsystems 100
- 5 Entwicklung von Auswertestrategien der Zustandsüberwachungsmethoden 101
  - 5.1 Körperschallanalyse 101
    - 5.1.1 Merkmalsextraktion 102
    - 5.1.2 Training einer Support-Vector-Machine 105
    - 5.1.3 Diskussion der Ergebnisse 107
  - 5.2 Prüfung mit geführten Wellen 107
    - 5.2.1 Beschreibung des Referenzdatensatzes der Open Guided Wave Plattform 107
    - 5.2.2 Berechnung des Schadensindex-Vektors 110
    - 5.2.3 Ortung durch Erstellung einer Schadenskarte 112
    - 5.2.4 Ortung mittels neuronalem Netzwerk 116
    - 5.2.5 Diskussion der Ergebnisse 118
- 6 Demonstration des Zustandsüberwachungssystems an einer CNC-Fräse 120
  - 6.1 Installation der Sensorik auf der CNC-Fräse 120
    - 6.1.1 Berechnung der Probability of Detection 121
    - 6.1.2 Anbringung der Sensoren auf den CFK-Platten 122
  - 6.2 Schallemissionsanalyse 124
  - 6.3 Schwingungsanalyse 126
  - 6.4 Körperschallanalyse 129
    - 6.4.1 Vergleich der Signale mit dem Referenzsensor 129
      - 6.4.2 Durchführung einer Klassifizierung des Bohrerzustands 130
  - 6.5 Prüfung mit geführten Wellen 132
  - 6.6 Diskussion der Ergebnisse 133

- 7 Entwicklung eines Softwareframeworks zur Auswertung der Daten aus dem Zustandsüberwachungssystem 134
  - 7.1 Motivation für die Entwicklung eines neuen Frameworks 134
  - 7.2 Überblick über das Softwareframework 135
  - 7.3 Aufbau der Klassen 137
    - 7.3.1 GUIDEDmat 138
    - 7.3.2 CONTINmat 140
  - 7.4 Übergeordnete Auswertung 140
- 8 Zusammenfassung und Ausblick 144

Literatur 147 Danksagung 161

# ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

ADC	Analog-Digital-Wandler (Analog-to-digital converter)
ANN	künstliche neuronale Netzwerke (artificial neural networks)
CFK	Carbonfaserverstärkter Kunststoff
CMR	Gleichtaktunterdrückung (Common-Mode Rejection)
CNN	Convolutional Neural Network
CWT	Kontinuierliche Wavelet-Transformation (Continuous Wavelet Transform)
DFT	Diskrete Fourier-Transformation
DNN	Tiefes Neuronales Netz (Deep Neural Network)
FDD	Frequenzraumzerlegung (Frequency Domain Decomposition)
FT	Fourier-Transformation
FFT	Fast Fourier Transformation
GND	elektrische Erdung (Ground)
KDE	Kerndichteschätzung (Kernel Density Estimate)
KI	Künstliche Intelligenz
OP	Operationsverstärker
PLB	Bleistiftminenbruch (Pencil Lead Break)
PoD	Probability of Detection
PSD	Spektrale Leistungsdichte (Power Spectral Density)
PZT	Blei-Zirkonat-Titanat
RTM	Harzinjektionsverfahren (Resin Transfer Moulding)
ROI	Region of Interest
RUL	Restnutzungsdauer (Remaining Useful Life)
SAW	Oberflächenwellen (Surface Acoustic Waves)
SHM	Zustandsüberwachung (Structural Health Monitoring)
SNR	Signal-Rausch-Verhältnis (Signal-to-noise ratio)

- SNN Flaches Neuronales Netz (Shallow Neural Network)
- STFT Kurzzeit-Fourier-Transformation (Short-Time Fourier Transform)
- SVD Singulärwertzerlegung (Singular Value Decomposition)
- SVM Support Vector Machine
- T-RTM Thermoplastic compression Resin Transfer Moulding
- TCM Tool Condition Monitoring
- UHU Ultra-High-Ultrasonics
- UML Unified Modeling Language
- ZfP Zerstörungsfreie Prüfung (Non-destructive Testing)

Der Einsatz von Kompositmaterialien ist mittlerweile in vielen Industriezweigen längst nicht mehr wegzudenken. Im Luftfahrtbereich bestehen die tragenden Strukturen der Flugzeuge mittlerweile über 50 % aus Kompositen, insbesondere Carbonfasermaterialien [1]. Ähnliches gilt für den Automobilbereich. Ein aufstrebendes Gebiet, in dem der Einsatz noch weniger weit verbreitet ist, sind Roboter und Industrieanlagen. Hier herrscht noch ein großes Potenzial, Gewicht und dadurch bewegte Massen einzusparen und die Anlagen im Betrieb effizienter zu machen und die Beschleunigungen von bewegten Achsen zu erhöhen [2].

Der Einsatz von Kompositen ist allerdings auch mit Risiken verbunden, da die Entwicklung von Schäden in Kompositen komplexer und schwerer vorhersagbar ablaufen als in klassischen Metallbauteilen. Um diese Unwägbarkeiten zu vermeiden, kann es bei Herstellern dazu führen, dass bei der Auslegung der Bauteile größere Sicherheitsmargen beaufschlagt werden, was wiederum das Gewicht und die Kosten erhöht und dem Konzept des Leichtbaus und dem Einsatzzweck von Kompositmaterialien widerspricht.

Aus diesem Grund werden Methoden der Zustandsüberwachung entwickelt. Mit einem Zustandsüberwachungssystem sollen Strukturen regelmäßig oder sogar kontinuierlich auf Schäden überwacht werden können und dies so automatisiert wie möglich. Zu diesem Zweck verbleibt die Sensorik im Allgemeinen auf der Struktur verbaut oder wird im Fall von Kompositen teilweise sogar schon mit in die Struktur integriert [3–6]. Mithilfe des Systems soll regelmäßig der Zustand der Struktur überwacht werden, d. h. eine Detektion auf mögliche Schäden und eine Bewertung darüber, ob die Struktur damit weiterhin einsatzfähig ist. Ein Zustandsüberwachungssystem ist nicht auf Komposite beschränkt, durch die größere Notwendigkeit wird sie in diesem Gebiet jedoch verstärkt eingesetzt.

Ein Zustandsüberwachungssystem besteht aus Messwandlern, einem Messsystem, einem Datenspeicher und einem Rechensystem, welches die Daten auswertet. Durch die große Automatisierbarkeit kann das System häufige Prüfungen vornehmen und die Intervalle für manuelle Wartungsarbeiten deutlich verlängern und damit zusätzlich zum gestiegenen Sicherheitsaspekt, da Fehler frühzeitig erkannt werden, auch Wartungskosten sparen. Häufig eingesetzte Messwandler sind dabei piezoelektrische Ultraschalltransducer. Mit ihnen ist es möglich, sowohl passiv akustische Signale aus der Struktur aufzunehmen als auch Ultraschallwellen in der Struktur anzuregen. Das macht sie besonders flexibel und für viele Arten der Zustandsüberwachung geeignet.

Tatsächlich gibt es viele Messmethoden, die auf akustischen Schwingungen beruhen. Im niederfrequenten Bereich gibt es die Modalanalyse, die auf der Betrachtung von Eigenresonanzen und Eigenmoden basiert. Hierfür werden zumeist Beschleunigungssensoren eingesetzt, die sehr rauscharm sind und auch niederfrequente Schwingungen gut auflösen können.

Die Schallemissionsanalyse kann Schallsignale detektieren, die von Bruchvorgängen im Material ausgelöst wurden, und diese sofort orten und nach der Bruchmechanik kategorisieren. Hierfür werden meist hochempfindliche Schallemissionssensoren eingesetzt, die die kleinen Schallsignale detektieren können.

Als weitere Methode gibt es die Prüfung mit geführten Wellen, welche zur Erkennung von Defekten im Material verwendet wird. In einem Sensornetzwerk aus Ultraschalltransducern werden aktive Ultraschallwellen ausgesendet, die mit den Defekten interagieren und somit Informationen über Ort und Größe des Defektes enthalten. Da es sich um eine aktive Methode handelt, können große Flächen mit dem Sensornetzwerk abgedeckt werden, wenn Signale mit ausreichend hoher Amplitude erzeugt werden.

Für den Betrieb eines Zustandsüberwachungssystems an einer Fräsmaschine ist zudem auch der Zustand des Zerspanwerkzeugs interessant, welcher mittels Kraft-/Momentensensorik am Fräskopf oder aber einer Körperschallanalyse durchgeführt werden kann. Hierbei geht es darum, die entstehenden Geräusche während des Zerspanungsprozesses durch ein Streamingsystem kontinuierlich aufzuzeichnen und über die Schallsignatur den Zustand des Werkzeuges zu bewerten, um einen bedarfsgerechten Wechsel des Werkzeugs zu ermöglichen.

All diese Methoden beruhen entweder auf hörbarem Schall oder Ultraschall. Bislang werden für die einzelnen Methoden meist spezialisierte Messsysteme und Sensoren verwendet. Das Messen mit mehreren Methoden bedeutet dann also die Verwendung und Implementierung gleich mehrerer Systeme. Eine Messmethodik alleine kann aber oft nicht ausreichend Informationen über den Zustand liefern.

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Zustandsüberwachungssystem vorgestellt, dessen Konzept es ist, mehrere akustische Zustandsüberwachungsmethoden in einem Sensornetzwerk zu vereinen. Alle Methoden basieren auf der Messung von Ultraschallwellen mittels piezoelektrischer Sensoren. Die Anwendung der unterschiedlichen aktiven und passiven Methoden führt zu einem größeren Gesamtbild, als es einzelne Methoden alleine könnten. Durch die Verbindung in einem einzigen Sensornetzwerk, also nur einem Typ Sensoren, mit denen alle Methoden gemessen werden können, entfällt die Notwendigkeit, mehrere Überwachungssysteme mit unterschiedlicher Sensorik anbringen zu müssen, ohne sich auf eine einzelne Zustandsüberwachungsmethode beschränken zu müssen. Das konkrete Anwendungsbeispiel des Systems bezieht sich auf eine 5-Achs-Hochgeschwindigkeitsfräse, auf deren Strukturteilen Sensorik installiert wurde.

In dieser Arbeit werden zunächst die einzelnen Messmethoden vorgestellt und die Vorteile der Kombination dieser Methoden diskutiert. Anschließend wird auf die Entwicklung des Messsystems und die Weiterentwicklung der Auswertemethodiken eingegangen. Es folgt die Demonstration an der Hochgeschwindigkeitsfräse, auf der das Messsystem installiert wurde und auf der die einzelnen Messungen durchgeführt wurden. Zum Schluss wird das dazugehörige Softwareframework vorgestellt, das im Zusammenspiel mit dem entwickelten Messsystem konzipiert wurde.

# THEORETISCHE GRUNDLAGEN

Das folgende Kapitel geht auf die Grundlagen der Ausbreitung von elastischen Wellen und die Methoden der Schwingungsanalyse ein. Ein besonderes Augenmerk liegt dabei auf dem Wellentyp der geführten Wellen, die in der gesamten Arbeit eine besondere Relevanz haben. Anschließend folgt eine Übersicht über piezoelektrische Sensoren und die Messtechnik, um die Signale dieser Sensoren messen zu können. Schließlich werden einige Konzepte der digitalen Signalverarbeitung vorgestellt.

## 2.1 WELLEN IN ELASTISCHEN KONTINUA

# 2.1.1 Elastische Wellen

Elastische Wellen sind eine Art von Schallwellen, die sich durch einen Festkörper ausbreiten. Die Ausbreitung von elastischen Wellen bedingt, wie der Name vermuten lässt, dass die propagierenden Deformationen in einem Körper eine ausreichend geringe Auslenkung haben, sodass sie sich rein elastisch verhalten und daher durch das Hookesche Gesetz beschrieben werden können. Die Beschreibung von akustischen Wellen in elastischen, isotropen Medien kann durch das Heranziehen von allgemeinen Feldgleichungen, wie etwa in [7], erfolgen. Zum einen wird eine Beziehung zwischen den zwei Feldgrößen Spannung  $\sigma$  und Verschiebung u benötigt, zum anderen eine Spannungs-Dehnungs-Beziehung zwischen der Spannung  $\sigma$  und der Dehnung  $\varepsilon$ .

Das Hookesche Gesetz besagt, dass für kleine Verschiebungen die Spannung proportional zur Dehnung in einem Körper ist. Für den isotropen Körper lässt sich dies über die Helmholtz-Beziehung

$$F_{T} = F_{0} + \frac{1}{2}\lambda u_{ii}^{2} + \mu S_{ik}^{2}$$
(2.1)

mit den Lamé-Koeffizienten  $\lambda$  und  $\mu$  ausdrücken. Über ein längere Herleitung unter Zuhilfenahme von Thermodynamik zeigt sich, dass

$$\sigma_{ij} = \lambda(\varepsilon_{xx} + \varepsilon_{yy} + \varepsilon_{zz}) + 2\mu_{ij}\varepsilon_{ii}.$$
(2.2)

Für die allgemeine Steifigkeitsmatrix gilt

$$\begin{pmatrix} \sigma_{xx} \\ \sigma_{yy} \\ \sigma_{zz} \\ \tau_{yz} \\ \tau_{xz} \\ \tau_{xy} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & c_{14} & c_{15} & c_{16} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & c_{24} & c_{25} & c_{26} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & c_{34} & c_{35} & c_{36} \\ c_{41} & c_{42} & c_{43} & c_{44} & c_{45} & c_{46} \\ c_{51} & c_{52} & c_{53} & c_{54} & c_{55} & c_{56} \\ c_{61} & c_{62} & c_{63} & c_{64} & c_{65} & c_{66} \end{bmatrix}$$
 (2.3)

und im isotropen Fall

$$\begin{pmatrix} \sigma_{xx} \\ \sigma_{yy} \\ \sigma_{zz} \\ \tau_{yz} \\ \tau_{xz} \\ \tau_{xy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda + 2\mu & \lambda & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & \lambda + 2\mu & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & \lambda & \lambda + 2\mu & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mu & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mu & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mu \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \varepsilon_{xx} \\ \varepsilon_{yy} \\ \varepsilon_{zz} \\ \gamma_{yz} \\ \gamma_{xz} \\ \gamma_{xy} \end{pmatrix}$$
(2.4)

Dabei gilt für die Lamé-Konstanten, mit denen alle elastischen Parameter eines isotropen Materials, also dem E-Modul E, der Poisson Querkontraktionszahl v, dem Kompressionsmodul K und dem Schermodul G, beschrieben werden können [7]:

$$\lambda = \frac{E\nu}{(1+\sigma)(1-2\nu)}, \quad \mu = \frac{E}{2(1+\nu)}.$$
 (2.5)

Damit lässt sich die Wellengleichung

$$\rho \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = \frac{\partial \sigma}{\partial r_k}$$
(2.6)

ausdrücken als

$$\rho \ddot{\mathbf{u}} = (\lambda + \mu) \boldsymbol{\nabla} \cdot (\boldsymbol{\nabla} \mathbf{u}) + \mu \nabla^2 \mathbf{u}, \qquad (2.7)$$

was als die Lamé-Naviersche Differenzialgleichung bezeichnet wird [8]. Mit der Helmholtz-Identität gilt

$$\boldsymbol{\nabla}\left(\rho\frac{\partial^{2}\boldsymbol{\Phi}}{\partial t^{2}}-(\lambda+2\mu)\nabla^{2}\boldsymbol{\Phi}\right)+\boldsymbol{\nabla}\times\left(\rho\frac{\partial^{2}\boldsymbol{\Phi}}{\partial t^{2}}-\mu\nabla^{2}\boldsymbol{\Psi}\right)=0 \quad (2.8)$$

Da der erste Term rein skalare Größen enthält und der zweite rein vektorielle, müssen beide Terme gleich Null sein. Damit ergibt sich

$$\rho \frac{\partial^2 \Phi}{\partial t^2} = (\lambda + 2\mu) \nabla^2 \Phi$$
(2.9)

$$\rho \frac{\partial^2 \Phi}{\partial t^2} = \mu \nabla^2 \Psi \tag{2.10}$$

wobei sich zeigen lässt, dass dem ersten Term Longitudinal- und dem zweiten Term Transversalwellen zugeordnet werden können.

Durch Umstellen ergibt sich

$$\nabla^2 \phi = \frac{\rho}{\lambda + 2\mu} \frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2} = \frac{1}{c_L^2} \frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2}$$
(2.11)

$$\nabla^2 \Psi = \frac{\rho}{\mu} \frac{\partial^2 \Psi}{\partial t^2} = \frac{1}{c_T^2} \frac{\partial^2 \Psi}{\partial t^2}$$
(2.12)

mit

$$c_{\rm L} = \sqrt{\frac{\lambda + 2\mu}{\rho}} \tag{2.13}$$

als Phasengeschwindigkeit der Longitudinalwelle und

$$c_{\mathsf{T}} = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} \tag{2.14}$$

als Phasengeschwindigkeit der Transversalwelle.

In einem unendlich ausgedehnten Medium nimmt die Lösung dieser Gleichung die Form einer einfachen monofrequenten ebenen Welle mit Amplitude  $u_0$ , Wellenvektor k und Winkelgeschwindigkeit  $\omega$  an:

$$\mathbf{u}(\mathbf{r}, \mathbf{t}) = \mathbf{u}_0 \cdot e^{-\mathbf{i}(\mathbf{k}\mathbf{r} - \boldsymbol{\omega}\mathbf{t})} \mathbf{e}$$
(2.15)

# 2.1.2 Geführte Wellen

Die besprochenen Gleichungen gelten für Volumenwellen, also Wellen im Inneren eines Mediums ohne Interaktion mit den Grenzflächen. Häufig treten jedoch Interaktionen mit Grenzflächen auf, wie etwa Reflexionen und Streuung. Obwohl diese Wellen sehr unterschiedlich sind, können sie durch dieselben partiellen Differenzialgleichungen beschrieben werden. Der mathematische Unterschied ist dabei, dass durch die Grenzflächen Randbedingungen erfüllt werden müssen, wohingegen für Volumenwellen keine Randbedingungen gelten. Grundsätzlich werden sämtliche Wellen, die durch Grenzflächeninteraktionen beeinflusst werden, *geführte Wellen* genannt, da sich ihre Ausbreitung an diesen Grenzflächen orientiert [9].

Geführte Wellen lassen sich in folgende Gruppen einteilen (siehe auch Abbildung 2.1):

- RAYLEIGH-WELLEN, auch Oberflächenwellen (Surface Acoustic Waves, SAW) genannt, sind an eine Grenzfläche gebunden. Sie bewegen sich nah an der Oberfläche und dringen nur wenig ins Medium ein. Das Medium kann daher als halb-unendlich angenommen werden.
- LAMB-WELLEN sind Wellen, die sich in dünnwandige Platten ausbreiten und daher mit zwei Grenzflächen interagieren. Lamb-Wellen sind vertikal polarisiert.



- Abbildung 2.1: Darstellung der aneinander grenzenden Medien mit der Bezeichnung der an den Grenzflächen auftretenden Wellenarten.
- SCHERHORIZONTALWELLEN sind ähnlich zu Lamb-Wellen und breiten sich ebenso in dünnwandigen Platten aus, sind jedoch parallel zur Plattenoberfläche polarisiert und schwingen senkrecht zur Ausbreitungsrichtung.
- LOVE-WELLEN, nach ihrer ersten Beschreibung durch *A. Love*, sind Wellen, die sich durch Schichtverbunde, wie etwa faserverstärkte Kunststoffplatten, bewegen.
- STONELY WELLEN sind Wellen, die sich entlang einer Grenzfläche zwischen zwei Medien fortbewegen.

Bei der Einschränkung des Mediums auf einen halb-unendlichen Halbraum treten neue Effekte an der Grenzfläche auf, nämlich Reflexionen und Modenkonvertierungen. Sowohl Longitudinalwellen als auch Transversalwellen werden reflektiert und erzeugen dabei wiederum beide Wellentypen. Die resultierenden Wellen werden als Oberflächenwellen oder Rayleigh-Wellen, nach der erstmaligen Beschreibung durch Lord Rayleigh [10], bezeichnet.

Sowohl Transversal- als auch Longitudinalwellen können an der freien Oberfläche reflektieren und zurück in den Halbraum streuen.

Die sich ergebenden Wellengleichungen lauten

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial z^2} + k_L^2 \phi = 0$$
(2.16)

$$\frac{\partial^2 \psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial z^2} + k_S^2 \psi = 0$$
(2.17)

Der Auslenkungsvektor einer Rayleigh-Welle an der Oberfläche ist retrograd, d. h. die Auslenkung der Teilchen verläuft gegen den Uhrzeigersinn relativ zur Ausbreitungsrichtung. Etwas tiefer im Medium kehrt sich die Drehrichtung dagegen um, sodass sie hier im Uhrzeigersinn verläuft. Die Amplitude einer Rayleigh-Welle fällt exponentiell mit einer Abklingkonstanten von etwa einer Rayleigh-Wellenlänge mit der Tiefe im Medium ab und bewegt sich daher fast ausschließlich an der Oberfläche [7]. Schränkt man das Medium weiter auf eine Platte ein, d.h. eine dünnwandige Struktur mit Grenzflächen auf beiden Seiten, so bildet sich dort durch die neuen Randbedingungen ein neuer Wellentyp aus. Zu unendlich ausgedehnten Medien mit zwei parallelen Grenzflächen publizierte Lamb [11] 1917 die entsprechende Wellengleichung, weshalb dieser Wellentyp häufig als Lamb-Welle bezeichnet wird.

Die Charakteristiken von Lamb-Wellen sind nicht nur in plattenartigen Strukturen, sondern auch in anderen dünnwandigen Strukturen wie Rohren oder Zylindern vorzufinden. Da viele Strukturbauteile, insbesondere Bauteile aus carbonfaserverstärktem Kunststoff (CFK), aus dünnwandigen Elementen bestehen, finden die Lamb-Wellen in der folgenden Beschreibung und der gesamten vorliegenden Arbeit besondere Bedeutung. Im Gegensatz zum unendlich ausgedehnten Festkörper, in dem eine Longitudinal- und eine Transversalwelle auftreten können, sind in Platten unendlich viele Wellenmoden möglich. Für endliche Werte für die Wellenlänge  $\lambda$  und die Dicke der Platte b bedeutet das auch, dass Lamb-Wellen dispersiv sind. Das Verhältnis der Phasen- und Gruppengeschwindigkeit soll im Nachfolgenden auch genauer betrachtet werden. Da die Dispersionsphänomene vom Verhältnis zwischen der Frequenz der Lamb-Welle f und der Plattendicke b abhängen, werden Phasen- und Gruppengeschwindigkeit auf oft in Abhängigkeit von f · b angegeben.

Wie zuvor können die Verschiebungspotenziale angegeben werden als

$$u_{x} = \frac{\partial \phi}{\partial x} + \frac{\partial \psi}{\partial z}$$
(2.18)

$$u_z = \frac{\partial \Phi}{\partial z} + \frac{\partial \Psi}{\partial x}.$$
(2.19)

Die Lösungen der Wellengleichungen lauten

$$\phi = A_1 \sin(px_3) + A_2 \cos(px_3) e^{-i(kx - \omega t)}$$
(2.20)

$$\psi = B_1 \sin(qx_3) + B_2 \cos(qx_3) e^{-i(kx - \omega t)}$$
(2.21)

mit

$$p^{2} = \frac{\omega^{2}}{c_{T}^{2}} - k^{2}, \qquad q^{2} = \frac{\omega^{2}}{c_{T}^{2}} - k^{2}, \qquad k = \frac{2\pi}{\lambda}.$$
 (2.22)

Da am Rand ein spannungsfreier Zustand ( $\sigma = 0$ ) erreicht werden muss, müssen die Potenziale  $\phi$  und  $\psi$  unterschiedliches Vorzeichen haben, sodass gilt

$$\phi = B\cos(pz + \alpha)e^{-i(kx - \omega t)}$$
(2.23)

$$\psi = A\sin(qz + \alpha)e^{-i(kx - \omega t)}$$
(2.24)

Durch Ableiten der Verschiebungspotenziale erhält man für die Verschiebungen:

$$u_{x} = [-ikB\cos(pz + \alpha) + qA\cos(qz + \alpha)] e^{-i(kx - \omega t)}$$
(2.25)

$$u_{z} = \left[-pB\sin(pz+\alpha) + ikA\sin(qz+\alpha)\right]e^{-i(kx-\omega t)}$$
(2.26)

Die Lösungen spalten sich in zwei Fälle auf, je nachdem ob  $\alpha = 0$  oder  $\alpha = \pi/2$ :

- 1.  $\alpha = 0$ : Dies sind die symmetrischen Lösungen relativ zu *z*. Die Verschiebungen in der Platte sind symmetrisch zur Mittelebene der Platte, sodass  $u_z(z) = -u_z(-z)$  und  $u_x(z) = u_x(-z)$ .
- 2.  $\alpha = \pi/2$ : Dies sind die antisymmetrischen Lösungen für *z*. Die Verschiebungen in der Platte sind antisymmetrisch zur Mittelebene und es gilt  $u_z(z) = u_z(-z)$  und  $u_x(z) = -u_x(-z)$ .

Um die Dispersionsgleichungen zu finden, können nun die Randbedingungen explizit geschrieben werden:

$$(k^{2} - q^{2})B\cos(p\frac{b}{2} + \alpha) + 2ikpA\cos(q\frac{b}{2} + \alpha) = 0$$
 (2.27)

$$2ikpB\sin(p\frac{b}{2} + \alpha) + (k^2 - q^2)A\sin(q\frac{b}{2} + \alpha) = 0$$
 (2.28)

und die charakteristische Gleichung erhalten werden

$$(k^{2} - q^{2})\cos(p\frac{b}{2} + \alpha)\sin(q\frac{b}{2} + \alpha) + 4k^{2}pq\sin(p\frac{b}{2} + \alpha)\cos(q\frac{b}{2} + \alpha) = 0 \quad (2.29)$$

was sich auch schreiben lässt als [7]

$$\frac{\omega^4}{V_S^4} = 4k^2 p^2 q^2 \left[ 1 - \frac{p}{q} \frac{\tan(q\frac{b}{2} + \alpha)}{\tan(q\frac{b}{2} + \alpha)} \right]$$
(2.30)

wobei  $\alpha$  die Werte 0 und  $\pi/2$  annimmt und V<sub>S</sub> die Schallgeschwindigkeit der Scherwellen ist (im Gegensatz zu V<sub>L</sub> die Schallgeschwindigkeit der Longitudinalwellen). Mit diesen Gleichungen können nun die Dispersionsrelationen für die symmetrischen (S-Moden) und antisymmetrischen Moden (A-Moden) berechnet werden.

Nach längerer Herleitung können daraus die Rayleigh-Lamb-Dispersionsgleichungen erhalten werden [7]:

$$\frac{\tan q \frac{b}{2}}{\tan p \frac{b}{2}} = -\frac{4k^2 p q}{(q^2 - k^2)^2}$$
(2.31)

$$\frac{\tan q \frac{b}{2}}{\tan p \frac{b}{2}} = -\frac{(q^2 - k^2)^2}{4k^2 p q}$$
(2.32)

Diese Gleichungen stellen implizit einen Zusammenhang zwischen der Wellenzahl k und der Frequenz  $\omega$  zur Plattendicke b her. Da die Ausbreitungsgeschwindigkeit frequenzabhängig ist, führt dies zu Dispersion. Für Lamb-Wellen gilt für den Zusammenhang zwischen Phasengeschwindigkeit c<sub>P</sub> und Gruppengeschwindigkeit c<sub>G</sub>:

$$c_{G} = c_{P}(fb) \left( 1 - \frac{1}{1 - \frac{c_{P}}{fb \frac{dc_{P}}{d(fb)}}} \right).$$
(2.33)



Abbildung 2.2: Dispersionsdiagramme von Phasen- und Gruppengeschwindigkeit verschiedener Lamb-Wellen-Moden, berechnet für eine Aluminium 1100 Legierung.

Dieser Zusammenhang zwischen der Frequenz, der Plattendicke und der Phasen- bzw. Gruppengeschwindigkeit kann durch Dispersionsdiagramme dargestellt werden. Darin ist ersichtlich, welche Geschwindigkeit die jeweiligen A<sub>i</sub>- und S<sub>i</sub>-Moden über dem Produkt aus Frequenz und Plattendicke (f · d) haben, sowie, welche Moden für ein f · d überhaupt auftreten können. Ein Beispiel dafür ist in Abbildung 2.2 dargestellt.

Eine alternative Darstellung ist die Auftragung der Frequenzen über der Ankunftszeit (Propagationsdiagramm, Abbildung 2.3). Diese Darstellung ist vor allem hilfreich, wenn die Ankunftszeiten der Modenäste mit realen Messungen verglichen werden sollen. Hierfür



Abbildung 2.3: Diagramm der verschiedenen Lamb-Wellen-Moden über der Ankunftszeit in einer Aluminium 1100 Legierung.



Abbildung 2.4: Verschiebungsfelder einer A<sub>0</sub>-Mode bei 2MHz · mm, 8MHz · mm und 20MHz · mm. Mit zunehmender Frequenz bzw. Dicke geht die Lamb-Welle in eine Rayleigh-Oberflächenwelle über.

ist eine Berechnung der Zeit-Frequenz-Diagramme notwendig (siehe Abschnitt 2.5.3).

Wie oben erläutert ist der Auslenkungsvektor an der Oberfläche von Rayleigh- und Lamb-Wellen retrograd. Dies ist in Abbildung 2.4 gut zu erkennen. Die Welle breitet sich stets von links nach rechts aus. Der Auslenkungsvektor an der Oberfläche dreht sich dabei jedoch gegen den Uhrzeigersinn, also retrograd.

Die Verschiebungsfelder sind für drei verschiedene Frequenzen bzw. Dicken aufgetragen. Bei  $2 \text{ MHz} \cdot \text{mm}$  liegt noch eine vollständige Lamb-Welle vor, da sich die Verschiebung über die gesamte Platte erstreckt. Bei  $8 \text{ MHz} \cdot \text{mm}$  erkennt man bereits, dass die Verschiebungen in der Mitte der Platte sehr klein werden. Für noch größere Frequenzen bei  $20 \text{ MHz} \cdot \text{mm}$  findet die Auslenkung praktisch nur noch an der Oberfläche statt. Die Lamb-Welle ist daher zu einer Rayleigh-Welle geworden.



Abbildung 2.5: Verschiebungsfelder der ersten vier antisymmetrischen Lamb-Wellen-Moden für eine Dickenfrequenz von 10 MHz · mm



Abbildung 2.6: Verschiebungsfelder der ersten vier symmetrischen Lamb-Wellen-Moden für eine Dickenfrequenz von 10 MHz · mm

Als Referenz sind in den Abbildungen 2.5 und 2.6 die Verschiebungsfelder der ersten vier A-Moden und S-Moden dargestellt.

#### 2.2 MODALANALYSE

Im Allgemeinen können alle Strukturen zum Schwingen angeregt werden. Die Schwingungen basieren auf Wechselwirkungen zwischen der Elastizität des Materials und seiner Trägheit [12].

Resonanz tritt dann auf, wenn durch die Schwingungen eine oder mehrere Eigenmoden der Struktur angeregt werden. Die Vibrationen werden dann verstärkt, sodass eine lang andauernde Schwingung erreicht wird. In der Modalanalyse werden diese Eigenmoden untersucht, um Informationen über die Struktur zu erhalten. Eigenmoden sind einer Struktur zugehörige, charakteristische Bewegungen, die sich bei einer äußeren Anregung in der Struktur ausbilden. Sie werden dabei durch die Eigenfrequenz  $f_n$ , die Schwingungsform  $\Phi$  und die Dämpfung  $\zeta$  definiert. Jede Eigenmode besitzt eine charakteristische Eigenfrequenz und eine zugehörige Schwingungsmode. Führt man keine weitere Energie ein, klingt die Schwingung mit der Zeit abhängig von der Dämpfung ab. [12, 13]

Die Strukturüberwachung mittels Schwingungsanalyse macht sich den Effekt zunutze, dass die Eigenmoden von der Geometrie, der Steifigkeit und äußeren Randbedingungen abhängen. Im Falle eines strukturellen Schadens können sich lokal die Steifigkeiten im Material ändern, was sich auf die Schwingungszustände des Materials auswirkt. Diese Änderungen der Eigenmoden können detektiert und mitunter auf die Ursache der Änderung zurückgeführt werden. Hierfür kommen auch häufig Finite-Elemente-Analysen zum Einsatz, um die Parameter der Eigenmoden zu bestimmen. Die numerische Ermittlung der Modalparameter erfolgt dabei über die Strukturmatrizen des Systems. Diese werden durch die Lösung der Eigenwerte, abhängig von der Steifigkeit K, der Masse M und der Dämpfung C, berechnet. Die Ergebnisse hiervon sind reproduzierbar, können aber oft nicht alle Randbedingungen berücksichtigen, die einen Einfluss auf die Eigenmoden haben [12].

Mittels der experimentellen Modalanalyse, und insbesondere der Operativen Modalanalyse, werden die Moden aus den Messwerten, auch ohne zusätzliche Simulation, ermittelt [14].

Die Vorteile der schwingungsbasierten Strukturüberwachung sind, dass sie relativ kostengünstig ist und mit vergleichsweise wenig Sensoren auskommt. Da die Auswertung der Daten nicht besonders rechenintensiv ist, ist auch eine Liveüberwachung der Struktur möglich.

Zum Einsatz kommen zumeist Beschleunigungssensoren, die teilweise richtungsabhängig und über einen großen Frequenzbereich hinweg die Schwingungsmoden auflösen können. Die Anregung der Schwingungsmoden kann entweder gezielt über Impulshammer oder aufgebrachte Shaker erfolgen, oder es werden die natürlicherweise vorkommenden Schwingungen genutzt, wie sie etwa bei im Betrieb befindlichen Maschinen auftreten [13].



Abbildung 2.7: Schwingungsmoden in einem 1D-Balken. Nach [14].

# Prinzip der experimentellen Modalanalyse

Zur Veranschaulichung des Prinzips sei ein einfaches 1D-Beispiel genannt, welches den Ausführungen von [14] folgt. Gegeben sei ein einfacher Balken, wie in Abbildung 2.7 schematisch dargestellt.

Gezeigt sind die ersten drei Schwingungsmoden für den Balken. Drei Positionen sind markiert, die als Anregungs- und Messpunkte dienen. Je nach Mode werden diese unterschiedlich weit ausgelenkt. Im Umkehrschluss bedeutet dies auch, dass eine Anregung der Moden abhängig von der Anregungsposition unterschiedlich effektiv ist. Bei falscher Wahl des Anregungspunktes auf einem Knotenpunkt der Mode ist keine Anregung möglich.

Zur Bestimmung einer Übertragungsfunktion kann nun an jeder der Positionen der Balken angeregt werden und auch an jeder Position gemessen werden. Daraus ergeben sich 9 verschiedene Messkurven. In Abbildung 2.8 ist das berechnete Frequenzspektrum der Beschleunigungsmessung gezeigt, wobei die Beschleunigung als Magnitude in Dezibel dargestellt ist.

In den drei Spalten sind jeweils die Messungen dargestellt, bei denen am ersten, zweiten bzw. dritten Punkt angeregt wurde. In den Reihen sind die jeweiligen Messpunkte aufgetragen. Die Kurven seien am Beispiel der unteren rechten Kurve erklärt. Die Kurve entspricht der Messungen, bei der am dritten Punkt sowohl gemessen als auch angeregt wurde. Eine solche Messung wird als "Antriebspunkt (Drive Point)" Messung bezeichnet. Die Besonderheiten hierbei sind, dass alle Resonanzen durch Anti-Resonanzen voneinander getrennt sind und die sich Phase der Frequenzantwort um 180° nach hinten



Abbildung 2.8: Magnituden der Frequenzantwortskurven für das Modell eines 1D-Balkens mit jeweils 3 Anregungs- und Messpunkten. In den Spalten sind gleiche Anregungspunkte aufgetragen, in den Reihen gleiche Messpunkte.

verschiebt, wenn eine Resonanzfrequenz erreicht wird und um 180° nach vorne verschiebt, wenn eine Anti-Resonanz erreicht wird (vgl. Abbildung 2.9).

Wiederholt man die Messung an Position 3 mit den Anregungspunkten 2 und 1 erhält man die untere Reihe der Matrix. Da die Steifigkeitsmatrix des Systems symmetrisch ist, muss auch die Matrix der Übertragungsfunktionen symmetrisch sein, also  $h_{ij} = h_{ji}$ . Aus den Auftragungen des Imaginäranteils des Frequenzspektrums lassen sich die Modenformen abschätzen, indem für jeden Messpunkt die Amplitude des Imaginärteils der jeweiligen Mode bestimmt wird und diese Amplitude dem Messort zugeordnet wird. Dieser Umstand wird in Abbildung 2.10 durch Überlagerung mit der Modenform der dritten Mode veranschaulicht.

Eine wichtige Einschränkung für dieses Vorgehen ist, dass sich der Messpunkt nicht auf einem Knoten der Mode befinden darf, da so keine Erkennung der Mode möglich ist.



Abbildung 2.9: Phasen der Frequenzantwortskurven für das Modell eines 1D-Balkens mit jeweils 3 Anregungs- und Messpunkten. In den Spalten sind gleiche Anregungspunkte aufgetragen, in den Reihen gleiche Messpunkte.

# Mathematische Betrachtung

Im eindimensionalen Fall lässt sich die oszillatorische Bewegung eines Körpers der Masse m über das Hookesche Gesetz beschreiben. Wird der Körper um seine Ruhelage ausgelenkt, schwingt er periodisch um die Ruhelage, wobei die Amplitude abhängig von der Dämpfung c abnimmt. Das Kräftegleichgewicht lässt sich nach [14] ausdrücken durch:

$$\mathbf{F} = \mathbf{m} \cdot \ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{c}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{k}\mathbf{x} \tag{2.34}$$

Nach der Auslenkung erfolgt keine weitere Krafteinwirkung, sodass für die linke Seite F = 0 gilt. Damit lässt sich eine Lösung formulieren:

$$(ms^2 + cs + k)Xe^{st} = 0 (2.35)$$

Für die nicht-triviale Lösung muss gelten:

$$ms^2 + cs + k = 0$$
 (2.36)



Abbildung 2.10: Imaginärer Anteil der Transferfunktionen. Wird eine komplette Reihe der Matrix aufgenommen, lässt sich aus den Amplituden der jeweiligen Frequenzen die Modenform abschätzen.

womit für die Pole gilt:

$$p_{1,2} = -\frac{c}{2m} \pm \sqrt{\left(\frac{c}{2m}\right)^2 + \frac{k}{m}}$$
 (2.37)

Die ungedämpfte Eigenfrequenz  $\omega_0$  wird definiert als

$$\omega_0 = \sqrt{\frac{k}{m'}},\tag{2.38}$$

die kritische Dämpfung  $c_c$  als

$$c_c = 2m\omega_0 \tag{2.39}$$

und der Dämpfungsgrad  $\zeta$ ,

$$\zeta = \frac{c}{c_c} = \frac{c}{2\sqrt{mk}},\tag{2.40}$$

womit für die gedämpfte Eigenfrequenz gilt:

$$\omega_{\rm d} = \omega_0 \sqrt{1 - \zeta^2}.\tag{2.41}$$

Aus der Lösung für p<sub>1,2</sub> ergeben sich drei Fälle:

1.  $\zeta > 1$ 2.  $\zeta = 1$ 3.  $\zeta < 1$ 

Für die ersten zwei Fälle ergibt sich keine harmonische Schwingung, sodass diese Fälle für die Modalanalyse keine weitere Betrachtung finden. Im Folgenden wird also  $\zeta < 1$  angenommen, was bedeutet, dass die Dämpfung noch nicht die kritische Dämpfung c<sub>c</sub> erreicht hat. Aus den Gleichungen lässt sich erkennen, dass sich die gedämpften Eigenfrequenzen gegenüber den ungedämpften zu kleineren Frequenzen hin bewegen und die Frequenzen mit größerer Dämpfung weiter abnehmen.

Mit dem Dämpfungsfaktor

 $\sigma = \zeta \omega_n \tag{2.42}$ 

können die Polstellen von Gleichung 2.37 mit

$$p_{1,2} = -\zeta \omega_n \pm \sqrt{(\zeta \omega_n)^2 - \omega_n^2} = -\sigma \pm i\omega_d$$
(2.43)

formuliert werden. Mithilfe eines exponentiellen Ansatzes folgt somit die Lösung [15]:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{C}e^{-\sigma t}\cos\left(\omega_{d}t + \phi\right),\tag{2.44}$$

wobei C die Anfangsamplitude ist, die exponentiell mit  $e^{-\sigma t}$  mit der Zeit abnimmt und eine harmonische Schwingung mit der Frequenz  $\omega_d$  ausführt.

In der Verallgemeinerung für ein System mit i Freiheitsgraden (DOF) müssen m, c und k durch Matrizen ausgedrückt werden, also durch die Massenmatrix [M], die Steifigkeitsmatrix [K] und die Dämpfungsmatrix [C]. Damit folgt:

$$[M]{\ddot{x}(t)} + [C]{\dot{x}(t)} + [K]{x(t)} = {f(t)}$$
(2.45)

Unter der Annahme, dass die Dämpfung vernachlässigt werden kann, kann hieraus das Eigenwertproblem

$$[[K] - \lambda[M]] x = 0$$
 (2.46)

formuliert werden, dessen Lösungen über ein Eigenwertproblem mit

$$\det |[K] - \lambda[M]| = 0$$
 (2.47)

bestimmt werden kann [14].

Fasst man die drei Matrizen zusammen, erhält man [16]

$$[B(t)]\{x(t)\} = \{F(t)\} \quad \to [B(t)]^{-1} = [H(t)] = \frac{\{x(t)\}}{\{F(t)\}}.$$
 (2.48)

[H(t)] wird als die Transferfunktion bezeichnet, da sie den Zusammenhang zwischen dem eingebrachten Frequenzspektrum und dem gemessenen Frequenzspektrum herstellt. Sie wird durch die Eigenmoden des Bauteils bestimmt und stellt daher eine charakteristische Größe für die Ermittlung der Eigenschwingungsformen dar.

### Operative Modalanalyse

Zur Bestimmung der Transferfunktion ist es im Allgemeinen notwendig, sowohl das Eingangs- als auch das Ausgangssignal der Anregung zu bestimmen. In der praktischen Anwendung ist das Eingangssignal jedoch häufig unbekannt oder umständlich zu messen, da hierfür ein zusätzlicher Impulshammer benötigt wird, der den Kraftstoß bei der Anregung misst. Alternativ muss mit einem zusätzlichen Shaker gearbeitet werden, der eine definierte Anregung ermöglicht. Häufig und insbesondere in der Zustandsüberwachung werden jedoch die Vibrationen genutzt, die durch den laufenden Betrieb in der Struktur bereits entstehen und dadurch nicht genau bekannt sind [14]. In diesem Fall wird häufig im Operativen Modus gemessen. Hier wird die gesamte Verformung des Bauteils durch eine breitbandige Signalanregung oder eine Anregung durch die im Normalbetrieb entstehenden Vibrationen betrachtet. Eine dedizierte Betrachtung einzelner Schwingungsmoden ist nicht mehr möglich, da die Transferfunktion aufgrund des unbekannten Eingangsspektrums nicht mehr bestimmt werden kann. Stattdessen kann betrachtet werden, welche Schwingungen beim tatsächlichen Betrieb entstehen, was für eine Zustandsüberwachung zumeist auch relevanter ist.

Experimentell erweitert die operative Modalanalyse durch die vereinfachte Implementierung den Anwendungsbereich. Da die Messungen unter den realen Betriebsbedingungen aufgenommen werden, werden sämtliche Randbedingungen berücksichtigt. Analysen können während des Betriebs der Struktur durchgeführt werden und es wird kein gesonderter Messaufbau benötigt.

#### 2.3 PIEZOKERAMISCHE ULTRASCHALLSENSOREN

### 2.3.1 Piezoelektrischer Effekt

Es gibt verschiedene Möglichkeiten, Ultraschallwellen in Medien anzuregen und zu messen. Dazu zählen Elektrostriktion (die Deformation eines dielektrischen Mediums in Abhängigkeit eines angelegten elektrischen Feldes), Magnetostriktion (die Deformation eines ferromagnetischen Stoffes in Abhängigkeit eines angelegten magnetischen Feldes), Anregung durch Laserpulse, etc. [7]. Die wohl verbreitetste Methode ist die Ausnutzung des *piezoelektrischen Effekts*. Der piezoelektrische Effekt bezeichnet das physikalische Phänomen, dass sich in einem Material durch eine mechanische Verformung eine elektrische Spannung aufbaut. Auf der anderen Seite bezeichnet der *inverse piezoelektrische Effekt* den Vorgang, dass durch eine von außen aufgebrachte Spannung das Material verformt werden kann. Es ist somit also möglich, mechanische Energie in elektrische Energie umzuwandeln, und umgekehrt, wodurch es möglich wird, Auslenkungen im Material sowohl anzuregen (inverser piezoelektrischer Effekt) als auch zu messen (piezoelektrischer Effekt). Die Frequenzen, die hierbei erreicht werden können, reichen bis zu 10<sup>12</sup> Hz [7].

Heutige piezoelektrische Sensoren bestehen zu einem Großteil aus der Keramik Blei-Zirkonat-Titanat (PZT) mit der chemischen Summenformel Pb[Zr<sub>x</sub>Ti<sub>1-x</sub>]O<sub>3</sub>, siehe Abbildung 2.11. Die Gitterstruktur von PZT liegt als Perowskit vor. Die Bleiatome sind kubisch raumzentriert angeordnet, während die Sauerstoffatome kubischflächenzentriert vorliegen. Die Zirconium bzw. Titanatome befinden sich in der Mitte der Einheitszelle, wobei sie unterhalb der Curietemperatur (230 K < T<sub>C</sub> < 500 K [17]) aus der zentralen Lage leicht verschoben sind. Dadurch bildet sich ein Dipol aus, die Zelle verliert ihr Inversionszentrum und das Material wird piezoelektrisch. Unter Druck werden die positiv geladenen Zirconium bzw. Titanatome verschoben, was in einer elektrischen Spannung resultiert. Umgekehrt sorgt eine äußere elektrische Spannung dafür, dass die Ladungen verschoben werden und das Material mechanisch verformt wird (siehe Abbildung 2.12).

Unter der Annahme, dass pro Einheitszelle ein Atom mit der Ladung  $\pm$ q vorliegt, kann die erzeugte Polarisation als qa/Einheitszelle = *eS* beschrieben werden [7], wobei *e* die piezoelektrische Spannungskonstante und S die Dehnung des Materials ist. Das lineare, gekoppelte elektromechanische Materialverhalten von Piezoelektrika kann beschrieben werden durch [18]

$$\sigma_{ij} = C_{ijkl}\varepsilon_{kl} - e_{kij}E_k \tag{2.49}$$

$$D_{i} = e_{ikl}\varepsilon_{kl} + \varepsilon_{ik}E_{k} \tag{2.50}$$

mit D und E als die dielektrische Verschiebung und das elektrische Feld sowie  $e_{kij}$  und  $\epsilon_{ij}$  als die Tensoren der piezoelektrischen und der dielektrischen Materialkonstanten. Dies sind die piezoelektrischen konstitutiven Gleichungen.

Neben PZT-Keramiken zeigen auch Bariumtitanat (BTO) oder Polyvinylidenfluorid (PVDF) piezoelektrische Eigenschaften. Keramische Materialien sind günstiger und einfacher in der Herstellung. Sie haben hohe dielektrische Konstanten und eine gute elektromechanische Kopplung. Durch ihre hohe Steifigkeit und Sprödigkeit sind ihre Einsatzzwecke jedoch auf Oberflächen beschränkt, die relativ glatt sind und außerdem nur wenig Verformung erfahren. Auf gekrümmte Oberflächen können sie nicht aufgetragen werden. PVDF ist ein Polymer das polarisiert werden kann und dadurch piezoelektrisch wird. Als Polymer ist es sehr flexibel und kann auch auf gekrümmten Oberflächen eingesetzt werden, besitzt jedoch eine deutlich geringere elektromechanische Kopplung und dielektrische Konstanten [19]. PZT hat unter den Keramiken einen der höchsten piezoelektrischen Koeffizienten und ist damit für den Einsatz als Ultraschallsensor besonders gut geeignet.



Abbildung 2.11: Gitterstruktur von Blei-Zirkonat-Titanat (PZT). Die Gitteratome liegen als Perowskit vor. Oberhalb der Curietemperatur  $T_C$  befindet sich das Zirconium bzw. Titanatom in der Mitte der Einheitszelle, sodass kein Dipol vorliegt und sich keine piezoelektrischen Eigenschaften ausbilden können. Unterhalb  $T_C$  ist das Zentrum jedoch leicht verschoben, sodass der entstehende Dipol durch äußeren mechanischen Druck manipuliert werden kann und die piezoelektrischen Eigenschaften entstehen.

Man unterscheidet bei der Piezoelektrizität drei verschiedene Mechanismen: den Längseffekt, den Quereffekt und den Schereffekt. Die drei Effekte unterscheiden sich durch die Richtung der Polarisation P und damit die Richtung der mechanischen Auslenkung abhängig von der anliegenden Spannung. Die drei Fälle sind in Abbildung 2.13 veranschaulicht.

Insbesondere bei dem Einsatz von piezoelektrischen Keramiken als Aktuatoren sind auch der Quer- und Schereffekt interessant, da hiermit verschiedene mechanische Auslenkungen der Aktuatoren erreicht werden können. Für den Einsatz als Ultraschallsensoren kommen hauptsächlich Keramiken mit piezoelektrischem Längseffekt zum Einsatz. Die Sensorplättchen, die in dieser Arbeit verwendet wurden, sind zylinderförmige Plättchen, deren Ober- und Unterseite metallbedampft sind. Damit die untere Seite elektrisch kontaktiert werden kann, wird ein kleiner Umkontakt auf die Oberseite geführt. Eine schematische Darstellung eines Sensorplättchens ist in Abbildung 2.14 zu sehen. Das Plättchen wird meist auf das Werkstück geklebt, um eine möglichst gute Ankopplung des Sensors an das Werkstück zu gewährleisten. Je steifer die Klebstoffschicht, desto besser wird dabei die Ankopplung. Alternativ ist jedoch auch eine Kopplung über ein flüssiges oder zähflüssiges Koppelmittel (Wasser, Öle, Silikone) möglich. An die zwei Metallschichten können Drähte gelötet werden, womit das elektrische Signal der Sensoren abgegriffen und in verschiedenen elektronischen Stufen weiterverarbeitet werden kann (siehe Abschnitt 2.4).



Abbildung 2.12: Übersichtsdarstellung des piezoelektrischen Effekts. Durch den Druck auf die Keramik aus PZT (Blei-Zirkonat-Titanat) sammeln sich auf der oberen und unteren Metallschicht Ladungen an, die abgegriffen werden können.



Abbildung 2.13: Darstellung der Ausprägungen von Längseffekt, Quereffekt und Schereffekt des piezoelektrischen Effektes.

## 2.3.2 Eigenschaften piezokeramischer Ultraschallsensoren

Die Oberflächenauslenkungen, die von piezokeramischen Sensoren noch aufgelöst werden können, liegen im Bereich von  $10^{-12}$  m [20, 21]. Diese Empfindlichkeit ist jedoch stark frequenzabhängig, da die Sensoren ein intrinsisch resonantes Verhalten aufweisen. Die Resonanzen entstehen durch die endliche Ausdehnung des Sensorplättchens und damit der Ausbildung von modalen Schwingungsmoden. Im Fall von zylinderförmigen Plättchen sind dies insbesondere die radiale und longitudinale Schwingungsmode und damit die Entstehung von zwei Hauptresonanzen. Da der Radius meist deutlich größer als die Dicke des Plättchens ist, liegt die radiale Resonanzfrequenz deutlich unterhalb der longitudinalen.

Die Schwingungsmoden beeinflussen die Transferfunktion des Sensors und damit die Sensitivität des Sensors [22, 23]

Durch die endliche Ausdehnung eines Piezoplättchens treten beim Empfang von Ultraschallsignalen Apertureffekte auf. Der Apertureffekt bewirkt, dass eine Abschwächung der Amplitude stattfindet, wenn Schallwellen hoher Frequenz aufgenommen werden, da mehrere



Abbildung 2.14: Schematische Darstellung eines runden piezoelektrischen Elements aus Blei-Zirkonat-Titanat (PZT) mit Umkontakt

Wellenlängen über die Fläche des Sensors gemittelt werden [23]. Dieser Effekt ist maximal, wenn die Richtung der ankommenden Schallwelle tangential zur Sensorfläche ist. Im Fall von Lamb-Wellen in dünnwandigen Strukturen ist daher stets mit Apertureffekten zu rechnen. Des Weiteren hängt der Effekt stark von der Fläche des Sensors ab. Je kleiner die Sensorfläche, desto kleiner wird der Effekt und tritt außerdem erst zu höheren Frequenzen hin auf, da die Wellenlängen entsprechend kleiner werden müssen [24]. Darüber hinaus besteht auch eine Abhängigkeit vom Material des gemessenen Bauteils, da die Wellenlänge bei einer festen Frequenz mit abnehmendem E-Modul des Materials und damit abnehmender Schallgeschwindigkeit gemäß  $\lambda = c/f$  abnimmt.

### 2.4 KONZEPTE DER ELEKTROTECHNIK FÜR DIE SIGNALMESSUNG

Um aus den sehr kleinen Signalen im Millivoltbereich, die von Piezosensoren erzeugt werden, ein digitales Signal zu erzeugen, ist eine gewisse Vorverarbeitung der Signale notwendig. Die Signale haben eine sehr geringe Amplitude, sodass eine Vorverstärkung nötig ist, um das Signal robuster gegen äußere elektrische Störsignale zu machen. Außerdem dient der Vorverstärker als Niederimpedanzpuffer, um die Signalspannung für den Digitalwandler zu erhalten. Darüber hinaus ist die Frequenzbandbreite der Signale sehr groß, sodass es für eine gute Signalqualität notwendig ist, die Signale durch einen Bandpassfilter auf das relevante Spektrum zu reduzieren. Dies wird als Signalkonditionierung bezeichnet. Nach der Vorverarbeitung wird das Signal in einen Analog-Digital-Wandler (Analog-to-digital converter, ADC) gespeist, der das Signal mit einer entsprechenden Abtastrate digitalisiert. Das Schema ist in Abbildung 2.15 dargestellt: das Signal wird zunächst durch einen Hochpassfilter von den sehr niedrigen Frequenzanteilen (typischerweise unter 10 kHz) befreit und dann durch einen rauscharmen Verstärker (LNA) verstärkt. Anschließend wird durch einen Tiefpassfilter ein Antialiasing vorgenommen und das Signal schließlich digitalisiert.



Abbildung 2.15: Schema der Signalkette vom Signal zum Analog-Digital-Wandler

# 2.4.1 Signal-Rausch-Verhältnis

Das Signal-Rausch-Verhältnis (Signal-to-noise ratio, SNR) ist definiert als das Verhältnis des quadratischen Mittelwerts (RMS) des zu messenden Signals zum RMS-Wert des Signalpegels, das vorliegt, wenn kein Signal anliegt. Dieses unerwünschte Restsignal wird dann als Rauschen bezeichnet. Das SNR wird zumeist in Dezibel angegeben und ist definiert als

$$SNR = 10 \log \frac{V_{Signal, rms}}{V_{Rauschen, rms}}$$
(2.51)

Eine Verdopplung des Signals gegenüber dem Rauschsignal entspricht somit einer Erhöhung des Signal-Rausch-Verhältnisses um ungefähr 3 dB und eine Verzehnfachung eine Verbesserung um genau 10 dB. Bei gleicher Amplitude von Signal und Rauschen ist das SNR = 0 dB.

## 2.4.2 Analoge Signalkonditionierung

Piezoelektrische Sensoren liefern als Signale nur sehr kleine Spannungen, weshalb ihre Signale entsprechend konditioniert werden müssen, um als digitales Signal nutzbar zu sein. Die Konditionierung kann umfassen:

- Filtern
- Verstärken der Signale
- Anpassen von Impedanzen
- Linearisieren
- Anpassen der Spannungslevel
- galvanische Isolation

Das Filtern dient der Reduzierung der Frequenzbandbreite und damit eine Verbesserung des SNR und das Verstärken der Umwandlung des Hochimpedanzsignals in ein Niederimpedanzsignal. Linearisieren kann notwendig sein, wenn die physikalische Messgröße und das Sensorsignal einen starken nicht-linearen Zusammenhang aufweisen. Durch Anpassung der Spannungslevel kann das Messsignal in den



Abbildung 2.16: Schaltbild eines RC-Hochpass 1. Ordnung

Spannungsbereich verschoben werden, der im Auflösungsbereich des Digitalisierers liegt. Und eine galvanische Isolation kann dann nötig sein, wenn keine galvanische Verbindung vom Stromkreis des Sensors zum Stromkreis des Digitalisierers bestehen darf, etwa wenn hohe Spannungsspitzen auftreten könnten, die der empfindlichen Messtechnik schaden könnten. Grundsätzlich ist das Ziel der Konditionierung immer, am Ende der Signalkette ein möglichst hohes Signal-Rausch-Verhältnis zu erreichen. Im Folgenden wird hauptsächlich auf die Punkte Filterung und Verstärkung eingegangen.

## 2.4.3 Analoge Filter

Die Filterung, d.h. die Reduktion der Frequenzbandbreite eines Signals, erfolgt durch die Ausnutzung der komplexen Widerstände von Kondensatoren oder Spulen. Die häufigsten Filter sind Hochpass-, Tiefpass-, Bandpass- und Bandstopfilter. Die Bezeichnungen beziehen sich dabei darauf, in welchen Frequenzbereichen der Filter das Signal ungeschwächt passieren lässt. Das Prinzip sei dabei an einem Hochpassfilter erläutert.

Im einfachsten Fall, für einen Hochpass 1. Ordnung, besteht die Schaltung aus einem Kondensator und einem Widerstand, wie in Abbildung 2.16 dargestellt. Bei niedriger Frequenz sperrt der hohe Blindwiderstand C weitgehend den Strom. Nach der Spannungsteilerformel beträgt die Ausgangsspannung  $U_a$  gegenüber der Eingangsspannung  $U_e$  gleich

$$\hat{U}_{a} = \hat{U}_{e} \cdot \frac{R}{\sqrt{X_{C}^{2} + R^{2}}} = \hat{U}_{e} \cdot \frac{\omega CR}{\sqrt{1 + (\omega CR)^{2}}},$$
 (2.52)

mit  $\omega = 2\pi f$  und f als die Frequenz des Signals. Die frequenzabhängige Phasenverschiebung beträgt

$$\varphi(\omega) = \arctan\left(\frac{1}{\omega CR}\right).$$
(2.53)

Die Grenzfrequenz, d. h. die Frequenz, bei der  $U_a = U_e/\sqrt{2}$ , bzw. die Amplitude um 3 dB abgenommen hat, wird bei einer Frequenz von

$$f_{c} = \frac{I}{2\pi RC}$$
(2.54)



Abbildung 2.17: Bode-Diagramm für einen Hochpassfilter mit einer 3 dB Grenzfrequenz von  $f_c = 1000$  Hz. Mit jeder Dekade sinkt die Amplitude um 20 dB.

erreicht. Pro Dekade nimmt die Amplitude um 20 dB ab. Dieser logarithmische Zusammenhang lässt sich in einem *Bode-Diagramm* darstellen, wie in Abbildung 2.17 zu sehen. Der Bereich unterhalb der Grenzfrequenz wird als Stopband bezeichnet, der darüber als Passband.

Durch die Wirkung des Filters entsteht eine Phasenverschiebung zwischen dem Eingangs- und dem Ausgangssignal. Dies macht sich insbesondere im Bereich der Grenzfrequenz bemerkbar. Wie in Abbildung 2.17 zu sehen, beträgt die Phasenverschiebung für ausreichend hohe Frequenzen 0°, steigt jedoch im Bereich der Grenzfrequenz an und strebt bei sehr kleinen Frequenzen gegen 90°.

Filter höherer Ordnung können durch Hintereinanderschalten mehrerer Filter erreicht werden. Dabei muss allerdings mit einem fortschreitenden Signalverlust gerechnet werden, da die Eingangsimpedanz des Filters abnimmt. Um dies zu vermeiden, können aktive Filter verwendet werden, die Operationsverstärker beinhalten, um eine weiterhin hohe Eingangsimpedanz zu gewährleisten. Die in dieser Arbeit verwendeten Filter basieren auf dem Sallen-Key-Filterdesign.



Abbildung 2.18: Zusammenschluss von zwei elektronischen Schaltungen zur Betrachtung der Eingangs- und Ausgangsimpedanzen.

## 2.4.4 Signalverstärkung

Alle Stufen einer elektronischen Schaltung haben Eingangs- und Ausgangsimpedanzen, die vor allem beim Hintereinanderschalten mehrerer Stufen beachtet und aufeinander abgestimmt werden müssen. Die Eingangsimpedanz einer Schaltung ist der frequenzabhängige Widerstand, der am Eingang einer Schaltung vorliegt. Je größer die Eingangsimpedanz, desto kleiner ist der fließende Strom, vorausgesetzt die angelegte Spannung ist konstant. Gleichzeitig hängt der Stromfluss jedoch auch von der Ausgangsimpedanz der vorherigen Stufe ab, sodass hier zumeist beide Seiten betrachtet werden müssen.

Einen einfachen Fall stellt die Eingangsimpedanz eines Oszilloskops dar. Dieser beträgt in der Regel etwa  $10 M\Omega$ , sodass der fließende Strom minimal ist, was in der Regel gewünscht ist, da eine Messung mit einem Oszilloskop nicht die Charakteristik der Schaltung verändern soll. In den meisten Fällen liegt die Ausgangsimpedanz der externen Spannungsquelle um Größenordnungen darunter, sodass der Einfluss der Ausgangsimpedanz vernachlässigt werden kann.

Im allgemeinen Fall ist das Zusammenspiel von Eingangs- und Ausgangsimpedanz jedoch relevant, wie in Abbildung 2.18 dargestellt. Nach der Spannungsteilerformel beträgt die Spannung U<sub>L</sub> am Eingang der zweiten Stufe

$$U_{L} = \frac{U_{S}}{Z_{ges}} \cdot Z_{L} = \frac{U_{S}}{Z_{S} + Z_{L}} \cdot Z_{L}.$$
(2.55)

Liegt  $Z_L \gg Z_S$  vor, ist  $Z_S + Z_L \approx Z_L$  und damit die Eingangsspannung zur zweiten Stufe  $U_i \approx U_S$ . Im Fall  $Z_L \approx Z_S$  reduziert sich die Spannung schon zu  $U_i \approx U_S/2$  und nimmt bei noch größeren  $Z_S$  immer weiter ab.

Piezosensoren sind inhärent hochohmig und liefern nur ein sehr kleines Spannungssignal. Damit sind sie besonders anfällig gegenüber Signalverlust durch zu geringe Eingangsimpedanzen und hohem Rauschen. Dies ist einer der Einsatzzwecke für einen Operationsverstärker (OP). Ein OP wirkt als Niederimpedanzpuffer. Dies bedeutet, dass er eine hohe Eingangsimpedanz hat, selbst jedoch eine niedrige Ausgangsimpedanz für die nächste Stufe besitzt. Somit kann die Hochimpedanzquelle in eine Niederimpedanzquelle umgewandelt und das Signal erhalten werden. Zusätzlich kann in diesem Schritt auch die Signalamplitude erhöht werden. Dies ist jedoch optional und kann auch in einer nachfolgenden Stufe erfolgen.

Die Funktionsweise eines Operationsverstärkers kann im Rahmen dieser Arbeit nicht behandelt werden, weswegen nur das Grundprinzip erläutert wird. Die Eingänge des OP sind ein invertierender (Minus-) Eingang, ein nicht-invertierender (Plus-) Eingang und zwei Eingänge für die – häufig symmetrische – positive und negative Versorgungsspannung. Je nach Anwendungszweck kann die negative Versorgungsspannung auch auf GND gesetzt werden.

Am Ausgang des OP liegt die verstärkte Differenzspannung zwischen invertierendem und nicht-invertierendem Eingang an, wobei der Verstärkungsfaktor (*Open-loop Gain*) typenabhängig ist und häufig im Bereich 100 dB liegt.

Der ideale Operationsverstärker hat einen Open-loop Gain von unendlich, eine unendlich große Eingangsimpedanz sowie eine Ausgangsimpedanz von Null. Außerdem sind seine Charakteristiken frequenzunabhängig. Durch unterschiedliche externe Komponenten lassen sich so beliebige effektive Verstärkungsfaktoren und Impedanzangleichungen erreichen.

Im realen Aufbau werden alle Eigenschaften nur angenähert erreicht und je nach Anwendungsfall müssen verschiedene Abwägungen getroffen werden.

Der schematische Aufbau eines Piezosensors und eines Operationsverstärkers in einer nicht-invertierenden Konfiguration ist in Abbildung 2.19 gezeigt. Der Piezosensor mit seinem virtuellen inneren Widerstand R<sub>i</sub> ist an den nicht-invertierenden Eingang des OP angeschlossen. Der Ausgang ist über zwei Widerstände R<sub>2</sub> und R<sub>1</sub> an GND angeschlossen. Zwischen den beiden Widerständen bildet sich nach der Spannungsteilerformel eine Spannung aus, die mit dem invertierenden Eingang des OP verbunden wird. Dadurch beträgt der Verstärkungsfaktor

$$U_{a} = \frac{R_{1} + R_{2}}{R_{1}} = 1 + \frac{R_{2}}{R_{1}}$$
(2.56)

und muss damit stets  $\ge 1$  sein.

Im Grenzfall, wenn  $R_2 = 0$ , ist die Verstärkung genau eins und man spricht von *Unity Gain*. In diesem Fall dient der OP rein als Impedanzwandler.

Die Vorteile der nicht-invertierenden Konfiguration sind, dass der Verstärker eine sehr hohe Eingangsimpedanz hat und die Stufe als Unity Gain verwendet werden kann. Hiermit können dann auch aktive Filter realisiert werden.



Abbildung 2.19: Darstellung eines Operationsverstärkers zur Umwandlung eines hochohmigen Signals eines Piezosensors in ein niederohmiges Signal und Verstärkung des Signals um den Faktor  $1 + \frac{R_2}{R_1}$ .

### 2.5 SIGNALVERARBEITUNG

Zur Auswertung von Ultraschallsignalen kommen verschiedene Signalverarbeitungstechniken zum Einsatz, die im Folgenden vorgestellt werden. Die hohe Frequenz der Signale und die damit verbundene hohe Abtastrate erfordert diverse Techniken, um die Signale effizient zu identifizieren und interpretieren. Hierzu werden üblicherweise Methoden zur Merkmalsextraktion eingesetzt, um die großen Datenmengen der Messungen auf ihre wesentlichen Eigenschaften zu reduzieren, ohne einen größeren Informationsverlust zu erleiden. Der Abschnitt gibt einen Überblick über die Techniken zur Merkmalsextraktion, Signalverarbeitungstechniken im Frequenzraum und den Einsatz von neuronalen Netzwerken zur Auswertung der Daten.

## 2.5.1 Fouriertransformation

Die Überführung eines Signals vom Zeit- in den Frequenzraum geschieht mittels der sogenannten Fourier-Transformation (FT), benannt nach dem Mathematiker Jean Baptiste Joseph Fourier, der die Fourier-Reihe im Jahre 1822 einführte. Die FT dient dazu, die spektrale Verteilung des Signals auszuwerten.

Die Berechnung der Fourier-Transformierten  $\hat{x}(\omega)$  vom Zeit- in den Frequenzraum erfolgt mit

$$\hat{\mathbf{x}}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int \mathbf{x}(t) e^{-i\omega t} dt$$
(2.57)

wobei  $\omega = 2\pi f$  und x(t) das eindimensionale Signal im Zeitbereich ist. Die Rückrechnung erfolgt mit

$$\mathbf{x}(\mathbf{t}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int \hat{\mathbf{x}}(\omega) e^{\mathbf{i}\,\omega\,\mathbf{t}}\,\mathrm{d}\omega \tag{2.58}$$
Diese analytische Formel ist für die Berechnung von experimentellen, diskreten Zeitreihen durch die Integrationsgrenzen von  $-\infty$  bis  $\infty$ jedoch etwas ungeeignet, weswegen es auch die Formulierung für eine Reihe an diskreten Messpunkten, die sogenannte Diskrete Fourier-Transformation (DFT) gibt, die aus der Folge  $a = (a_0, ..., a_{N-1})$  die Transformierte  $\hat{a} = (\hat{a}_0, ..., \hat{a}_{N-1})$  ausgibt:

$$\hat{a}_{k} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-\frac{i2\pi}{N}kn} \cdot a_{n}, \qquad k = 0, 1, \dots, N-1$$
 (2.59)

Hierbei bezeichnet N die Anzahl der Messpunkte, die äquidistant im Zeitraum aufgenommen sein müssen. Außerdem wird dabei vorausgesetzt, dass sich der Ausschnitt des Signals periodisch wiederholt. Wird diese Annahme nicht erfüllt, treten spektrale Leckagen auf, die zu Fehlern im berechneten Spektrum führen. Um diese zu umgehen, kann eine Zeit-Frequenz-Analyse (Abschnitt 2.5.3) durchgeführt werden.

Eine explizite Berechnung der DFT ist jedoch numerisch aufwendig. In der Praxis werden spezielle Algorithmen zur Berechnung der Fourier-Transformierten verwendet, die als Fast Fourier Transformation (FFT) bezeichnet werden und im Allgemeinen synonym zur Fourier-Transformierten benutzt werden.

Das Ergebnis einer Fourier-Transformation ist ein komplexes, symmetrisches Signal mit  $\hat{x}(\omega) = \hat{x}(-\omega)$ , das für jede Frequenz im Spektrum die Amplitude und die jeweilige Phase des Signals enthält. Für eine Auswertung von Schallsignalen spielt die Phase jedoch häufig keine bedeutende Rolle. Häufiger wird daher nur die Magnitude, also der Absolutwert des Spektrums, betrachtet. Dabei geht die Phaseninformation verloren, die FT wird jedoch wieder reellwertig. Die Magnitude wird berechnet durch

$$\hat{a}_{k, \text{Magn.}} = |a_k|, \quad k = 0$$
 (2.60)

$$\hat{a}_{k, \text{Magn.}} = |2 \cdot \hat{a}_k|, \qquad k = 1, \dots, \frac{N}{2} - 1,$$
 (2.61)

wobei durch die Symmetrie nur die erste Hälfte des Spektrums betrachtet wird und der Amplitudenverlust durch den Faktor 2 kompensiert wird.

Wird die Anforderung der Periodizität des Signals nicht erfüllt, ist die Länge des Messsignals also kein Vielfaches der im Signal enthaltenen Periodenlängen, können Fensterfunktionen verwendet werden, die mit dem Signal multipliziert werden, was auch als Fensterung bezeichnet wird. Die Fensterfunktion wird über die Länge der N Messpunkte definiert und nimmt eine Gewichtung des Messsignals von 0 bis 1 vor, wobei die Amplitude zu den Rändern hin abnimmt. Hiermit wird die Diskontinuität zwischen Anfang und Ende des Signals verringert, was den Leckage-Effekt minimiert, d. h. die Amplitude des Spektrums wird abseits der Frequenzpeaks abgedämpft. Dies geht



Abbildung 2.20: Auswahl an Fensterfunktionen zur Verringerung des spektralen Leckage bei nicht-periodischen Signalen

jedoch auf Kosten der Auflösung der Frequenzpeaks, indem sich die Peaks verbreitern. Eine Auswahl an Fensterfunktionen ist in Abbildung 2.20 gezeigt. Jedes Fenster hat seine eigenen Charakteristiken und ist für anderen Einsatzzwecke vorgesehen. Generell gilt, je breitbandiger das Signal, desto mehr wirkt sich das Fenster negativ auf die Frequenzauflösung des FT-Spektrums aus. Wird keine zusätzliche Fensterung vorgenommen, liegt durch die endliche Länge des Messsignals implizit immer ein Rechtecksfenster der Länge N vor. Details hierzu können beispielsweise [25] entnommen werden.

Für sämtliche Betrachtungen eines Frequenzspektrums muss das Nyquist-Shannon-Abtasttheorem [26] beachtet werden, welches besagt, dass ein Signal keine Frequenzanteile enthalten darf, die größer als die halbe Abtastrate sind, d. h.

$$f_{abtast} > 2f_{max}.$$
 (2.62)

Vor der Abtastung müssen also Tiefpass-Signalfilter eingesetzt werden, welche höhere Frequenzanteile abdämpfen. Dies wird als Antialiasing bezeichnet. Signale mit einer Frequenz  $f_{Signal} > f_{abtast}$  erscheinen mit einer Frequenz von

 $f_{alias} = f_{Signal} \mod f_{abtast}$  (2.63)

im Messsignal, was zu Mehrdeutigkeiten führt.

### 2.5.2 Merkmalsextraktion

Die Merkmalsextraktion dient der Beschreibung eines Signals mit ein paar wenigen Kennzahlen in Relation zu der Anzahl der Messpunkte des Signals. Dies erleichtert die Klassifizierung eines Signals, reduziert die Datenmenge und ermöglicht die Auswertung der Signale mittels Techniken der künstlichen Intelligenz. Merkmale (engl. *Features*) können bei geschickter Wahl das Signal so repräsentieren, dass für die entsprechenden Auswertungen das ursprüngliche Signal nicht mehr benötigt wird, da es durch die Merkmale bereits ausreichend

MERKMAL	DEFINITION	EINHEIT
max. Amplitude	$U_{max} =  max(U) $	mV
Quadratischer Mittelwert (RMS)	$U_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} U_n ^2}$	mV
akustische Energie	$W_{AE} = \sum_{n=0}^{N} \frac{U_n^2}{Z_{in}}$ , wobei $Z_{in}$ die Eingangsimpedanz des Vorverstärkers ist	J
Schwerpunktsfrequenz	$f_{\text{centroid}} = \frac{\sum_{f=1}^{F} f \cdot \hat{U}_{f}}{\sum_{f=1}^{F} \hat{U}_{f}}$	kHz
Peakfrequenz	$f_{\text{peak}} = f \big _{\max(\hat{U})}$	kHz
Gewichtete Peakfrequenz	$\langle f_{peak} \rangle = \sqrt{f_{peak} \cdot f_{centroid}}$	kHz
Spektrale Energie- bereiche (Partial Powers)	$ \frac{\sum_{f=f_1}^{f_2} \hat{u}_f^2}{\sum_{f=f_{start}}^{f_{end}} \hat{u}_f^2}, f_1 \text{ und } f_2 \text{ Grenzen} \\ \text{des derzeitigen Bereichs, } f_{start} \\ \text{und } f_{end} \text{ Grenzen des gesamten Bereichs} \\ $	%

Tabelle 2.1: Auflistung der üblichen Merkmale in der Schallemissionsanalyse

parametrisiert ist. Jedes Merkmal ist eine Reduzierung des Informationsgehalts aus einem Signal auf einen skalaren Wert. Dabei kann das Signal im Zeit- und/oder Frequenzbereich betrachtet werden. Da jedes Merkmal einen anderen Aspekt des Signals zur Berechnung des Wertes heranzieht, kann die Gesamtheit der berechneten Merkmale alle wesentlichen Informationen des Signals erhalten, und das unter einer drastischen Reduktion der Datenmenge und damit im Allgemeinen auch des numerischen Rechenaufwands.

Im Bereich der Schallemission (siehe Abschnitt 3.4.1) haben sich über die Zeit verschiedene Merkmale etabliert, die sich als hilfreich erwiesen haben und in dieser Arbeit unter anderem verwendet werden. Weitere Merkmale wurden ausgewählt, die für die Auswertung der Signale in dieser Arbeit förderlich waren. In Abbildung 2.21 sind zur Veranschaulichung einige der Merkmale dargestellt. Das dargestellte Signal ist typisch für eine Messung in der Schallemissionsanalyse. Einige der offensichtlichen Merkmale sind die Maximalamplitude des Signals, das quadratische Mittel (root-mean-square, RMS), die Frequenz mit der höchsten Amplitude und zwei verschieden gewichtete Mittenfrequenzen. Die Namen dieser Merkmale werden in dieser Arbeit nach ihren üblichen englischen Bezeichnungen benannt. Eine Liste einiger wichtiger Merkmale findet sich in Tabelle 2.1. Weitere Merkmale werden in späteren Kapiteln vorgestellt.

Die Schwerpunktsfrequenz f<sub>centroid</sub> wird in Analogie zu der Schwerpunktbestimmung eines Massekörpers bestimmt. Sie stellt somit in gewisser Weise die "mittlere" Frequenz des Spektrums dar, wobei



Abbildung 2.21: Beispiel eines Schallemissionssignals und eine Auswahl an Merkmalen, die aus dem Signal und seinem Frequenzspektrum gewonnen werden können.

selbstverständlich beachtet werden muss, dass dies auch von der Nyquist-Frequenz abhängt. Eine höhere Abtastrate würde durch das unvermeidliche spektrale Grundrauschen auch den Schwerpunkt weiter zu höheren Frequenzen verschieben. Die gewichtete Schwerpunktsfrequenz (zuerst eingeführt durch [27]) stellt nun das geometrische Mittel zwischen der Peakfrequenz und der Schwerpunktsfrequenz dar und bildet eine charakteristische Mittenfrequenz durch Einbeziehung der Peakfrequenz. Die spektralen Energiebereiche repräsentieren die Fläche unter der Spektrumskurve in fest definierten Frequenzbereichen und liefern somit diskrete Werte für die Verteilung der Frequenzanteile innerhalb des Spektrums. Typische Grenzen sind dabei [0, 150, 300, 450, 600, 900, 1200] kHz, wobei in jedem Intervall ein spektraler Energieanteil berechnet wird. Die Grenzen können jedoch sehr gut an den jeweiligen Prozess angepasst werden, um optimale Ergebnisse zu erhalten.

# 2.5.3 Zeit-Frequenz-Analyse

Eine DFT-Analyse liefert Informationen über die Frequenzanteile in einem Signal, sagt jedoch nichts über dessen zeitliche Veränderung aus. Viele Signale der Ultraschallanalyse, insbesondere Schallemissionssignale, sind jedoch sehr transient, sodass auch der zeitliche Verlauf der Frequenzen relevant ist. Zeit-Frequenz-Analysen können hierbei helfen, indem die Frequenzanalysen über kurze Abschnitte des Signals berechnet werden und somit diskrete Frequenzspektren im Zeitverlauf erhalten werden.

## Kurzzeit Fourier-Transformation

Die Kurzzeit-Fourier-Transformation (Short-Time Fourier Transform, STFT) ist die einfachste Form der Zeit-Frequenz-Darstellung. Das Signal wird hierfür mit einer Gaußkurve, Von-Hann- oder einer anderen Fensterfunktion multipliziert, sodass das Signal außerhalb des Fensters verschwindet. Das Fenster wird zunächst an den Anfang des Signals verschoben. Von dem resultierenden kurzen Signal wird die FFT berechnet, dessen Spektrum den Frequenzinhalt zum Zeitpunkt t = 0repräsentiert. Daraufhin wird das Fenster um die halbe Fensterbreite nach rechts verschoben und die Berechnung erneut durchgeführt. Die STFT ergibt sich somit aus

$$STFT_{X}^{(\omega)}(t,f) = \int \left[ x(t) \cdot \omega^{*}(t-t') \right] \cdot e^{-i\omega t} dt, \qquad (2.64)$$

wobei  $\omega^*$  die komplex konjugierte Gaußfunktion darstellt.

Wie in Abbildung 2.22 zu sehen, kann mit der STFT nur eine relativ schlechte Auflösung im Zeit- und Frequenzraum erreicht werden. Grund hierfür ist die große zeitliche Ausdehnung der Fensterfunktion und die diskrete Verschiebung des Fensters über die Signallänge. Ein schmaleres Gaußfenster erhöht zwar die temporale Auflösung, was jedoch auf Kosten der Frequenzauflösung geht. Die STFT setzt also einen relativ konstanten Frequenzinhalt innerhalb einer Fensterbreite voraus, welcher in der Schallemission kaum gegeben ist, weshalb sie in der Praxis selten verwendet wird. Eine bessere Auflösung kann die Wavelet-Transformation geben.

## Wavelet-Transformation

Eine weitere Möglichkeit der Zeit-Frequenz-Analyse ist die Verwendung einer Wavelet-Transformation. Wavelets sind kurze Wellenpakete mit nur wenigen Schwingungen, die als Basisfunktionen dienen. Im



Abbildung 2.22: Darstellung der Berechnung der STFT. Durch Multiplikation mit einer Gaußkurve wird ein kurzer Teilbereich des Signals extrahiert, dessen Spektrum berechnet und über der Zeitachse aufgetragen wird. Das entstehende Zeit-Frequenz-Bild hat eine relativ schlechte Auflösung im Zeit- und Frequenzraum.



Abbildung 2.23: Auswahl an verschiedenen Wavelets

Gegensatz zu Sinus- und Kosinusfunktionen besitzen sie eine Lokalität sowohl im Frequenz- als auch im Zeitraum. Dies ist jedoch von Wavelet zu Wavelet unterschiedlich. Eine Auswahl an Wavelets ist in Abbildung 2.23 dargestellt.

Zur Berechnung der kontinuierlichen Wavelet-Transformierten (CWT)  $W_x(a, b)$  des Signals x(t) verwendet man

$$W_{x}(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{a,b}^{*}(t)dt$$
(2.65)

wobei  $\psi_{a,b}^{*}(t)$  die komplex Konjugierte des Wavelets  $\psi_{a,b}(t)$  ist, mit

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right).$$
(2.66)



Abbildung 2.24: Kontinuierliche Wavelet Transformation mittels Morlet-Wavelet. Die zeitliche Auflösung nimmt zu höheren Frequenzen zu.

Die Faktoren a und b sind dabei Parameter zur Skalierung der Amplitude und Verschiebung des sogenannten Mutter-Wavelets  $\psi(t)$  in der Zeitdomäne. Das Mutter-Wavelet muss dabei die Zulässigkeitsbedingung erfüllen:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$$
(2.67)

Die Idee der Wavelet-Transformation ist, wie in der STFT, für kurze Zeitabschnitte das Frequenzspektrum zu bestimmen. Im Unterschied zum Vorherigen ist hier jedoch eine adaptive Anpassung der Zeitauflösung in Abhängigkeit von der Frequenz möglich. Das bedeutet, dass für hohe Frequenzen kleinere Zeitschritte gewählt werden und vice versa. Die Zeitauflösung wird somit für höhere Frequenzen besser, was eher dem Verhalten von transienten Schallsignalen entspricht. Die Zeit-Frequenz-Auflösung einer Wavelet-Transformation kann in Abhängigkeit vom Skalierungsparameter a folgendermaßen ausgedrückt werden:

$$\Delta t = a^m \Delta t_{\psi} \tag{2.68}$$

$$\Delta \omega = \mathfrak{a}^{-\mathfrak{m}} \Delta \omega_{\psi}, \quad \mathfrak{m} \in \mathbb{N}.$$
(2.69)

 $\Delta t_{\psi}$  und  $\Delta \omega_{\psi}$  sind die Länge und Bandbreite der Wavelet-Funktion. Das Produkt aus  $\Delta t \cdot \Delta f$  bleibt also konstant, da weiterhin die Unschärferelation der Signaltheorie gilt. Wie in Abbildung 2.24 zu sehen ist, ist die Auflösung gegenüber der STFT für diese Art von Signalen deutlich besser, da die hochfrequenten Anteile schärfer dargestellt werden. Für die Transformation wurde das modifizierte Morlet-Wavelet (auch als Gabor-Wavelet bezeichnet) herangezogen, das definiert ist durch [28]

$$\psi_{\text{morl}}(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \sqrt{\frac{\omega_0}{\gamma}} \exp\left[-\frac{(\omega_0/\gamma)^2}{2} t^2 + i\omega_0 t\right]$$
(2.70)

Die CWT wurde in vielen Feldern erfolgreich eingesetzt. So zum Beispiel in [29] zur Identifizierung und Klassifizierung von Schallemissionssignalen, in [30] zur Ersteinsatzbestimmung und Ortung von Schallemissionssignalen oder zur Strukturüberwachung [19, 31].

#### Pseudo-Wigner-Ville-Verteilung

Die letzte Zeit-Frequenz-Analyse, die hier besprochen werden soll, geht auf die Berechnung der Wigner-Ville-Verteilung zurück. Für eine ausführliche Diskussion sei hier auf die Literatur [32, 33] verwiesen. Mit einer Wigner-Ville-Verteilung ist die mathematisch maximal erreichbare Zeit-Frequenz-Auflösung möglich. Durch die Einführung von Kreuztermen treten jedoch Artefakte auf, die die Qualität der Analyse verschlechtern. Um dem entgegenzuwirken, gibt es Abwandlungen wie die Smoothed-Pseudo-Wigner-Ville-Verteilung. Die Wigner-Ville-Verteilung ist definiert als

$$W(t,\omega) = \frac{1}{2\pi} \int s^*(t - \frac{1}{2}\tau) \, s(t + \frac{1}{2}\tau) e^{-i\tau\omega} d\tau$$
 (2.71)

und vergleicht damit Zeitpunkte vor einem Zeitpunkt  $t_0$  mit Zeitpunkten nach  $t_0$  nach gleichen Frequenzinhalten. Gibt es überlappende Frequenzen, werden diese dem Zeitpunkt  $t_0$  zugeordnet. Dadurch treten jedoch Artefakte auf, da auch benachbarte Signalanteile miteinbezogen werden. Eine Möglichkeit, diesen Einfluss zu verringern, ist, den derzeitigen Zeitpunkt stärker zu gewichten. Dies wird als Pseudo-Wigner-Ville-Verteilung bezeichnet:

$$W_{\text{pseudo}}(t,\omega) := \text{PWVD}(t,\omega) = \int h(\tau)s^*(t-\frac{1}{2}\tau)s(t+\frac{1}{2}\tau)e^{-i\tau\omega}d\tau$$
(2.72)

Die Funktion  $h(\tau)$  dient hier als Tiefpass-Fensterfunktion über die Zeit mit einem Peak zum Zeitpunkt  $\tau = 0$ .

Wendet man die Glättung auch über den Frequenzraum an, erhält man die geglättete Version der Pseudo-Wigner-Ville-Verteilung:

$$W_{\text{smoothed, pseudo}} := \text{SPWVD}(t, \omega) = \int \int g(u)h(\tau)s^*(t-u-\frac{1}{2}\tau)s(t+u+\frac{1}{2}\tau)e^{-i\tau\omega}d\tau du \quad (2.73)$$



Abbildung 2.25: Smoothed-Pseudo-Wigner-Ville-Verteilung

Es gibt auch neuere Methoden, den Artefakten entgegenzuwirken, wie etwa in [34]. Ein Vergleich verschiedener Zeit-Frequenz-Analysen ist in Hamstad [35] zu finden.

# 2.5.4 Techniken des maschinellen Lernens

Eine populäre Art der Signalverarbeitung und Informationsgewinnung aus komplexen Eingangsdaten ist die Verwendung von Techniken des maschinellen Lernens, insbesondere künstliche neuronale Netzwerke (artificial neural networks, ANN). Maschinelles Lernen ist die Bezeichnung für die Fähigkeit eines künstlichen Systems, anhand von Beispieldaten Zusammenhänge und Muster zu erkennen, um Informationen aus neuen, unbekannten Daten zu generieren, ohne dass die Zusammenhänge explizit vorgegeben werden müssen. In diesem Sinne kann von künstlicher Intelligenz (KI) gesprochen werden, da das System ein tieferes Verständnis über die Daten selbstständig "lernt".

Eine grundsätzliche Unterscheidung wird zwischen *starker* und *schwacher* künstlicher Intelligenz gezogen. Merkmale einer starken KI (auch *Artificial General Intelligence*) sind, dass sie eine eigene Kreativität aufweist und selbstständig Aufgabenstellungen erkennen und Lösungswege finden kann. Dazu kann auch zählen, dass sich das System anhand der Aufgabenstellung entsprechendes Wissen aneignet, um effektiver zum Ziel zu kommen. Auch eine neue Art von Mensch-Maschine-Kollaboration könnte dann ermöglicht werden.

Alle bisherigen KI-Systeme werden jedoch der schwachen künstlichen Intelligenz zugeordnet. Hier gibt es klar definierte Aufgabenfelder, in denen das System operieren kann. Aufgaben außerhalb der definierten Felder können nicht gelöst werden. Es findet keine Kreativität statt, sondern es erfolgt eine Mustererkennung anhand der Eingabedaten, die den gesamten zu interessierenden Bereich abdecken müssen. Alle Techniken, die in dieser Arbeit besprochen werden, beziehen sich auf die zweite Kategorie.

Die Ansätze des maschinellen Lernens lassen sich grob in zwei Kategorien einordnen:

- UNÜBERWACHTES LERNEN (UNSUPERVISED LEARNING) wird für die Bildung von Kategorien und Zusammenhängen verwendet, wenn von vornherein nicht bekannt ist, welche Art von Zusammenhängen vorliegen. Der Algorithmus versucht, statistische Modelle zu erzeugen, die die vorliegenden Daten bestmöglich erklären. Optional können die Daten in Kategorien eingeordnet werden (Cluster-Verfahren), die sich durch bestimmte Charakteristiken voneinander unterscheiden. Dies erfordert eine nachträgliche Interpretation der gefundenen Kategorien, da der Algorithmus keine Aussagen über die Ursache der Kategorisierung treffen kann. Beispiele für unüberwachtes Lernen sind die Hauptkomponentenzerlegung (PCA), Anomaliedetektion oder das verstärkende Lernen (reinforcement learning).
- ÜBERWACHTES LERNEN (SUPERVISED LEARNING) wird eingesetzt, um einen Zusammenhang zwischen bekannten Eingabe- und Ausgabedaten herzustellen. Dies kann der Zusammenhang zwischen Sensordaten und einer Messgröße sein, oder zwischen einem Bild und der Bezeichnung des abgebildeten Objektes. Die Zuordnung kann sowohl durch diskrete Klassifizierungen oder durch eine kontinuierliche Regression erfolgen. Sehr häufig erfolgt die Berechnung mithilfe von künstlichen neuronalen Netzen.

## Support Vector Machines

Die Support Vector Machine (SVM) [36] ist eine Technik des maschinellen Lernens zur Klassifizierung von Daten im Bereich des überwachten Lernens. Die Klassifizierung erfolgt durch das Festlegen einer Hyperebene im Merkmalsraum, die nach der bestmöglichen Trennung der Daten links und rechts der Ebene optimiert wird. Dabei wird der Abstand der Punkte zur Ebene, die dieser am nächsten liegen, maximiert. Bildlich gesprochen bedeutet dies, dass ein möglichst breiter Rand um die Ebene gelegt wird, in dem sich keine Datenpunkte befinden sollen. Die Maximierung des Randes geschieht durch Anpassung der Lage und Orientierung der Ebene im Raum.



Abbildung 2.26: Zweidimensionale Hyperebene einer Support Vector Machine, die die Datenpunkte mit größtmöglichem Rand in zwei Klassen aufteilt.

Für eine Menge an Trainingspunkten in n Dimensionen mit  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)$  mit den binären Klassen  $y_i = \{-1, +1\}$  wird also eine Hyperebene H mit dem Normalenvektor  $w = \{w_1, w_2, ..., w_n\}$  gesucht, die die Gleichung

$$w^{\mathsf{I}} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} = \mathbf{0} \tag{2.74}$$

erfüllt, mit b als Biasparameter. Die Anwendung eines Testpunktes x ergibt dann ein positives oder negatives Vorzeichen, wodurch die zugehörige Klasse bestimmt wird. Dadurch, dass der Rand um die Hyperebene maximiert wurde, wird die Fehlertoleranz gegenüber Schwankungen im Datensatz erhöht. Abbildung 2.26 zeigt eine einfache lineare SVM in zwei Dimensionen. Die Datenpunkte lassen sich durch diejenige Gerade in zwei Klassen aufteilen, die durch die Gleichung  $w^T x + b = 0$  beschrieben wird. Die Koordinaten aller grünen Punkte führen zu einem Ergebnis  $\leq -1$ , alle gelben Punkte zu  $\geq +1$ .

In dem Beispiel gibt es drei Punkte, die den Rand der Hyperebene berühren. Diese Punkte werden als die Support-Vektoren bezeichnet. Diese Vektoren bestimmen die Breite des Rands und bestimmen damit maßgeblich die Lage der Hyperebene. Alle weiter entfernten Punkte sind für die Bestimmung unerheblich.

Das Minimierungsproblem für die Bestimmung der Hyperebene lässt sich mit der Lagrangefunktion  $\mathfrak{L}$  und dem Lagrangemultiplikator  $\alpha_i$  beschreiben durch

$$\mathfrak{L} = \frac{1}{2}w^{\mathsf{T}}w - \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} \left[ y_{i}(w^{\mathsf{T}}x_{i} + b) - 1 \right]$$
(2.75)

Eine tiefer gehende Einführung zu SVMs kann beispielsweise Kecman [37] entnommen werden.



Abbildung 2.27: Struktur eines (flachen) künstlichen neuronalen Netzwerks mit einem Hidden Layer und zwei Output-Neuronen

# Künstliche Neuronale Netze

Künstliche Neuronale Netze sind eine weitere typische Ausprägung von künstlicher Intelligenz. Sie bestehen aus einer Ansammlung von künstlichen Neuronen, die schichtweise in einer Netzarchitektur angeordnet sind. Die künstlichen Neuronen erhalten ihren Namen in Anlehnung an organische Gehirne, deren biologische Neuronen durch Axone verknüpft sind und so miteinander kommunizieren können. Signale, die die Schichten durchlaufen, werden durch Gewichtungen zwischen je zwei Neuronen angepasst, wodurch eine einzigartige Zuordnung zwischen Eingabe- und Ausgabesignal entsteht. Die Gesamtheit dieser Gewichtungen bestimmt die Güte der Ausgabewerte. Das Anpassen der Gewichte wird als Training bezeichnet, währenddessen das neuronale Netz "lernt".

Man unterscheidet zwischen der Eingabeschicht (*Input Layer*), einer oder mehreren verborgenen Schichten (*Hidden Layer*) und einer Ausgabeschicht (*Output Layer*). Im Fall eines sogenannten *feedforward*-Netzes sind die Neuronen einer Schicht mit den Neuronen der darauffolgenden Schicht verbunden. Es können jedoch auch Neuronen auf sich selbst zurückführen (*Recurrent Layer*). Sind alle Neuronen eines Layers mit allen Neuronen des nächsten Layers verbunden, spricht man von einem *Fully Connected Layer* oder *Dense Layer*. Gibt es nur ein Hidden Layer, wird das Netz als einschichtiges oder flaches (*shallow*) neuronales Netz bezeichnet, bei zwei oder mehr Hidden Layer als tiefes (*deep*) neuronales Netz. Beispiele von flachen und tiefen neuronalen Netzen sind in den Abbildungen 2.27 und 2.28 dargestellt.

Allen Neuronen wird ein Wert a und ein Bias b und jeder Verbindung zwischen zwei Neuronen eine Gewichtung  $\omega$  zugeordnet,



Abbildung 2.28: Struktur eines tiefen künstlichen neuronalen Netzwerks mit drei Hidden Layer und zwei Output-Nodes

welche zusammen die Übertragungsfunktion v des Neurons bestimmen, die sich durch [38]

$$\nu = \sum_{i=1}^{n} a_i \omega_i + b \tag{2.76}$$

ergibt, wobei n die Anzahl der Neuronen der vorhergehenden Schicht ist (siehe Abbildung 2.29). Die Gewichtung kann dabei sowohl positiv als auch negativ sein und damit hemmend (*inhibitorisch*) oder erregend (*exzitatorisch*) wirken, so wie auch der Bias positiv oder negativ sein kann.

Anschließend wird der Wert der Übertragungsfunktion mit einer Aktivierungsfunktion moduliert. Dies wird wieder den organischen Neuronen nachempfunden, welche ebenfalls ein Aktivierungspotenzial besitzen. Die einfachste Aktivierungsfunktion ist eine Stufenfunktion mit

$$f_{step}(\nu) = \begin{cases} 0, & \nu \leqslant 0 \\ 1, & \nu > 0 \end{cases}$$
(2.77)

wobei v der Wert der Übertragungsfunktion ist. Somit kann das aktivierte Neuron nur die Werte 0 oder 1 annehmen.

Als Alternative zur Stufenfunktion wurde häufig die *Sigmoid*-Funktion eingesetzt:

$$f_{sigmoid}(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}},$$
 (2.78)



Abbildung 2.29: Der Outputwert eines Neurons in einem fully connected neuronalen Netz wird durch die Kombination aller auf es zeigenden Neuronen aus der vorherigen Schicht berechnet. Hierzu werden alle Inputwerte  $a_1, \ldots, a_n$  mit ihren zugehörigen Gewichtungsfaktoren  $w_1, \ldots, w_n$  multipliziert und alle Werte aufsummiert. Daraufhin wird der Biaswert addiert und das Ergebnis durch die Aktivierungsfunktion f<sub>act</sub> moduliert. Das Ergebnis ist der Outputwert des Neurons.

die kontinuierliche Werte zwischen 0 und 1 annimmt.

Mit der Zeit hat sich jedoch die *rectified linear unit*-Funktion (ReLU) durchgesetzt, definiert als

$$f_{ReLU}(\nu) = \begin{cases} 0, & \nu \leqslant 0 \\ \nu, & \nu > 0 \end{cases}$$
(2.79)

Der Vorteil der ReLU-Funktion ist, dass sie auch Werte über 1 annehmen kann und für v > 0 außerdem einen konstanten Gradienten von 1 besitzt, was sich als vorteilhaft erwiesen hat [39, 40].

Die Motivation zur Verwendung einer Aktivierungsfunktion liegt darin, dass eine nicht-lineare Abbildung des Inputwertes erzeugt werden kann. Ohne Aktivierungsfunktion, und damit einer einfachen Abbildung von  $f_{act}(v) = a \cdot v$ , ließen sich nur lineare Regressionsmodelle umsetzen. Eine gute Zusammenfassung der verschiedenen Aktivierungsfunktionen findet sich in [41, 42].

Der Outputwert der Aktivierungsfunktion dient als Inputwert für die nächste Schicht oder ist der finale Outputwert des Neurons. Der Ablauf ist in Abbildung 2.29 dargestellt.

Für ein neuronales Netz mit d Inputneuronen und einer verborgenen Schicht mit  $n_H$  Neuronen ergibt sich die Ausgabe des k-ten Outputneurons  $g_k$  damit insgesamt durch [43]

$$g_{k}(x) \equiv z_{k} = f\left(\sum_{j=1}^{n_{H}} \omega_{kj} f\left(\sum_{i=1}^{d} \omega_{ji} a_{i} + b_{j}\right) + b_{k}\right)$$
(2.80)

und kann in Abbildung 2.29 nachvollzogen werden.

#### Backpropagation

Das Trainieren des neuronalen Netzes geschieht durch den Abgleich der Ausgabewerte im Outputlayer mit den tatsächlich erwarteten Werten mittels einer Kostenfunktion, die im Laufe des Trainings minimiert wird. Je nach Problemstellung werden hier verschiedene Kostenfunktionen verwendet. Für ein Klassifikationsproblem kann hierfür beispielsweise die Kreuzentropie berechnet werden:

$$C = -\sum_{i=1}^{n} y_i \ln p_i$$
 (2.81)

Für Regressionsprobleme wird zum Beispiel die quadratische Abweichung

$$C = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} (y_i - p_i)^2$$
(2.82)

verwendet.  $p_i$  sind hierbei die Outputwerte des Netzes,  $y_i$  die wahren Werte und n die Anzahl der Output-Neuronen. Die Rückpropagation basiert auf der Anpassung der Gewichte in Richtung des Gradienten (*gradient descent*). Die Gewichte im Schritt k werden für den nächsten Schritt k + 1 so angepasst, dass der Fehler geringer wird, also

$$\omega^{k+1} = \omega^k - \eta \frac{\partial C}{\partial \omega^k}.$$
 (2.83)

η ist hierbei die Lernrate und bestimmt die Größe der Anpassung, da eine zu große Änderung zu chaotischem Verhalten neigen kann. Analog wird auch mit den Biases b verfahren.

Je nach Problemstellung sind verschiedene weitere Optimierungsschritte notwendig, um die Lernrate zu beschleunigen oder lokale Minima zu überwinden. Für eine tiefe Diskussion der Verarbeitungsschritte sei hier auf die Literatur verwiesen [38, 43].

# AKUSTISCHE METHODEN ZUR Zustandsüberwachung

# 3.1 ARTEN DER STRUKTURPRÜFUNG

Es gibt verschiedene Anwendungsfälle, eine Struktur auf Schäden zu überwachen. Im Wesentlichen werden hier zwei Kategorien unterschieden:

- 1. Zerstörungsfreie Prüfung und
- 2. Zustandsüberwachung.

Die Methoden der zerstörungsfreien Prüfung (ZfP) werden zur Erkennung von Defekten in Strukturen und Bauwerken während und nach der Herstellung angewendet. Sie benötigen keine Messung eines Grundzustandes und liefern genaue Informationen über Art, Größe und Ort des Defekts. Methoden der ZfP sind beispielsweise

- Ultraschallprüfung
- Wirbelstromprüfung
- Magnetpulverprüfung
- Computertomographie
- Thermographie
- Shearographie
- Radiographie
- Schwingungsanalyse

Zerstörungsfreie Prüfung grenzt sich gegenüber den zerstörenden Prüfungen wie beispielsweise Zugprüfungen in Universalprüfmaschinen dadurch ab, dass die Prüfungen am Strukturbauteil selbst durchgeführt werden können, da die Durchführung der Prüfungen die Struktur nicht schädigen. Das Ziel der ZfP ist zumeist das Auffinden von Defektstellen verschiedenster Art. Zur Prüfung werden Messgeräte für den Zeitraum der Messung an die Struktur angebracht und nach Abschluss der Messungen wieder abgenommen. Viele der Messmethoden sind sehr präzise und werden dazu eingesetzt, um eine exakte Qualitätsbestimmung der Struktur durchzuführen. Häufige Anwendungsgebiete sind Überprüfungen von Bauwerken und Brücken oder die Luft- und Raumfahrtindustrie. Nach Abschluss der Prüfungen ist jedoch keine weitere Überwachung der Strukturen mehr möglich, da die Strukturen nicht dauerhaft instrumentiert sind. Die Zustandsüberwachung (Structural Health Monitoring, SHM) setzt hierfür an dieser Stelle an. Die Grundidee der Zustandsüberwachung ist die kontinuierliche Überprüfung des Zustandes der Strukturen. Sie ergänzt die zerstörungsfreie Prüfung, ersetzt sie aber nicht. Sensorik für das SHM wird in der Regel dauerhaft installiert und kann somit kontinuierliche Aussagen über den Zustand treffen, ohne an Wartungsintervalle gebunden zu sein. Methoden des SHM umfassen unter anderem

- Schallemissionsanalyse
- Schwingungsanalyse
- Pr
  üfung mit gef
  ührten Wellen
- Körperschallanalyse
- Pr
  üfungen im Impuls-Echo-Verfahren
- Dehnungsmessungen
- Optische Bildgebungsverfahren

Da die Sensorik fest installiert und damit ortsfest ist, sind die Methoden darauf angewiesen, dass sich Informationen über die Struktur im Medium ausbreiten können, weswegen akustische Methoden hier klar vorherrschend sind. Im Folgenden werden andere Methoden daher nicht behandelt. Durch die Einschränkung auf ortsfeste Sensoren ist die Qualität der Bestimmung von Größe und Ort des Defekts etwas geringer als mit ZfP-Methoden. Dafür ist jedoch eine kontinuierliche Überwachung des Zustandes möglich, was mit der ZfP nicht geleistet werden kann. Um die kontinuierliche Prüfung zu ermöglichen sind viele Messmethoden auf die Kenntnis des ungeschädigten Grundzustandes angewiesen und referenzieren die Messungen auf diesen, der häufig anfangs durch eine ZfP etabliert wird. Damit werden im Zeitverlauf entstehende Schäden detektiert, jedoch keine Schäden, die schon zu Beginn der Messungen vorhanden waren. Der Hauptanwendungsfall von SHM ist somit die Erkennung von sich entwickelnden Schäden, bevor sie die Funktionsfähigkeit der Struktur beeinträchtigen.

#### Systematik von Defekten und Schäden

Eine Uberwachung von Schäden dient im Allgemeinen dazu, die Laufzeit von Strukturen und Bauwerken zu verlängern, indem frühzeitig auf entstehende Schäden reagiert werden kann. Selbstverständlich können sehr engmaschige Wartungsintervalle durchgeführt werden, um jederzeit den Zustand der Struktur zu kennen. Dies ist jedoch sehr kosten-ineffizient und verlangt einen hohen Personal- und Materialaufwand. Die Aufgabe eines intelligenten Monitorsystems ist die kontinuierliche Überwachung der Struktur auf Defekte und die Entscheidung darüber, wann eine Wartung der Struktur durchgeführt werden muss. Ein Vorschlag für ein solches System wurde 2004 von Worden und Dulieu-Barton [44] vorgestellt. Sie ordneten die Zustandsüberwachung hierbei als Teil der folgenden Kategorien ein:

- Structural Health Monitoring
- Condition Monitoring
- Zerstörungsfreie Prüfung (Non-Destructive Evaluation)
- Statistische Prozessüberwachung (Statistical Process Control)
- Schadensprognose (Damage Prognosis)

Mit Structural Health Monitoring bezeichnen sie hierbei die Überwachung von Bauwerken und Strukturen, während Condition Monitoring die Überprüfung von rotierenden Bauteilen wie Kugellager, Bohrer oder Fräser bezeichnet. Im Deutschen wird diese Unterscheidung in der Wortwahl etwas weniger scharf getroffen, sodass Zustandsüberwachung in dieser Arbeit sowohl für Structural Health Monitoring als auch für Condition Monitoring steht, da das hier entwickelte System auch Überprüfungen in beiden Bereichen vornehmen kann.

Für jegliche Art von Schadensüberwachung ist zunächst eine genauere Definition des Begriffs des Schadens nötig. Worden und Dulieu-Barton [44] beziehen sich hierbei auf Rytter [45], die eine Klassifizierung der Schadensformen in Defekt, Schaden und Fehler vornahmen.

Demnach ist ein *Defekt* eine Materialabweichung auf Mikrostruktur. Alle Materialien enthalten eine gewisse Anzahl an unbekannten Defekten. Carbonfaserverstärkte Kunststoffe enthalten beispielsweise kleine Fehlstellen oder eine lokale inhomogene Faser-Matrix-Verteilung. Mit kleinen Variationen der Materialcharakteristiken ist immer zu rechnen und ihr Auftreten ist unvermeidbar. Die Auslegung der Struktur muss diese Defekte also von vornherein berücksichtigen. Damit wirken sich Defekte noch nicht auf die Funktionsfähigkeit der Struktur aus.

*Schäden* sind Defekte, die eine Größe erreicht haben, sodass die Struktur nicht mehr unter idealen Bedingungen operieren kann. Die Struktur ist dabei noch nicht gefährdet, funktioniert aber nur unter sub-optimalen Bedingungen.

Wird die Struktur weiter geschädigt, entstehen *Fehler*. Mit einem Fehler operiert die Struktur nicht mehr zufriedenstellend, d. h. sie kann die Aufgabe nicht mehr vollumfänglich ausführen oder das entstehende Produkt erreicht ein nicht mehr akzeptables Ergebnis. Ab welchem Zustand diese Klassifizierung getroffen wird ist vom konkreten Anwendungsfall abhängig, in jedem Fall muss zu diesem

Zeitpunkt jedoch eine Wartung der Struktur durchgeführt werden, um wieder ein akzeptables Ergebnis zu erreichen.

Diese Aufstellung ist hierarchisch. Defekte führen also zu Schäden und Schäden führen zu Fehlern. Die Aufgabe eines Zustandsüberwachungssystems ist also letztendlich, Schäden zu erkennen, um damit Fehler zu vermeiden. Da sich ein Fehler durch ein offensichtliches nicht-akzeptables Ergebnis äußert, muss ein intelligentes Zustandsüberwachungssystem Schäden erkennen, bevor sie zu Fehlern werden können.

Die Erkennung kann hierbei in mehreren Stufen passieren. Worden und Dulieu-Barton [44] schlagen eine fünfstufige Hierarchie vor:

- DETEKTION Die Methode kann eine Aussage darüber treffen, dass ein Schaden in der Struktur vorhanden ist
- ORTUNG Die Methode kann Informationen über den möglichen Ort des Schadens liefern
- KLASSIFIZIERUNG Die Methode kann Informationen über die Schadensart liefern
- BEURTEILUNG Die Methode kann eine Einschätzung über die Ausmaße des Schadens liefern
- VORHERSAGE Die Methode kann eine Einschätzung darüber treffen, wie sich der Schaden auf die Sicherheit der Struktur auswirkt und mit welcher restlichen Lebensspanne der Struktur (Restnutzungsdauer (Remaining Useful Life, RUL)) noch gerechnet werden kann

Jede Stufe ist notwendig für die darauf folgenden Stufen. Die Ansätze zur Bestimmung der verschiedenen Informationen können von einfachen Schwellwertüberschreitungen bestimmter Kennzahlen über Regression der Messwerte bis zu Anomaliedetektion und Klassifizierung mittels neuronaler Netze gehen.

## Übersicht über die Methoden

Im Rahmen des Themengebiets *Industrie 4.0* wächst die Bedeutung der automatisierten Zustandsüberwachung von Bauwerken, Strukturen und Industrieanlagen. Je nach Anwendungsgebiet bieten sich verschiedene Zustandsüberwachungsmethoden an, um hilfreiche Informationen über den Zustand zu erhalten. Zu diesen Methoden zählen:

- Modalanalyse
- Körperschallanalyse
- Pr
  üfung mit gef
  ührten Wellen

- Schallemissionsanalyse
- Messungen im Impuls-Echo-Verfahren

Globale Uberwachungsmethoden wie schwingungsbasierte Methoden liefern eine Aussage über die Grundsteifigkeit der Struktur und ob gravierende Steifigkeitsverluste in Teilen der Struktur erlitten wurden. Unter Umständen kann auch eine grobe Ortung des Schadens erfolgen. Die für die Methode benötigten Schwingungen können aktiv durch Shaker eingebracht werden, oder aber es werden die natürlichen Schwingungen des Systems genutzt. Die Frequenzen liegen meist im Bereich von 10<sup>1</sup> Hz bis 10<sup>3</sup> Hz. Die schwingungsbasierten Methoden zählen technisch gesehen zu den akustischen Methoden, häufig wird sprachlich jedoch aufgrund der unterschiedlichen Frequenzbereiche zwischen vibrationsbasierten und akustischen Methoden unterschieden.

Akustische Methoden wie die Körperschallanalyse und der Einsatz von geführten Wellen können Veränderungen in den Betriebsgeräuschen und Defekte in der Struktur nachweisen. Für die Körperschallanalyse werden die Sensoren als passive Sensoren verwendet und nehmen die emittierten Geräusche der bewegten Teile wie Kugellager oder Fräsköpfe auf. Die Prüfung mit geführten Wellen ist eine aktive Methode. Ausgesendete Ultraschallwellen werden an Defekten gestreut oder reflektiert, was zu einer Beeinflussung der Ausbreitung der Ultraschallwelle führt. Durch Detektion dieser Änderungen mit einem Sensornetzwerk können Rückschlüsse auf den Defekt gezogen werden.

Die Schallemissionsanalyse erlaubt es, transiente akustische Ereignisse, die von Brüchen in der Struktur kommen können, live zu detektieren und die Signale zu orten und zu klassifizieren.

Mit dem Impuls-Echo-Verfahren können Strukturen aktiv durchschallt werden, zum Beispiel um die Ausbreitung der Fließfront im Harzinjektionsverfahren (Resin Transfer Moulding, RTM) nachzuverfolgen.

Alle Methoden tragen mit verschiedenen Aspekten zur Strukturüberwachung bei und decken verschiedene Bereich ab, weswegen sich die Informationen gegenseitig ergänzen. Im Folgenden werden die einzelnen Zustandsüberwachungsmethoden vorgestellt, die im Rahmen dieser Arbeit zum Einsatz kamen.

#### 3.2 MODALANALYSE

Die Modalanalyse basiert auf dem Prinzip, die Schwingungen und Vibrationen eines Objektes zu messen. Durch die Eigenmoden und -frequenzen eines Körpers bilden sich dabei charakteristische Schwingungsformen, die mit den Materialeigenschaften des Körpers korrelieren [46]. Die Anfänge der Zustandsüberwachung mittels Modalanalyse lagen in der Überwachung von rotierenden Maschinen und Offshore-Plattformen, deren Messdaten häufig mit numerischen Simulationen verglichen wurden. Bald fand sich auch weitere Verwendung im Hochund Tiefbau [47, 48], Windkraftanlagen [49] und Brücken [50, 51], auch für Kompositmaterialien [52]. Zudem fand die Resonanzanalyse Anwendung zur zerstörungsfreien Prüfung von ur- und umgeformten Serienteilen [53].

Eine ausführliche Abhandlung über das Condition Monitoring mittels Schwingungsanalyse geben Carden und Fanning [54]. Schwingungsbasierte Messmethoden fanden schon recht früh Anwendung in Industrieanlagen [55] und haben sich schon deutlich stärker durchgesetzt als andere Zustandsüberwachungsmethoden [44, 56].

Die Möglichkeiten der Auswertung von Vibrationsdaten sind vielfältig. Am häufigsten Anwendung finden die Auswertung der Eigenresonanzen, Eigenmoden, Modenformkrümmungen und das *Modal Assurance Criterion* [54].

### Auswertung der Eigenresonanzen

Eigenresonanzen haben eine starke Abhängigkeit von der Steifigkeit und Masse eines Systems. Daraus ergeben sich auch die Anwendungsfälle, in denen die eigenfrequenzbasierten Methoden zum Einsatz kommen. Sinkt lokal die Steifigkeit ab, kann sich dies auf bestimmte Eigenfrequenzen auswirken, die dann zu niedrigeren Frequenzen verschoben werden. Dabei hängt die Auswirkung der Frequenzverschiebung vor allem von der Schwingungsmode und der Position des Schadens ab, da das Ansprechverhalten der Moden von ihrer Position der Schwingungsbäuche und -knoten abhängt. Erste Untersuchungen zur Schadensortung mittels Modalanalyse wurden bereits 1978 von Adams et al. [57, 58] durchgeführt. Ausgangslage war hier das lokale Absinken der Steifigkeitsmatrix, welches eine Veränderung der Moden zur Folge hatte. Die Ortung wurde an eindimensionalen Balken und zweidimensionalen CFK-Platten vorgenommen. Es zeigte sich eine zufriedenstellende Genauigkeit, allerdings konnten aus Symmetriegründen der Strukturen oftmals nur mehrere symmetrisch angeordnete mögliche Schadenspositionen angegeben werden.

Wie von Spyrakos *et al.* [59] dargelegt wurde, waren jedoch manche Schäden nicht detektierbar, die bereits zum Versagen der Struktur geführt hatten, da die Abweichungen der Resonanzfrequenzen nur bei etwa 5 % lagen. Dies lag unter der Detektionsschwelle, da auch viele äußeren Umwelteinflüsse schon zu ähnlichen Abweichungen geführt hatten.

Verbesserungen der Identifikationsmethoden wurden zum Beispiel von Brincker *et al.* [60, 61] vorgestellt. Sie beschrieben die Analyse der Spektren durch eine Singulärwertzerlegung (Singular Value Decomposition, SVD) des Frequenzspektrums, was als Frequenzraumzerlegung (Frequency Domain Decomposition, FDD) bezeichnet wird. Die FDD schätzt die Eigenwerte und Eigenvektoren eines Systems (also die Modenformen und ihre Frequenzen) durch Diagonalisierung der Spektrale Leistungsdichte (Power Spectral Density, PSD) ab, d. h. durch Berechnung der Fourierspektren der Kreuzkorrelationsmatrix der Signale aller Sensoren während einer Messung. Der Vorteil dieser Methode ist, dass keine Informationen über die Anregung benötigt werden, da nur die Output-Messdaten herangezogen werden. Die Berechnung setzt allerdings eine Anregung mit annähernd weißem Rauschen voraus. Die FDD erwies sich als sehr vielversprechend und wurde in zahlreichen weiteren Untersuchungen angewandt [62–64].

## 3.3 KÖRPERSCHALLANALYSE

Körperschall entsteht in allen Prozessen mit umlaufenden oder rotierenden Teilen wie Kugellager, Wellen, Ventilatoren, Pumpen, Motoren etc. Der Schall wird an die Struktur oder die Umgebung abgegeben und ist meist charakteristisch für den jeweiligen Prozess, weshalb die Körperschallanalyse hier ansetzt, diese Schwingungen zu nutzen, um den Prozess zu charakterisieren oder Anomalien zu detektieren, die auf Defekte im Prozess hindeuten können. Das Frequenzspektrum kann hierbei sowohl im hörbaren Bereich als auch im Ultraschallbereich liegen. Sind die auftretenden Frequenzen sehr niedrig, geht die Körperschallanalyse in die Schwingungsanalyse über und es wird in der Literatur häufig keine Trennung zwischen diesen beiden vorgenommen. Die Betrachtungen beziehen sich daher überwiegend auf das (Tool) Condition Monitoring, bei dem Getriebe von Windkraftanlagen, Motorwellen oder Zerspanprozesse überwacht werden.

## 3.3.1 Merkmalsextraktion

Die Anfänge der Körperschallanalyse lagen in der Überwachung von defekten Kugellagern im Jahr 1979 [55]. Defekte in Kugellagern entstehen meist durch Abplatzen kleiner Teile des Kugellagers, die zu Reibung zwischen den Kugeln führen und mit der Zeit weitere Schädigungen des Lagers nach sich ziehen. Zusammenstöße der Kugeln mit den Splittern führen zu kurzen hochfrequenten Impulsen, die sich im Körperschallsignal als transiente Spikepulse äußern. Eine einfache Möglichkeit, diese Pulse zu detektieren, bietet die Auswertung der Kurtosis des Signals [55, 65].

Neben Kugellagern sind die Auswertungen des Zustandes von Bohrern und Fräsern bei zerspanenden Prozessen, das Tool Condition Monitoring, ein großes Forschungsgebiet der Körperschallanalyse (siehe u.a. [66–72]). Zur Auswertung dieser Daten werden viele verschiedene Techniken eingesetzt. Klassische Analysemethoden finden im Zeit-, Frequenz sowie Zeit-Frequenzraum statt. Im Zeitraum kommen die Auswertung des quadratischen Mittelwerts (Root Mean Square, RMS), der Scheitelfaktor oder die Kurtosis zum Einsatz [73, 74], die als statistische Merkmale vor allem hilfreich sind, wenn in den Signalen durch Defekte vermehrt transiente Peaksignale auftreten. Eine ausführliche Studie zu Merkmalen im Zeitraum wurde durch Tahir *et al.* [75] durchgeführt.

Ebenfalls ein häufiges Merkmal ist das sogenannte Cepstrum, das ein Kunstwort zur Beschreibung des Spektrums des Frequenzspektrums ist [76]. Die Cepstrumanalyse betrachtet das Auftreten harmonischer Frequenzen im Signal, die sich im Frequenzspektrum durch regelmäßig auftauchende Peaks bemerkbar machen. Indem die Fouriertransformation auf das logarithmierte Frequenzspektrum ein zweites Mal angewendet wird, treten diese regelmäßig auftretenden Peaks im Cepstrum besonders deutlich hervor. Auf diese Weise können Verschiebungen in Frequenzen, die viele harmonische Schwingungen aufweisen, besonders leicht detektiert werden. Die Kenngrößen aus dem Cepstrum werden Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) genannt. Hierzu gibt es auch einige aktuelle Forschung [77–79].

Andere Auswertungen im Frequenzraum zielen auf Merkmale, die Änderungen im Frequenzinhalt oder die Verschiebung von einzelnen Frequenzen betrachten. Die häufigsten Merkmale sind dabei die verschiedenen Peakfrequenzen des Spektrums, die Mittenfrequenz des Spektrums oder spektrale Leistungsdichten. Eine gute Übersicht über viele verschiedene Merkmale kann He *et al.* [74] entnommen werden.

Merkmale aus Zeit-Frequenz-Diagrammen werden häufig aus der kontinuierlichen Wavelet-Transformation oder Pseudo-Wigner-Ville-Verteilungen bestimmt. Insbesondere ist hier die Wavelet-Zerlegung zu nennen, die es ermöglicht, das Messsignal in eine hierarchische Abstufung von Signalen mit abnehmender Auflösung aufzuteilen [80, 81]. Die Signale können dadurch mit einer abnehmenden Anzahl an Koeffizienten beschrieben werden, die als Merkmale extrahiert werden können. Durch die Wahl der gewünschten Detailstufe können außerdem direkt Rauschanteile aus dem Signal entfernt werden. Für eine detaillierte Übersicht zur Wavelet-Zerlegung sei hier auf die Literatur verwiesen [82]. Einsätze der Methode im Condition Monitoring werden in Peng und Chu [83] aufgeführt.

Eine alternative Herangehensweise zur Merkmalsextraktion stellt die Auswertung der Daten mit Techniken des maschinellen Lernens, insbesondere mit neuronalen Netzen dar. Eine Technik, um die händische Wahl spezieller Merkmale zu vermeiden, ist die Verwendung sogenannter Autoencoder [84–87]. Diese sind neuronale Netzwerke, die darauf trainiert werden, die Inputdaten wieder auf sich selbst im Output-Layer abzubilden. Die verborgenen Layer haben dabei jedoch deutlich weniger Neuronen als Input- und Output-Layer und stellen damit einen Flaschenhals dar. Zudem ist das neuronale Netz um das mittlere Layer symmetrisch. Die erste Hälfte des neuronalen Netzes wird als Encoder bezeichnet, der die Inputdaten auf eine komprimierte Darstellung reduziert, die zweite Hälfe als Decoder, der die reduzierte Darstellung wieder auf das ursprüngliche Signal zurückrechnet. Das neuronale Netz wird somit darauf trainiert, das Signal durch eine komprimierte Form zu abstrahieren, von der es möglich ist, wieder das ursprüngliche Signal zu rekonstruieren und somit einen minimalen Informationsverlust zu erleiden. Das mittlere Layer kann somit einen guten Merkmalsvektor darstellen. Für die Merkmalsextraktion wird dann nach dem Training nur der Encoder-Teil des neuronalen Netzwerks verwendet.

Das Problem dieser Technik ist häufig, dass es im Vergleich zu händisch gewählten Merkmalen deutlich weniger effizient ist, d. h. es werden mehr Trainingsdaten benötigt, um aus den Signalen einen effektiven Merkmalsvektor zu erhalten. Für Daten, bei denen bislang keine ausreichenden Merkmale gefunden wurden, kann die Technik jedoch ein vielversprechendes Konzept darstellen.

## 3.3.2 Auswertung der Merkmale

Um von den extrahierten Merkmalen zu einer Einschätzung des Zustandes, sei es die Funktionstüchtigkeit des Kugellagers oder der Abnutzungsgrad des Zerspanungswerkzeugs, zu kommen, ist eine Klassifikation oder Regression des Merkmalsvektors notwendig. In einfachen Fällen kann die Bestimmung über ein Schwellwertverfahren einzelner Merkmale erfolgen, meist sind die Abhängigkeiten der Merkmale zur resultierenden Klasse jedoch zu hoch, sodass zu Techniken des maschinellen Lernens gegriffen wird.

Man unterscheidet zwischen Klassifikationen und Anomaliedetektionen. Anomaliedetektionen werden verwendet, wenn der Schadenszustand, der detektiert werden soll, nicht herbeigeführt oder simuliert werden kann und somit keine Daten über den defekten Zustand existieren. In diesem Fall wird nur der Gutzustand eintrainiert und Änderungen im Vorhersageergebnis überwacht. So nutzten beispielsweise Worden [88] schon 1997 ein ähnliches Konzept zum Autoencoder, welches sie autoassoziatives Netzwerk nannten. Die Inputdaten waren die Übertragungsfunktion im Frequenzraum zwischen zwei Punkten eines schwingenden Systems. Zur Vergrößerung der Trainingsdaten wurden die Inputdaten durch weißes Rauschen variiert. Aus der Differenz zwischen Input- und Outputdaten des Autoencoders wurde ein "Novelty Factor" berechnet, der im Idealfall bei bekanntem Zustand des Systems Null ist. Nach Reduktion der Steifigkeit des Schwingungssystems stieg der Novelty Factor an, da dem neuronalen Netz der neue Zustand nicht bekannt war und es die neuen Daten nicht mit der gleichen Genauigkeit reproduzieren konnte. Der Anstieg des Novelty Factors ist damit ein Hinweis auf eine Anomalie im System. Die Autoren hielten jedoch fest, dass daraus nicht zwingend gefolgert werden kann, dass ein Defekt vorliegt, da die Anomaliedetektion keine

Informationen über den Ursprung der Anomalie lieferte, sondern nur eine Abweichung zum bekannten Zustand. Weitere Informationen zur Anomaliedetektion finden sich in [89, 90].

Sind die Fehlerzustände bekannt und soll somit eine Klassifizierung des Zustandes stattfinden, kann auf eine Reihe von verschiedenen Algorithmen des maschinellen Lernens und neuronale Netzwerke zurückgegriffen werden. Typische Algorithmen sind hier Entscheidungsbäume (*decision trees*), Support Vector Machines (SVMs), Feedforward Netzwerke (FNN) oder auch Convolutional Neural Networks (CNNs). Krishnakumar *et al.* [91] untersuchten die Schärfe eines Bohrers beim Bohren in eine Titanlegierung (Ti-6Al-4V). Sie teilten die Bohrerschärfe in die Klassen gut, mittel und stumpf ein. Die Klassifizierung wurde mittels Entscheidungsbaum und einem neuronalen Netz vorgenommen. Die Daten wurden mit einem Beschleunigungssensor aufgenommen, der an der Spindel des Bohrers befestigt war. Als Merkmale wurden klassische statistische Merkmale im Zeitraum verwendet wie oben diskutiert. Von den 87 Messungen konnten 82 richtig klassifiziert werden.

Die drei der laut Entscheidungsbaum aussagekräftigsten Merkmale – Mittelwert, Standardabweichung und Kurtosis – wurden mit einem neuronalen Netz aus einem verborgenen Layer mit 10 Neuronen gegen die drei Klassifikationen trainiert. Mit dem Testdatensatz konnte eine Genauigkeit von etwa 92 % erreicht werden.

Sun et al. [67] untersuchten den Bohrerverschleiß mit Schallemissionssensoren unter Berücksichtigung der Kosten, die durch eine Fehlklassifikation entstehen. Dafür modifizierten sie eine Support Vector Machine durch Anpassung der Regulierungsparameter, um die Kosten, die bei einem verfrühten Fräserwechsel und damit gestiegenen Werkzeugkosten bzw. bei einem verspäteten Fräserwechsel und damit Schädigungen des Bauteiles einhergehen, mit in den Klassifizierungsalgorithmus aufzunehmen. Die verwendeten Merkmale waren drei Merkmale der Fräsmaschine (Schnittgeschwindigkeit, Schnitttiefe und Vorschub) und sechs Signalmerkmale (durchschnittliche Energie des Spektrums, Standardabweichung der Energie des Spektrums, durchschnittliche Schiefe (Skewness), Standardabweichung der Skewness, quadratisches Mittel und Standardabweichung des quadratischen Mittels). Die SVM sollte den Abrieb der Schneidkanten in Millimetern vorhersagen, wobei der Grenzwert für einen stumpfen Fräser bei 0.3 mm definiert wurde. Sie zeigten, dass sich die Vorhersagegenauigkeit verbessert, wenn die äußeren Kostenfaktoren in den Klassifizierungsalgorithmus mit eingehen.

Für eine tiefer gehende Übersicht über die verschiedenen Techniken und Anwendungsfälle sei an dieser Stelle auf die Literatur verwiesen [92, 93].

#### 3.4 SCHALLEMISSIONSANALYSE

Die Schallemissionsanalyse ist eine der weitverbreitetsten Methoden im Structural Health Monitoring. Dies liegt unter anderem an ihrer nicht-invasiven Anwendbarkeit, ihrer hohen Empfindlichkeit, ihrer recht universellen Einsatzfähigkeit und der vergleichsweise einfachen Interpretierbarkeit. Als Schallemissionsanalyse wird die Aufzeichnung von kurzen Ultraschallsignalen bezeichnet, deren Signalquelle Reibungen oder Mikrobrüche in der Struktur sind, die eben Ultraschall emittieren. Dies mag nach einer großen Ähnlichkeit mit der Körperschallanalyse aussehen und tatsächlich wird in der Literatur hier häufig nicht streng danach unterschieden, je nachdem, welchen Hintergrund die Autoren jeweils haben. Im Rahmen dieser Arbeit werden Ultraschallsignale als Schallemissionssignale anstatt als Körperschallsignale angesehen, wenn sie

- transient anstatt kontinuierlich,
- nicht Teil des normalen Betriebsgeräusches sind und
- grundsätzlich unerwünscht sind, da sie auf Reibung oder Risse hindeuten.

Schallemissionssignale entstehen, wenn sich nach einer lokalen Überlastung in der Struktur das Material plötzlich wieder entspannt, wodurch sich eine elastische Welle ins Material ausbreitet. Dazu gehört die Energieentladung, die durch das Risswachstum erfolgt, aber auch darauffolgende Schwingungen, die durch Reibung zwischen den Rissflächen entstehen. Die Energie, die freiwerden muss, damit sie von typischen piezoelektrischen Ultraschallsensoren detektiert werden kann, ist äußerst klein und liegt nur im Bereich von  $10^{-18}$  J [94]. Dies hängt selbstverständlich auch vom Abstand zwischen Quelle und Sensor ab, da das Schallemissionssignal im Material Dämpfung und Dispersion erfährt.

Die Frequenz von Schallemissionssignalen hängt von der Schallemissionsquelle und dem Material ab, liegt jedoch meist im Bereich von 10<sup>4</sup> Hz bis 10<sup>6</sup> Hz. Diese Abhängigkeit der Frequenz von der Quelle kann dazu genutzt werden, die Quelle der Schallemission zu identifizieren und charakterisieren. Häufige Einsatzbereiche sind die Überwachung von CFK-Strukturen auf Faser- und Matrixrisse [95], die Überwachung von Brücken [96], Windkraftanlagen [97] oder Tankbehältern [98]. Es gibt aber auch z. B. Forschungsarbeiten für die Überprüfung des Laserschweißens [99].

## 3.4.1 Mechanismen zur Entstehung von Schallemissionssignalen

Schallemissionssignale stammen aus der Schwingung einer Rissfläche und werden daher als Indikator für die Entstehung oder Ausbreitung neuer Risse genutzt. Die wichtigsten Informationen, die aus der Schallemissionsanalyse gewonnen werden können, sind die Anzahl der Schallereignisse, die Ursache der Ereignisse, der Ort und die Stärke. Mithilfe dieser Informationen kann die Schadensart abgeschätzt werden und, ob in einer bestimmten Region vermehrt Schäden auftreten, die auf ein großflächiges Risswachstum hindeuten. Grundsätzlich wird angenommen, dass es sich um dünnwandige Strukturen handelt, in denen sich die Schallwellen geführt ausbreiten können, die Methodik ist aber nicht darauf begrenzt.

Schallemissionssignale können zudem im Experiment auch simuliert werden, was insbesondere zum Testen der Sensorik häufig benötigt wird, da hierfür keine tatsächliche Erzeugung von Rissen nötig ist. Als Standardmethode hat sich hier die Schallerzeugung mittels Bleistiftminenbruch durchgesetzt, die sogenannte Hsu-Nielsen-Quelle [100]. Dabei werden aus einem Bleistiftminenhalter etwa 2 mm der Mine ausgefahren und diese auf der Oberfläche der Struktur abgebrochen. Durch die schlagartige Entspannung der Druckstelle entsteht ebenso eine elastische Welle. Ein noch breitbandigeres und realistischeres Signal wird bei Bruch einer Glaskapillare erreicht [23], aufgrund der umständlicheren Handhabung ist dies jedoch seltener verbreitet.

Ein erzeugtes Schallemissionssignal hat in der Regel eine Länge von einigen 100 µs und besteht, dünnwandige Strukturen vorausgesetzt, aus symmetrischen und anti-symmetrischen Lamb-Wellen-Moden. Das gemessene Signal ist jedoch häufig von Echosignalen überlagert, sodass die gemessene Länge bis zu 1.5 ms und mehr dauern kann. Voraussetzung für die Messung der Signale ist, dass das Hintergrundgeräusch in der Struktur sehr gering ist, sodass die auftretenden Schallemissionssignale als Peaks im Signal hervortreten. Liegt ein Hintergrundrauschen vor, so sind sehr leise Signale möglicherweise nicht mehr detektierbar.

Die Lautstärke eines Signals wird in  $dB_{AE}$  angegeben. Dabei wird das entstehende Spannungssignal am Piezosensor gemessen und auf die Referenzspannung von  $U_{ref,AE} = 1 \,\mu V$  bezogen. Die Umrechnung von Volt zu Dezibel erfolgt mit [24]

$$dB_{AE} = 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{U_{max}}{1 \,\mu V} \right) \tag{3.1}$$

Die leisesten, gerade noch detektierbaren Schallemissionssignale liegen typischerweise im Bereich von  $35 \, dB_{AE}$  und erzeugen damit ein Spannungssignal von etwa  $56 \,\mu$ V. Für eine zuverlässige Detektion muss dafür das Hintergrundrauschen im Bereich von  $28 \, dB_{AE}$  bis  $30 \, dB_{AE}$  liegen.

#### 3.4.2 Auswertemethoden

Zur Detektion werden Schallemissionssensoren auf die zu prüfende Struktur aufgebracht. Die Anzahl der benötigten Sensoren hängt von der Dämpfung des Materials ab und mit welcher Genauigkeit eine Ortung der Signale möglich sein soll. Zur eindimensionalen Ortung eines Signals entlang ihrer Verbindungslinie sind zwei Sensoren notwendig, die das Signal detektieren. Für eine zweidimensionale Ortung auf der Fläche der Struktur sind mindestens drei Sensoren nötig, wobei die Genauigkeit durch die Verwendung von mehr Sensoren deutlich verbessert werden kann. Eine Ortung mit klassischen Methoden ist allerdings stets nur innerhalb der konvexen Hülle des Sensornetzwerks möglich.

Für die Ortung ist die Bestimmung der Ankunftszeiten (time of arrival, TOA) der Signale bei den jeweiligen Sensoren notwendig. Im einfachsten Fall erfolgt dies über eine Schwellwertbestimmung, bei der der Ankunftszeitpunkt über den Punkt bestimmt wird, an dem das Signal einen festgelegten Schwellwert, etwa 32 dB<sub>AE</sub> überschreitet. Dieses Verfahren ist schnell und einfach umsetzbar, erfordert jedoch ein gerauen Schwingungsverlauf der Moden oder führen die Bestimmung mithilfe einer Wavelet-Transformation durch [101, 102]. Daneben gibt es energiebasierte Algorithmen oder autoregressive Algorithmen [103]. Hier ist insbesondere das Akaike Informationskriterium zu nennen [104]. Diese Methoden sind jedoch deutlich rechenintensiver und daher nicht für alle Anwendungen geeignet.

Die Rückrechnung von den Ankunftszeiten auf den Ursprungsort ist mathematisch gesehen ein inverses Problem. Im einfachsten Fall lässt sich dieses durch einen Triangulationsalgorithmus unter Verwendung von

$$|\mathbf{r}_{i} - \mathbf{r}_{0}| = \mathbf{c} \cdot (\mathbf{t}_{i} - \mathbf{t}_{0}) \tag{3.2}$$

lösen, wobei c die (isotrope) Schallgeschwindigkeit im Material ist,  $r_0$  der Ort der Schallquelle,  $r_i$  der Ort des Sensors,  $t_0$  der Zeitpunkt des Ereignisses und  $t_i$  der Ankunftszeitpunkt bei Sensor  $r_i$  (vergleiche Abbildung 3.1).  $r_0$  und  $t_0$  sind unbekannt und müssen über eine Verwendung ausreichend vieler Sensoren bestimmt werden.

Der Nachteil dieser Methode ist, dass eine konstante, richtungsunabhängige Schallgeschwindigkeit vorausgesetzt wird. Dies ist durch die Anisotropie von CFK-Strukturen von vornherein nicht gegeben, außerdem kann auch die Geometrie der Struktur Auswirkungen auf den Schallpfad haben.

Eine Möglichkeit, diese Nachteile zu umgehen, liegt in der Verwendung eines neuronalen Netzes für die Ortung [24, 105]. Hierfür werden auf der Struktur verteilt Bleistiftminenbrüche erzeugt und die Ankunftszeiten der Signale an den Sensoren zusammen mit dem Ort der Anregung gespeichert. Das neuronale Netz kann daraufhin mit dem Vektor der Ankunftszeiten gegen den Ursprungsort trainiert werden. Auf diese Weise können alle geometrischen Besonderheiten der Struktur direkt in den Ortungsalgorithmus implizit integriert werden.



Abbildung 3.1: Prinzip zur Ortung eines Schallemissionssignals am Ort  $r_{Quelle}$  mit den Sensoren an den Positionen  $r_1$  und  $r_2$ , die das Signal zu den Zeitpunkten  $t_1$  und  $t_2$  empfangen (nach [24]).

Ein Nachteil dieser Methode kann selbstverständlich sein, dass dies ein dediziertes Training für jede Struktur, die überwacht werden soll, benötigt. Wird eine andere Struktur oder auch nur eine veränderte Sensorpositionierung verwendet, ist ein neues Training nötig.

Weitere Möglichkeiten der Auswertung sind die Klassifizierung der Signale nach ihrer Schadensursache [95, 106–108]. Hierfür wird aus den Schallemissionssignalen eine Merkmalsextraktion durchgeführt, die der Auswertung der Körperschallsignale sehr ähnlich ist. Durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen können diese Signale dann bestimmten Schadensquellen wie zum Beispiel Faserbrüchen, Matrixrissen oder Delaminationen zugeordnet werden. Dies ist möglich, da sich die freigesetzte Energie und der Frequenzinhalt bei Faserbrüchen aufgrund ihrer hohen Festigkeit deutlich von Matrixbrüchen unterscheidet.

Für weitere Informationen über die Schallemissionsanalyse sei u.a. auf die Reviewpaper von Amafabia *et al.* [16] und Ono [109] verwiesen.

### 3.5 PRÜFUNG MIT GEFÜHRTEN WELLEN

Die Prüfung mit geführten Wellen ist ein vergleichsweise junges Forschungsfeld im Bereich der Zustandsüberwachung. Die Bezeichnung fasst alle Prüfmethoden zusammen, die mindestens einen aktiven ultraschallgebenden Transducer enthalten und die die Eigenschaften der Plattenwellen ausnutzen, durch die Grenzen der Platten geführt zu werden, wodurch die ausgesandten Ultraschallsignale vergleichsweise weite Strecken im Material zurücklegen können. Ziel der Prüfung mit geführten Wellen ist stets die Detektion von Schäden in der Struktur, oft verbunden mit einer bildgebenden Methode zur Visualisierung des Schadens. Hierzu zählen die Tomographie auf Basis von geführten Wellen oder ein Phased-Array-Ansatz.

Die Idee der Methoden ist, dass die aufgebrachten Transducer sowohl als Sender als auch als Empfänger dienen können. Pro komplettem Messdurchgang wird jeder Transducer reihum einmal als Sender verwendet, während alle anderen Transducer das ausgesendete Signal empfangen. Befindet sich ein Defekt zwischen den Transducern, interagieren die geführten Wellen mit dem Defekt in Form von Abschwächung, Streuung oder Modenkonversion. Dadurch ist das empfangene Signal gegenüber dem Grundzustand abgeschwächt oder zeitlich verschoben [110]. Aus dieser Änderung können Rückschlüsse auf Ort und Größe des Defektes in der Struktur gezogen werden. Mithilfe von bildgebenden Methoden können die Defekte dann visualisiert werden.

#### 3.5.1 Auswertemethoden

Die Auswertemethoden lassen sich grundsätzlich in Baseline- und baselinefreie Methoden unterteilen. Viele der Techniken benötigen Baselinemessungen der defektfreien Struktur, um spätere Messungen auf den ursprünglichen Zustand zu referenzieren. Dies ist insbesondere notwendig, wenn durch eine komplexe Struktur nicht genau unterschieden werden kann, ob das ankommende Signal durch Defekte abgeschwächt wurde oder aufgrund des ungünstigen Schallpfades.

Dennoch wurden auch baselinefreie Methoden entwickelt. Sie werden dort benötigt, wo erst eine nachträgliche oder nur temporäre Instrumentierung stattfand und kein Grundzustand der Struktur bekannt ist. Außerdem können Alterungseffekte eine Veränderung der Signale bewirken, die jedoch nicht auf Defekte zurückzuführen sind. Hier könnten durch Baselinemethoden falsch-positive Warnungen generiert werden.

Einen häufigen Einsatz findet die Prüfung mit geführten Wellen bereits in der Rohrinspektion [111] und teilweise auch im Luftfahrtbereich [112]. Gerade Ölpipelines sind durch ihre stets konstante Bauform und vergleichsweise einfache Geometrie eine relativ dankbare Struktur, um mit geführten Wellen geprüft zu werden. Außerdem lassen sich die Transducer durch das Anbringen einer Manschette um die Pipeline recht einfach installieren. Flugzeugteile sind hier wegen der Vielzahl an Verstrebungen und Versteifungen deutlich anspruchsvoller.

Ein Problem der Prüfung mit geführten Wellen, das immer noch Gegenstand aktueller Forschung ist, sind äußere Einflüsse, die sich auf die Signalausbreitung auswirken, sowie komplexere Strukturen, die durch komplexe Schallpfade eine Auswertung des Schadensortes erschweren. Veränderte Temperaturen wirken in vielerlei Weise auf die Signalausbreitung. So kann sich die Schallgeschwindigkeit ändern, das Amplitudenverhältnis verschiedener Moden oder die Dämpfung im Material. Auch die Wärmeausdehnung der Struktur und der damit verlängerte Schallpfad kann sich bemerkbar machen.

Die Auswertung mittels Tomographie wurde z. B. von Zhao *et al.* [113] beschrieben. Sie untersuchten ringförmig oder in einem Rechteck angeordnete Transducer auf einer Aluminiumplatte von 1.6 mm Dicke.

Als Anregungssignal der Transducer wurde ein Sinusburst mit 10 Zyklen verwendet.

Aus den empfangenen Signalen wurden verschiedene statistische Merkmale wie Amplitude des Signals, Dämpfungskoeffizient, Peakfrequenz, Kurtosis, Skewness etc. berechnet. Mithilfe dieser Merkmale wurden einige Tomographiealgorithmen wie der Filtered Backprojection (FBP) Algorithmus, die Algebraic Reconstruction Technique (ART) oder der Probabilistic Reconstruction Algorithm (PRA) untersucht, für deren Erläuterung hier auf die Quelle verwiesen sei. Als Defekt wurde in aufeinanderfolgenden Messungen lokal die Plattendicke verringert, bis ein Loch in der Platte vorlag. Für eine ringförmige Anordnung von Transducern konnten sie mit dem ART Algorithmus die beste Auflösung des Defektes erreichen, selbst bei nur kleinen Änderungen in der Wandstärke. Die Berechnung war jedoch recht rechenintensiv. Sie zeigten außerdem, dass Rissschäden auch in einem realistischen Anwendungsfall eines Rohres erfolgreich detektiert werden konnten.

Eine baselinefreie Methode stellt die Time-Reversal Imaging Methode, wie von Wang et al. [114] beschrieben, dar. Das Vorgehen ist dabei, dass ein Signal, welches von Transducer A zu Transducer B gesendet wird, von Transducer B anschließend zeitlich umgekehrt zurückgesendet wird. Selbst bei Berücksichtigung der Dispersion sollte Transducer A dann – Dämpfungseffekte vernachlässigt – das von ihm ausgesendete Signal in umgekehrter zeitlicher Reihenfolge wieder empfangen. Dies gilt, auch wenn Transducer B durch die Dispersionseffekte ein verändertes Signal im Vergleich zum ausgesendeten Signal empfangen hat, da durch die Zeitumkehrung auch die Dispersionseffekte rückgängig gemacht werden können. Liegt nun aber ein Defekt in der Platte vor, ist die Wiederherstellung nicht erfolgreich. Mit dieser Information kann wieder ein Rekonstruktionsalgorithmus durchgeführt werden. Wang et al. betrachteten diesen Effekt vor allem theoretisch, sie konnten in einem realitätsnahen Experiment jedoch auch die grundsätzlichen bildgebenden Möglichkeiten dieses Verfahrens demonstrieren.

Moll *et al.* [115] evaluierten mit Simulationsdaten einen Delay-And-Sum-Algorithmus für geführte elektromagnetische Wellen innerhalb von Metallplatten, welcher in den Simulationsdaten gute Ergebnisse zur Ortung von Defekten lieferte. Später konnten sie dies auch experimentell bestätigen [116]. Konzeptionell sollte dieser Ansatz auch für akustische Wellen anwendbar sein.

#### 3.5.2 Zukunft der Prüfung mit geführten Wellen

Die Prüfung mit geführten Wellen hat ihr volles Potenzial noch nicht erreicht. Zum Zeitpunkt dieser Arbeit existieren viele verschiedene Ansätze, wofür die Methode eingesetzt werden kann und mit welcher Technik die beste Fehlerauffindwahrscheinlichkeit erreicht werden kann. Das langfristige Ziel und das größte Potenzial liegt darin, piezoelektrische Transducer z. B. in die Außenhaut von Flugzeugrümpfen oder in Fahrzeugen zu integrieren, wo sie eine dauerhafte Überwachung durchführen können und das Entstehen von Defekten frühzeitig detektieren können. Hierfür benötigt es jedoch noch verbesserte und robustere Detektionsalgorithmen sowie eine größere Akzeptanz von der Industrie. Prager *et al.* [117] und Mitra und Gopalakrishnan [118] geben in ihren Reviewpapern einen sehr guten Überblick über die Fortschritte, die im Bereich der geführten Wellen bereits erreicht werden konnten und welche Herausforderungen noch bevorstehen.

## 3.6 PRÜFUNG MITTELS IMPULS-ECHO-VERFAHREN

Das Impuls-Echo-Verfahren gehört zu den klassischen Ultraschallprüfverfahren der zerstörungsfreien Prüfung. Mit einem Transducer wird ein kurzer Ultraschallpuls in eine Struktur übertragen, der sich im Material ausbreitet, an der Unterseite der Struktur reflektiert wird, und an anderer Stelle von einem Sensor wieder empfangen wird. Häufig wird hierzu der Puls mithilfe eines Keils unter einem bestimmten Winkel eingestrahlt, um die Übertragung und die Amplitude des Signals am empfangenden Sensor zu optimieren. Defekte in der Struktur machen sich durch zusätzliche Echosignale bemerkbar, die noch vor dem erwarteten Rückwandecho eintreffen. Durch Variation des Einschallwinkels und Abrastern der Bauteilfläche können so Bauteile großflächig auf Defekte wie Lufteinschlüsse oder Risse überprüft werden.

Die Methode baut auf dem Prinzip der akustischen Impedanz auf. Triff eine Schallwelle auf die Grenzfläche zweier Medien mit unterschiedlicher akustischer Impedanz, so wird die Welle abhängig vom Impedanzunterschied der zwei Medien verschieden stark transmittiert und reflektiert. Die akustische Impedanz eines Mediums ergibt sich dabei aus

$$\mathsf{Z} = \rho \cdot \mathsf{c} \tag{3.3}$$

mit der akustischen Impedanz Z, der Dichte des Mediums  $\rho$  und der Schallgeschwindigkeit des Mediums c.

Liegen an der Grenzfläche die zwei Impedanzen  $Z_1$  und  $Z_2$  vor, so ergibt sich der reflektierte Anteil der Welle aus

$$\mathbf{r} = \frac{\mathbf{Z}_1 - \mathbf{Z}_2}{\mathbf{Z}_1 + \mathbf{Z}_2}.\tag{3.4}$$

Liegt  $Z_1 = Z_2$  vor, also zwei Medien mit gleicher akustischer Impedanz, so ist der reflektierte Anteil r = 0 und die Welle wird komplett transmittiert. Geht  $Z_2 \rightarrow 0$  wie beim Übergang zu Luft, geht  $r \rightarrow 1$  und es kommt zur Totalreflexion. Über das Maß der Reflexion lässt sich somit auch der Impedanzunterschied zweier Materialien bestimmen. Durch diesen Umstand kann das Impuls-Echo-Verfahren neben dieser klassischen NDT Methode auch als Zustandsüberwachungssystem eingesetzt werden. Ein Beispiel hierfür ist die Überwachung des Aushärtevorgangs bzw. der Polymerisation von Harzen und Thermoplasten im RTM-Prozess. Dabei werden Fasergelege aus Glas- oder Carbonfasern in ein zweiteiliges Formwerkzeug eingelegt, das anschließend durch Vakuumsaugung oder durch zusätzlichen Druck an der Harzinjektionseinheit mit Harz gefüllt wird und damit die Fasergelege durchtränkt werden. Das Harz bzw. der Thermoplast härten in der Form aus und das fertig geformte Bauteil kann entnommen werden.

Hierbei gibt es mehrere Herausforderungen. In den Gelegen kann es zu Lufteinschlüssen kommen, die zu Blasenbildung im finalen Bauteil führen. Bei ungünstiger Geometrie des Formwerkzeugs kann es zu trockenen Fehlstellen kommen, die das Harz nicht vollständig durchtränken konnte. Zudem kann es bei schlechter Durchmischung des Harzes oder unzureichenden Temperaturen zu unvollständigem Aushärten und damit verschlechterten Materialeigenschaften kommen.

Während des Prozesses können diese Parameter jedoch nicht beobachtet werden, da der Prozess innerhalb des Werkzeugs stattfindet. Hier setzt die Überwachung mittels Ultraschallsensorik an. In einem ersten Versuch untersuchten Liebers und Bertling [119] die Injektion und das Aushärten eines Harzes mittels Ultraschallsensoren im Impuls-Echo- sowie Transmissionsverfahren, bei dem Sensoren auf der Ober- und Unterseite des Werkzeugs angebracht waren. Sie zeigten, dass die Ausbreitung der Fließfront durch die Amplitudenabnahme des reflektierten Signals nachverfolgt werden konnte. Sogar der Aushärtevorgang ließ sich beobachten, da sich die Schallgeschwindigkeit im Harz annähernd linear zum Aushärtegrad verhielt. Auf diese Weise sollte eine Prozessüberwachung des Harzinjektionsverfahren mittels Ultraschallsensorik möglich werden.

#### 3.7 GEGENÜBERSTELLUNG DER VORGESTELLTEN METHODEN

Alle vorgestellten Methoden haben ihre Stärken und Schwächen in bestimmten Bereichen. Die Modalanalyse liefert eine globale Aussage über die Grundsteifigkeit eines Systems. Treten signifikante Änderungen in den Eigenresonanzen auf, ist ein schwerwiegender Defekt der Struktur sehr wahrscheinlich und ein deutliches Zeichen dafür, dass eine genauere Untersuchung notwendig ist. Sie kann leicht Steifigkeitsveränderungen über lange Zeiträume hin beobachten und Trends darin aufzeigen, womit auch schleichende Prozesse sichtbar werden. Es muss allerdings eine Möglichkeit geben, die benötigten Frequenzen in der Struktur auch anzuregen. Zumeist wird daher auf die Schwingungen zurückgegriffen werden müssen, die im natürlichen Betrieb entstehen. Für eine Industrieanlage kann es auch bedeuten, dass die Maschine einen festgelegten Bewegungsablauf durchfahren muss, während die Messung durchgeführt wird. Das macht die Messungen vergleichbar, bedeutet aber, dass die Messungen möglicherweise nicht während des Regelbetriebs durchgeführt werden können. Plötzliche Änderungen durch entstandene Brüche könnten daher zunächst nicht auffallen.

Hier kann die Schallemissionsanalyse sehr gut ergänzend wirken. Sie kann plötzliche Bruchereignisse detektieren, orten und bewerten, wie gravierend das Schadensereignis ist. Sie kann bereits kleinste Mikrorisse detektieren und somit auch als Frühwarnsystem dienen. Im Fall einer Häufung von Signalen an einem Ort kann somit die Schadensursache schneller eingegrenzt werden. Das Messsystem muss allerdings zu der Zeit aktiv gewesen sein, zu der der Schaden entstand, da die Schallemissionsanalyse die transienten Bruchereignisse detektiert. Entstand der Schaden zu einer Zeit, zu der nicht gemessen wurde, werden keine Informationen über das Schadensereignis gewonnen. Dies bedeutet im Zweifel, dass das Messsystem dauerhaft aktiv sein muss. Da die Aufnahme der Signale triggerbasiert abläuft, besteht jedoch kein Speicherplatzproblem, da nichts abgespeichert wird, solange keine Schallereignisse auftreten.

Soll eine Struktur nachträglich auf Schäden überprüft werden, entweder als Routinemessung oder um Ergebnisse aus der Schallemissionsanalyse zu validieren, kann hierfür eine Prüfung mit geführten Wellen durchgeführt werden. Als aktive Messmethode ist sie weder auf natürlich vorkommende Schwingungen noch auf das Auftreten von transienten Signalen angewiesen, sondern kann nach Belieben durchgeführt und wiederholt werden. Somit kann die Struktur regelmäßig gemessen werden und bei Auftreten von Schallemissionssignalen auch bestimmte Bereiche häufiger untersucht werden, um die Entwicklung von Schäden engmaschiger zu verfolgen. Gerade zur Schallemissionsanalyse stellt die Prüfung mit geführten Wellen daher die ideale Ergänzung dar.

Die Körperschallanalyse erweitert die Betrachtung dann noch auf die Überprüfung der Betriebsgeräusche. Hier treten keine Defekte wie im bisherigen Sinn auf, sondern eine Abweichung der Betriebsgeräusche vom Normalzustand. Dies kann ein unrund drehendes Kugellager, ein schlecht laufendes Getriebe oder einen abgenutzten Bohrer anzeigen. Durch die Körperschallanalyse können entweder diese Anomalien detektiert oder sogar der präzise Zustand des ablaufenden Prozesses bestimmt werden.

Die Vor- und Nachteile der einzelnen Zustandsüberwachungsmethoden sind in Tabelle 3.1 noch einmal zusammengefasst. Allgemein lässt sich feststellen, dass die vorgestellten Methoden alle etwas zum Gesamtbild des Zustands einer Struktur beitragen können. Und wie im Folgenden erörtert wird, ist es möglich, diese Methoden mit denselben piezokeramischen Sensoren zu messen. Trotz dessen wird eine Kombination mehrerer Methoden bisher nur selten angewandt, und wenn, dann häufig nur etwa die Schallemission und die Prüfung mit geführten Wellen. Diese Arbeit möchte dazu beitragen, zu zeigen, dass eine kombinierte Messung all dieser Methoden möglich ist und dass damit ein Mehrwert an Informationen generiert werden kann.

ÜBERWACHUNGSMETHODE	VORTEILE	NACHTEILE
Modalanalyse	<ul><li>einfach zu implementieren</li><li>sensibel im Niederfrequenzbereich</li></ul>	<ul> <li>Frequenzänderungen stark von Umwelteinflüssen abhängig</li> </ul>
Körperschallanalyse	<ul> <li>Überwachung von umlaufenden oder sich bewegenden Prozessen</li> <li>Für Anomalie- als auch Rissdetektion geeignet</li> <li>Anwendbar im Hörschall- und Ultraschallbereich</li> </ul>	<ul> <li>Kontinuierlicher Datenstream stellt hohe Anforderungen an Rechenleistung und Speicherkapazität</li> </ul>
Schallemissionsanalyse	<ul> <li>Geeignet für die Detektion von Mikrorissen, Impactschäden und Reibgeräuschen</li> <li>Bei Verwendung eines Sensornetzwerks Ortung der Signalquelle möglich</li> <li>Vorwiegend im Ultraschallbereich bis 1 MHz</li> </ul>	<ul> <li>Nur anwendbar auf Brüche, die während der Aufnahme entstehen</li> <li>Für zuverlässige Detektion ist eine hohe Sensordichte notwendig</li> </ul>
Geführte Wellen	<ul> <li>Geeignet für die Ortung von bereits bestehenden Defekten</li> <li>Weniger anfällig für Hintergrundrauschen, da der aktive Signalpegel angepasst werden kann</li> </ul>	<ul> <li>Interpretation der Signale mitunter schwierig</li> <li>Für zuverlässige Detektion ist eine hohe Sensordichte notwendig</li> </ul>
Impuls-Echo-Verfahren	<ul> <li>Geeignet f ür die  Überwachung von Flie ß- und Aush ärtevorg ängen</li> </ul>	<ul> <li>weniger universelle Methode</li> <li>zusätzliche Pulserschaltung notwendig</li> </ul>

Tabelle 3.1: Vor- und Nachteile verschiedener Zustandsüberwachungsmethoden (nach [120])
# 4

# ENTWICKLUNG UND AUFBAU EINES MESSSYSTEMS ZUR ZUSTANDSÜBERWACHUNG

Als Ziel der vorliegenden Arbeit stand die Entwicklung eines allgemeinen Zustandsüberwachungssystems durch akustische Prüfmethoden. Es sollten geeignete akustische Methoden identifiziert und ihr Potenzial für die Erkennung von Schäden bewertet werden. Außerdem sollte evaluiert werden, welche Methoden mit einem einzigen Sensortyp messbar sind, sodass eine Messung in einem Sensornetzwerk möglich wird. Hauptziel war es also, das Potenzial eines solchen Zustandsüberwachungssystems auszuloten und ein Hard- und Softwareframework zu schaffen, mit dem weitere Untersuchungen zur Zustandsüberwachung durchgeführt werden können. Anschließend sollte das System an einem Demonstrator installiert werden, um erste Ergebnisse für die Nutzbarkeit der Auswertungen im industriellen Kontext liefern zu können.

Im folgenden Kapitel wird die Entwicklung eines Ultraschallsensors für die Messung aller Messmethoden mit Ausnahme des Impuls-Echo-Verfahrens vorgestellt. Dabei wird auf die Wahl des Piezoplättchens eingegangen und die Entwicklung einer Verstärkerschaltung zur Vorverstärkung des Messsignals am Sensor. Außerdem wird die Implementierung einer Schaltung zur aktiven Anregung des Sensors dargestellt. Für das Impuls-Echo-Verfahren wurde ein zweiter Sensor entwickelt, da dieses Verfahren andere Anforderung an die Messtechnik stellt. Zuletzt wird auf die Anforderungen an das Messsystem und den Transientenrekorder eingegangen.

# 4.1 ENTWICKLUNG EINES ULTRASCHALLSENSORS FÜR DIE KOM-BINATION MEHRERER ZUSTANDSÜBERWACHUNGSMETHODEN

Die Wahl des Sensortyps und die charakteristischen Eigenschaften eines Sensors haben allgemein einen entscheidenden Einfluss darauf, welche Signale mit dem Sensor gemessen werden können und worauf der Sensor besonders sensitiv reagiert. Im Fall von Ultraschallsignalen bedeutet dies insbesondere, in welchen Frequenzbereichen der Sensor sensitiv ist und auf welche Arten von Ultraschallsignalen er besonders gut anspricht (z. B. Longitudinal- oder Transversalwellen). Zum einen kann hier die Wahl des piezoelektrischen Materials einen Einfluss haben. In dieser Arbeit wurden jedoch ausschließlich piezoelektrische Keramiken untersucht, sodass andere Materialien wie PVDF-Folien hier nicht besprochen werden.



Abbildung 4.1: Schwingungsmoden eines Piezoplättchens in radialer und Dickenrichtung

Zum anderen spielen die Abmaße und die piezoelektrische Polarisierung eine große Rolle. Aus den Abmessungen des Sensors ergeben sich Resonanzfrequenzen, in denen der Sensor bevorzugt schwingt und dadurch eine erhöhte Sensitivität zeigt. Dabei spielt auch die Form des Sensors eine Rolle, ob er quadratisch, rechteckig oder rund ist [121]. Da quadratische und rechteckige Sensoren keine Rotationssymmetrie aufweisen, sind sie für den Einsatz in einem allgemeinen Sensornetzwerk eher ungeeignet, da sie Vorzugsrichtungen aufweisen [121]. Rechteckige Sensoren können bei großen Verhältnissen zwischen Länge und Breite eine starke Richtungsabhängigkeit aufweisen und gezielt für die Messung von gerichteten Signalen eingesetzt werden. Kreisförmige Sensoren weisen aus Symmetriegründen keine Richtungsabhängigkeit auf.

Piezoplättchen für die Messung von Ultraschallsignalen sind in der Regel parallel zum angelegten Feld polarisiert. Ein Plättchen, an dem zwischen der Ober- und der Unterseite ein elektrisches Feld angelegt wird, wird also auch normal zur Fläche des Plättchens polarisiert, was zu einer Dickenänderung des Plättchens führt. Dabei gibt es zwei Hauptmoden des zylinderförmigen Plättchens; die Schwingung in radialer Richtung und die Schwingung in Dickenrichtung. Für Plättchen, deren Dicke TH deutlich geringer ist als ihr Durchmesser OD, liegt die Dickenschwingung bei deutlich höheren Frequenzen als die Radialschwingung. Für runde Plättchen werden hier zwei Frequenzkoeffizienten, N<sub>p</sub> und N<sub>l</sub> verwendet, die den Zusammenhang zwischen Resonanzfrequenz und den Dimensionen des Plättchens beschreiben [122],

$$N_p = f_s \cdot OD$$
, OD: Durchmesser des Plättchens (4.1)

$$N_t = f_s \cdot TH$$
, TH: Dicke des Plättchens (4.2)

Die Schwingung dieser zwei Hauptmoden ist in Abbildung 4.1 dargestellt.

Die Existenz der Schwingungsmoden hat Einfluss auf das Frequenzspektrum, das mit dem Sensor aufgenommen wird, da es zu Resonanzüberhöhungen sowie -abdämpfungen kommt, die das wahre Messsignal verfälschen. Grundsätzlich existiert diese Thematik bei jedem Ultraschallsensor. Je nach Anwendungsfall wird jedoch versucht, die Frequenzantwortkurve so weit wie möglich zu glätten, oder die Resonanzfrequenzen auf das Spektrum der erwarteten Signale hin zu optimieren, sodass für die gewünschten Signale eine besonders hohe Empfindlichkeit besteht.

Die Anforderung an den Piezosensor für die Entwicklung eines Zustandsüberwachungssystems war, für die Methoden der Körperschallanalyse, Modalanalyse, Schallemissionsanalyse und Prüfung mit geführten Wellen eine insgesamt gute Empfindlichkeit zu erhalten und einen Kompromiss zu finden, wobei der Fokus auf der Schallemissionsanalyse lag, da hier zumeist mit den kleinsten Signalen gearbeitet wird, deren Signalstärke nicht beeinflusst werden kann. Es wurden daher eine Vielzahl an Piezoplättchen der Firma PI Ceramic GmbH [123] mit verschiedenen Dicken und Durchmessern untersucht, um das geeignetste Plättchen zu finden.

# 4.1.1 Messungen der Frequenzbandbreite verschiedener Ultraschallsensoren mittels Bleistiftminenbruchtests

Die Untersuchung wurde an einer Aluminiumplatte mit Abmessungen von 1500 mm × 1000 mm × 3 mm durchgeführt. Als Testsignal wurde ein Schallemissionssignal mittels Hsu-Nielsen-Quelle [100] erzeugt, was auch als Bleistiftminenbruch (Pencil Lead Break, PLB) bezeichnet wird. Dies ist der Standard zur Erzeugung von leicht vergleichbaren Schallemissionssignalen und wurde in der Vergangenheit mehrfach für den quantitativen Vergleich der Empfindlichkeit verschiedener Sensortypen herangezogen [24]. Die Bleistiftminenbrüche wurden entsprechend der ASTM E 976 mit Minen der Härte 2H und einem Durchmesser von 0.5 mm durchgeführt.

Als Vergleich für die Piezoplättchen wurden verschiedene kommerziell erhältliche Schallemissionssensoren verwendet. Zur Verfügung standen der Wideband-Differential (WD) AE Sensor der MISTRAS Group, Inc. [124], der 1045S Wide Bandwidth Sensor der Firma Fuji Ceramics Corporation – kurz Fujicera – [125], sowie ein VS-375-L (eine Tieftemperaturversion des VS-375-M) der Firma Vallen Systeme GmbH [126]. Die Vergleichssensoren waren neun verschiedene Piezosensoren von PI Ceramic mit nominellen Resonanzfrequenzen von 40 kHz – 400 kHz.

Die Schallemissionssignale wurden mit einem Physical Acoustic PCI-2 System der MISTRAS Group mit 2/4/6 Vorverstärkern mit einer Samplingrate von 10 MS/s gesampelt. Die 2/4/6 Vorverstärker wurden mit einer Verstärkung von 40 dB<sub>AE</sub> und einem Bandpassfilter von 10 kHz – 2.0 MHz betrieben. Die Eingangsimpedanz der 2/4/6 Vorverstärker beträgt 10 k $\Omega$ . Die Messkette ist schematisch in Abbildung 4.2 abgebildet.



Abbildung 4.2: Schematische Darstellung der Messkette

Die zu testenden Sensoren wurden in der Mitte der Aluminiumplatte mittels einer Silikonpaste (Korasilon der Firma Obermeier GmbH [127]) angekoppelt. Die PLBs wurden in einem Abstand von 250 mm vom Sensor ausgelöst. Pro Sensor wurden mindestens 20 Messungen durchgeführt. In Abbildung 4.3 sind eine Auswahl der Signale der Schallemissionsmessungen aufgetragen. Die Signale wurden dabei nach den Ankunftszeiten der S<sub>0</sub>-Mode synchronisiert und auf eine beliebige Amplitude normiert. Diese Darstellung wurde gewählt, da es bei dem Vergleich nicht primär auf die absolute Amplitude der Signale ankommt, sondern auf die Erkennbarkeit der S<sub>0</sub> und A<sub>0</sub> Mode und die generelle Signalform. Außerdem werden hier Sensoren verschiedener Hersteller verglichen, was die Vergleichbarkeit bezüglich der Amplitude erschwert. In Tabelle 4.1 sind die Abmessungen der verschiedenen Sensoren angegeben. Wie beschrieben bestimmen die zwei Kenngrößen die Resonanzfrequenzen der Sensoren und sind damit die in diesem Vergleich einzig entscheidenden Parameter.

In Bezug auf die  $S_0$ -Mode zeigen sich schon verschiedene Unterschiede in den Signalen. Einige Sensoren wie der PIC 51732 weisen eine deutlich höhere Amplitude des kleinen Wellenpaketes im Ge-



Abbildung 4.3: Vergleich von detektierten Bleistiftminenbrüchen im Zeitbereich

SENSOR	DURCH-	dicke (mm)	RADIALE	LONG.
	messer (mm)		RESFREQ.	RESFREQ.
PIC 22192	5	0.5	400 kHz	4 MHz
PIC 51372	6	0.5	335 kHz	4 MHz
PIC 41371	6.5	0.3	310 kHz	6.7 MHz
PIC 32445	10	0.25	200 kHz	8 MHz
PIC 75432	16	0.35	125 kHz	6 MHz
PIC 20843	16	0.25	125 kHz	8 MHz
PRYY+0796	20	0.5	100 kHz	4 MHz

Tabelle 4.1: Durchmesser und Dicke der Piezoplättchen der Firma PI Ceramic

gensatz zu den anderen Sensoren auf, insbesondere dem 1045S von Fujicera oder dem PRYY-0796. Außerdem sind auch Unterschiede in der Länge des Signals und den Frequenzinhalten erkennbar.

Noch größere Unterschiede zeigen sich ab der Ankunft der A<sub>0</sub>-Mode. Hier kommt es recht spezifisch auf die Frequenzantwortkurve des Sensors an, wie die Mode dargestellt wird. Sensoren mit höherer Resonanzfrequenz wie der PIC 22192 oder der WD von Mistras bilden vor allem die höheren Frequenzanteile des Signals ab, wodurch das Wellenpaket höherfrequenter und kompakter erscheint. Der 1045S, der auf eine gute Breitbandigkeit ausgelegt ist, zeigt dagegen ein eher niederfrequentes Signal, dessen Amplitude zudem über die Länge von 150 µs noch ansteigt. Ähnliches gilt für die größeren Piezoplättchen mit 25 mm Durchmesser und mehr, deren Resonanzfrequenz deutlich



Abbildung 4.4: Vergleich der Frequenzspektren der Schallemissionssignale

tiefer liegt. In diesem Fall spielt jedoch auch der Apertureffekt mehr und mehr eine Rolle, da der Durchmesser bei diesen Plättchen bereits größer als die Wellenlänge ist und damit Interferenzen zwischen dem Sensor und der Ultraschallwelle entstehen, die das Signal beeinflussen.

Die gewonnenen Erkenntnisse werden durch Betrachtung des Frequenzspektrums der Signale weiter bestätigt. Die Magnituden der Frequenzspektren der Signale sind in Abbildung 4.4 aufgetragen. Dargestellt sind die Magnituden der gemittelten Frequenzspektren aller aufgezeichneten Signale pro Sensor. Zur Glättung der Kurven wurde ein Savitzky-Golay-Filter 5-ter Ordnung mit einer Breite von 21 Punkten angewendet. Da das hauptsächliche Spektrum von Schallemissionssignalen im Bereich von 10 kHz bis 1000 kHz liegt, wurde für die Betrachtung nur das Spektrum bis 1000 kHz berücksichtigt. Die Kurve des WD Sensors ist in guter Übereinstimmung mit den Messungen von Ono [128].

Es wird sofort offensichtlich, dass der WD Sensor von allen untersuchten Sensoren über weite Teile des Spektrums die höchste Magnitude und damit die höchste Empfindlichkeit für die Schallemissionssignale besitzt. Der Wideband Differential Sensor zeichnet sich durch zwei Resonanzfrequenzen um 300 kHz und 600 kHz aus, die sich auch recht deutlich im Spektrum niederschlagen. Die ausgeprägten Resonanzfrequenzen führen jedoch auch dazu, dass das Spektrum nicht sehr glatt verläuft und die Signale damit weniger naturgetreu wiedergegeben werden.

Der 1045S hat im Gegensatz dazu einen deutlich glatteren Verlauf, büßt dafür jedoch an Empfindlichkeit ein. Fast über das gesamte Spektrum liegt die Magnitude bis zu einer Größenordnung unterhalb des WD Sensors. Der VS375-L liegt auf einem ähnlichen Niveau wie der 1045S, fällt jedoch ab 800 kHz stark ab.

Die Piezoplättchen erreichen insgesamt ähnliche Empfindlichkeiten wie die vorgestellten kommerziellen Sensoren, zeigen im Detail jedoch deutliche Unterschiede, abhängig von Dicke und Durchmesser der Plättchen. Sehr große Plättchen wie der PRYY+0796 zeigen nur im unteren Bereich unter 100 kHz eine erhöhte Sensitivität und können ansonsten nicht mit den anderen Sensoren konkurrieren. Kleine Plättchen wie der 51372 sprechen dagegen sehr gut auf die Schallsignale an. In weiten Teilen liegt er von der Empfindlichkeit zwischen dem 1045S und dem WD und liegt im Bereich seiner Resonanzfrequenz von 335 kHz teilweise sogar über dem WD. Auch zu den höheren Frequenzen um 1000 kHz fällt er nicht gegenüber den Vergleichssensoren ab, sondern liegt hier im Gegenteil sogar wieder über allen anderen Sensoren.

Es wurde daraus die Schlussfolgerung gezogen, dass ein Piezoplättchen mit 6 mm Durchmesser eine sehr gute Sensitivität gegenüber Schallemissionssignalen zeigt und daher gut für die Aufnahme dieser Signale geeignet ist. Da die longitudinale Resonanzfrequenz (alle Piezoplättchen liegen hier über 2 MHz) für die vorgesehene Messaufgabe nicht im entscheidenden Bereich liegt, ist die Dicke des Sensors nicht stark mit der Empfindlichkeit für Schallemissionssignale verknüpft. Die Sensoren mit nur 0.5 mm Dicke erwiesen sich als recht fragil in der Handhabung und zerbrachen in den Versuchen leicht. Ausgehend von den Ergebnissen wurde für alle folgenden Versuche daher der PRYY+0006 ausgewählt, ein Piezoplättchen mit 6 mm Durchmesser und einer Dicke von 1 mm. Sofern nicht anders angegeben, ist im Folgenden mit dem *Piezoplättchen* stets der PRYY+0006 gemeint.

#### 4.1.2 Bewertung der Signalgüte durch Zeit-Frequenz-Diagramme

Der Vergleich der Frequenzspektren der Sensoren liefert einen guten ersten Überblick über die Eignung eines Sensors für Schallemissionssignale. Als weitere wichtige Methodik dient die Betrachtung des Zeit-Frequenz-Diagramms und die Identifizierung der verschiedenen Moden innerhalb des Signals.

In Abbildung 4.5 sind zwei Signale dargestellt, die von dem exakt selben Bleistiftminenbruch stammen. In 4.5a ist das Signal des WD Sensors dargestellt, in 4.5b das des PRYY+0006. Die Diagramme bestehen jeweils aus der Zeit-Frequenzdarstellung mittels Pseudo-Wigner-Ville-Distribution mit einer zeitlichen Auflösung von 201 Punkten und einer Frequenzauflösung von 16000 Stufen und dem dazugehörigen Zeitsignal.

Dem Zeit-Frequenz-Diagramm überlagert ist eine Darstellung der theoretisch berechneten Lamb-Wellen-Moden. Ausgehend von den Dispersionskurven für eine 3 mm starke Aluminiumplatte und ei-



(b) Signal eines PRYY+0006 Piezoplättchens

Abbildung 4.5: Zeit-Frequenz-Diagramme und die zugehörigen Zeitsignale eines Bleistiftminenbruchs aus 250 mm Entfernung.

ner Distanz der Schallquelle von 250 mm kann die Ankunftszeit der Frequenzanteile der verschiedenen Moden berechnet und in ein Zeit-Frequenz-Diagramm eingezeichnet werden. Im Bereich bis 1000 kHz können nur die Grundmode und erste höhere Mode auftreten, weshalb diese vier Moden dargestellt sind. Tatsächlich werden durch Bleistiftminenbrüche jedoch fast ausschließlich die Grundmoden erzeugt.

Im Signal des WD Sensors ist die Ankunft der S<sub>0</sub>- und A<sub>0</sub>-Mode recht gut erkennbar. Die Amplitude der S<sub>0</sub>-Mode liegt jedoch so weit unter der der A<sub>0</sub>-Mode, dass im Zeit-Frequenz-Diagramm der Ast der S<sub>0</sub>-Mode kaum erkennbar ist. Der Ast der A<sub>0</sub>-Mode ist jedoch recht deutlich zu sehen und folgt sehr genau dem theoretischen Verlauf. Bei 450 µs und 530 µs sind zudem noch zwei Echos des Signals zu sehen, die von den Rändern der Aluminiumplatte reflektiert wurden. Im Zeitsignal ist der Anfang des Echos kaum auszumachen, da sich die verschiedenen Signale hier zu sehr überlagern. Hervorzuheben ist jedoch, dass die Amplitude des Signals über die gesamte betrachtete Zeit auf sehr hohem Niveau von 500 mV - 1000 mV liegt.

Das Piezoplättchen unterscheidet sich in vielerlei Hinsicht vom WD Sensor. Während die Ankunft der ersten  $A_0$ -Mode zwar ebenfalls eine sehr hohe Signalamplitude aufweist, klingt hier die Amplitude deutlich stärker ab. Das erste und zweite Echo haben insgesamt eine geringere Amplitude. Bei der Betrachtung des Zeit-Frequenz-Diagramms wird jedoch offensichtlich, dass die Äste der Moden deutlicher zu sehen sind und sogar Teile der S<sub>0</sub>-Mode bei 400 kHz und 800 kHz auszumachen sind. Zudem sind auch die zwei Echos deutlicher hervorgehoben, sodass sie sogar im Zeitsignal erkennbar sind.

#### Diskussion der Untersuchung

Der Aufbau der zwei dargestellten Sensoren ist nicht gleich. Der WD Sensor ist in ein schützendes und isolierendes Metallgehäuse eingebaut und hat interne Komponenten, die über die einfache elektrische Ankopplung an die Piezoelemente hinaus gehen. Insbesondere ist hervorzuheben, dass es sich beim WD Sensor um einen *differenziellen* Sensor handelt, was eine andere Art der Signalwandlung darstellt, als mit dem Piezoplättchen realisiert wurde. Der WD Sensor zeigt eine sehr gute Empfindlichkeit gerade auch in den tieferen Frequenzbereichen, die mit dem Piezoplättchen nicht erreicht wird. Außerdem ist in den Zeit-Frequenz-Diagrammen die Resonanzfrequenz des Plättchens bei 335 kHz sehr deutlich zu erkennen, da hier eine starke Überhöhung auftritt. Dennoch kann der vorgestellte Vergleich zeigen, dass mit dem vergleichsweise kostengünstigen Piezoplättchen eine ähnlich gute Analyse der Schallemissionssignale wie mit einem kommerziellen Schallemissionssensor möglich ist.

# 4.1.3 Elektrische Isolierung des Piezoplättchens durch eine Keramikschutzplatte

Die Verwendung des rohen Plättchens führte in vielen Versuchen zu großen Rauschleveln, da die große Aluminiumplatte offensichtlich viele elektromagnetische Störsignale aus der Umgebung aufnimmt, die sich im Signal niederschlagen. Grund hierfür war vermutlich, dass das verwendete Koppelmittel keine ausreichende elektrische Isolierung zwischen der Leitsilberschicht des Piezoplättchens und der Aluminiumplatte hergestellt hatte und damit die gesamte Platte als elektrische Erde fungierte. Temporär konnte das Problem umgangen werden, indem die Aluminiumplatte zusätzlich mit der Erde des Messrechners verbunden wurde, was sich selbstverständlich nicht als langfristige Lösung eignet.

Zudem sind die blanken Leitsilberschichten recht empfindlich, was die Handhabung der Sensoren erschwert, wenn sie im Laborbetrieb reversibel auf Oberflächen angebracht werden sollen. Die Lösung dafür stellte die Verwendung einer Keramikschutzplatte dar, die unter den Sensor geklebt wurde und als Zwischenschicht zwischen der Oberfläche und dem applizierten Sensor diente. Tests mit dieser Zwischenschicht bestätigten, dass der Einfluss der Keramikscheibe auf die Signalqualität relativ gering ist, wie in Abbildung 4.6 gezeigt. Zwar ist insgesamt ein Signalverlust um durchschnittlich einen Faktor 2 vorhanden, der Verlust scheint jedoch nur eine geringe Frequenzabhängigkeit zu zeigen. Lediglich im Bereich um 600 kHz scheint es eine überproportionale Abschwächung zu geben. Aufgrund dieser Ergebnisse darf erwartet werden, dass die zusätzliche Keramikscheibe die Aussagen der weiteren Ergebnisse nicht maßgeblich beeinträchtigt.

#### 4.1.4 Eignung des Piezoplättchens für Körperschallsignale

Um abzuschätzen, wie gut das Piezoplättchen für die Aufnahme von Körperschallsignalen im Kontext von zerspanenden Prozessen geeignet ist, wurden Vorversuche an einer Standbohrmaschine durchgeführt. Hierbei wurden die Sensoren auf eine Aluminiumplatte aufgebracht und die Platte in eine Schraubzwinge eingespannt. Der Aufbau ist in Abbildung 4.7 abgebildet.

Die Messungen wurden im Streamingmodus aufgenommen, d. h. es wurde kontinuierlich und ohne Unterbrechungen mit einer Samplingrate von 10 MS/s Daten aufgenommen. Dies unterscheidet die Körperschallanalyse fundamental von der Schallemissionsanalyse, da im ersteren keine kompakten Wellenpakete mit definierten Anfangsund Endzeitpunkten auftreten, sondern stattdessen ein kontinuierlicher Fluss an Geräuschen aus dem zerspanenden Prozess. Für die Analyse der Daten wurden daher beliebige Zeitpunkte aus dem Stream



Abbildung 4.6: Frequenzspektrum eines Signals eines Bleistiftminenbruchs mit und ohne Keramikscheibe

herausgenommen und das gemessene Signal des Piezoplättchens mit den Signalen eines Fujicera 1045S verglichen.

In Abbildung 4.8 ist eine Gesamtübersicht der Messung zu sehen. Oberflächlich betrachtet kann eine sehr gute Übereinstimmung der Signale erkannt werden. Das globale Ansteigen und Abfallen des Signals in den verschiedenen Stadien des Bohrvorgangs ist in beiden Signalen recht identisch. Die Bohrmaschine wurde bei etwa 4 s angeschaltet, die Bohrung bei etwa 6.5 s gestartet und bei 11 s beendet. Alle Eckpunkte sind in beiden Signalen klar erkennbar, die Amplituden mancher Phasen unterscheiden sich jedoch teilweise geringfügig. So ist der letzte Teil des Bohrvorganges ab 10 s im Signal des Piezoplättchens etwas leiser im Vergleich zum Fujicera, obwohl der Signalpegel des Piezoplättchens insgesamt etwa um den Faktor 2 höher liegt. Das Signal-Rausch-Verhältnis liegt für den Fujicera bei 27 dB, für das Piezoplättchen bei 34 dB.

Mehr Details zeigen sich, wenn man sich kurze Abschnitte aus dem Bohrvorgang genauer ansieht. In Abbildung 4.9 ist ein kurzer Abschnitt von 1000 µs dargestellt. Das Signal stammt aus dem Abschnitt des Bohrvorgangs, es wurde jedoch ein Stück ausgewählt, bei dem ein gleichmäßiges Grundrauschen vorliegt. Hier zeigt sich nun deutlicher, dass das Piezoplättchen sensibler für höhere Frequenzen ist, da das Signal mehr hochfrequente Anteile enthält als das Signal des Fujicera.

In Abbildung 4.10 ist ein Abschnitt zu sehen, bei dem zwei transiente, lautere Signale auftraten. Das Piezoplättchen spricht wiederum deutlich sensibler darauf an, zeigt dafür aber weniger Aktivität in den niedrigeren Frequenzen.



Abbildung 4.7: Bild des Versuchsaufbaus zur Messung von Körperschallsignalen mit dem PRYY+0006 gegenüber dem Fujicera 1045S

In den Zeit-Frequenz-Diagrammen in Abbildung 4.11 wird der Eindruck der Signale bestätigt. Während der Fujicera vermehrt Signale im Bereich unter 100 kHz empfängt, verteilt sich das Spektrum des Piezoplättchens gleichmäßiger auf den Bereich bis 400 kHz.

#### Diskussion der Ergebnisse

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass mit dem Piezoplättchen auch eine gute Sensitivität für Körperschallsignale aus einem zerspanenden Prozess erreicht werden kann und ein ähnliches Signalbild zum Referenzsensor 1045S erreicht wird, wobei wieder die verringerte Empfindlichkeit des Piezosensors für die Frequenzen unter 100 kHz auffällt. Die Analyse zeigt zunächst nur, dass die Messung von Körperschallsignalen mit ausreichender Signalqualität möglich ist. Eine quantitative Aussage zur Nutzung des Signals für die Klassifizierung des Bohrerzustands erfolgt in Abschnitt 6.4.

# 4.1.5 Eignung des Piezoplättchens für die Anregung geführter Wellen

Die Verwendung der Piezoplättchen als Transducer, sie also gleichzeitig als Sensoren und Aktoren einzusetzen, ist einer der Haupteinsatzzwecke für die Piezoplättchen und ihre Eignung für die Anregung von geführten Wellen kann damit beinahe als gegeben vorausgesetzt werden. Dadurch, dass aktiv angeregt wird, ist auch eine Anregung außerhalb der Resonanzfrequenzen möglich, auch wenn damit die Effizienz sinkt.



Abbildung 4.8: Vergleich der Signale der zwei Sensoren im gesamten Zeitraum eines Bohrversuchs.

Zur Abschätzung, ob eine Schadensdetektion mit dem PRYY+0006 möglich ist, wurden zwei Piezoplättchen im Abstand von 200 mm auf einer CFK-Platte aufgebracht. Eines der Plättchen wurde im aktiven Modus betrieben, das andere im passiven. Um den Schaden auf der Platte zu simulieren, wurde ein Stück Knetmasse auf die Verbindungslinie zwischen den zwei Sensoren aufgeklebt. Die Knetmasse erhöht lokal die Dämpfung des Signals, was annähernd dem Effekt eines tatsächlichen Schadens entspricht.

Zur Anregung wurde ein Ricker-Wavelet mit einer Mittenfrequenz von 350 kHz verwendet.

In Abbildung 4.12 sind zwei Signale des passiven Sensors übereinander aufgetragen. Das Signal im Hintergrund ist das Referenzsignal, welches ohne simulierten Schaden aufgenommen wurde. Das Signal im Vordergrund zeigt den simulierten Schaden. Hierbei lässt sich erkennen, dass in manchen Bereichen des Signals eine geringfügig



Abbildung 4.9: Beispiel eines Rauschsignals



Abbildung 4.10: Beispiel eines Abschnitts mit zwei transienten Signalen.



(b) Piezoplättchen

Abbildung 4.11: Zeit-Frequenz-Diagramme eines Körperschallsignals, aufgenommen mit einem Fujicera 1045S und dem Piezoplättchen PRYY+0006



Abbildung 4.12: Messsignale des passiven Sensors von einer geführten Welle. Für die Messung mit Defekt wurde zwischen die zwei Sensoren ein Stück Knetmasse auf die CFK-Platte aufgebracht. Das untere Diagramm zeigt das Differenzsignal der beiden Signale. Zu beachten ist, dass die Amplitude dieses Differenzsignals nur bei 40 mV liegt.

niedrigere Amplitude vorliegt, was auf die Dämpfung der Knetmasse zurückzuführen ist.

Eine Quantifizierung der Signaländerung ist durch die Betrachtung des Differenzsignals möglich. Eine Differenz in den Signalen kann einerseits durch eine verringerte Amplitude des Defekt-Signals, andererseits aber auch durch eine Phasendifferenz zwischen den Signalen entstehen. Da eine Signaldifferenz vorhanden und mit den Sensoren messbar ist, sind auch Schäden aus angeregten geführten Wellen mit den Piezoplättchen detektierbar.

#### 4.1.6 Eignung des Piezoplättchens für die Schwingungsanalyse

Eine klassische Modalanalyse erfordert die Verwendung von Beschleunigungssensoren oder eine vergleichbare Messmethode, um die Auslenkung an einem Punkt zu messen, wie etwa ein Laservibrometer. Beschleunigungssensoren basieren zumeist auf der Technik, die Auslenkung einer internen schwingenden Masse zu messen, um daraus quantifizierbare Werte für die Beschleunigung zu bestimmen.

Piezoplättchen können dieses Messprinzip nicht nachbilden, da sie keinen derartigen Aufbau besitzen. Die schwingende Masse ist hier nur das Plättchen selbst, welches durch die Schwingungen gedehnt und gestaucht wird. Das führt dazu, dass die Korrelation zwischen der tatsächlichen Beschleunigung und dem Messsignal abnimmt. Zudem nimmt die Sensitivität der Plättchen zu niedrigen Frequenzen hin ab, sodass die Messung umso schwieriger wird, je näher man sich der DC-Schwingung annähert.

Möglich ist jedoch eine Messung des Spektrums der Eigenfrequenzen eines Bauteils und damit eine Detektion von Änderungen im Spektrum, die durch strukturelle Schäden verursacht werden. Die Bestimmung der Signalgüte des PRYY+0006 in sehr niedrigen Frequenzen erfolgte durch einen einfachen Versuchsaufbau einer Schwingungsmessung. Hierbei wurde eine quadratische CFK-Platte einseitig fest eingespannt, sodass die andere Seite frei schwingen konnte. Das Piezoplättchen bzw. ein Beschleunigungssensor (Typ 8762A5, max. Beschleunigung 5g, Frequenzbereich 0.5 Hz bis 6000 Hz, Firma Kistler Instrumente GmbH) wurden an einer der frei schwingenden Ecken angebracht (siehe Abbildung 4.13). Die Anregung der Platte erfolgte auf der gegenüberliegenden Ecke händisch mit dem Finger, da die Platte sehr geringe Resonanzfrequenzen aufwies. Die Datenaufzeichnung erfolgte durch ein LabAmp 51654A4K der Firma Kistler mit einer Samplingrate von 200 kS/s. Das Gerät ermöglicht sowohl die Aufzeichnung von Ladungs- als auch Spannungssignalen.

Die Signale wurden aufgezeichnet, bis die Schwingungen der Platte komplett weggedämpft waren, was etwa 10s dauerte. Vom gesamten Signal wurde das Frequenzspektrum berechnet, wobei das Signal durch ein Hanning-Fenster geglättet wurde. Die resultierenden Frequenzspektren der zwei Sensoren sind in Abbildung 4.14 im Bereich bis 5000 Hz aufgetragen, in dem die Haupteigenfrequenzen der Platte liegen. Da die Messprinzipien der zwei Sensoren nicht vergleichbar sind, wurden die Magnituden auf eine beliebige Skala normiert, da der absolute Wert der Magnitude für die Identifikation der Eigenfrequenzen unerheblich ist.

Es lässt sich leicht erkennen, dass insbesondere bis 2500 Hz eine gute Übereinstimmung des jeweiligen Peaks vorliegt. Die zwei Eigenfrequenzen bei 620 Hz und 925 Hz sind in beiden Signalen ohne jegliche Verschiebung gleich zu identifizieren. Die weiteren Peaks



Abbildung 4.13: Versuchsaufbau zur Messung von Eigenfrequenzen mit dem Piezoplättchen. Das Plättchen ist an der rechten unteren Ecke der CFK-Platte angebracht und an den LabAmp 5165A4K der Firma Kistler angeschlossen, von wo die Daten an den Messrechner übertragen wurden.

unterscheiden sich gelegentlich in ihrer Ausprägung, passen in ihrer Frequenz jedoch gut übereinander. Auffällig ist der hohe Peak des PRYY+0006 bei genau 4000 Hz, der offensichtlich keiner Mode zuzuordnen ist, da der Beschleunigungssensor hier keinerlei Signal zeigt. Die Ursache dieser Schwingung konnte nicht geklärt werden, am wahrscheinlichsten ist jedoch ein elektrisches Störsignal aus der Umgebung, welches vom Sensor detektiert wurde.

Das Spektrum für eine Schwingungsanalyse des PRYY+0006 ist in Teilen unsauberer als das eines Beschleunigungssensors und weist auch einige Peaks auf, die nicht direkt aus der Plattenschwingung zu kommen scheinen. Dennoch stimmen die Signale in vielen Teilen überein und lassen besonders eine genaue Bestimmung der Eigenfrequenz zu. Bei einer Schadensdetektion in einem SHM System ist es vor allem wichtig, Abweichungen vom Grundzustand detektieren zu können. Aufgrund der Tatsache, dass das Piezoplättchen keine Frequenzverschiebungen zum Referenzsensor zu erzeugen scheint, kann angenommen werden, dass sich Änderungen im Frequenzspektrum mit dem Piezoplättchen ähnlich gut detektieren lassen würden wie mit einem Beschleunigungssensor.

#### Fazit

Damit wurde gezeigt, dass es grundsätzlich möglich ist, mit dem Piezoplättchen die vier Zustandsüberwachungsmethoden zu verei-



Abbildung 4.14: Frequenzspektren des Piezoplättchens und eines Beschleunigungssensors als Vergleich. Auch wenn die Verläufe nicht deckungsgleich sind, kann eine gute Übereinstimmung an den Eigenresonanzen der CFK-Platte festgestellt werden.

nen und ein SHM System mit einem gemeinsamen Sensornetzwerk aufbauen zu können. Um das Plättchen tatsächlich als Sensor im Netzwerk betreiben zu können, sind jedoch weitere Komponenten nötig. Hier ist vor allem die Vorverstärkerschaltung unter Berücksichtigung der Möglichkeit zur Anregung aktiver Wellen zu nennen, welche im folgenden Abschnitt diskutiert wird.

#### 4.1.7 Entwicklung einer Vorverstärkerschaltung

Der Vorteil der kleinen Piezoplättchen liegt darin, dass sie durch ihre sehr kleine Größe fast überall aufgebracht oder sogar integriert werden können. Gerade im Unterschied zu kommerziellen Schallemissionssensoren wie dem WD Sensor oder dem 1045S macht sich dieser Größenunterschied bemerkbar und führt zu unterschiedlichen Anwendungsgebieten. Natürlich bestehen auch diese aus einem oder mehreren Piezoplättchen, die dann jedoch noch in einer Dämpfungsmasse eingebettet und in ein Gehäuse eingebracht werden [129, 130]. Auf diese Weise kann eine größere Robustheit und höhere Sensitivität erreicht werden, was aber auf Kosten der universellen Einsetzbarkeit geht und die Verwendung in großen Stückzahlen zu hohen Kosten führen kann.

Für die vorliegende Arbeit wurde versucht, die Stärken der rohen Plättchen zu nutzen und die entstehenden Nachteile möglichst zu umgehen. Ein Aspekt, der jedoch nicht vermieden werden konnte, war die Vorverstärkung des Signals vor der Digitalisierung im Messrechner.



Abbildung 4.15: Diagramm eines idealen Verstärkers

Die elektrischen Spannungen, die am Piezoplättchen beim Durchlaufen einer Ultraschallwelle entstehen, liegen in der Größenordnung von 1 mV. Beim Einsatz in der CNC-Fräse betrug die Kabellänge vom Sensor zum Messrechner bis zu 15 m. Würde dieses Signal unverstärkt nach außen geführt, wären sehr umfassende Abschirmmaßnahmen nötig, um am Ende noch ein akzeptables Signal-Rausch-Verhältnis zu erhalten. Das unvermeidliche elektrische Grundrauschen beträgt typischerweise 0.02 mV unter kontrollierten Laborbedingungen, kann unter ungünstigen Bedingungen jedoch auch schnell 0.1 mV erreichen, was das Signal-Rausch-Verhältnis schon von Vornherein auf nur 10 dB begrenzen würde. Eine Kabellänge von 15 m würde hier das Signal-Rausch-Verhältnis stark weiter degradieren.

Daher werden die Signale von Schallemissionssensoren fast immer ortsnah um 20 dB bis 60 dB je nach Bedarf vorverstärkt, um eine höhere Signalamplitude gegenüber dem elektrischen Grundrauschen zu erreichen, wie z. B. mit dem 2/4/6 Vorverstärker der MISTRAS Group. Diese Vorverstärker sind allerdings um ein Vielfaches größer als die Sensoren selbst und widersprechen damit dem Gedanken einer platzsparenden Integration. Um die beste Integration von Sensor und Vorverstärker zu erreichen, wurde daher eine eigene Elektronikschaltung entwickelt, die die Vorverstärkung in einem Gehäuse mit dem Sensor verbinden.

#### Verstärkerschaltung mittels JFET

Die grundsätzliche Aufgabe eines Verstärkers ist die Multiplikation eines Eingangssignals U<sub>in</sub> um einen Gain A<sub>U</sub> auf ein neues Ausgangssignal U<sub>out</sub> (siehe Abbildung 4.15). Die Anforderung an den Verstärker ist dabei im vorliegenden Fall, die Eingangsimpedanz zu maximieren und die Ausgangsimpedanz zu minimieren. Mögliche Arten des Verstärkers sind dabei unter anderem Spannungs-, Strom- oder Ladungsverstärker, wobei Stromverstärker für den vorliegenden Fall von Piezosensoren nicht relevant sind.

Eine einfache Art der Signalverstärkung kann mittels Sperrschicht-Feldeffekttransistoren (Junction Field Effect Transistor, JFET) umgesetzt werden. JFETs zeichnen sich durch eine hohe Eingangsimpedanz im Megaohmbereich und ein geringes Rauschlevel aus. Durch eine



Abbildung 4.16: Einfache Verstärkerschaltung mittels JFET



Abbildung 4.17: Eingangsimpedanz der JFET-basierten Verstärkerschaltung

gute Linearität im Arbeitsbereich des JFET kann eine sehr verzerrungsarme Verstärkung des Signals erreicht werden. In Abbildung 4.16 ist eine einfache Beispielschaltung für die Verstärkung eines Ultraschallsignals mittels JFET dargestellt. Durch die Spannungsteilerwiderstände R3 und R4 wird eine Biasspannung erzeugt, die den JFET in seinen Arbeitspunkt setzen, wenn ein kleines, hochpassgefiltertes Signal an das Gate angelegt wird. Je nach verwendetem JFET liegt die Verstärkung typischerweise bei 20 dB bis 30 dB.

In Abbildung 4.17 sind die Ergebnisse einer LTSpice-Simulation für die JFET Verstärkerschaltung dargestellt. Als JFET wurde hierbei der 2SK932 von *On Semiconductor* verwendet, da dieser bereits in einem anderen Kontext in der Arbeitsgruppe des Autors erfolgreich zum Einsatz kam. Durch den Tiefpassfilter nach der Signalverstärkung fällt der Gain ab 1 MHz ab, da darüber keine relevanten Signalanteile mehr enthalten sind. Ansonsten ist der Gain sehr konstant über das gesamte Spektrum. Die Eingangsimpedanz nimmt jedoch rapide mit höherer Frequenz ab, was sich im Fall von Signalen aus einer Piezokeramik sehr negativ auf die Signalqualität auswirkt und den Einsatz des JFETs ungeeignet für die vorliegende Anwendung macht.



Abbildung 4.18: Schaltung einer Ladungsverstärkung



Abbildung 4.19: Eingangsimpedanz der Ladungsverstärkerschaltung

#### Verstärkerschaltung mittels Ladungsverstärker

Ein anderer Ansatz ist die Verwendung einer Ladungsverstärkerschaltung, da die Piezokeramik durch den piezoelektrischen Effekt im Kern eine Ladungsquelle darstellt. Eine solche Schaltung ist in Abbildung 4.18 abgebildet. Das Prinzip ist hierbei, dass die entstehenden Ladungen eine Spannung über dem Kondensator C2 aufbauen. Je größer die entstandene Ladung, desto größer wird die Spannung an C2. Der Feedback-Widerstand R2 baut die entstandenen Ladungen wieder langsam ab, um keine ungewollte Verstärkung im DC Bereich zu erhalten. Die entstandene Spannung wird dann über den invertierenden Eingang von Q1 in ein Spannungssignal mit niedriger Ausgangsimpedanz umgewandelt. Der Gain der Schaltung bestimmt sich aus dem Verhältnis des Kondensators C2 und der effektiven Kapazität des Piezoplättchens (Cin). Für die Simulation wurde eine Kapazität in Reihe von 10 nF angenommen, wodurch ein sehr stabiler Gain von 20 dB erreicht wurde, bei einer sehr konstanten Eingangsimpedanz (siehe Abbildung 4.19), was für einen Ladungsverstärker allerdings weniger Relevanz hat.

Der Vorteil eines Ladungsverstärkers ist, dass Streukapazitäten der Kabel und des restlichen Aufbaus keine Auswirkungen auf das Messsignal haben. Dies ergibt sich aus einer einfachen Gleichgewichtsbetrachtung. Die entstehende Ladung Q<sub>in</sub> in der Piezokeramik teilt sich auf die Kapazitäten der Kabel, die Eingangsimpedanz des Operationsverstärkers und die Kapazität des Feedbackkondensators C2 auf:

$$Q_{\rm in} = Q_{\rm c} + Q_{\rm inp} + Q_{\rm f} \tag{4.3}$$

Mit  $Q = U \cdot C$  ergibt sich

$$Q_{in} = U_{inp} \cdot (C_c + C_{inp}) + U_f \cdot C_f$$
(4.4)

Die Spannung U<sub>inp</sub> am Eingang des Operationsverstärkers ist jedoch aufgrund seiner Funktionsweise 0, da die nicht-invertierende Seite mit GND verbunden ist. Somit gilt

$$Q_{in} = U_f \cdot C_f \tag{4.5}$$

unabhängig von allen anderen Kapazitäten.

Diese Schaltung wurde auch im Labor tatsächlich getestet, die erwarteten Ergebnisse der Simulation konnten allerdings nicht reproduziert werden. Laut Theorie wäre eine Ladungsverstärkerschaltung die richtige Methode zur Verstärkung des Piezosignals gewesen, es konnte jedoch kein nutzbares Signal aus der Schaltung erhalten werden. Der Grund konnte hierfür nicht genauer ermittelt werden. Möglicherweise wurde die Schaltung versehentlich nicht wie in der Theorie vorgesehen umgesetzt oder die Abschätzung der Kapazität des Piezoplättchens wich zu sehr von den tatsächlichen Gegebenheiten ab. In zukünftigen Arbeiten könnte es lohnenswert sein, diesen Ansatz noch einmal zu versuchen. Da es eine funktionierende Alternative gab, die im Folgenden dargestellt wird, wurde die Ladungsverstärkerschaltung im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter verfolgt.

#### Verstärkerschaltung mittels Instrumentenverstärker

Die besten Ergebnisse konnten mittels Instrumentenverstärker erzielt werden. Diese zeichnen sich durch sehr hohe Eingangsimpedanzen aus und besitzen zudem die Möglichkeit, den Verstärkungsfaktor über einen Gain-Widerstand flexibel einzustellen. Instrumentenverstärker unterscheiden sich von Operationsverstärkern hauptsächlich darin, dass sie keinen externen Feedback-Loop über einen Feedback-Widerstand benötigen (wie etwa R2 in Abbildung 4.18). Stattdessen besitzen sie eine integrierte Feedback-Schaltung. Dies schränkt die Einsatzgebiete gegenüber dem Operationsverstärker (der als Verstärker, Hoch- und Tiefpassfilter, Spannungsfollower etc. eingesetzt werden kann) ein. Das Einsatzgebiet des Instrumentenverstärkers ist dagegen



Abbildung 4.20: Verstärkerschaltung mittels Instrumentenverstärker AD8421.

auf die Verstärkung eines differenziellen Signals und die Gleichtaktunterdrückung (Common-Mode Rejection, CMR) an seinen Eingängen spezialisiert [131]. Das heißt alle Störsignale, die an beiden Eingängen gleichzeitig anliegen, werden unterdrückt, weshalb die Messung robuster gegenüber äußeren Umgebungssignalen und der Dynamikumfang vergrößert wird. Dadurch, dass keine äußeren Feedback-Widerstände vorhanden sind, können auch sehr hohe Eingangsimpedanzen erreicht werden (die Eingangsimpedanz des verwendeten AD8421 von Analog *Devices* liegt laut Datenblatt bei  $30 \text{ G}\Omega$ ). Das Signal eines Piezosensors erfüllt daher sehr gut die Kriterien, die einen Einsatz eines Instrumentenverstärkers rechtfertigen. Vorsicht ist bei parasitären Kapazitäten geboten, die durch längere Koaxialkabel entstehen und weitere Elektronik erfordern würden, um die Signalqualität zu erhalten. Durch Platzierung des Verstärkers in direkter Nähe zum Sensor mit Kabellängen von nur wenigen Millimetern stellte dies jedoch kein Problem dar.

Abbildung 4.20 zeigt die vereinfachte Schaltung zur Darstellung des Prinzips. Das Sensorsignal U<sub>in</sub> wird symmetrisch über die zwei Hochpassfilter (C1/R1) und (C2/R2) mit  $f_c = 338$  Hz konditioniert und geht dann in die Eingänge des AD8421. Der Gain-Widerstand beträgt 100 Ω und legt damit einen Gain von 40 dB fest. Der AD8421 wird über eine Single-Supply Versorgungsspannung mit VCC = 24 V versorgt. Die Referenzspannung VGND (*Virtual Ground*), auf das die Inputsignale referenzieren, wird über einen externen Operationsverstärker auf VCC/2 gelegt und ersetzt somit die herkömmliche Dual-Supply-Versorgungsspannung mit ±12 V. Das Ausgangssignal wird über einen Tiefpassfilter mit  $f_c = 3.3$  MHz gefiltert. Wie in Abbildung 4.21 dargestellt, beträgt der Gain laut der Simulation sehr konstant 40 dB über den Bereich von 1 kHz bis 1000 kHz. Darüber und darunter begrenzen die eingebauten Filter die Bandbreite. Die Eingangsimpedanz liegt bei etwa 1000 kΩ und fällt bis 1000 kHz nur auf etwa 100 kΩ ab.



Abbildung 4.21: Eingangsimpedanz der Verstärkerschaltung mittels Instrumentenverstärker AD8421



Abbildung 4.22: Verstärkerschaltung mit zusätzlicher Möglichkeit zur aktiven Anregung.

#### Implementierung der aktiven Anregung

Um auch ein externes Anregungssignal auf den Sensor leiten zu können, sind einige Modifikationen an der Schaltung notwendig, die in Abbildung 4.22 ergänzt wurden. Das Signal wird hierbei von außen direkt auf eine Seite des Piezos geleitet. Da in diesem Fall das Sensorplättchen nicht mehr auf einem Floatingpotenzial liegen darf, muss die andere Sensorseite mit GND verbunden werden. Die angelegte Spannung des aktiven Signals baut sich über dem Widerstand R<sub>act</sub> auf und wird über die bidirektionale Diode vom Typ BAV99 abgebaut. Da die Dioden eine Durchlasspannung von etwa 0.7 V haben und sehr reaktionsschnell sind, verhindern sie einen Spannungsaufbau über den Eingängen des Instrumentenverstärkers, welche ihn möglicherweise beschädigen könnte. Das Design stützt sich auf [132, 133].

### Einbau in ein Gehäuse

Aus diesem Verstärkerdesign wurde eine kreisförmige Platine entwickelt, die zusammen mit dem Piezoplättchen in ein Gehäuse integriert wird (siehe die Darstellungen in Abbildung 4.23). Der Sensor besteht im Wesentlichen aus vier Teilen (Abbildung 4.23a). Unten ist das Pie-



(a) Explosionszeichnung des entwickelten Sensors bestehend aus dem Piezoplättchen PRYY+0006 und einem Vorverstärker, welche in ein 3D-gedrucktes Gehäuse integriert sind.



(b) Draufsicht auf die Platine



(c) Vergleich des Piezoplättchens und des (d) Unterseite des Sensors, mit sichtbarer Keendgültigen Sensors ramikschutzplatte

Abbildung 4.23: Abbildungen und Fotografien des entwickelten "ACUsTiMA"-Sensors mit Vorverstärker zoplättchen zu sehen, welches auf eine Keramikschutzplatte mit 1 mm Dicke und 10 mm Durchmesser aufgeklebt ist. Durch den Überstand der Keramikschutzplatte entsteht eine Klebefläche, mit der die Platte an ein Kunststoffgehäuse angeklebt werden kann. Das Gehäuse wurde in diesem Fall mit einem FDM-Drucker 3D gedruckt. In dem Gehäuse ist die Platine untergebracht. Durch die Aussparung in der Mitte können die Signalleitungen des Piezoplättchens zur Platine geführt werden. Vier Leitungen führen vom Sensor weg: GND, VCC, das verstärkte Signal U<sub>pass</sub> und eine Leitung, mit der aktive Signale auf das Piezoplättchen gegeben werden können, U<sub>act</sub>. Das Sensorgehäuse hat einen Durchmesser von 26 mm und eine Höhe von 10 mm.

Im Folgenden wird dieser Sensor als "ACUsTiMA"-Sensor bezeichnet. Im Rahmen des Projektes MAI CC4 fastMOVE wurden 72 Stück dieser Sensoren hergestellt und auf die CNC-Fräsmaschine angebracht. Details hierzu sind in Abschnitt 6.1 zu finden.

#### 4.1.8 Entwicklung einer Platine zur analogen Vorverarbeitung

Um die entwickelten Sensoren verwenden zu können, musste auch eine zugehörige Messplatine entwickelt werden, die der Stromversorgung des Vorverstärkers dient und einen Multiplexer enthält, um das aktive Signal eines Signalgenerators auf einen bestimmten Sensor weiterleiten zu können. Die vereinfachte Darstellung der wesentlichen Komponenten ist in Abbildung 4.24 dargestellt. Links unten befindet sich der vierpolige Stecker zu einem der Sensoren. Der Sensor erhält hier die Versorgungsspannung, hat einen Eingang für das aktive Signal und einen Ausgang für das verstärkte passive Messsignal. Das aktive Signal kommt von einem externen Signalgenerator, welches durch einen Operationsverstärker verstärkt wird und anschließend über einen Multiplexer auf einen bestimmten Sensor geleitet werden kann. An jede Messkarte können acht Sensoren angeschlossen werden, weshalb in der Zeichnung nur eine Verbindung vollständig dargestellt ist.

Das passive Messsignal ist bereits verstärkt und benötigt daher keine weitere Verstärkung. Allerdings ist es bei Messungen für die Schwingungsanalyse notwendig, Signale bis im Bereich von 100 Hz aufzunehmen, welche für die anderen Ultraschallmethoden nicht relevant sind und potenziell den Dynamikumfang des Streamingsystems überlasten können. Daher liefern die Platinen die Möglichkeit, durch einen Multiplexer auf ein Signal zu schalten, welches mit einem Hochpassfilter von 10 kHz gefiltert wurde und damit nicht mehr die Grundschwingungen des Bauteils enthält.

Die Multiplexer werden von einem "Teensy 3.5 Development Board" Mikrocontroller geschaltet, welcher sich durch Software steuern lässt.



Abbildung 4.24: Externe Schaltung der Vorverarbeitungskarten, die die entwickelten Sensoren mit den Messkarten des Transientenrekorders verbinden und zudem das aktive Signal eines Signalgenerators auf einen der Sensoren senden.



Abbildung 4.25: Foto einer Vorverarbeitungskarte, wie sie im Gehäuse eingebaut ist. Hier erfolgt die Verteilung der Versorgungsspannung auf die Sensoren und die analoge Vorverarbeitung der Messsignale aus den Sensoren. Die verarbeiteten Signale werden dann über Koaxialkabel zum Streamingsystem geführt.

### 4.2 ENTWICKLUNG EINES SYSTEMS FÜR DAS IMPULS-ECHO-VER-FAHREN

#### 4.2.1 Entwicklung des Sensors

Das Impuls-Echo-Verfahren sollte im Rahmen des Projektes MAI CC4 CosiMo für die Fließfrontüberwachung im Thermoplastic compression Resin Transfer Moulding (T-RTM) Verfahren eingesetzt werden. Hintergrund dieser Forschung ist die Verbesserung des Resin Transfer Moulding-Prozesses im Bereich des Automobilbaus durch den Einsatz einer thermoplastischen Matrix. Als Schlüsselfaktor galt hier die *in-situ* Polymerisation von  $\epsilon$ -Caprolactam zu Polyamid 6 (PA-6), das unter Druck in die Form gepresst wurde. Als Faserverstärkung wurden Glasfasergelege und -vliese verwendet [134].

Um den Imprägnierungsprozess während des Einspritzvorgangs nachvollziehen und simulatorisch abbilden zu können, sollten die Werkzeughälften der Gießform unter anderem mittels Ultraschallsensoren im Impuls-Echo-Verfahren sowie Transmissionsverfahren überwacht werden. Die Anforderungen an die Sensorik konnten im Rahmen dieser Arbeit nicht mit dem Design der oben beschriebenen Ultraschallsensoren kombiniert werden, weshalb ein alternativer Sensor entwickelt wurde.

Die Randbedingungen waren hier insbesondere der Einsatz unter erhöhten Temperaturen bis zu 160 °C, auf die die Werkzeughälften aufgeheizt wurden, sowie die dünne Wandstärke der entstehenden Struktur, die eine Anregungsfrequenz von mindestens 2 MHz bedingten, um physikalisch das Rückwandecho auflösen zu können. Die Sensoren mussten außerdem reversibel in die Werkzeughälften eingebaut werden können.

Aufgrund der hohen Temperatur konnte keine Vorverstärkerschaltung mit in den Sensor integriert werden, da die hierfür benötigten elektronischen Komponenten nicht für einen Einsatz bei 160 °C spezifiziert waren und keine Kühlung der Komponenten erfolgen konnte. Stattdessen wurde das Plättchen direkt an ein hitzebeständiges Koaxialkabel vom Typ RG178 angelötet, welches nach außen zur Platine führte (siehe Abschnitt 4.2.2).

Eine optimale akustische Ankopplung hätte durch festes Verkleben der Sensorplättchen an das Werkzeug erreicht werden können. Durch die vielen Aufheizvorgänge des Werkzeugs hätten thermische Spannungen jedoch leicht zu einer Ablösung des Plättchens und damit zu einem vollständigen Verlust der Ankopplung führen können. Stattdessen erfolgte die Ankopplung durch Befüllen des Bohrloches mit 0.5 ml eines Thermoöls, welches in Vorversuchen sehr gute Koppeleigenschaften zeigte.

Um einen Anpressdruck auf die Sensorplättchen aufbringen und einen vollflächigen Kontakt der Sensoren mit dem Werkzeug sicher-



(a) Schematische Abbildung des Sensors (nach [134]) (b) Foto des Sensors

Abbildung 4.26: Abbildungen der Sensoreinheit für die Impuls-Echo-Messungen. Ein piezoelektrisches Sensorplättchen ist an einem Halter akustisch entkoppelt befestigt, welcher in Bohrlöchern der Werkzeughälften eingeschraubt ist.

stellen zu können, wurden die Sensoren an einen Sensorhalter geklebt, der in das Bohrloch eingeführt werden konnte. Ein Kunststoffring als Zwischenschicht diente dabei als Dämpfungsmasse und verhinderte eine Reflexion von Schallsignalen am Sensorhalter. Über eine Verschraubung auf der Außenseite des Werkzeugs wurde eine Feder unter Spannung gesetzt, die eine konstante Anpresskraft des Sensorhalters gegen das Werkzeug gewährleistete, unabhängig von thermischen Ausdehnungen. Der komplette Aufbau ist in Abbildung 4.26 gezeigt.

Insgesamt wurden 57 Sensoren in die Werkzeughälften eingebaut. Die Höhe des Werkzeugs ist nicht konstant, daher wurden alle Bohrlöcher so gesetzt, dass alle Sensoren einen konstanten Abstand zur Kavität haben und damit vergleichbare Ergebnisse liefern.

#### 4.2.2 Entwicklung der Platine zur gepulsten Anregung

Die Anregung der Sensoren sollte stets zeitgleich erfolgen, um auf allen Stützpunkten zeitgleich neue Messdaten zu erhalten, eine Aufnahme von Echosignalen anderer Sensoren zu vermeiden und eine schnelle Taktzeit aufeinander folgenden Messungen von 100 ms erreichen zu können. Signale für das Impuls-Echo-Verfahren müssen kurz und hochfrequent sein, um eine Überlappung des Anregungssignals mit dem reflektierten Signal zu vermeiden. Im Optimalfall erfolgt



Abbildung 4.27: Schaltbild für die Erzeugung eines Spikepulses für die Anregung der Sensoren im Impuls-Echo-Verfahren

die Anregung mit einem gefensterten Sinussignal, um eine möglichst schmalbandige Anregung zu erreichen. Bei einer Anregungsfrequenz von 2 MHz entstehen hier jedoch sehr große Anforderungen an einen Operationsverstärker, sowohl bezüglich der Bandbreite als auch der Leistung. Bei 57 Sensoren werden während der Anregung eines Signals mit 10 V Amplitude über 5 A Strom benötigt, was ihm Rahmen dieser Arbeit mit einem Operationsverstärker nicht umsetzbar war.

Eine häufige Alternative zu der Anregung eines Sinussignals stellt die gepulste Anregung dar. Hier wird ein sehr kurzer Spannungspuls auf den Sensor gegeben und die natürliche Schwingungsfrequenz des Piezoplättchens ausgenutzt, welche durch Nachschwingung zum Anregungssignal führt. Das Anregungssignal wird hierdurch etwas breitbandiger und es besteht weniger Einfluss auf die Signalform, dafür ist die Umsetzung der elektronischen Schaltung deutlich einfacher.

Das Hauptelement bildet ein Metalloxid-Halbleiter-Feldeffekttransistor (MOSFET), welcher bei Anlegung einer Spannung an das Gate einen negativen Puls auf der Sensorseite erzeugt, wie in [133, 135] beschrieben. Nach Vorlage dieser Designs wurde eine Schaltung für einen Pulser entworfen, dessen Schaltbild in Abbildung 4.27 dargestellt ist.

Die Funktionsweise ist im Wesentlichen wie folgt. Das zentrale Element ist der MOSFET Q1, ein IRF830 von *Vishay Siliconix*. An dessen Drain und Source wird die Versorgungsspannung angeschlossen, wobei die Spannung hier auch bis zur maximal zulässigen Spannung V<sub>DS</sub> gemäß Datenblatt erhöht werden könnte. Der variable Widerstand R1 verhindert dabei einen Kurzschluss. Um schärfere Flanken des Triggersignals am Gate-Eingang des MOSFETs zu erreichen, wird ein MOSFET Treiber, MC34152 von *ON Semiconductor*, verwendet. Die Spannung am Drain des MOSFETs lädt auch den Kondensator C1 auf. Die rechte Seite des Kondensators befindet sich dabei auf GND Potenzial. Dies ist der Grundzustand. Wird nun ein Signal an das Gate angelegt, wird der MOSFET leitend und zieht die linke Seite des Kondensators auf GND. Kurzzeitig liegt somit –VCC an der rechten



Abbildung 4.28: Oszilloskopmessung des angelegten Spikepulses, gemessen über dem Kondensator (gelb) und nach dem 1 MHz Hochpassfilter (blau). Die Länge des Pulses ist ungefähr 200 ns bevor er exponentiell abnimmt.

Seite des Kondensators an. Die Diode D1 ist somit in dieser Richtung durchlässig und führt am Ausgang der Schaltung "Pulssignal" ebenso ungefähr zur Spannung –VCC. Gleichzeitig wird die Ladung an C1 durch R1 und R2 langsam wieder ausgeglichen. Fällt das Triggersignals ab, sperrt Q1 wieder und überschüssige Ladungen von C1 können über D2 abfließen, jedoch nicht in Richtung des Pulssignals über D1. Daraus resultiert als Pulssignal ein scharfer, negativer Puls, der allmählich wieder auf GND zurückgeht. Durch die Länge des Signals am Gate des MOSFETs kann Einfluss auf die Mittenfrequenz und die übertragene Leistung genommen werden und wurde experimentell auf etwa 200 ns festgelegt.

Es wurden wieder acht Sensoren pro Platine angeschlossen und neun Platinen gefertigt, auf denen sich jeweils eine Pulserschaltung befindet. Über die Potentiometer R1 und R2 konnten die jeweiligen Widerstände so variiert werden, dass die Breite und Tiefe des Pulses optimiert wird. R1 befand sich dabei im Bereich um  $30 \Omega$  und R2 im Bereich um  $500 \Omega$ . Die Eingänge der Triggersignale aller Karten wurden zusammengeschlossen, sodass über alle Karten hinweg eine zeitsynchrone Anregung garantiert werden konnte. Das Triggersignal wurde mit einem "Teensy 3.5 Development Board" Mikrocontroller erzeugt.

Die eingehenden Messsignale wurden mit analogen Schaltungen wie in Abschnitt 4.1 vorverarbeitet. In diesem Fall musste jedoch sowohl die Filterung als auch die Vorverstärkung auf der Platine anstatt direkt am Sensor durchgeführt werden. Es wurden zwei Hochpassfilter mit 10 kHz und 1 MHz Grenzfrequenz eingesetzt, sodass mit



Abbildung 4.29: Oszilloskopmessung des Anregungssignals am Sensor und zwei darauffolgende reflektierte Signale

den Sensoren entweder das volle Signalspektrum oder nur das herausgefilterte Impuls-Echo-Signal aufgenommen werden kann. Der Instrumentenverstärker AD8421 wurde wieder mit einem Gain von 40 dB verwendet. Alle Signaleingänge auf einer Karte wurden über weitere BAV99-Dioden voneinander entkoppelt, sodass zwar eine Anregung über dieselbe Pulserschaltung möglich war, jedoch kein relevantes Übersprechen zwischen den einzelnen Kanälen auftrat. Eine Oszilloskopmessung des Anregungspulses ist in Abbildung 4.28 gezeigt, das resultierende Signal am Sensor sowie zwei nachfolgende reflektierte Signale in Abbildung 4.29. Ein Bild der finalen Platine ist in Abbildung 4.30 gezeigt.

Der Autor war für die Entwicklung des Messsystems und der Sensorik für die Messung von Impuls-Echo-Signalen verantwortlich. Die Durchführung dieser Messungen lag nicht mehr im Umfang dieser Arbeit.

#### 4.3 ANFORDERUNGEN BEZÜGLICH DES STREAMINGSYSTEMS

Die Anforderung an die Messtechnik zur Aufnahme von Ultraschallsignalen ist durch die große benötigte Samplingrate relativ hoch. Das nutzbare Spektrum von Schallemissionssignalen reicht typischerweise bis 1000 kHz [136]. Nach dem Nyquist-Theorem sollte es daher ausreichen, mit der doppelten Abtastrate, also 2 MS/s abzutasten. Da es sich bei Schallemissionssignalen jedoch um sehr transiente Signale handelt und eine feinere Auflösung der Frequenzen die Auswertung erleichtert, wird üblicherweise eine Überabtastung mit Faktor 10, also 10 MS/s, angestrebt.



Abbildung 4.30: Bild der finalen Platine für die Anregung von Impuls-Echo-Signalen sowie analogen Filterung und Verstärkung des eingehenden Signals.

Für die Schallemissionsanalyse ist es ausreichend, nur zu den Zeitpunkten Daten aufzunehmen, in denen auch tatsächlich Schallemissionssignale auftreten, da die Signale relativ klar definierte Anfangsund Endzeitpunkte haben. Die Aufnahmedauer beträgt dabei üblicherweise 1 ms bis 2 ms. Im Fall der Körperschallanalyse gibt es jedoch keine Anfangszeitpunkte, stattdessen liegt ein kontinuierlicher Stream an Geräuschen vor, die auch kontinuierlich ausgewertet werden müssen, da kein Triggermechanismus vorliegt. Das Spektrum für Körperschallsignale kann zwar vereinzelt auch 1000 kHz erreichen, die relevanten Signalanteile liegen typischerweise jedoch eher darunter und würden damit die Anforderung an die Samplingrate entspannen.

Da durch die kombinierte Anwendung der Zustandsüberwachung jedoch beide Methoden gleichzeitig auswertbar sein müssen, ergibt sich die Anforderung des Streamens der Signale aller Sensoren mit bis zu 10 MS/s, d. h. eine kontinuierliche Datenakquise auf allen Kanälen. Die Datenmengen, die dabei entstehen, sind recht groß. Bei 2 Bytes pro Sample (16 Bit), 72 Kanälen und 10 MS/s entstehen etwa 1.3 GB/s oder knapp 5 TB/h. Für kurzfristigere Messungen kann diese Datenmenge noch händelbar sein, auf längere Sicht sind hier jedoch Auswertestrategien notwendig, die nicht auf eine Speicherung der Rohdaten angewiesen sind, worauf in Kapitel 5 näher eingegangen wird.

Für die Messungen in dieser Arbeit wurde ein Streamingsystem der Firma *Spectrum Instrumentation GmbH* [137] verwendet. Das Streamingsystem besteht aus PCI-Express Messkarten des Typs M2p.5923-x4 mit einer maximalen Samplingrate von 20 MS/s, einer Bandbreite



Abbildung 4.31: Foto des mobilen ACUsTiMA-Gesamtsystems bestehend aus den Kanaleingängen für die ACUsTiMA-Sensoren und die Impuls-Echo-Sensoren sowie dem Streamingsystem der Firma Spectrum Instrumentation GmbH zur Datenakquise

von 10 MHz, einem Eingangsbereich von  $\pm$ 10 V und 8 Kanälen pro Karte. Die Karten erlauben ein komplett kontinuierliches Streaming der Daten, wobei der Flaschenhals in der Datenakquise dann die Schreibgeschwindigkeit auf die SSD Festplatten darstellt, die für das vorhandene System bei etwa 300 MB/s lag. In der Praxis musste daher entweder die Anzahl der aktiven Kanäle oder die Samplingrate reduziert werden.

#### 4.4 ZUSAMMENBAU DES GESAMTSYSTEMS

Aus den vorgestellten Komponenten wurde ein Gesamtsystem zusammengebaut, welches die Eingänge für die ACUsTiMA-Sensoren und die Impuls-Echo-Sensoren enthält und die analog vorverarbeiteten Signale in die Eingänge des Streamingsystems weiterleitet. Dafür wurden das Streamingsystem und die zwei Gehäuse in ein rollbares Racksystem verbaut (Foto des Systems in Abbildung 4.31).

Das System erlaubt die Durchführung von Messungen mit den Sensoren für die kombinierte Aufnahme von Schwingungs-, Körperschall-, Schallemissionssignalen und die Anregung von Signalen für die Prüfung mit geführten Wellen sowie die Durchführung von Messungen im Impuls-Echo-Verfahren. Insgesamt stehen 72 Messkanäle zur Verfügung.

# 5

# ENTWICKLUNG VON AUSWERTESTRATEGIEN DER Zustandsüberwachungsmethoden

Für die einzelnen Zustandsüberwachungsmethoden sind neue Techniken notwendig, um die Daten im Rahmen des kombinierten Gesamtsystems auswerten zu können. Insbesondere sollten die Daten in einem zweistufigen Prozess auswertbar sein, der softwareseitig in Kapitel 7 beschrieben wird. Vor diesem Hintergrund wurden die Körperschallanalyse und die Prüfung mit geführten Wellen genauer untersucht und eine Methodik zur Auswertung der Daten entwickelt, die im Folgenden vorgestellt wird.

#### 5.1 KÖRPERSCHALLANALYSE

Die Körperschallanalyse wurden anhand von Bohrprozessen in eine CFK-Platte durchgeführt. Ziel der Auswertung war die Unterscheidung von scharfen und stumpfen Bohrern durch Antrainieren eines Machine-Learning-Algorithmus mit entsprechenden Trainingsdaten. Es wurden zwei Bohrer im unbenutzten und bereits stark verschlissenen Zustand verwendet, um Löcher in eine CFK-Platte zu bohren. Die Bohrungen wurden mit einer CNC-Fräse der Firma *Grob* durch den Projektpartner *Hufschmied Zerspanungssysteme GmbH* durchgeführt.

Als Sensor wurde ein Fujicera 1045S verwendet. Dieser wurde mittig auf der CFK-Platte montiert, wie in Abbildung 5.1 abgebildet. Die CFK-Platte wurde auf einem Ureolblock mittels Vakuumsaugung angebracht. Der Bohrer bohrte senkrecht in die Platte bis ins Ureol hinein.

Für den Versuchsplan wurde eine Versuchsmatrix aufgestellt, die die wichtigsten Parameter beim Bohrprozess gezielt variiert. Die Parameter waren dabei

- Drehzahl (14000/8000 RPM)
- Vorschub (425/850 mm/min)
- Bohrerschärfe (scharf/stumpf)
- Anzahl der Schneidkanten (2/1)

Hieraus wurden ein vollfaktorieller Versuchsplan erstellt, um einen großen Parameterraum zu erhalten, in dem die Erkennung zuverlässig funktionieren soll und unabhängig von den konkreten Bohrparametern ist.

Die Bohrer wurden verschlissen, in dem sie 20 Minuten mit einem sehr geringen Vorschub ein Loch in die CFK Platte bohrten. Dies


Abbildung 5.1: Fotos des Versuchsaufbaus in der CNC-Fräse in der Nahaufnahme und als Übersichtsbild. In der Mitte der CFK-Platte (orange Umrandung) befindet sich der Körperschallsensor (blaue Umrandung), der die Signale misst, die von dem Bohrvorgang ausgehen. In der linken Hälfte der Platte befinden sich bereits viele Bohrlöcher aus den Versuchen.

bewirkte eine Schleifwirkung auf den Schneidkanten, was zu einer schnellen Abnutzung führte.

#### 5.1.1 Merkmalsextraktion

Die Auswertung der Daten erfolgte durch eine Merkmalsextraktion auf kurzen Abschnitten des Signals. Hierfür wurde das Signal in 10 ms Abschnitte unterteilt, auf denen jeweils die Merkmalsextraktion durchgeführt wurde. Eine Liste der verwendeten Features ist der Tabelle 5.1 zu entnehmen. Die Signale wurden mit einem digitalen Bandpassfilter mit den Grenzen von  $f_{c1} = 200$  kHz und  $f_{c2} = 800$  kHz gefiltert und die Samplingrate anschließend von 10 MHz um einen Faktor 5 auf 2 MHz reduziert.

Es wurden Merkmale aus dem Zeit- und Frequenzraum ausgewählt, die Frequenzmerkmale machen jedoch den größten Anteil aus. Der dahinterstehende Gedanke ist, dass die einzelnen Abschnitte des Bohrsignals unabhängig voneinander nach der Bohrergüte klassifizierbar sein sollten und der Zeitpunkt innerhalb einer Bohrung wenig Relevanz haben sollten. Zudem haben Merkmale wie die Amplitude des Signals nur wenig Aussagekraft über den Bohrerzustand, da sie zu sehr durch die Distanz zwischen Bohrer und Sensor dominiert werden. Die Frequenzmerkmale wurden jeweils auf der Fouriertransformierten eines jeden Signalabschnitts berechnet. Die Peakfrequenzen wurden durch die Bestimmung der fünf höchsten Peaks des Spektrums ermittelt, die gewichteten Peakfrequenzen durch das geometrische Mittel zwischen den Peakfrequenzen und der Schwerpunktsfrequenz des Spektrums. Die spektralen Leistungsdichten werden aus dem Verhältnis zwischen der Leistung des Spektrums in den Grenzen  $f_1$  und  $f_2$ und der gesamten Leistung des Spektrums gewonnen, wobei nur der Bereich zwischen 200 kHz und 800 kHz betrachtet wurde.

Es ergibt sich ein Vektor mit 18 Einträgen pro Zeitpunkt. Eine Auswahl an visuell interessanten Features ist dabei in den Abbildungen 5.2 und 5.3 abgebildet. Die erste Abbildung zeigt eine gesamte Bohrreihe mit 8 gebohrten Löchern, die vor allem im RMS Signal sehr gut erkennbar sind. Auffällig ist hierbei, dass die Amplitude im Laufe der Bohrreihe abnimmt. Dieses Verhalten ist in jeder Bohrreihe erkennbar und vermutlich auf den steigenden Abstand zwischen Bohrer und Sensor zurückzuführen. Dies wirkt sich teilweise auch auf die Anteile der spektralen Leistungsdichten aus, der Einfluss ist jedoch geringer.

Die Partial Powers bleiben über eine Bohrreihe recht konstant und verdeutlichen durch ihre Auftrennung während des Bohrvorgangs klar, dass der Körperschall nicht alle Frequenzen gleichmäßig anregt. Im gezeigten Beispiel nehmen die Anteile mit höheren Frequenzen immer weiter ab, wobei in vielen Reihen auch Partial Power 2 und 3 sehr nah beieinander liegen. Abbildung 5.3 zeigt ein einzelnes Bohrloch einer Messreihe mit stumpfem Bohrer. Hier zeigt sich sehr deutlich, dass bezüglich der spektralen Verteilung fast keine Zeitabhängigkeit im Bohrvorgang besteht, da die Anteile der Partial Powers sehr konstant bleiben. Eine Einschätzung mit bloßem Auge, ob es sich um

$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i^2}$
f <sub>peak</sub>
$f_{\text{centroid}} = \frac{\int f \cdot U(f) df}{\int \tilde{U}(f) df}$
$f_{wpf} = \langle f_{peak} \rangle = \sqrt{f_{peak} \cdot f_{centroid}}$
$\int_{f_1}^{f_2} \hat{U}^2(f) df / \int_{200 \text{ kHz}}^{800 \text{ kHz}} \hat{U}^2(f) df$
Partial Power 1: $f_1 = 200 \text{ kHz}$ , $f_2 = 300 \text{ kHz}$
Partial Power 2: $f_1 = 300 \text{ kHz}$ , $f_2 = 400 \text{ kHz}$
Partial Power 3: $f_1 = 400 \text{ kHz}$ , $f_2 = 500 \text{ kHz}$
Partial Power 4: $f_1 = 500 \text{ kHz}$ , $f_2 = 600 \text{ kHz}$
Partial Power 5: $f_1 = 600 \text{ kHz}$ , $f_2 = 700 \text{ kHz}$
Partial Power 6: $f_1 = 700 \text{ kHz}$ , $f_2 = 800 \text{ kHz}$

Tabelle 5.1: Liste der verwendeten Merkmale zur Auswertung der Körperschallsignale beim Bohrprozess



Abbildung 5.2: Auftragung der Features während einer Bohrreihe

einen scharfen oder stumpfen Bohrer handelt, ist jedoch, auch bei Betrachtung aller 18 Features, nicht möglich.

In Abbildung 5.4 sind die ausgewählten Features RMS, Peakfrequenz 1, Schwerpunktsfrequenz, gewichtete Peakfrequenz 1 und Partial Power 3 als paarweise bivariate Verteilungen (engl. *pairplot*) dargestellt. Die Plotmatrix ist symmetrisch und stellt die paarweisen Verteilungen der jeweiligen Features dar, wobei die zwei Gruppen "scharf" und "stumpf" farblich als "healthy" und "damaged" gekennzeichnet sind. Auf der Diagonalen ist die Kerndichteschätzung (Kernel Density Estimate, KDE) des jeweiligen Features aufgetragen. Die Auftragung ermöglicht eine visuelle Abschätzung darüber, wie gut sich die zwei Klassen mithilfe der verschiedenen Features auftrennen lassen. Die Überlappung ist dabei relativ groß, was darauf hindeutet, dass keine einzelnen zwei Features ausreichen, um eine Vorhersage über die Güte des Bohrers zu machen.



Abbildung 5.3: Auftragung der Features von einem einzigen Bohrloch

#### 5.1.2 Training einer Support-Vector-Machine

Als Machine-Learning-Algorithmus wurde eine SVM eingesetzt, die häufig sehr gute Ergebnisse bei der Klassifikation im Bereich von SHM und TCM zeigt [69, 79, 138–140]. Die SVM wurde mit dem 18elementigen Merkmalsvektor gegen die zwei Klassifikationen scharf und stumpf trainiert. Das Training erfolgte mit dem fitcsvm-Klassifizierer von MATLAB. Der gesamte Datensatz bestand aus Aufnahmen von 88 Bohrlöchern, davon 56 Bohrlöcher mit scharfem und 32 Bohrlöcher mit stumpfem Bohrer. Aus Segmenten von jeweils 10 ms wurden die Merkmale berechnet, wobei die einzelnen Segmente mit einem Überlapp von 50 % erzeugt wurden, um die Datenmenge des Trainingssatzes zu erhöhen. Zur Erzeugung des Trainings- und Testdatensatzes wurden jeweils eine gesamte Bohrreihe mit scharfem und stumpfen Bohrer sowie stets 3 der 8 Bohrlöcher pro Bohrreihe ausgewählt, die ausschließlich für den Testdatensatz zur Verfügung standen. Dies resultierte in einem Trainingsdatensatz von etwa 10000 Observationen und einem Testdatensatz von etwa 3000 Observationen. Da keine gleiche Anzahl an scharfen und stumpfen Observationen vorlag, standen jedoch nur etwa 6000 Observationen für das Training zur Verfügung.

Hiermit wurde eine lineare SVM mit einer Holdout Validation von 25 % trainiert. Im Trainingsdatensatz konnte damit eine Genauigkeit von 91.4 % erreicht werden. Angewendet auf den Testdatensatz lag die Genauigkeit bei 93.4 % für die scharfen Bohrer und 94.6 % für die stumpfen Bohrer, wie in Abbildung 5.5 in einer Konfusionsmatrix dargestellt ist. Da die Ergebnisse für Trainings- und Testdaten sehr nah beieinander liegen kann davon ausgegangen werden, dass eine gute Generalisierung der Support-Vector-Machine erreicht werden konnte und kein Overfitting an den Testdatensatz erfolgte.



Abbildung 5.4: Paarplot ausgewählter Features

Betrachtet man die Klassifizierungsergebnisse für eine komplette Bohrreihe wie in Abbildung 5.6, so zeigt sich, dass sich die Falsch-Positiv-Werte eher auf einzelne Bohrlöcher konzentrieren und nicht statistisch gleichverteilt sind. Dies deutet möglicherweise darauf hin, dass für diese Bohrlöcher geringfügig andere Bedingungen während des Bohrprozesses vorlagen, die zu der falschen Klassifikation geführt haben. Zudem treten die falschen Klassifizierungen vermehrt im Anfangszeitraum einer Bohrung auf, in dem erst der vollständige Kontakt mit der CFK-Platte ausgebildet werden muss. Im weiteren Verlauf der Bohrung bleibt die Vorhersage dann jedoch stabil.

Ein deutlich sichtbarer Unterschied zwischen den zwei dargestellten Bohrungen ist das Hintergrundrauschen in der zweiten Messung, die auf die eingeschaltete Druckluft der Fräsmaschine zurückzuführen ist und ein großes Signal am Sensor erzeugt. In der Auswertung zeigte sich jedoch kein relevanter Einfluss der Druckluft auf das Klassifizierungsergebnis, weshalb das Ergebnis als robust gegenüber derartigen Störeinflüssen betrachtet werden darf.



#### Konfusionsmatrix Bohrerklassifikation scharf/stumpf



#### 5.1.3 Diskussion der Ergebnisse

Insgesamt zeigt sich, dass die binäre Einteilung von Bohrungen mittels Körperschallanalyse in scharfe und stumpfe Bohrer mit den vorgestellten Merkmalen recht zuverlässig funktioniert. Mit Genauigkeiten von über 93 % können bereits gute Aussagen über den Bohrerzustand getroffen werden. Wie die Betrachtung einer kompletten Bohrreihe zeigt, sind die Fehlklassifikationen meist nur vereinzelte Abschnitte im Gesamtsignal. Durch eine Betrachtung des Bohrerzustands über einen längeren Zeitraum hinweg fallen diese daher kaum ins Gewicht, was die Robustheit der Klassifikation weiter erhöht. Die verwendeten Merkmale sind im Vergleich zu Zeit-Frequenz-Analysen wie der Waveletanalyse deutlich weniger rechenaufwendig, was die Implementierung in einem Echtzeit-Überwachungssystem vereinfacht.

In weiterführenden Untersuchungen kann mit diesem Ansatz eine quantitative Bestimmung des Bohrerzustands bzw. eine quantitative Aussage über die Restlaufzeit (RUL) getestet werden, wofür quantitative Messungen des tatsächlichen Bohrerzustands durchgeführt werden müssen. Für die Auswertung kann auf eine Regressions-Support-Vector-Machine oder eine Regression durch ein neuronales Netzwerk zurückgegriffen werden.

#### 5.2 PRÜFUNG MIT GEFÜHRTEN WELLEN

### 5.2.1 Beschreibung des Referenzdatensatzes der Open Guided Wave Plattform

Eine Methodenentwicklung zur Identifikation von Schäden mittels geführten Wellen wurde mithilfe eines öffentlichen Datensatzes der *Open Guided Waves* Plattform [141] durchgeführt, der online auf http: //openguidedwaves.de/ abgerufen werden kann. Die Plattform bietet



Abbildung 5.6: Darstellung einer kompletten Bohrreihe mit einem scharfen (oben) und stumpfen (unten) Bohrer. Das Signal ist zu den Zeitpunkten, in denen gebohrt wurde, mit einem roten bzw. grünen Hintergrund eingefärbt. Damit wird das Klassifizierungsergebnis der Support-Vector-Machine verbildlicht. Bis auf wenige Ausnahmen wird eine sehr konsistente Vorhersage des Bohrerzustands gemacht. Im unteren Signal war zudem die Druckluft der Maschine angeschaltet, was das Hintergrundrauschen des Signals verursacht.

die Möglichkeit, durch die sorgfältig durchgeführten Testdatensätze einen Benchmark von verschiedenen Auswertealgorithmen vornehmen zu können. Grund für die Etablierung von Standarddatensätzen war, dass es für die Auswertung von geführten Wellen zur Schadensdetektion bisher keine allgemein anerkannten Standards gibt, da es sich noch um ein sehr junges Forschungsfeld handelt. Da die experimentelle Durchführung jedoch aufgrund von fehlenden Normen und Richtlinien von vielen Faktoren abhängt, deren Einflüsse auf die Erkennbarkeit von Schäden noch nicht ausreichend genau bekannt sind, sind Auswertealgorithmen auf unterschiedlichen Datensätzen noch recht schwer vergleichbar. Dieses Problem wird durch eine gemeinsame Datenbasis vermieden.

Vor diesem Hintergrund werden in der vorliegenden Arbeit zwei Vorschläge zur Auswertung der Daten gemacht. Die Auswertung stützt sich auf den Datensatz "Guided wave basic measurement data" von Moll *et al.* [141], der auf einer CFK-Platte mit Abmessungen von 500 mm × 500 mm × 2 mm durchgeführt wurde. Die Platte wurde aus dem Prepreg-Material Hexply<sup>®</sup> M21/34%/UD134/T700/300 in einem quasi-isotropen Lagenaufbau hergestellt. Um sicherzustellen, dass die Platte defekt- und porenfrei gefertigt wurde, wurden laut den Autoren Messungen mittels Ultraschallmikroskop sowie Röntgen-Computertomographie durchgeführt, die eine vollständig intakte Platte bestätigten. Anschließend wurden Tests durchgeführt, um die mechanischen Kennwerte der Platte zu ermitteln, die in [141] detailliert aufgeführt sind.

Zur Anregung der geführten Wellen wurden zwölf DuraAct piezoelektrische Transducer fest auf der Platte verklebt. DuraAct Sensoren der Firma PI Ceramic bestehen aus einer PZT Scheibe, die in einem isolierenden Polymer eingebettet ist. Die PZT Scheibe hat einen Durchmesser von 5 mm und eine Dicke von 0.2 mm. Die Sensoren sind in zwei Reihen à sechs Sensoren am oberen und unteren Rand der Platte angebracht (siehe Abbildung 5.7).

Schäden in der Platte wurden durch Aluminiumscheiben mit einem Durchmesser von 10 mm simuliert, die reversibel auf die Oberfläche der CFK-Platte mit Knetmasse angeklebt werden konnten. Hiermit konnten verschiedene Schadenspositionen schnell umgesetzt werden. Die Schadenssimulation mittels aufgeklebten Massen ist nicht standardisiert und kein optimaler Ersatz für einen tatsächlichen Schaden, sie ist allerdings die bisher am besten funktionierende Technik [142].

Die Prüfung mit geführten Wellen wurde durchgeführt, indem jeder der Transducer T<sub>i</sub> einmal als Aktor diente und in allen anderen Messungen als Sensor (das sog. Pitch-Catch-Verfahren). Insgesamt wurden also zwölf Messungen durchgeführt, bei denen ein Datensatz für jede Transducerkombination T<sub>i</sub> – T<sub>j</sub>, i = 1...12, j = 1...i vorliegt. Die Anregung erfolgte durch eine Hann-gefilterte Sinusschwingung mit 5 Zyklen, deren Frequenz in verschiedenen Datensätzen von 40 kHz bis



Abbildung 5.7: Anordnung der Transducer und der Schadenspositionen auf der CFK-Platte

260 kHz in 20 kHz Schritten variiert wurde. Der Datensatz besteht aus Baselinemessungen, die ohne simulierten Schaden aufgenommen wurden, sowie aus verschiedenen Kombination von Schadenspositionen und Anzahl der Schäden.

#### 5.2.2 Berechnung des Schadensindex-Vektors

Die Bewertung eines Schadens beruht auf der Berechnung eines Schadensindexes (Damage Index, DI), der für jede Transducerkombination  $T_i - T_j$  berechnet wird. Die Berechnung stützt sich dabei auf den Vergleich von der aktuellen Messung zu den bereits etablierten Baselinemessungen. Befindet sich zwischen zwei Transducern ein Schaden, so nimmt die Amplitude des Signals in einigen Bereich im Vergleich zur Baselinemessung ab. Somit wird ein DI > 0 erreicht, der sich entlang der Verbindungslinie zwischen den zwei Transducern lokalisieren lässt. Die Berechnung der Schadensindexes stützt sich hierbei auf den Vorschlag von Sohn und Kim [143]:

$$DI = \underbrace{\frac{\sqrt{(\sum XY)^{2}}}{\sqrt{\sum X^{2} \sum Y^{2}}}_{\text{Formabweichung}} \cdot \underbrace{\frac{\min(\sqrt{\sum X^{2}}, \sqrt{\sum Y^{2}})}{\max(\sqrt{\sum X^{2}}, \sqrt{\sum Y^{2}})}_{\text{Amplitudenverhältnis der zwei Signale}}$$
(5.1)

Exemplarisch sei hierzu in Abbildung 5.8 eine Messung mit einer Anregungsfrequenz von 200 kHz gezeigt, die zwischen den Transducern 5 und 9 aufgenommen wurde. Die Schadensmessung wurde



Abbildung 5.8: Baselinesignal, Messsignal und Differenzsignal eines Transducerpaares 5 – 9 bei Messung der Schadensposition D<sub>12</sub>

mit einem Schaden an der Position  $D_{12}$  aufgenommen, welche recht genau auf der Verbindungslinie zwischen den zwei Transducern liegt. Die Signale der Baseline- und Schadensmessung sind dennoch fast identisch, sodass in den Originalsignalen kaum ein Unterschied ausgemacht werden kann. Die Amplitude der Schadensmessung ist jedoch geringfügig verringert. Im Differenzsignal zeigt sich dann jedoch, dass das Schadensignal tatsächlich um etwa 5 µV von der Baselinemessung abweicht. Der Schadensindex erreicht hierbei einen Wert von DI =  $9.87 \times 10^{-4}$ . Für zwei Baselinemessungen liegt dagegen DI =  $4.01 \times 10^{-4}$ . Die Unterschiede sind also nicht groß, sind in der Summe jedoch signifikant messbar.

Die Bestimmung eines Schadens erfolgt in drei Schritten. Zunächst wird der Referenzzustand initialisiert, indem alle Baselinemessungen zum jeweiligen Transducerpaar und der jeweiligen Anregungsfrequenz zugehörig abgespeichert werden. Die Messungen werden ungefiltert und in der Reihenfolge ihres Aufnahmezeitpunkts abgespeichert, sodass es prinzipiell möglich wird, unterschiedliche Vorverarbeitungsstufen auf die Daten anzuwenden sowie den Baselinezustand unterschiedlich zu gewichten, um natürliche Veränderungen im Zustand der Struktur bei der Bestimmung der Baseline berücksichtigen zu können.

Wird eine Messung mit potenziellem Schaden hinzugefügt, wird in der derzeitigen Implementierung der einfache Mittelwert aller gefilterten Baselinemessungen genommen. Als Filter wird ein Butterworth-Bandpassfilter 3. Ordnung mit den Grenzfrequenzen von 10 kHz und 350 kHz verwendet. Aus den zwei Signalen – der gemittelten Baselinemessung und der neuen Messung - wird der Schadensindex DI berechnet. Hierfür wird der Einsatzzeitpunkt des ankommenden Signals bestimmt. Im Signal in Abbildung 5.8 liegt dieser bei etwa 80 µs. Ab diesem Zeitpunkt wird auf einem Teilstück von 29 µs Länge der Schadensindex berechnet, wobei diese Länge rein empirisch zur Optimierung des Gesamtergebnisses bestimmt wurde. Auf diese Weise werden für alle Sensorkombinationen die Schadensindizes berechnet, wodurch ein Vektor aus 66 Elementen resultiert (die Messungen erfolgten nur in eine Richtung, sodass für die Messung T<sub>4</sub> – T<sub>10</sub> keine Gegenrichtung T<sub>10</sub> – T<sub>4</sub> vorliegt). Dieser Vektor ist die Ausgangslage für die weitere Bestimmung des Schadensortes.

#### 5.2.3 Ortung durch Erstellung einer Schadenskarte

Aus den einzelnen Indizes kann nun eine Schadenskarte erstellt werden, indem die Indizes entlang der Verbindungslinien der Transducer aufsummiert werden. Konzeptionell sollte sich der Schaden dort befinden, wo der kumulierte Schadensindex am höchsten ist. In der Umsetzung wurde hierfür ein 3D-Mesh der Plattengeometrie verwendet, an dessen Knotenpunkten die Schadensindizes aufsummiert werden konnten. Dadurch ist die Methodik prinzipiell nicht auf 2D-Strukturen beschränkt. Für jede Transducerkombination wurde der errechnete Schadensindex konstant entlang der Verbindungslinie zu den Knotenpunkten hinzuaddiert. In der Richtung senkrecht zur Verbindungslinie wurde der Wert gemäß einer Gauß-Verteilung verschmiert, um dem Umstand Rechnung zu tragen, dass sich Schäden abseits der direkten Verbindungslinie auch geringer auf den kumulierten Schadensindex auswirken sollten.

Die Breite  $\sigma$  der Gaußkurve entsprach dabei etwa dem halben Abstand der Transducer, wobei der genaue Wert ebenfalls empirisch zur Optimierung des Ergebnisses bestimmt wurde. Wird dies für alle Transducerkombinationen wiederholt, ergibt sich ein Bild, welches ein Maß für den Schaden in der Struktur darstellt, wie Abbildung 5.9 zeigt. Die Farbdarstellung visualisiert hierbei den Wert des kumulierten Schadensindex auf jedem Knotenpunkt. Es ist klar ersichtlich, dass auf den Verbindungslinien der Transducerkombinationen wie T<sub>4</sub> – T<sub>10</sub> oder T<sub>5</sub> – T<sub>8</sub> besonders hohe Schadenswerte vorliegen, wohingegen auf den Linien T<sub>1</sub> – T<sub>7</sub> oder T<sub>6</sub> – T<sub>12</sub> ein Wert nahe Null erreicht wird.

Das naive aufsummieren der Schadensindizes führt jedoch zu einer Überbewertung des mittleren Bereichs, in dem die Anzahl der Kreuzungspunkte höher ist als in den Randbereichen. Daher wur-



Abbildung 5.9: Schadenskarte aus den ermittelten Schadensindizes. Der rote Punkt zeigt die tatsächliche Position des simulierten Schadens. Der weiße Punkt zeigt die ermittelte Position aus den Schalldaten.

de zusätzliche eine Normalisierungskarte berechnet, die die Anzahl der Kreuzungspunkte in einem kleinen Teilbereich zählt und somit höhere Werte in der Mitte der Platte erreicht. Die Werte der Schadenskarte wurde dann durch die Werte der Normalisierungskarte geteilt, wodurch die Überbewertung ausgeglichen wird. Die Methode kann jedoch nicht verhindern, dass die linken und rechten Randbereiche prinzipbedingt keine Kreuzungspunkte aufweisen und daher in diesen Bereichen auch keine zuverlässige Ortung eines Schadens möglich ist.

Die daraus resultierende Karte in Abbildung 5.9 zeigt visuell, dass der Ort des simulierten Schadens (rote Markierung) recht gut gefunden werden kann. Die genaue Bestimmung des Ortes ist durch die relativ große Ausdehnung des Schadensgebietes jedoch noch nicht eindeutig. Die einfachste Methode ist die Bestimmung des Maximums



Abbildung 5.10: 4%-Quantil der Schadenskarte zur Ermittelung des Schadensortes. Alle Werte außerhalb des Quantils wurden auf Null gesetzt. Der Schwerpunkt dieser Verteilung wird als der Ort des Schadens ausgegeben.

des kumulierten Schadensindex. Dies funktioniert jedoch nur unzuverlässig, da hier wiederum die Orte mit vielen Kreuzungspunkten eine zu starke Gewichtung bekommen und vom tatsächlichen Schadensort wegführen. Ebenso ist eine Mittelung über die gesamte Karte problematisch, da der Mittelpunkt hierbei in Richtung eine der Transducerlinien verschoben wird, an denen sich durch Artefakte der Auswertung ebenfalls höhere Schadensindizes aufsummieren.

Als relativ zuverlässig hatte sich daher erwiesen, nur die Punkte der Schadenskarte in die Berechnung einzubeziehen, deren Wert im oberen 4%-Quantil der Schadensindizes liegen. Ein Quantil legt fest, wie viele Werte einer Verteilung über einer bestimmten Grenze liegen. Durch das Verwerfen der restlichen Werte werden die "Strahlen" der einzelnen Transducerlinien recht zuverlässig ausgeblendet, wodurch nur der Hauptbereich übrig bleibt. Das Ergebnis dieser Berechnung ist in Abbildung 5.10 dargestellt. Aus der reduzierten Karte kann nun der Schwerpunkt bestimmt werden, der die spezifische Gewichtung innerhalb der reduzierten Karte mit einbezieht. Dieser Schwerpunkt wird als Ort des Schadens ausgegeben.

Der Datensatz der Open-Guided-Waves-Plattform stellt 28 verschiedene Schadenspositionen zur Verfügung, sowie zwei Datensätze mit zwei bzw. drei Schäden an verschiedenen Positionen. Die Bestimmung



Abbildung 5.11: Histogramm der Abweichungen des vorhergesagten vom tatsächlichen Schadensort

des Schadensortes wurde an allen 28 Positionen getestet. Im Durchschnitt konnte der Schaden mit einem Abstand von 20 mm  $\pm$  10 mm bestimmt werden. Die Ortung ist erwartungsgemäß in der Mitte der Platte am zuverlässigsten und nimmt nach außen hin ab, wo weniger Kreuzungspunkte der Sensoren auftreten. Die Schäden D<sub>25</sub> – D<sub>28</sub> am äußeren rechten Rand der Platte sind entlang der y-Achse kaum lokalisierbar, da keine Kreuzungspunkte auftreten und die Werte des 4%-Quantils im Bereich um die Sensoren 1,2,7 und 8 verteilt sind. Dadurch erfolgt die Verortung auf der Mitte der y-Achse.

Dies erklärt die größeren Ausreißer in der Histogrammverteilung in Abbildung 5.11. Ein Großteil der Schäden kann jedoch auf 21 mm genau bestimmt werden, was relativ zur Größe der Platte einem Fehler von 4% entspricht.

Die Schäden des Datensatzes sind jeweils zu vier nah beieinander liegenden Schäden zusammengefasst, um einen Benchmark für die Unterscheidungsfähigkeit von leicht abweichenden Orten zu erhalten. Die vier Schäden sind dabei in einem Quadrat mit einer Seitenlänge von 15 mm angeordnet. Mit der vorgestellten Methode ist eine zweifelsfreie Zuordnung zu einem bestimmten Schaden zumeist leider nicht möglich. Hierfür ist die Streuung der Daten zu groß und folgt keinem erkennbaren Muster, welches kompensiert werden könnte.

Der letzte Datensatz  $D_{14} - D_{25} - D_{28}$  enthält drei Schäden gleichzeitig. Hierbei muss festgestellt werden, dass durch die Methode des Überlappens der einzelnen Schadensindizes ein sehr großer Bereich in der Schadenskarte entsteht, der eine genauere Zuordnung sehr erschwert (siehe Abbildung 5.12).

Eine Bewertung der Schwere des Schadens kann aus dem Datensatz der Open Guided Waves Plattform nicht erfolgen, da alle simulierten Schäden mit denselben Aluminiumscheiben erzeugt wurden, um eine möglichst konstante Schadensausprägung zu erhalten. Es ist jedoch gut vorstellbar, dass die Schadensausprägung durch eine Abschätzung über die Amplitude des Schadensindex erreicht werden kann, da



Abbildung 5.12: Resultierende Schadenskarte für den Schadensfall  $D_{14} - D_{25} - D_{28}$  der Open Guided Waves Plattform, der drei Schäden gleichzeitig enthält. Eine Identifizierung des oberen rechten Schadens konnte mit der vorgestellten Methode nicht realisiert werden.

ein größerer Schaden zu einer geringeren Amplitude des Signals führt, was wiederum den Schadensindex erhöht. Somit ließen sich Grenzwerte aus dem kumulierten Schadensindex festlegen, über die bestimmt wird, ob und in welchem Grad ein Schaden vorliegt.

#### 5.2.4 Ortung mittels neuronalem Netzwerk

Eine alternative Herangehensweise zur Bestimmung des Schadensortes ist, mithilfe des DI-Vektors ein neuronales Netzwerk zu trainieren, welches eine Regression gegen die Koordinaten des Schadens durchführt. Bei einer ausreichenden Anzahl an Stützpunkten sollte hiermit eine Zuweisung zwischen der Verteilung der Schadensindizes innerhalb des Vektors und den Koordinaten möglich sein. In der Praxis bedeutet dies allerdings ein manuelles Aufbringen von simulierten Schäden auf der gesamten Fläche, die auf Schäden untersucht werden soll. Dies kann je nach Anwendungsfall unpraktikabel sein. Der Vorteil der Methode ist allerdings, dass die spezifische Reaktion der einzelnen Signale auf einen Schaden an jeder Position aus dem Experiment bekannt sind und damit grundsätzlich präziser sein können.

Die Umsetzung der Methodik war dadurch beschränkt, dass nur die 28 Schadenspunkte zur Verfügung standen. Zur Erweiterung des Datensatzes wurden daher Schadensindizes für die Anregungsfrequenzen von 200 kHz bis 260 kHz ausgewertet, auch wenn diese bei der ersten Methode schlechter abschnitten. Als Testdaten wurde die komplette Region von  $D_{13}$  bis  $D_{16}$  ausgewählt, die somit nicht für das Training zur Verfügung standen.

Die Trainingsdaten bestanden somit aus einem  $(67 \times 1)$  Vektor (66 Schadensindizes und zusätzlich die verwendete Anregungsfrequenz), der gegen einen  $(2 \times 1)$  Vektor (x/y-Koordinaten des Schadens) trainiert wurde. Das neuronale Netzwerk bestand aus einem verborgenen Layer mit 5 Neuronen. Die Optimierung erfolgte mittels *Scaled conjugate gradient backpropagation* (trainscg) Algorithmus. Hierfür wurden die Trainingsdaten wiederum in 50% Trainingsdaten, 25% Validierungsdaten und 25% Testdaten aufgeteilt. Abbruchkriterium des Trainings war der Anstieg des Fehlers im Validierungsdatensatz.

Abbildung 5.13 zeigt das Ergebnis der Lokalisierungen mit dem neuronalen Netz. Die dunkelblauen, mit "Pos. Trainingsdaten" markierten Punkte sind die tatsächlichen Koordinaten der Schadensorte, die als Trainingsdaten verwendet wurden. Die gelb markierten Punkte sind die vier Positionen, die als Testdatensatz verwendet wurden. Diese Punkte wurden ausgewählt, da sie recht zentral liegen und daher eine gute Vorhersagegenauigkeit erreichen sollten. Da die umliegenden Stützpunkte jedoch recht weit entfernt sind, sind hier dennoch Einbußen in der Genauigkeit zu erwarten.

Die grau markierten Punkte "Vorhers. Trainingsdaten" stellen die Vorhersagen des Netzes für die Trainingsdaten dar. Diese Punkte haben nur bedingte Aussagekraft über die Vorhersagegenauigkeit des Netzes, geben jedoch trotzdem Einblick über dessen Generalisierungsfähigkeit. Wurde ein Netz mit deutlich mehr als 5 Neuronen verwendet, kam es bei dem verwendeten Datensatz sehr schnell zu einer Überanpassung (Overfitting) des Netzes an die einzelnen Datenpunkte, sodass die vorhergesagten Punkte exakt auf den eintrainierten Positionen lagen. Infolgedessen nahm die Genauigkeit für die Testdaten rapide ab. Durch die Beschränkung auf nur 5 Neuronen konnte der Fehler minimiert werden. Dennoch zeigt sich, dass die Punkte des Testdatensatzes (in grün) eine größere Streuung aufweist als die Trainingspunkte. Für eine umfangreichere Studie zur Schadensortung mit neuronalen Netzes sollte daher ein Datensatz mit mehr Stützpunkten verwendet werden, die gleichmäßiger über die Struktur verteilt sind.

In der Praxis lässt sich hier ein adaptives Verfahren verwenden, bei dem neue Stützpunkte gezielt unter Berücksichtigung der bisherigen lokalen Genauigkeit gesetzt werden. Auf diese Weise kann die benötigte Menge an Trainingsdaten minimiert werden, während ein gleichmäßiges Ergebnis der Vorhersagegenauigkeit erreicht wird.



Abbildung 5.13: Ergebnisse der Schadensortung mittels neuronalem Netz. Die dunkelblauen, in Quadraten angeordneten, Punkte stellen die tatsächlichen Schadenspositionen dar, die als Trainingsdaten verwendet wurden. Die hellgrauen, verstreuten Punkte zeigen die vorhergesagten Schadenskoordinaten des neuronalen Netzes aus den Trainingsdaten. Die grünen Punkte zeigen die vorhergesagten Koordinaten der Testdaten.

#### 5.2.5 Diskussion der Ergebnisse

Es wurden zwei Methoden zur Ortung von Schäden durch die Prüfung mit geführten Wellen vorgestellt. Beide Verfahren basieren auf der Berechnung eines Schadensindex zwischen einem Baselinesignal und dem Signal mit potenziellem Schaden. Je mehr die Amplitude des Signals zwischen zwei Transducern infolge des Schadens abnimmt, desto höher wird der resultierende Schadensindex für die betrachtete Sensorkombination. Die Ortung mittels Übereinanderlegen der einzelnen Schadensindizes zu einer Schadenskarte erfolgte durch Betrachtung des Bereichs mit dem höchsten kumulierten Schadensindex. Der Vorteil der Methode ist, dass kein weiteres Training neben der Erstellung der Baselinemessungen notwendig ist. Dafür werden jedoch Annahmen über das lineare Verhalten des Einflusses eines Schadens auf das Sensorsignal getroffen. Außerdem wird direkt eine Visualisierung des Ergebnisses möglich, welche eine Abschätzung über die Zuverlässigkeit des Ergebnisses ermöglicht. Der bisherige Fehlerradius ist jedoch noch vergleichsweise groß, auch wenn die Ermittelung der jeweiligen Mittelpunkte schon recht zuverlässige Ergebnisse liefert. Außerdem ist die Visualisierung prinzipiell nicht auf einen Schaden begrenzt, sondern mehrere gleichzeitige Schäden sollten hiermit ebenso detektierbar sein. In der Praxis besteht hier jedoch noch weiterer Entwicklungsbedarf.

Die Auswertung mittels neuronalem Netz kann durch das Training auch lokale Nicht-Linearitäten kompensieren und durch die Auswertung der bisherigen Stützpunkte eine Abschätzung über die zu erwartenden ortsabhängigen Genauigkeiten der Ortung liefern. Die Ergebnisse sind angesichts der wenigen Trainingsdaten schon sehr vielversprechend. Bei einer gleichmäßigeren Verteilung der Stützpunkte wäre eine noch deutlich genauere Ortung möglich gewesen. Das Eintrainieren der Stützpunkte kann jedoch zeit- und arbeitsintensiv sein. Außerdem ist mit dem Algorithmus in der bisherigen Form nur die Detektion eines einzigen Schadens möglich. Daher sind vorgelagert weitere Auswertung notwendig, die entscheiden, ob überhaupt ein Schaden vorliegt und wenn ja, wie viele. Hierfür lässt sich die Methode sehr gut mit der Schadenskarte kombinieren.

In der Betrachtung wurden Temperatureinflüsse bisher ausgenommen. Diese können jedoch einen erheblichen Einfluss auf das Signal haben, da sich die Schallgeschwindigkeit im Material ändert. Rautela *et al.* [87] haben hierfür jedoch kürzlich einen Algorithmus zur Temperaturkompensation basierend auf einem CNN vorgestellt. Hiermit konnten sie Signale, die von Messungen unter Temperatureinfluss stammen, auf die entsprechenden Signale im Referenzzustand zurückrechnen. Somit würden die hier vorgestellten Methoden bei entsprechender Kompensation auch unter Temperatureinfluss anwendbar bleiben.

# 6

Das folgende Kapitel beschreibt die Umsetzung des Zustandsüberwachungssystems auf einer CNC-Fräse im Rahmen des Forschungsprojektes MAI CC4 fastMOVE. Hierbei handelte es sich um ein Projekt zur Adaption einer bestehenden Fräse für die Implementierung des High Speed Cutting (HSC) Prozesses, der den Zerspanungsprozess für CFK beschleunigt und die Bauteilgüte der bearbeiteten Werkstücke positiv beeinflusst. Die nötige Anpassung war hierbei der Tausch des Achsensystems der Fräse von einem Metall-Grundgestell durch ein CFK-Metall-Hybridgestell. Die verringerte Masse des Achsensystems bei gleicher Steifigkeit ermöglicht die Verwendung stärkerer Motoren und damit höhere Beschleunigungen und schnellere Schnittgeschwindigkeiten, was zu verkürzten Prozesszeiten führt.

Der Einsatz von CFK Strukturen erforderte jedoch ein integriertes Überwachungssystem der Struktur, um frühzeitig mögliche Schäden zu erkennen, die von außen noch nicht sichtbar sind. Für dieses Überwachungssystem wurden die Ultraschallsensoren entwickelt, die in Kapitel 4 vorgestellt wurden. Im folgenden Kapitel wird die Installation der Sensorik auf der Fräse beschrieben und die Ergebnisse der Messungen, die für die einzelnen akustischen Zustandsüberwachungsmethoden erzielt werden konnten. Das Überwachungssystem sollte in der Lage sein, Impactschäden auf den Achsen der Fräse zu detektieren und eventuelle Steifigkeitsverluste der Struktur zu erkennen. Zudem sollte der Zerspanungsprozess klassifiziert werden können.

#### 6.1 INSTALLATION DER SENSORIK AUF DER CNC-FRÄSE

Bei der Fräse handelt es sich im Grundgestell um eine *GAMMA S* der Firma EiMA Maschinenbau GmbH. Die CNC-Fräse dient in der Grundversion zur Bearbeitung von Aluminium, Kunststoffen und Holz sowie zur Nachbearbeitung von CFK-Teilen [144]. Durch die Adaption des HSC Prozesses ist die modifizierte Fräse für die CFK Bearbeitung optimiert. Die CFK-Metall-Hybridbauteile wurden im Zuge des Projektes konstruiert und hergestellt. Dies waren das Portal, welches sich entlang der y-Achse des Bauraums bewegt und der z-Schieber, welcher an dem Portal befestigt ist und in x- und z-Richtung verfahrbar ist. Am unteren Ende des z-Schiebers ist die Spindel befestigt.



Abbildung 6.1: Übersichtsbild über die CNC-Fräse und die angebrachten Sensoren. Der z-Schieber (blau eingefärbt) ist entlang des Portals (rot eingefärbt) in z- und x-Richtung verfahrbar. Das Portal kann auf den seitlichen Führungslinien entlang der y-Richtung verfahren werden. Die Sensoren sind in einem Abstand von 400 mm auf dem Portal und dem z-Schieber angebracht.

#### 6.1.1 Berechnung der Probability of Detection

Während dieser Bauphase musste die Installation der Sensorik geplant werden, ohne, dass das reale Bauteil für Tests zur Verfügung stand. Die Anzahl und Verteilung der Sensoren wurde daher anhand von Probability of Detection (PoD) Berechnungen nach dem Schema von [145] konservativ abgeschätzt. Eine PoD Berechnung im Bereich der Schallemissionsanalyse schätzt ab, wie viel Prozent aller auftretenden Schallemissionssignale von den installierten Sensoren detektiert werden können. Dafür wird die durchschnittliche Verteilung der Signalstärke von Schallemissionssignalen sowie die Dämpfungskonstante im Material benötigt. Beides stand zum Zeitpunkt der Planung nicht zur Verfügung, sodass hier Abschätzungen aus ähnlichen Experimenten verwendet werden mussten. Die Verteilung der Sensoren auf der Struktur wurde so vorgenommen, dass auf der gesamten Struktur eine PoD von > 80 % erreicht wurde. Die Verteilung der Sensoren auf dem Portal ist in Abbildung 6.2 gezeigt. Die Sensoren sind hier als graue Punkte auf der Struktur dargestellt. Die Farbdarstellung zeigt die PoD an diesem Ort. Je höher die PoD ist, desto größer ist der Anteil der Schallemissionssignale, die an diesem Ort entstehen und von mindestens einem Sensor detektiert werden können. Die Dichte der Sensoren wurde so gewählt, dass die PoD nicht unter 80 % fällt. Der erforderliche Maximalabstand wurde dafür auf 400 mm festgelegt. Die Sensoren befinden sich auf allen sechs Außenflächen des Portals,



Abbildung 6.2: Ergebnis der PoD Berechnung auf dem Portal. Um auf allen Orten eine PoD von mindestens 80 % zu erreichen, wurde ein Maximalabstand von 400 mm zwischen den Sensoren festgelegt.

wobei die exakte Positionierung auch durch die restlichen Anbauten der Fräse an das Portal beeinflusst wurden.

Für den z-Schieber war eine Anbringung der Sensoren auf die Außenflächen nicht möglich, da sich die Sensoren dann mit im Bauraum befunden hätten, in dem während der Zerspanung CFK-Staub herumfliegt. Für diese Umwelteinflüsse konnten die Sensoren nicht ausgelegt werden. Stattdessen wurden die Sensoren daher während der Herstellung des z-Schiebers auf die Innenflächen angebracht, wo sie vor dem Staub gut geschützt waren. Da es für die Schallausbreitung keine Vorzugsfläche gibt, sind bezüglich der Schallaufnahme keine Unterschiede zwischen Außen- und Innenfläche zu erwarten.

#### 6.1.2 Anbringung der Sensoren auf den CFK-Platten

Die Sensoren wurden auf den CFK-Platten fest verklebt, da somit die beste akustische Ankopplung erreicht und das flache Profil der Sensoren erhalten werden konnte. Ein nachträgliches Entfernen der Sensoren ist damit allerdings nicht mehr möglich. Als Klebstoff wurde *UHU Endfest*, ein Zwei-Komponenten-Kleber, gewählt, der bei Raumtemperatur aushärten kann. Zur Verbesserung der Ankopplung wurde die CFK-Platte mit Schleifpapier mit 200er Körnung aufgeraut.

In Abbildung 6.3 sind die Schritte dargestellt. Links ist die aufgeraute CFK-Platte zu sehen, auf die der Sensor aufgebracht wird. Im rechten Bild wurde die Keramikscheibe mit UHU Endfest auf die CFK-Platte angeklebt. Das schwarze Tape dient nur zur temporären Befestigung des Sensors und hat keine langfristige Funktion. Um die Sensoren auf der Innenfläche des Schiebers anbringen zu können,



Abbildung 6.3: Bild des Sensors und der CFK-Platte vor und nach dem Aufkleben. Insgesamt wurden zwölf Sensoren in den z-Schieber verbaut.

musste die Installation vor dem finalen Zusammenbau des Schiebers erfolgen. Im unteren Bild in Abbildung 6.3 sind die vier einzelnen Platten abgebildet, auf die die insgesamt zwölf Sensoren aufgeklebt sind.

Die Anbringung der Sensoren auf das Portal verlief ähnlich, allerdings wurden die Sensoren hier aus Gründen der besseren Zugänglichkeit auf die Außenflächen geklebt. Daher erfolgte dieser Schritt direkt an der Maschine. Auf den Seitenflächen des Portals kamen die Sensoren recht nah an die Linearachse des z-Schiebers. Dank ihrer



(a) Aufgebrachte Sensoren auf der Front(b) Kabelführung aus der Fräse nach auseite des Portals.



(c) Sensorkabel, die in dem Messgerät zusammengeführt werden.

(d) Übersichtsbild der CNC-Fräse

Abbildung 6.4: Bild der aufgeklebten Sensoren auf das Portal.

flachen Bauweise gab es hier jedoch keine Gefahr der Kollision. Die Frontseite des Portals ist in Abbildung 6.4a gezeigt.

Die Kabel wurden entlang der Außenflächen zur Seite geführt und dann mit in den Kabelschlepp der CNC-Fräse integriert (siehe Abbildung 6.4b). Von dort wurden sie nach außen geführt, um sie an das Messsystem anzuschließen. Als Stecker wurden hierfür Lemo Stecker vom Typ FGG.0B verwendet. Das Frontpanel des Messsystems ist in Abbildung 6.4c abgebildet.

In den folgenden Abschnitten wird die Eignung des Messsystems für die Zustandsüberwachungsmethoden aufgezeigt, indem mit dem Messsystem typische Signale aufgenommen wurden, die beim Betrieb der Fräse zu erwarten sind, und sie mit den Signalen vergleichbarer Messsysteme verglichen werden.

#### 6.2 SCHALLEMISSIONSANALYSE

Zur Erzeugung von Schallemissionssignalen auf der Fräse wurden Bleistiftminenbrüche und Impacts mit einem Metallgegenstand auf dem Portal durchgeführt, da keine tatsächliche Schallemission durch echte Brüche in der Struktur erzeugt werden konnten. Die Bleistiftminenbrüche waren jedoch zu leise, um von mehreren Sensoren erfasst werden zu können, was eine Auswertung erschwerte. Da im Fall eines tatsächlichen Schadens auf der Fräse jedoch auch eher Impactschäden oder größere Brüche zu erwarten sind, wurden die Impacts mit einer Metallstange simuliert.

Die Signale wurden an einem festen Ort auf der Struktur erzeugt und mit den umliegenden Sensoren aufgenommen. Dabei war insbesondere von Interesse, wie das Zeitsignal und das zugehörige Frequenzspektrum aussehen und von wie vielen Sensoren das Signal noch empfangen wird.

Beispielsignale hierfür sind in Abbildung 6.5 dargestellt. Das Signal wird von vielen Sensoren detektiert, wodurch eine Ortung des Signals über die verschiedenen Ankunftszeiten an den vielen Stützpunkten gut möglich wird. Das Spektrum ist sehr stark zu tieferen Frequenzen unter 100 kHz verschoben. Dies ist einerseits auf die Dicke der Platten des Portals zurückzuführen, die mit einer Dicke von 20 mm sehr niederfrequente geführte Wellen ausbilden. Andererseits wurden mit dem Impact der Metallstange auch deutlich weniger hochfrequente Anteile im Vergleich zu einer Anregung mittels Bleistiftminenbruch erzeugt. Die zwei Hauptfrequenzen befinden sich daher bei etwa 10 kHz und 70 kHz. Im höheren Spektrum sind vereinzelte Frequenzpeaks sichtbar, die auf Störsignale zurückzuführen sind.

Die Signalausbreitung verläuft dabei etwas weniger geradlinig als erwartet. In Abbildung 6.6 ist eine Falschfarbendarstellung auf dem CAD-Modell des Portals dargestellt. Die Farbdarstellung zeigt dabei die Maximalamplitude in d $B_{AE}$  der einzelnen Schallsignale, die von den Sensoren aufgenommen wurde. Ausgangspunkt war dabei von dem Punkt auf der linken Seite des Portals, der mit einem roten Punkt markiert ist. Die grauen Punkte zeigen die Positionen der Sensoren. Wie zu sehen ist, erreicht die Amplitude am linken Rand den höchsten Wert von etwa 110 dB und nimmt nach rechts hin ab. Dabei erreichen einige Sensoren in der Mitte des Portals jedoch nur recht geringe Amplituden, die rechte Oberseite liegt dagegen wieder relativ hoch. Es zeigt sich damit kein sehr glatter Verlauf.

Dies ist einerseits auf geringfügig unterschiedliche Ankopplungen der Sensoren an die Struktur zurückzuführen, die zu unterschiedlichen Sensitivitäten führt. Zum anderen können sich in der realen Struktur durch die innenliegenden Versteifungen kompliziertere Schallpfade ergeben, die aus dem einfachen CAD-Modell nicht direkt nachvollzogen werden können. In jedem Fall zeigt die Darstellung jedoch, dass bei ausreichend lauten Signalen erwartet werden kann, dass stets mindestens vier der Sensoren das Signal empfangen können, da die Dämpfung ausreichend niedrig ist. Damit wird eine Ortung des Signals und damit eine Schadensanalyse mittels Schallemission mit dem Messsystem möglich.



Abbildung 6.5: Signale und das gemittelte Frequenzspektrum von einem Schallemissionssignal, das durch einen Impact einer Metallstange mit dem Portal erzeugt wurde und von den umliegenden Sensoren detektiert wurde.

#### 6.3 SCHWINGUNGSANALYSE

Zur Bewertung der Durchführbarkeit einer Schwingungsanalyse wurden die Signale der Ultraschallsensoren mit Signalen von Beschleunigungssensoren verglichen, die auf den z-Schlitten der Fräse temporär angebracht wurden. Die Schwingungsanalyse soll größere Änderungen in der Grundsteifigkeit der Maschine detektieren und damit eine globale Aussage über die Einsatzfähigkeit der Fräse liefern.

Dafür wurden verschiedene Fahrten der Fräse definiert, die vor jeder Inbetriebnahme der Fräse gefahren werden können und damit eine Vergleichbarkeit der Messungen liefern können. Die Fahrten



Abbildung 6.6: Veranschaulichung der Schallausbreitung eines Schallemissionssignals auf dem Portal ausgehend von dem rot markierten Punkt. Die Falschfarbendarstellung zeigt die maximale Amplitude des Schallemissionssignals in dB. An den grau markierten Punkten befinden sich die Sensoren.

waren dabei Bewegungen mit maximaler Beschleunigung in x-, y- und z-Richtung sowie simulierte Not-Aus-Stops. Über eine Betrachtung und Vergleich des Frequenzspektrums können plötzlich auftretende Änderungen detektiert werden.

In Abbildung 6.7 ist der Vergleich zwischen dem Beschleunigungssensor und dem Ultraschallsensor dargestellt. Zwischen  $t_0 = 1$  s und  $t_1 = 3.7$  s wurde der z-Schieber entlang der x-Achse beschleunigt und wieder abgebremst. Dieses Verhalten ist im Beschleunigungssignal sehr gut nachzuvollziehen. Im Signal des Ultraschallsensors kann die Beschleunigung nicht herausgelesen werden, während des Verfahrens wird jedoch deutlich ein Signal aufgenommen.

Während des Betriebs der Fräse kam es zu einem Überlastfall an der Spindel der Fräse. Hierbei wurde zu viel Kraft in die Spindel eingeleitet, wodurch potenziell sowohl die Spindel als auch der z-Schieber beschädigt wurden. Auch wenn dieser Vorfall nicht vorgesehen war, bot er eine gute Gelegenheit, eine Überwachung des Schwingungszustandes der Achse durchzuführen und den Vergleich des Frequenzspektrums vor und nach dem Zwischenfall vorzunehmen. Wie sich herausstellte, waren tatsächlich Änderungen in der Magnitude im



Abbildung 6.7: Schwingungskurven einer Beschleunigungsfahrt mit einem Beschleunigungssensor von Kistler und dem Ultraschallsensor

Bereich von 0.5 kHz bis 3 kHz zu erkennen (Abbildung 6.8). Es kam zu Erhöhungen und Absenkungen der Magnitude in gewissen Frequenzbereichen im Frequenzspektrum, die auf eine Änderung des Schwingungszustandes hindeuten. Die Änderung kann dabei auf einen Defekt in den Getrieben der Spindel oder eine veränderte Lagerung des z-Schiebers in der Linearführung hindeuten. Die tatsächliche Ursache konnte nicht genau ermittelt werden. Sowohl die Spindel als auch die Achse wurden jedoch nach eingehender Untersuchung eines Technikers noch als einsatzfähig befunden.

Die Änderungen zwischen den zwei Kurven sind dafür allerdings auffällig groß, sodass sie kaum vollständig auf den Überlastfall zurückgeführt werden können. Zwischen diesen zwei Messungen fanden noch statische Belastungsmessungen an den Achsen statt, sodass sich auch andere strukturelle Einflüsse oder auch veränderte Umgebungseinflüsse in den Schwingungsmessungen niederschlagen können. Für eine genauere Aussage, welche strukturellen Änderungen der Achsen eine detektierbare Änderung im Frequenzspektrum des Signals hervorrufen können, sind weitere Untersuchungen notwendig, die im Rahmen dieser Arbeit nicht mehr durchgeführt werden konnten.

Die Messungen zeigen jedoch, dass mit den Ultraschallsensoren auch Signale im einstelligen Kilohertzbereich auflösbar und prinzipiell nutzbar sind. Zwar können Beschleunigungssensoren niederfrequente Schwingungen noch deutlicher auflösen und weisen im Allgemeinen in diesen Frequenzbereichen ein niedrigeres Rauschlevel auf, für eine



Abbildung 6.8: Vergleich der Frequenzspektren vor und nach dem Überlastfall der Spindel. Im Bereich um 0.6 kHz und 2.2 kHz sind Änderungen im Spektrum erkennbar, die ein Indikator für eine Änderung im Schwingungszustand und damit eine Veränderung in der Struktur sein können.

erste Analyse des Schwingungszustandes sind die Ultraschallsensoren jedoch durchaus geeignet.

#### 6.4 KÖRPERSCHALLANALYSE

#### 6.4.1 Vergleich der Signale mit dem Referenzsensor

Die Bewertung der Körperschallanalyse erfolgte wieder durch Messung der Signale bei einem Zerspanungsprozess. Für einen ersten Vergleich wurde eines der Signale des Fujicera 1045S Sensors mit einem Signal des im z-Schieber angebrachten Sensors verglichen. Die Signale stammen aus unterschiedlichen Messungen, sind jedoch aufschlussreich, da trotz der unterschiedlichen Vorgänge eine charakteristische Übereinstimmung des Frequenzspektrums erkannt werden kann.

Ein Vergleich der Signale im Zeit- und Frequenzraum ist in Abbildung 6.9 dargestellt. In den Vergleich fließen dabei sowohl der Sensortyp als auch die Position ein, da sich der 1045S mit auf dem bearbeiteten Werkstück befand, wohingegen der ACUsTiMA Sensor im z-Schieber angebracht war.

Die erreichten Amplituden liegen bei beiden Sensoren ungefähr bei 2V, was bemerkenswert ist, da sich der ACUsTiMA Sensor deutlich weiter von der Schallquelle entfernt befindet. Das Grundrauschen scheint beim 1045S deutlich höher zu sein, allerdings handelt es sich hier um eine Messung, bei der die Druckluft angeschaltet war. Dies verdeutlicht jedoch den Vorteil, den Sensor mit in die Achse zu verbauen, da die Messung dann von diesen äußeren Umständen wesentlich weniger abhängig ist. Beim Vergleich der Frequenzspektren kann zunächst festgehalten werden, dass die Kurven insgesamt eine gute



Abbildung 6.9: Vergleich von zwei Körperschallmessungen des Bearbeitungsprozesses mit dem Referenzsensor 1045S von Fujicera und dem im z-Schieber verbauten Ultraschallsensor. Es wird deutlich, dass der neue Sensor ein deutlich geringeres Grundrauschen aufnimmt als der Referenzsensor. Ein Vergleich der aufgenommenen Frequenzspektren zeigt eine sehr ähnliche Sensitivität im niedrigen Bereich. Zu höheren Frequenzen ab 150 kHz sinkt die Amplitude des neuen Sensors schneller ab, was sich unter anderem durch den längeren Weg vom Bearbeitungswerkzeug zum Sensor erklären lässt.

Übereinstimmung aufzeigen. Ein deutlicher Unterschied zeigt sich im niedrigen Frequenzbereich unter 25 kHz. Hier liegt der 1045S etwa eine halbe Größenordnung über dem ACUsTiMA. Dies ist vermutlich einerseits auf die höhere Sensitivität des 1045S zurückzuführen, andererseits könnte aber auch eine unterschiedliche Wirkung der verschiedenen Hochpassfilter zum Unterschied beigetragen haben.

Im Bereich von 25 kHz bis 150 kHz liegt eine sehr gute Übereinstimmung der Spektren vor, dann sinkt das Spektrum des ACUsTiMA deutlich ab. Da die Empfindlichkeit in diesem Bereich jedoch laut den vorangegangenen Untersuchungen sehr gut ist, ist es eher wahrscheinlich, dass hier die größere Dämpfung der höherfrequenten Anteile eine maßgebliche Rolle spielt, die durch den größeren Sensorabstand mehr zum Tragen kommt.

#### 6.4.2 Durchführung einer Klassifizierung des Bohrerzustands

Die Versuche zur Klassifizierung des Bohrerzustandes aus Abschnitt 5.1 wurden an der Fräse mit dem ACUsTiMA System wiederholt. Es wur-



#### Konfusionsmatrix Bohren scharf/stumpf



den erneut Bohrungen in eine CFK-Platte durchgeführt und dabei ein scharfer sowie ein stumpfer Bohrer verwendet.

Während der Prozesse wurden mit dem ACUsTiMA Messsystem die Körperschallsignale der Bearbeitung aufgenommen. Der Unterschied zum klassischen Tool Condition Monitoring und den Vorversuchen war jedoch, wie bereits erwähnt, dass kein Sensor auf der Platte angebracht war, sondern die im z-Schieber integrierten Sensoren verwendet werden konnten. Der Schallpfad ist dabei deutlich länger als bei der direkten Ankopplung eines Sensors an das Werkstück. Der Vorteil dieses Vorgehens ist jedoch, dass während des Betriebs der Fräse kein manuelles Anbringen von Sensoren notwendig ist und zudem der Abstand zwischen Werkzeug und Sensor konstant bleibt, was die Bewertung der Signale wiederum vereinfacht, da keine Abstandsabhängigkeit besteht.

Die Auswertung der Signale erfolgte analog zu Abschnitt 5.1, d. h. es wurde eine Merkmalsextraktion auf kurzen Abschnitten der Signale durchgeführt und mit diesen Daten eine SVM trainiert. Durch die Klassifizierung sollte wieder erkannt werden, ob mit einem scharfen oder einem stumpfen Bohrer gebohrt wurde. Die Ergebnisse der Klassifikation sind in Abbildung 6.10 dargestellt.

Aus den Testdaten konnten der Bohrerzustand zu mindestens 88% richtig zugeordnet werden. Dies ist eine etwas geringere Genauigkeit als in den Vorversuchen erreicht wurde, was möglicherweise auf die veränderte Sensorposition zurückzuführen ist. Zudem wurde jedoch ein Bohrer mit nur 3mm Durchmesser verwendet im Vergleich zu 6mm, was sich auf die Körperschallsignale auswirkt, wie auch schon in anderen Untersuchungen festgestellt wurde [146], da die Lautstärke der Schallsignale geringer wird.

Dennoch zeigt sich, dass mit den integrierten Sensoren sehr zuverlässig Informationen über den Bohrprozess gewonnen werden können und offenbar eine gute Ankopplung der Sensoren zum Werkzeug besteht. Es besteht zudem der große Vorteil, dass diese Art der Messung des Körperschalls keinen zusätzlichen Aufwand für den Zerspanungsprozess bedeutet, da kein manuelles Anbringen des Sensors auf das Werkstück notwendig ist, was die Anwendung dieser Art der Werkzeugüberwachung sehr attraktiv macht.

#### 6.5 PRÜFUNG MIT GEFÜHRTEN WELLEN

Wie in Abschnitt 4.1.5 diskutiert, konnten die Sensoren auch erfolgreich für die Anregung von geführten Wellen und Detektion von Schäden auf dem Schallpfad verwendet werden. Nach der Installation der Sensorik auf der Fräse konnten diese Ergebnisse jedoch nicht reproduziert werden. Auch wenn die Anregung von Signalen auf einem der Sensoren möglich war und die tatsächliche Erzeugung von Ultraschallschwingungen bestätigt werden konnte, war es nicht möglich, mit den umliegenden Sensoren dieses Signal zu erfassen.

Die wahrscheinlichste Erklärung hierfür ist eine ungünstige Kombination von Zuständen, die während der Entwicklungsphase der Sensoren in dieser Form nicht vorlagen. Zum einen betrug die maximale Spannung des Operationsverstärkers, der das Signal des Signalgenerators verstärkt, nur  $\pm 12$  V. Auch wenn diese Spannung in den Vorversuchen ausreichend war, war sie im großen Maßstab vermutlich zu niedrig. Durch die 15m bis 20m langen Kabel traten größere Signalverluste auf als bisher. Außerdem war durch die große Dicke der Platten von 20 mm mehr Energie nötig, um nutzbare Signale anzuregen. Dies zeigte sich auch darin, dass auch die Detektion von Bleistiftminenbrüchen deutlich schwieriger war als auf dünneren Strukturen. Vermutlich hätten Spannungen im Bereich von 100 V hier deutlich bessere Ergebnisse geliefert. Für diese hohen Spannungen, die nicht mehr im Niedervoltbereich angesiedelt sind, wären jedoch beim Design und der Umsetzung der Schaltungen besondere Uberlegungen und Vorkehrungen nötig gewesen, für die der Autor dieser Arbeit keine Ausbildung und Qualifikation hatte und die daher nicht umgesetzt werden konnten.

Zudem stand während der Testphase keine Teststruktur zur Verfügung, mit der der endgültige Sensorabstand von 400 mm getestet werden konnte. Bei Betrachtung des Amplitudenverlaufs über die Struktur aus Abbildung 6.6 kann eine Dämpfung von etwa 20 dB bis 30 dB/400 mm und damit etwa 50 dB/m abgeschätzt werden. Bei Berücksichtigung des ohnehin etwas niedrigen Anregungssignals kann dies dazu geführt haben, dass die Amplitude des Signals schon am benachbarten Sensor unter die Detektionsschwelle gefallen ist.

Unter diesen Umständen konnte die Prüfung mit geführten Wellen an dieser konkreten Struktur leider nicht demonstriert werden. Die Gründe hierfür sind jedoch nicht grundsätzlicher Natur und sind nicht auf die generelle Nicht-Eignung des Sensorsystems für die Anregung und Messung von aktiven angeregten geführten Wellen zurückzuführen, sondern auf eine unzureichende Anpassung des Systems auf die Umstände an der Fräse.

#### 6.6 **DISKUSSION DER ERGEBNISSE**

Das Ziel der Untersuchungen war, ein Zustandsüberwachungssystem zu entwickeln, welches mehrere Überwachungsmethoden in einem Sensorsystem vereint und damit die Aussagekraft über den Zustand des Systems erhöht. Die Methoden ergänzen sich gegenseitig und geben zusammen ein umfangreiches Bild. Indem hierfür nur ein einziges Sensorsystem verwendet wird, bleibt der Aufwand für die Implementierung eines solchen Systems jedoch noch vergleichsweise niedrig und öffnet den Weg für einen Einsatz in Umgebungen, für die bisher die Installation eines Zustandsüberwachungssystems nicht im Erwägung gezogen wurde. Essenziell war gerade der Einsatz von kostengünstiger Sensorik, da diese bei hochwertigen Ultraschallsystemen einen sehr großen Anteil ausmacht und den Kosten/Nutzen-Aufwand stark verringert.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein solches System von Grund auf entwickelt und erfolgreich an einer industriellen CNC-Fräse installiert. Es wurde gezeigt, dass eine vollständige Überwachung der Struktur auf Schallemissionssignale möglich ist. Außerdem konnte mit denselben Sensoren eine Schwingungsanalyse durchgeführt werden, die auf Änderungen am z-Schieber hingewiesen hatte. Mittels Körperschallanalyse konnte gleichzeitig der Zerspanungsprozess der Fräse überwacht und charakterisiert werden. Einzig die Eignung für die Verwendung der Sensorik für die aktive Ultraschallprüfung mit geführten Wellen wurde zwar im Labormaßstab gezeigt, konnte für den konkreten Fall der CNC-Fräse jedoch aus messtechnischen Gründen nicht reproduziert werden.

Insgesamt ist damit die Entwicklung und Implementierung des Zustandsüberwachungssystems gelungen, da die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten von piezoelektrischen Ultraschallsensoren demonstriert werden konnte. Das bestehende Messsystem erlaubt es nun, auf diesen Erkenntnissen aufzubauen und in weiterführenden Untersuchungen die Leistungsfähigkeit weiter zu evaluieren und optimieren.

# 7

# ENTWICKLUNG EINES SOFTWAREFRAMEWORKS ZUR AUSWERTUNG DER DATEN AUS DEM ZUSTANDSÜBERWACHUNGSSYSTEM

Parallel zu der Entwicklung des Zustandsüberwachungssystems erfolgte die Entwicklung des MATLAB basierten Softwareframeworks "Ultra-High-Ultrasonics (UHU)". Durch die Verwendung eines gemeinsamen Sensornetzwerks ergibt sich die Notwendigkeit eines neuen Ansatzes zur Auswertung der Daten, da sämtliche Messdaten mit denselben Messkanälen aufgenommen werden und eine Auftrennung der Daten in die einzelnen Methoden nun softwareseitig erfolgen muss. Das langfristige Ziel von UHU ist die echtzeitfähige Auswertung des Datenstreams aus dem Streamingsystem bei gleichzeitiger Betrachtung aller Methoden und Aufspaltung des Datenstreams in die verschiedenen Algorithmen, je nachdem mit welcher Methode die Signale gerade ausgewertet werden müssen.

In dieser Arbeit wurde hierfür das Grundkonzept entwickelt, indem die grundsätzliche Softwarearchitektur festgelegt wurde und eine Klassen- und Auswertestruktur für die einzelnen Zustandsüberwachungsmethoden entwickelt wurde. Eine echtzeitfähige Version dieses Frameworks war für diese Entwicklung noch nicht vorgesehen.

## 7.1 MOTIVATION FÜR DIE ENTWICKLUNG EINES NEUEN FRAME-WORKS

Die Kombination mehrerer Messmethoden in einem Sensorsystem, aber auch die Kombination mehrerer Messsysteme im Bereich der Zustandsüberwachung führt zu dem Problem, dass viele Messdaten synchronisiert zueinander ausgewertet werden müssen. Die Beispiele in dieser Arbeit behandelten die Messung der fünf Zustandsüberwachungsmethoden mit einem Sensorsystem. Ebenso gehört in dieses Szenario jedoch auch beispielsweise die Messung von Schallemission an Proben in der Zugprüfmaschine bei gleichzeitiger Untersuchung der Proben mit digitaler Bildkorrelation. Hier wird versucht, die neu auftretenden Risse, die durch die Bildkorrelation beobachtbar sind, mit spezifischen Schallemissionssignalen zu synchronisieren [147].

Im erweiterten Konzept einer Zustandsüberwachung sind zudem noch weitere Messwerte zu berücksichtigen. Dazu zählen Umgebungsvariablen wie Temperatur und Feuchtigkeit, sowie Parameter der Maschine wie Drehzahl, Axialkräfte oder Spindelstrom. Zudem kommen Bilder von Kameradaten hinzu, die den Fräsprozess per Bildauswertung überwachen. Die Daten, die dabei zusammen kommen, sind eindimensional – wie im Fall der akustischen Messdaten und Maschinendaten – oder zweidimensional – wie im Fall der Bildkorrelation und Kameraüberwachung. Zudem gibt es große Unterschiede in den Aufnahmeraten von nur wenigen Hertz (z. B. Temperaturdaten) bis hin zu 10 Megahertz (Ultraschalldaten). Eine umfassende Zustandsüberwachung soll all diese Variablen in die Auswertung mit einbeziehen [148]. Um diese Auswertung automatisierbar zu machen und auch eine Echtzeitanalyse zu ermöglichen, ergibt sich die Notwendigkeit eines Softwareframeworks, das es erlaubt, all diese Daten mit synchronisiertem Zeitstempel zusammenzuführen und alle Daten für eine Auswertung zugänglich zu machen.

Mit dem UHU Framework soll die Basis für diese Anforderungen geschaffen werden.

## 7.2 ÜBERBLICK ÜBER DAS SOFTWAREFRAMEWORK

Das Konzept, das für alle Auswerteroutinen zugrunde gelegt wurde, ist die zweistufige Auswertung der Daten. Die erste Stufe ist die Merkmalsextraktion aus dem Datenstream, die isoliert und unabhängig von den Messsignalen anderer Sensoren ablaufen kann. In diesem Schritt wird ein Abschnitt definierter Länge aus dem Datenstream genommen, möglicherweise gefiltert und entrauscht, und eine Merkmalsextraktion für diesen Abschnitt vorgenommen. Die extrahierten Merkmale werden abgespeichert, die Rohdaten des Streams verworfen. Dies ist notwendig, um eine unnötige Erfassung von großen Datenmengen zu vermeiden und die Speicheranforderungen gering zu halten. Dies setzt jedoch voraus, dass die gewählten Merkmale bereits alle Informationen enthalten, die für die weitere Auswertung notwendig sind, sodass die Rohdaten im weiteren Verlauf auch nicht mehr benötigt werden.

Als zweite Implikation ergibt sich, dass die Berechnung der Merkmale effizient genug sein muss, um eine Berechnung in Echtzeit zu ermöglichen. Andernfalls wird trotzdem eine Zwischenspeicherung der Rohdaten notwendig, was nur möglich ist, wenn die Speicherkapazitäten für die Dauer des Prozesses ausreichend sind und keine Echtzeitauswertung benötigt wird. Dadurch ergeben sich Randbedingungen dafür, welche Arten von Berechnungen für die Merkmalsextraktion in Betracht kommen können. Hierzu zählen einfache Berechnungen im Zeit- und Frequenzraum wie maximale Amplituden, Bestimmung von Peaks oder Flächeninhalten. Zeit-Frequenz-Diagramme mittels kontinuierlicher Wavelet-Transformation können möglich sein, komplexere Berechnungen wie die Pseudo-Wigner-Ville-Verteilung sind jedoch vermutlich ohne Verwendung spezialisierter Hardware wie FPGAs nicht echtzeitfähig.

Nicht jede der Methoden verlangt jedoch eine kontinuierliche Berechnung von Merkmalen. Die Schallemissionsanalyse, die Prüfung mit geführten Wellen und die Impuls-Echo-Prüfung finden nur zu bestimmten Zeiten statt. Die Prüfung mit geführten Wellen und Impuls-Echo-Prüfung sind aktive Methoden, deren Zeitpunkte der Prüfung daher bekannt sind. Somit kann die Auswertung mit den tatsächlichen Prüfzeitpunkten synchronisiert werden. Die Schallemissionsanalyse ist nur zu den Zeiten notwendig, in denen auch Schallemissionssignale auftreten. Da es sich hier um eine passive Methode handelt, sind diese Zeitpunkte jedoch a priori unbekannt. Das Standardvorgehen ist hierbei die Verwendung eines Schwellwertverfahrens. Sobald der Signalpegel einen festgelegten oder adaptiven Schwellwert überschreitet, wird die Aufnahme des Schallemissionssignals getriggert. Für herkömmliche Schallemissionssysteme bedeutet dies, dass auch erst die Datenaufnahme ab diesen Triggerpunkten beginnt. Im Fall der Methodenkombination kann die Auswertung von Schallemissionsmerkmalen auf den Zeitraum nach einem Triggerpunkt beschränkt werden.

Die Körperschall- und Modalanalyse sind von vornherein nicht bestimmten Zeiträumen zuzuordnen, sondern laufen kontinuierlich während des gesamten Prozesses ab. Daher wird hier eine Auswertung des gesamten Streams notwendig. Die zwei Methoden unterscheiden sich jedoch sehr stark in der benötigten Abtastrate. Während die Körperschallanalyse Frequenzen in der Größenordnung  $10^4 - 10^5$  Hz auflösen muss, liegen die relevanten Frequenzen für die Modalanalyse eher im Bereich unter  $10^4$  Hz.

Für das Softwareframework bedeutet dies, dass der Datenstream an einem zentralen Ort ankommt und Algorithmen dort eine Entscheidung treffen, welche Methoden zum jeweiligen Zeitpunkt ausgewertet werden müssen und die Datenpakete an die entsprechenden Klassen weitergeleitet werden. Das Schema ist in Abbildung 7.1 visualisiert.

Die zentrale Anlaufstelle wird als UHUmat bezeichnet. Die Daten werden an die Unterklassen AEmat, GUIDEDmat, CONTINmat, MODALmat und ULTRAmat weitergeleitet, die jeweils für die weitere Auswertung der Schallemissionsanalyse, Prüfung mit geführten Wellen, Körperschallanalyse, Modalanalyse und Impuls-Echo-Analyse verantwortlich sind. Die Klassen führen die Merkmalsextraktion durch, die für jede Methode spezialisiert ist. Die entstehenden Merkmalsvektoren werden als AE-Features, GUIDED-Features, CONTIN-Features, MODAL-Features und ULTRA-Features bezeichnet.

Wie die weitere Auswertung aussieht, ist wieder methodenabhängig und wurde in dieser Arbeit für die Körperschallanalyse und die Prüfung mit geführten Wellen vorgestellt. Zumeist bieten sich Auswertungen mit Techniken des maschinellen Lernens wie SVMs oder neuronale Netzwerke an. Im Allgemeinen ist hier jedoch auch denkbar, die Auswertung von dem Status anderer Messungen abhängig zu



Abbildung 7.1: Überblick über die Klassenstruktur und zweistufige Auswertung des Frameworks UHU

machen, entweder retrospektiv oder prospektiv. Außerdem können auch deutlich rechenintensivere Algorithmen nötig sein, wie für die Berechnung der Schadenskarte der geführten Wellen. Daher ist eine echtzeitfähige Auswertung häufig nicht mehr zu realisieren.

Die Informationen, die aus den weitergehenden Auswertungen gewonnen werden, wurden hier "höherwertige Features" genannt, da sie auf den "low level-Features" aufbauen. Die gewonnenen Informationen können dabei, wie dargestellt, Ort und Größe eines möglichen Defektes bzw. der Schallemissionsquelle sein, oder aber konkrete Informationen über die Abnutzung des Bohrers.

Die einzelnen Methodenauswertungen können, da sie voneinander unabhängig sind, in parallelen Prozessen auf einem Multi-Core-System ablaufen, wie in [149] beschrieben.

#### 7.3 AUFBAU DER KLASSEN

Im folgenden werden die Klassendefinitionen für die GUIDEDmat und CONTINmat anhand von Diagrammen aus dem Bereich der Unified Modeling Language (UML) besprochen, um auch die technische Seite der Auswertung von den vorangegangenen Methodenentwicklungen etwas näher zu beleuchten. Die UML-Diagramme sind hierbei nicht vollständig, sondern sollen einen Überblick über die wichtigsten Bausteine geben. Allen Methoden ist gemein, dass die übergeordneten \*mat -Strukturen die Models und higher-order-Features enthal-
ten. Für jeden Messkanal existiert hierbei grundsätzlich ein Model. Wird also mit 12 Sensoren gemessen, so enthält die \*mat ein Array von 12 Models . Während der Messung werden die Models um die neu hinzugekommenen Messdaten erweitert. Dafür enthalten die Models die \*HeaderData , die allgemeingültige Informationen über den entsprechenden Kanal bei dieser Messung enthalten, die \*FilterData , die die Filterbank beinhalten, mit denen die Rohdaten vor der Merkmalsextraktion gefiltert werden, und die \*Features , also Arrays an Merkmalen für das Messsignal. Beim Hinzufügen neuer Messdaten wird das Signal dem entsprechenden Model zugeordnet, der Filter angewandt und die Merkmale berechnet. Wichtig ist hierbei, dass die Berechnung in einem Model nicht von anderen Models abhängt, die Messkanäle also unabhängig voneinander behandelt werden. Die Merkmale werden so dem entsprechenden Model hinzugefügt, die Rohdaten können daraufhin gelöscht werden.

Für die Berechnung der \*hoFeatures kann anschließend auf beliebig viele Models aus beliebigen Zeiträumen zurückgegriffen werden, d. h. hier kann die Kombination mehrerer Messkanäle für die Aggregation von Informationen erfolgen.

### 7.3.1 GUIDEDmat

Abbildung 7.2 zeigt das UML Klassendiagramm für die Auswertung der geführten Wellen. Die GUIDEDmat enthält unter anderem die Models und hoFeatures sowie weitere Metadaten, die keinem bestimmten Kanal zuzuordnen sind. In diesem Fall werden hier die Koordinaten der einzelnen Sensoren sowie die CAD-Datei der Struktur gespeichert, die für die höherwertigen Auswertungen benötigt werden. Zudem lassen sich über getLatestDamageIndices() der aktuelle Schadensindex für eine bestimmte Sensorkombination sowie über getMeanBaselineForIndex() die Baselinemessung abfragen, auf die der Schadensindex referenziert wird.

Da Schadensindizes nur für eine Kombination aus zwei Sensoren definiert sind, wird für jede der Sensorkombinationen ein Model erstellt, welches sich eindeutig über die ID des sendenden Transducers und des empfangenden Transducers referenzieren lässt, die in den GUIDEDHeaderData deklariert sind. Hier gibt es als weitere Differenzierung die centerFrequency\_Hz, da für dieselbe Sensorkombination mehrere Messungen mit unterschiedlichen Mittenfrequenzen des Anregungssignals durchgeführt werden können.

Beim Hinzufügen neuer Daten wird unterschieden, ob es sich bei der Messung um eine baseline oder measurement Messung handelt. Der Gedanke hierbei ist, dass z. B. nach einer erfolgten Inspektion des Bauteils eine Schadensfreiheit festgestellt worden sein kann, worauf dieser Zustand als die neue Baseline deklariert werden kann, welche sich aufgrund von Alterungseffekten von der ursprünglichen Baseli-



Abbildung 7.2: UML-Schema der GUIDED -Klassen

ne unterscheiden kann. Baselinemessungen werden als Rohdaten in den GUIDEDFeatures gespeichert, da darauf für die nachfolgenden Schadensindizesberechnung zurückgegriffen werden muss.

Bei Hinzufügen von einer neuen measurement Messung wird nun das Signal mit der letzten Baselinemessung verglichen und der resultierende Schadensindex als Merkmal abgespeichert. Ein GUIDEDFeatures enthält also entweder ein baseline\_sample oder einen damageIndex, jedoch nicht beides.

Wird generateDamageMapping() aus der GUIDEDhoFeatures Klasse aufgerufen, wird aus jeder Sensorkombination der Schadensindex abgerufen und die Schadenskarte erstellt. Hierzu werden zudem die Sensorkoordinaten und die CAD Daten aus den Metadaten benötigt. Mit calculateMeanDamagePosition() kann dann die vorhergesagte Schadensposition berechnet werden.

### 7.3.2 CONTINmat

Die Auswertung der Körperschalldaten wird konzeptionell gegenüber der Auswertung der geführten Wellen dahingehend erweitert, dass nun mehr Informationen über einzelne Messungen oder Zeiträume abgespeichert werden müssen. Da die Körperschallauswertung zur Überwachung des Zerspanungsvorganges dient, werden mehr Informationen über den Vorgang wie Drehzahl, Vorschub oder verwendeter Bohrer benötigt. Diese werden in den CONTINLabelData gebündelt. Beim Labeln werden kompletten Messungen oder einzelnen Zeiträumen darin, sogenannte Regions of Interest (ROIs), numerische, kategorische oder boolsche Werte zugewiesen. Auf diese Werte kann dann zum Training eines Machine-Learning-Algorithmus zurückgegriffen werden.

Abbildung 7.3 zeigt das UML für die CONTIN Klassen. Die CONTINmat hat nur eine Art von Models und bietet nun die Möglichkeit, Features nach entsprechenden Labels zu filtern. So können z. B. alle Features von Messungen mit stumpfem Bohrer ausgewählt werden. Jedes CONTINModel wird um die CONTINLabelData erweitert. Die Labels haben einen Start- und Endzeitpunkt, einen Namen für das jeweilige Label und einen Wert. Jedes Model kann beliebig viele Label Einträge beinhalten.

Die CONTINFeatures enthalten die low level Features, die auf den einzelnen Signalabschnitten berechnet werden. Manche davon können wiederum aus mehreren Einträgen bestehen, wie etwa die peakFrequencies, bei denen die ersten fünf Peaks bestimmt werden.

Im Hintergrund werden diese Merkmalsvektoren in einer einzigen, zweidimensionalen featureMatrix zusammengefasst. Dabei sind die Merkmale einzelne Spaltenvektoren, die nach rechts hin über die Zeit aufgefüllt werden. Dies erlaubt den effizienten Zugriff auf einzelne Merkmale über die Zeit, was für diverse Auswertungen benötigt wird.

Zur Auswertung des höherwertigen Features des Bohrerzustands werden die Merkmalsvektoren des fraglichen Zeitraumes mittels SVM ausgewertet und das Ergebnis als toolCondition ausgegeben.

#### 7.4 ÜBERGEORDNETE AUSWERTUNG

Mit der vereinheitlichten Datenbasis, die über die Definition der verschiedenen Auswertemethoden geschaffen wurde, können nun noch übergreifendere Auswertungen vorgenommen werden, indem die höherwertigen Features der einzelnen Methoden noch kombiniert werden. Ein klassisches Beispiel hierfür ist die Kombination der Schallemissionsanalyse mit der Prüfung mit geführten Wellen. Bei Detektion von Schallemissionssignalen, die einem Ort auf der Struktur zugeordnet werden konnten, können nachgelagert vermehrt aktive Prüfungen um diesen Bereich herum durchgeführt werden, die die



Abbildung 7.3: UML-Schema der CONTIN -Klassen

weitere Schadensentwicklung an diesem Ort nachverfolgen. Durch die kombinierten Informationen über Schadensort und -größe aus den beiden Methoden kann eine präzisere Abschätzung über die tatsächliche Größe des Defektes getroffen werden und ob es sich um einen wachsenden Defekt handelt.

Ähnliches gilt für die Kombination von Vorhersagen über die Bohrergüte aus der Körperschallanalyse und Auswertungen der Kantengüte aus der optischen Überwachung, die die tatsächliche Schnittquali-



Abbildung 7.4: Übergeordnete Auswertung aus der UHUmat

tät am Bauteil bewertet. Auch hier führt die Zusammenführung der Informationen zu einem umfassenderen Bild des Zustandes.

Voraussetzung für diese Metaanalysen ist die Synchronisierung aller Daten auf einer gemeinsamen Zeitbasis, wobei die Anforderungen an die Zeitgenauigkeit methodenabhängig sind. Die genauesten Anforderungen werden an die Daten der Schallemissionsanalyse gestellt, da die transienten Schallereignisse nicht wiederholbar sind und eine Zuordnung zu bestimmten Bruchereignissen nur bei genauer Kenntnis des Zeitpunktes möglich sind.

Eine schematische Darstellung, wie das Zusammenspiel vieler Messdaten in einem vereinheitlichen Kontext einer UHUmat aussehen könnte, ist in Abbildung 7.4 aufgezeigt. Während des Prozesses laufen zu irregulären Zeiträumen Messungen mit verschiedenen Messsystemen ab. In diesem Beispiel werden zwei unterschiedliche Körperschallereignisse mit mehreren Messkanälen überwacht, der Zerspanungsvorgang mit Dreh-/Momentensensorik überwacht, Temperaturmessungen vorgenommen und in regelmäßigen Abständen Prüfungen der Struktur mit geführten Wellen durchgeführt. Um hier nun eine Betrachtung eines bestimmten Zeitraumes und die darin enthaltenen Messungen durchführen zu können, ist die Darstellung auf einer gemeinsamen Zeitachse notwendig. Über den Zugriff auf die low und high Level Features kann dann eine umfassende Zustandsanalyse durchgeführt werden.

# Fazit

Messsysteme für die Zustandsüberwachung sind vielfältig und komplex. In jede einzelne dieser Methoden kann jahrelange Forschung investiert werden und umfangreiche Auswertesoftware geschrieben werden. Der Ansatz in dieser Arbeit war, erstmalig eine Struktur zu entwickeln, in der Daten aus unterschiedlichen Messsystemen zusammengeführt werden können, um eine ganzheitliche Betrachtung des Zustands zu erlauben. Den zentralen Grundsatz stellt dabei die zweistufige Auswertung der Daten dar. So diente das UHU Framework in den vorgestellten Beispielen zur Auswertung der Körperschalldaten hinsichtlich des Bohrerzustands und Entwicklung eines Ortungsalgorithmus für die Prüfung mit geführten Wellen. Daneben soll die Software aber die Basis liefern, auf die die weiterführenden Forschungsthemen aufsetzen können, um am Ende die vielen einzelnen Überwachungsmethoden zu einer Gesamtansicht zusammen führen zu können.

# ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein neuartiges Messsystem für die Durchführung einer akustischen Zustandsüberwachung entwickelt und umgesetzt. Die Motivation dafür war die Herausforderung, Zustandsüberwachungssysteme in Industrieanlagen zu etablieren, die ein vollständiges Bild sowohl über den Zustand der Strukturbauteile als auch das Bearbeitungswerkzeug liefern können. Da hierfür im Allgemeinen für eine zufriedenstellende Aussagekraft gleich mehrere Systeme gleichzeitig laufen müssen, ist es für kleinere Industrieanlagen oft nicht ökonomisch sinnvoll, solch ein Überwachungssystem zu installieren. Durch den vermehrten Einsatz von carbonfaserverstärkten Kunststoffen wird eine Prüfung des Zustandes allerdings immer wichtiger, um auszuschließen, dass sich in der Struktur unbemerkt Defekte ausbreiten können.

Für das entwickelte Messsystem wurden die Methoden der Schwingungsanalyse, Schallemissionsanalyse, Körperschallanalyse und Prüfung mit geführten Wellen ausgewählt, da diese alle mittels piezoelektrischer Ultraschallsensoren messbar sind. Die Fragestellung, die sich dabei ergab, war, wie gut die einzelnen Methoden in dem kombinierten System noch messbar sind und welche Abstriche bei der Signalqualität gemacht werden müssen.

Hierfür wurde ein neuer, kostengünstiger Sensor mit der Bezeichnung *ACUsTiMA* entwickelt, welcher aus einem Piezoplättchen und einer integrierten Vorverstärkerschaltung besteht. Dabei wurde aus einer Auswahl an verschiedenen Piezoplättchen zunächst dasjenige ausgewählt, das insbesondere für die Schallemissionsanalyse und die Körperschallanalyse die besten Signale lieferte. Daraufhin wurde gezeigt, dass auch die anderen Methoden hiermit gemessen werden konnten und vergleichbare Ergebnisse zu hochwertigen Referenzsystemen lieferten. Die integrierte Vorverstärkerschaltung sorgte dafür, dass das Signal des Sensors auch über längere Kabelstrecken bis zum Streamingsystem hinweg noch recht verlustfrei transportiert werden konnte.

Vor der Digitalisierung wird das Messsignal auf einer eigens entwickelten Platine über analoge Filter vorverarbeitet, wobei die Platine während der Messung die Wahl zwischen einem 300 Hz und einem 10 kHz Hochpassfilter zulässt, um optional niederfrequente Schwingungen auszublenden, während keine Schwingungsanalyse durchgeführt wird. Außerdem erfolgt die Stromversorgung der Vorverstärker über diese Platine. Parallel dazu wurde auch ein Sensor mit zugehöriger Anschlussplatine für die Durchführung von Messungen im Impuls-Echo-Verfahren entwickelt. Dies ist eine weitere Zustandsüberwachungsmethode, die im Projekt MAI CC4 CosiMo angewandt wurde. Auf der Anschlussplatine befindet sich eine Pulserschaltung, die auf den acht angeschlossenen Sensoren einen Ultraschallimpuls anregen kann und eine Messung im Impuls-Echo-Verfahren ermöglicht, sowie entsprechende Hochpassfilter zur Signalkonditionierung vor der Digitalisierung des Signals.

72 ACUsTiMA Sensoren wurden im Rahmen des Projektes MAI CC4 fastMOVE auf einer 5-Achs-Hochgeschwindigkeitsfräse installiert und erfolgreich in Betrieb genommen. Um zu zeigen, dass mit dem Sensornetzwerk alle Methoden gemessen und ausgewertet können, wurden Testmessungen für die einzelnen Methoden durchgeführt. Für die Schwingungsanalyse zeigte sich, dass sich die Eigenfrequenzen auch bis niedrige Frequenzen unter 100 Hz mit den Piezosensoren identifizieren lassen. Gegenüber Beschleunigungssensoren zeigte sich jedoch, dass das Frequenzspektrum mehr Peaks an Positionen enthält, die keiner Eigenfrequenz im Spektrum der Beschleunigungssensoren zuzuordnen waren. Als Zustandsüberwachungssystem, in dem vor allem Änderungen im Frequenzbild detektiert werden müssen, sind die Sensoren für die Schwingungsanalyse aber voraussichtlich verwendbar.

Schallemissionssignale aus Impactversuchen konnten über weite Strecken mit vielen der aufgebrachten Sensoren detektiert werden. Hier zeigten die Sensoren eine sehr gute Empfindlichkeit, die die Detektionsfähigkeit von tatsächlichen Bruchereignissen sehr wahrscheinlich machen.

Sensoren, die im z-Schieber der Fräse verbaut sind, konnten die Körperschallsignale während der Zerspanung aufnehmen und eine Körperschallanalyse ermöglichen. Die Auswertung des Körperschalls zeigte, dass der Bohrerzustand erkannt werden kann und die verbauten Sensoren daher für den Einsatz als Überwachungssystem des Bearbeitungswerkzeuges eingesetzt werden können.

Die Einsatzfähigkeit der ACUsTiMA-Sensoren für die Prüfung mit geführten Wellen wurde in Vorversuchen erfolgreich demonstriert. An der Fräse konnten diese Messungen leider nicht reproduziert werden, da mit den umliegenden Sensoren kein nutzbares Signal empfangen werden konnte. Es wird vermutet, dass die Signalstärke des angeregten Signals nicht für die Dicke der CFK-Platten und die Abstände der Sensoren ausreichte.

Als Ergänzung für das ACUsTiMA-Messsystem, welches die Hardwareseite stellt, wurde das Softwareframework UHU entwickelt, welches die Basis für die Auswertung der verschiedenen Messmethoden aus dem Sensornetzwerk und die Zusammenführung von Messdaten aus unterschiedlichen Messsystemen stellt. In dem Framework wurde die Architektur für die zweistufige Auswertung der Daten definiert, d. h. die Auswertung und Speicherung der *low level Features*, die in einem zweiten Schritt zu *high level Features* zusammengesetzt werden können. Dieser Datenfluss wurde für die Körperschallanalyse und die Prüfung mit geführten Wellen vollständig ausdefiniert. Für die anderen Methoden sind die Rahmenbedingungen vorgegeben, auf die weiterführende Arbeiten aufbauen können.

Für zukünftige Arbeiten stehen somit ein Messsystem und zugehörige Sensoren zur Verfügung, mit denen Daten für die Schwingungsanalyse, Körperschallanalyse, Schallemissionsanalyse, Prüfung mit geführten Wellen und Impuls-Echo-Messungen aufgezeichnet werden können, sowie ein Softwareframework, das den strukturellen Rahmen vorgibt, um die Daten simultan auswerten zu können. Langfristig soll hier eine Echtzeitauswertung der Daten erfolgen können, um ein vollintegriertes Messsystem im industriellen Kontext zu erhalten. Hierfür ist für zukünftige Arbeiten noch die Umsetzung einer parallelisierten Auswertung und eine Optimierung der Merkmalsextraktionen notwendig, um die hohen zeitkritischen Anforderungen in einem echtzeitfähigen System erfüllen zu können.

- R. Slayton und G. Spinardi. "Radical Innovation in Scaling up: Boeing's Dreamliner and the Challenge of Socio-Technical Transitions". In: *Technovation* 47 (2016), S. 47–58. DOI: 10.1016/ j.technovation.2015.08.004.
- [2] H.-C. Möhring. "Composites in Production Machines". In: *Procedia CIRP* 66 (2017), S. 2–9. DOI: 10.1016/j.procir.2017.04.
  013.
- [3] A. Aabid, B. Parveez, M. A. Raheman, Y. E. Ibrahim, A. Anjum, M. Hrairi, N. Parveen und J. Mohammed Zayan. "A Review of Piezoelectric Material-Based Structural Control and Health Monitoring Techniques for Engineering Structures: Challenges and Opportunities". In: *Actuators* 10.5 (2021), S. 101. DOI: 10. 3390/act10050101.
- X. Qing, W. Li, Y. Wang und H. Sun. "Piezoelectric Transducer-Based Structural Health Monitoring for Aircraft Applications". In: *Sensors* 19.3 (2019), S. 545. DOI: 10.3390/s19030545.
- [5] X. P. Qing, S. J. Beard, A. Kumar, H. L. Chan und R. Ikegami. "Advances in the Development of Built-in Diagnostic System for Filament Wound Composite Structures". In: *Composites Science* and Technology 66.11-12 (2006), S. 1694–1702. DOI: 10.1016/j. compscitech.2005.11.007.
- [6] M. Lin, X. Qing, A. Kumar und S. J. Beard. "Smart Layer and Smart Suitcase for Structural Health Monitoring Applications". In: Smart Structures and Materials 2001: Industrial and Commercial Applications of Smart Structures Technologies. Bd. 4332. 2003, S. 98– 106. DOI: 10.1117/12.429646.
- [7] J. D. N. Cheeke. Fundamentals and Applications of Ultrasonic Waves. Second edition, first issued in paperback. Boca Raton London New York: CRC Press, 2017. 484 S.
- [8] B. A. Auld. Acoustic Fields and Waves in Solids. Malabar, Fla.: R.E. Krieger, 1990.
- [9] J. L. Rose. *Ultrasonic Guided Waves in Solid Media*. New York: Cambridge University Press, 2014. DOI: 10.1017/CB09781107273610.
- [10] L. Rayleigh. "On Waves Propagated along the Plane Surface of an Elastic Solid". In: *Proceedings of the London Mathematical Society* s1-17.1 (1885), S. 4–11. DOI: 10.1112/plms/s1-17.1.4.

- [11] H. Lamb. "On Waves in an Elastic Plate". In: Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character 93.648 (1917), S. 114–128. DOI: 10.1098/rspa.1917.0008.
- [12] B. Schwarz und M. Richardson. "Experimental Modal Analysis". In: Proceedings of CSI Reliability Week (1999).
- [13] C. W. de Silva. "Experimental Modal Analysis". In: *Vibration Fundamentals and Practice*. 2000.
- P. Avitabile. *Modal Testing: A Practitioner's Guide*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2017. 524 S. DOI: 10.1002/9781119222989.
- [15] F. Klimenda und J. Soukup. "Modal Analysis of Thin Aluminium Plate". In: *Procedia Engineering* 177 (2017), S. 11–16. DOI: 10.1016/J.PROENG.2017.02.176.
- [16] D.-a. M. Amafabia, D. Montalvão, O. David-West und G. Haritos. "A Review of Structural Health Monitoring Techniques as Applied to Composite Structures". In: *Structural Durability and Health Monitoring* 11.2 (2017), S. 91–147. DOI: 10.3970/sdhm. 2017.011.091.
- [17] C.-C. Chung. "Microstructural Evolution in Lead Zirconate Titanate (PZT) Piezoelectric Ceramics". Storrs, Connecticut: University of Connecticut, 2014.
- [18] D. Gross und T. Seelig. Bruchmechanik. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011. DOI: 10.1007/978-3-642-10196-0.
- [19] W. H. Duan, Q. Wang und S. T. Quek. "Applications of Piezoelectric Materials in Structural Health Monitoring and Repair: Selected Research Examples". In: *Materials* 3.12 (2010), S. 5169– 5194. DOI: 10.3390/ma3125169.
- [20] J. Keprt und P. Benes. "Determination of Uncertainty in Calibration of Acoustic Emission Sensors". In: 4th Internation Conference on NDT (2007), S. 8.
- [21] E. S. Boltz, C. M. Fortunko, M. A. Hamstad und M. C. Renken. "Absolute Sensitivity of Air, Light and Direct-Coupled Wideband Acoustic Emission Transducers". In: *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*. Boston, MA: Springer US, 1995, S. 967–974. DOI: 10.1007/978-1-4615-1987-4\_122.
- [22] M. G. R. Sause und M. A. Hamstad. "Acoustic Emission Analysis". In: *Comprehensive Composite Materials II*. Hrsg. von P. W. R. Beaumont und C. H. Zweben. Elsevier, 2017, S. 291–326.
- [23] G. C. McLaskey und S. D. Glaser. "Acoustic Emission Sensor Calibration for Absolute Source Measurements". In: *Journal* of Nondestructive Evaluation (2012). DOI: 10.1007/s10921-012-0131-2.

- M. G. R. Sause. In Situ Monitoring of Fiber-Reinforced Composites. Bd. 242. Springer Series in Materials Science. Springer International Publishing, 2016. DOI: 10.1007/978-3-319-30954-5.
- [25] A. V. Oppenheim, R. W. Schafer und J. R. Buck. *Discrete-Time Signal Processing*. 2. Auflage. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 1999. 870 S.
- [26] J. S. Bendat und A. G. Piersol. Engineering Applications of Correlation and Spectral Analysis. 2. Auflage. New York: Wiley, 1993. 458 S.
- [27] M. G. R. Sause. "Identification of Failure Mechanisms in Hybrid Materials Utilizing Pattern Recognition Techniques Applied to Acoustic Emission Signals". Universität Augsburg, 2010.
- [28] K. Kishimoto. "Wavelet Analysis of Dispersive Stress Waves". In: JSME international journal. Ser. A, Mechanics and material engineering 38.4 (1995), S. 416–424. DOI: 10.1299/jsmea1993.38. 4\_416.
- [29] M. A. Hamstad, A. O'Gallagher und J. Gary. "A Wavelet Transform Applied to Acoustic Emission Signals: Part 1: Source Identification". In: *Journal of Acoustic Emission* (2002), S. 23.
- [30] F. Ciampa und M. Meo. "Acoustic Emission Source Localization and Velocity Determination of the Fundamental Mode Ao Using Wavelet Analysis and a Newton-based Optimization Technique". In: *Smart Materials and Structures* 19.4 (2010). DOI: 10.1088/0964-1726/19/4/045027.
- [31] H. Sohn, G. Park, J. R. Wait, N. P. Limback und C. R. Farrar. "Wavelet-Based Active Sensing for Delamination Detection in Composite Structures". In: *Smart Materials and Structures* 13.1 (2003), S. 153–160. DOI: 10.1088/0964-1726/13/1/017.
- [32] L. Cohen. "Time-Frequency Distributions-a Review". In: *Proceedings of the IEEE* 77.7 (1989), S. 941–981. DOI: 10.1109/5.30749.
- [33] L. Cohen. *Time-Frequency Analysis*. Prentice Hall Signal Processing Series. Englewood Cliffs, N.J: Prentice Hall PTR, 1995. 299 S.
- [34] S. Pikula und P. Beneš. "A New Method for Interference Reduction in the Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution". In: *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems* 7 (2020), S. 1–5. DOI: 10.21307/ijssis-2019-101.
- [35] M. A. Hamstad. "Comparison of Wavelet Transform and Choi-Williams Distribution to Determine Group Velocities for Different Acoustic Emission Sensors". In: *Journal of Acoustic Emission* 26 (2008), S. 40–59.
- [36] C. Cortes und V. Vapnik. "Support-Vector Networks". In: Machine Learning 20.3 (1995), S. 273–297. DOI: 10.1007/BF00994018.

- [37] V. Kecman. "Support Vector Machines An Introduction". In: Support Vector Machines: Theory and Applications. Bd. 177. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005. DOI: 10.1007/ 10984697\_1.
- [38] C. M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Information Science and Statistics. New York: Springer, 2006. 738 S.
- [39] V. Nair und G. E. Hinton. "Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines". In: *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10)*. International Conference on Machine Learning. Haifa, Israel: Omnipress, 2010, S. 807–814.
- [40] A. Krizhevsky, I. Sutskever und G. E. Hinton. "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks". In: *Communications of the ACM* 60.6 (2017), S. 84–90. DOI: 10.1145/3065386.
- [41] C. Nwankpa, W. Ijomah, A. Gachagan und S. Marshall. "Activation Functions: Comparison of Trends in Practice and Research for Deep Learning". 2018. arXiv: 1811.03378.
- [42] M. Basirat und P. M. Roth. "The Quest for the Golden Activation Function". 2018. arXiv: 1808.00783.
- [43] R. O. Duda, P. E. Hart und D. G. Stork. *Pattern Classification*.2nd ed. New York: Wiley, 2001. 654 S.
- [44] K. Worden und J. M. Dulieu-Barton. "An Overview of Intelligent Fault Detection in Systems and Structures". In: *Structural Health Monitoring* 3.1 (2004), S. 85–98. DOI: 10.1177/1475921704041866.
- [45] A. Rytter. "Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures". Aalborg: Dept. of Building Technology and Structural Engineering, Aalborg University, 1993.
- [46] O. S. Salawu. "Detection of Structural Damage through Changes in Frequency". In: *Engineering Structures* (1995). DOI: 10. 1007/BF02832469.
- [47] C. R. Farrar und S. W. Doebling. "Damage Detection and Evaluation II". In: *Modal Analysis and Testing*. Dordrecht: Springer Netherlands, 1999, S. 345–378. DOI: 10.1007/978-94-011-4503-9\_17.
- [48] F. Ubertini, G. Comanducci und N. Cavalagli. "Vibration-Based Structural Health Monitoring of a Historic Bell-Tower Using Output-Only Measurements and Multivariate Statistical Analysis". In: *Structural Health Monitoring* 15.4 (2016), S. 438–457. DOI: 10.1177/1475921716643948.

- [49] A. Ghoshal, M. J. Sundaresan, M. J. Schulz und P. F. Pai. "Structural Health Monitoring Techniques for Wind Turbine Blades". In: *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* 85 (2000), S. 309–324.
- [50] H. Alaylioglu und A. Alaylioglu. "Finite Element and Experimental Bases of a Practical Bridge Management and Maintenance System". In: *Computers & Structures* 73.1 (1999), S. 281– 293. DOI: 10.1016/S0045-7949(98)00259-4.
- [51] N. Catbas und A. Aktan. "Condition and Damage Assessment: Issues and Some Promising Indices". In: *Journal of Structural Engineering-asce - J STRUCT ENG-ASCE* 128 (2002). DOI: 10. 1061/(ASCE)0733-9445(2002)128:8(1026).
- Y. Zou, L. Tong und G. P. Steven. "Vibration-Based Model-Dependent Damage (Delamination) Identification and Health Monitoring for Composite Structures - a Review". In: *Journal of Sound and Vibration* 230.2 (2000), S. 357–378. DOI: 10.1006/jsvi. 1999.2624. pmid: 25200698.
- [53] M. Heinrich, U. Rabe, B. Grabowski und B. Valeske. "Methodische Entwicklung der akustischen Resonanzanalyse zur zerstörungsfreien Erkennung von ur- oder umgeformten Serienteilen mit unzulässigen Geometrieabweichungen – simulationsbasierte Modellüberlegungen". In: DACH-Jahrestagung 2015. 2015, S. 1–8.
- [54] E. P. Carden und P. Fanning. "Vibration Based Condition Monitoring: A Review". In: *Structural Health Monitoring* 3.4 (2004), S. 355–377.
- [55] L. M. Rogers. "The Application of Vibration Signature Analysis and Acoustic Emission Source Location to On-Line Condition Monitoring of Anti-Friction Bearings". In: *Tribology International* 12.2 (1979), S. 51–58. DOI: 10.1016/0301-679X(79)90001-X.
- [56] R. J. Allemang. "The Modal Assurance Criterion Twenty Years of Use and Abuse". In: Sound and Vibration 37.8 (2003), S. 14–21.
- [57] R. Adams, P. Cawley, C. Pye und B. Stone. "A Vibration Technique for Non-Destructively Assessing the Integrity of Structures". In: Archive: Journal of Mechanical Engineering Science 1959-1982 (vols 1-23) 20 (1978), S. 93–100. DOI: 10.1243/JMES\_JOUR\_1978\_020\_016\_02.
- [58] P. Cawley und R. Adams. "The Location of Defects in Structures From Measurements of Natural Frequencies". In: *Journal of Strain Analysis for Engineering Design* 14 (1979), S. 49–57. DOI: 10.1243/03093247V142049.

- [59] C. Spyrakos, H.-L. Chen, J. Stephens und G. V. "Evaluating Structural Deterioration Using Dynamic Response Characterization". In: *Intern. Workshop Intelligent Structures*. 1990.
- [60] R. Brincker, L. Zhang und P. Andersen. "Modal Identification from Ambient Responses Using Frequency Domain Decomposition". In: *Proceedings of the International Modal Analysis Conference (IMAC)*. San Antonio, Texas, 2000, S. 625–630.
- [61] R. Brincker, L. Zhang und P. Andersen. "Modal Identification of Output-Only Systems Using Frequency Domain Decomposition". In: *Smart Materials and Structures* 10.3 (2001), S. 441–445. DOI: 10.1088/0964-1726/10/3/303.
- [62] C. Michel, P. Guéguen und P.-Y. Bard. "Dynamic Parameters of Structures Extracted from Ambient Vibration Measurements: An Aid for the Seismic Vulnerability Assessment of Existing Buildings in Moderate Seismic Hazard Regions". In: *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 28.8 (2008), S. 593–604. DOI: 10.1016/j.soildyn.2007.10.002.
- [63] P. Gueguen, A. Hamze, L. Baillet und P. Roux. "Numerical and Experimental Assessment of the Performance of Four Nondestructive Damage Evaluation Methods in Situations Comparable to Post-Earthquake Damage Analysis". In: *Ingegneria Sismica* 31 (2014).
- [64] F. Magalhães, E. Caetano und Á. Cunha. "Challenges in the Application of Stochastic Modal Identification Methods to a Cable-Stayed Bridge". In: *Journal of Bridge Engineering* 12.6 (2007), S. 746–754. DOI: 10.1061/(ASCE)1084-0702(2007)12:6(746).
- [65] D. Dyer und R. M. Stewart. "Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis". In: *Journal* of Mechanical Design 100.2 (1978), S. 229–235. DOI: 10.1115/1. 3453905.
- [66] H. Ravindra, Y. Srinivasa und R. Krishnamurthy. "Acoustic Emission for Tool Condition Monitoring in Metal Cutting". In: Wear 212.1 (1997), S. 78–84. DOI: 10.1016/S0043-1648(97) 00137-3.
- [67] J. Sun, G. S. Hong, M. Rahman und Y. S. Wong. "Improved Performance Evaluation of Tool Condition Identification by Manufacturing Loss Consideration". In: *International Journal* of Production Research 43.6 (2005), S. 1185–1204. DOI: 10.1080/ 00207540412331299701.
- [68] P. Bhattacharyya, D. Sengupta und S. Mukhopadhyay. "Cutting Force-Based Real-Time Estimation of Tool Wear in Face Milling Using a Combination of Signal Processing Techniques". In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 21.6 (2007), S. 2665– 2683. DOI: 10.1016/j.ymssp.2007.01.004.

- [69] T. Benkedjouh, N. Zerhouni und S. Rechak. "Tool Condition Monitoring Based on Mel-Frequency Cepstral Coefficients and Support Vector Regression". In: 5th International Conference on Electrical Engineering - Boumerdes (ICEE-B). Boumerdes: IEEE, 2017, S. 1–5. DOI: 10.1109/ICEE-B.2017.8192024.
- [70] T. Benkedjouh, N. Zerhouni und S. Rechak. "Tool Wear Condition Monitoring Based on Continuous Wavelet Transform and Blind Source Separation". In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 97.9-12 (2018), S. 3311–3323. DOI: 10.1007/s00170-018-2018-6.
- [71] A. Caggiano. "Tool Wear Prediction in Ti-6Al-4V Machining through Multiple Sensor Monitoring and PCA Features Pattern Recognition". In: *Sensors* 18.3 (2018), S. 823. DOI: 10.3390/ s18030823.
- [72] Y. Yang, B. Hao, X. Hao, L. Li, N. Chen, T. Xu, K. M. Aqib und N. He. "A Novel Tool (Single-Flute) Condition Monitoring Method for End Milling Process Based on Intelligent Processing of Milling Force Data by Machine Learning Algorithms". In: *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 21.11 (2020), S. 2159–2171. DOI: 10.1007/s12541-020-00388-8.
- [73] A. Mattson. "Using Structure-borne Sound Analysis to Predict Bearing Damages in High-speed Ventilators". Lund University, 2008.
- [74] Q. He, F. Kong und R. Yan. "Subspace-Based Gearbox Condition Monitoring by Kernel Principal Component Analysis". In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 21.4 (2007), S. 1755– 1772. DOI: 10.1016/j.ymssp.2006.07.014.
- [75] M. M. Tahir, S. Badshah, A. Hussain und M. A. Khattak. "Extracting Accurate Time Domain Features from Vibration Signals for Reliable Classification of Bearing Faults". In: *International Journal of Advanced and Applied Sciences* 5.1 (2017), S. 156–163. DOI: 10.21833/ijaas.2018.01.021.
- [76] C. S. Ai, Y. J. Sun, G. W. He, X. B. Ze, W. Li und K. Mao. "The Milling Tool Wear Monitoring Using the Acoustic Spectrum". In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 61.5-8 (2012), S. 457–463. DOI: 10.1007/s00170-011-3738-z.
- [77] M. Civera, M. Ferraris, R. Ceravolo, C. Surace und R. Betti. "The Teager-Kaiser Energy Cepstral Coefficients as an Effective Structural Health Monitoring Tool". In: *Applied Sciences* 9.23 (2019), S. 5064. DOI: 10.3390/app9235064.
- [78] A. Kumar und R. Kumar. "Role of Signal Processing, Modeling and Decision Making in the Diagnosis of Rolling Element Bearing Defect: A Review". In: *Journal of Nondestructive Evaluation* 38.1 (2019). DOI: 10.1007/s10921-018-0543-8.

- [79] U. E. Akpudo und J.-W. Hur. "A Cost-Efficient MFCC-Based Fault Detection and Isolation Technology for Electromagnetic Pumps". In: *Electronics* 10.4 (2021), S. 439. DOI: 10.3390/ electronics10040439.
- [80] S. Mallat. "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation". In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11.7 (1989), S. 674–693. DOI: 10.1109/34.192463.
- [81] S. S. Kessler *et al.* "Damage Detection in Composite Materials Using Frequency Response Methods". In: *Composites Part B: Engineering* 33.1 (2002), S. 87–95. DOI: 10.1016/S1359-8368(01) 00050-6.
- [82] L. Debnath. Wavelets and Signal Processing. Applied and Numerical Harmonic Analysis. Boston, MA: Birkhäuser, 2003. 435 S.
- [83] Z. Peng und F. Chu. "Application of the Wavelet Transform in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnostics: A Review with Bibliography". In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 18.2 (2004), S. 199–221. DOI: 10.1016/S0888-3270(03) 00075-X.
- [84] B. Almaslukh, J. Al Muhtadi und A. Artoli. "An Effective Deep Autoencoder Approach for Online Smartphone-Based Human Activity Recognition". In: *International Journal of Computer Science and Network Security* 17.4 (2017), S. 160–165.
- [85] M. Maggipinto, C. Masiero, A. Beghi und G. A. Susto. "A Convolutional Autoencoder Approach for Feature Extraction in Virtual Metrology". In: *Procedia Manufacturing* 17 (2018), S. 126–133. DOI: 10.1016/j.promfg.2018.10.023.
- [86] H. Zou, Y. Zhou, J. Yang, H. Jiang, L. Xie und C. J. Spanos. "DeepSense: Device-Free Human Activity Recognition via Autoencoder Long-Term Recurrent Convolutional Network". In: *IEEE International Conference on Communications*. Kansas City, MO: IEEE, 2018, S. 1–6. DOI: 10.1109/ICC.2018.8422895.
- [87] M. Rautela, S. Jayavelu, J. Moll und S. Gopalakrishnan. "Temperature Compensation for Guided Waves Using Convolutional Denoising Autoencoders". In: *Health Monitoring of Structural* and Biological Systems XV. Online Only, United States: SPIE, 2021, S. 40. DOI: 10.1117/12.2582986.
- [88] K. Worden. "Structural Fault Detection Using a Novelty Measure". In: *Journal of Sound and Vibration* 201.1 (1997), S. 85–101.
  DOI: 10.1006/jsvi.1996.0747.
- [89] M. Markou und S. Singh. "Novelty Detection: A Review—Part 2:" In: Signal Processing 83.12 (2003), S. 2499–2521. DOI: 10.1016/ j.sigpro.2003.07.019.

- [90] M. Markou und S. Singh. "Novelty Detection: A Review—Part 1: Statistical Approaches". In: *Signal Processing* 83.12 (2003), S. 2481–2497. DOI: 10.1016/j.sigpro.2003.07.018.
- [91] P. Krishnakumar, K. Rameshkumar und K. Ramachandran. "Tool Wear Condition Prediction Using Vibration Signals in High Speed Machining (HSM) of Titanium (Ti-6Al-4V) Alloy". In: *Procedia Computer Science* 50 (2015), S. 270–275. DOI: 10. 1016/j.procs.2015.04.049.
- [92] M. Martinez-Luengo, A. Kolios und L. Wang. "Structural Health Monitoring of Offshore Wind Turbines: A Review through the Statistical Pattern Recognition Paradigm". In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 64 (2016), S. 91–105. DOI: 10.1016/j. rser.2016.05.085.
- [93] K. Zhu, J. Y. H. Fuh und X. Lin. "Metal-Based Additive Manufacturing Condition Monitoring: A Review on Machine Learning Based Approaches". In: *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* (2021), S. 1–16. DOI: 10.1109/TMECH.2021.3110818.
- [94] M. G. R. Sause und E. Jasiūnienė, Hrsg. Structural Health Monitoring Damage Detection Systems for Aerospace. Springer Aerospace Technology. Springer International Publishing, 2021. DOI: 10.1007/978-3-030-72192-3.
- [95] M. G. R. Sause, A. Gribov, A. R. Unwin und S. Horn. "Pattern Recognition Approach to Identify Natural Clusters of Acoustic Emission Signals". In: *Pattern Recognition Letters* 33.1 (2012), S. 17–23. DOI: 10.1016/j.patrec.2011.09.018.
- [96] M. Löhr. "Einsatz der Schallemissionsanalyse als Dienstleistung an Brückenbauwerken". In: 20. Kolloquium Schallemission. Garmisch-Partenkirchen, 2015.
- [97] Z. Bo, Z. Yanan und C. Changzheng. "Acoustic Emission Detection of Fatigue Cracks in Wind Turbine Blades Based on Blind Deconvolution Separation". In: *Fatigue and Fracture of Engineering Materials and Structures* 40.6 (2017), S. 959–970. DOI: 10.1111/ffe.12556.
- [98] H. Marihardt, G. Lackner und G. Schauritsch. "Structural Health Monitoring Using Acoustic Emission on Metallic on Metallic Components in Industrial Plants". In: EWGAE 33rd European Conference on Acoustic Emission Testing. Senlis, France, 2018.
- [99] S. A. Shevchik, T. Le-Quang, F. V. Farahani, N. Faivre, B. Meylan, S. Zanoli und K. Wasmer. "Laser Welding Quality Monitoring via Graph Support Vector Machine With Data Adaptive Kernel". In: *IEEE Access* 7 (2019), S. 93108–93122. DOI: 10.1109/access.2019.2927661.

- [100] N. N. Hsu. "Acoustic Emissions Simulator". US-Pat. 4018084A. Lockheed Aircraft Corp. 1977.
- [101] E. M. Merlo, A. Bulletti, P. Giannelli, M. Calzolai und L. Capineri. "A Novel Differential Time-of-Arrival Estimation Technique for Impact Localization on Carbon Fiber Laminate Sheets". In: *Sensors (Switzerland)* (2017). DOI: 10.3390/s17102270.
- [102] F. Ciampa, M. Meo und E. Barbieri. "Impact Localization in Composite Structures of Arbitrary Cross Section". In: *Structural Health Monitoring* 11.6 (2012), S. 643–655. DOI: 10.1177/ 1475921712451951.
- [103] J. H. Kurz. "Verifikation von Bruchprozessen bei gleichzeitiger Automatisierung der Schallemissionsanalyse an Stahl- und Stahlfaserbeton". Universität Stuttgart, 2006.
- [104] H. Akaike. "Markovian Representation of Stochastic Processes and Its Application to the Analysis of Autoregressive Moving Average Processes". In: Annals of the Institute of Statistical Mathematics. Springer Series in Statistics 26 (1974), S. 223–247. DOI: 10.1007/978-1-4612-1694-0\_17.
- [105] S. Kalafat und M. G. R. Sause. "Lokalisierung von Schallemissionsquellen in Faserverbundwerkstoffen mit künstlichen neuronalen Netzwerken". In: 19. Kolloquium Schallemission. 2013, S. 1–8.
- [106] M. Li, N. Ekramirad, A. Rady und A. Adedeji. "Application of Acoustic Emission and Machine Learning to Detect Codling Moth Infested Apples". In: *Transactions of the ASABE* 61.3 (2018), S. 1157–1164. DOI: 10.13031/trans.12548.
- [107] S. Shevchik, C. Kenel, C. Leinenbach und K. Wasmer. "Acoustic Emission for in Situ Quality Monitoring in Additive Manufacturing Using Spectral Convolutional Neural Networks". In: *Additive Manufacturing* 21 (2018), S. 598–604. DOI: 10.1016/J. ADDMA.2017.11.012.
- [108] M. G. R. Sause, S. Schmitt und S. Kalafat. "Failure Load Prediction for Fiber-Reinforced Composites Based on Acoustic Emission". In: *Composites Science and Technology* 164 (April 2018), S. 24–33. DOI: 10.1016/j.compscitech.2018.04.033.
- [109] K. Ono. "Review on Structural Health Evaluation with Acoustic Emission". In: Applied Sciences 8.6 (2018), S. 958. DOI: 10.3390/ app8060958.
- [110] S. H. Díaz Valdés und C. Soutis. "Real-Time Nondestructive Evaluation of Fiber Composite Laminates Using Low-Frequency Lamb Waves". In: *The Journal of the Acoustical Society* of America 111.5 (2002), S. 2026. DOI: 10.1121/1.1466870.

- [111] H. Lais, P. S. Lowe, T. H. Gan, L. C. Wrobel und J. Kanfoud. "Characterization of the Use of Low Frequency Ultrasonic Guided Waves to Detect Fouling Deposition in Pipelines". In: Sensors (Switzerland) 18.7 (2018). DOI: 10.3390/s18072122.
- [112] M. Capriotti, H. E. Kim, F. L. di Scalea und H. Kim. "Non-Destructive Inspection of Impact Damage in Composite Aircraft Panels by Ultrasonic Guided Waves and Statistical Processing". In: *Materials* 10.6 (2017). DOI: 10.3390/ma10060616.
- [113] X. Zhao, R. L. Royer, S. E. Owens und J. L. Rose. "Ultrasonic Lamb Wave Tomography in Structural Health Monitoring". In: *Smart Materials and Structures* 20.10 (2011), S. 105002. DOI: 10.1088/0964-1726/20/10/105002.
- [114] C. H. Wang, J. T. Rose und F.-K. Chang. "A Synthetic Time-Reversal Imaging Method for Structural Health Monitoring". In: *Smart Materials and Structures* 13.2 (2004), S. 415–423. DOI: 10.1088/0964-1726/13/2/020.
- [115] J. Moll, D. H. Nguyen und V. Krozer. "Guided Electromagnetic Waves for Damage Detection and Localization in Metallic Plates: Numerical and Experimental Results". In: *International Journal* of Microwave and Wireless Technologies 12.6 (2020), S. 455–460. DOI: 10.1017/S1759078720000185.
- [116] V. Memmolo, J. Moll, D. H. Nguyen und V. Krozer. "Interaction of Guided Electromagnetic Waves with Defects Emerging in Metallic Plates". In: IEEE 8th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace). Naples, Italy: IEEE, 2021, S. 552– 557. DOI: 10.1109/MetroAeroSpace51421.2021.9511755.
- [117] J. Prager, H. Gravenkamp, M. U. Rahman und E. Köppe. "Einsatz geführter Wellen für die Ultraschallprüfung". In: *Technisches Messen* 79.5 (2012), S. 251–261. DOI: 10.1524/teme.2012.0168.
- [118] M. Mitra und S. Gopalakrishnan. "Guided Wave Based Structural Health Monitoring: A Review". In: *Smart Materials and Structures* 25.5 (2016). DOI: 10.1088/0964-1726/25/5/053001.
- [119] N. Liebers und D. Bertling. "Ultrasonic Resin Flow and Cure Monitoring". In: The 14th International Conference on Flow Processing in Composite Materials. Luleå, Sweden, 2018, S. 2.
- [120] F. F. Linscheid, T. Peter, C. Holzmann und M. G. R. Sause. "Evaluierung eines Überwachungsszenarios durch Kombination von akustischen Zustandsüberwachungsmethoden in einem gemeinsamen Sensornetzwerk". In: DACH-Jahrestagung 2019. 2019, S. 1–10.
- [121] V. Giurgiutiu. Structural Health Monitoring with Piezoelectric Wafer Active Sensors. Amsterdam: Academic Press, an imprint of Elsevier, 2014. 1012 S. DOI: 10.1016/C2013-0-00155-7.

- [122] PI Ceramic GmbH. *Piezoelectric Ceramic Products Fundamentals, Characteristics and Applications.* 2016.
- [123] PI Ceramic GmbH. Piezokeramiken, Piezoaktoren & Piezokomponenten von PI Ceramic. URL: https://www.piceramic.de/de/ (besucht am 03.03.2022).
- [124] WD 100-900 kHz Wideband Differential AE Sensor. Acoustic Emission Systems and NDT Products by PHYSICAL ACOU-STICS. URL: https://www.physicalacoustics.com/by-product/ sensors / WD - 100 - 900 - kHz - Wideband - Differential - AE -Sensor (besucht am 03.03.2022).
- [125] Wide Bandwidth AE Sensors | Fuji Ceramics Corporation. URL: http://www.fujicera.co.jp/en/product/ae/wide/ (besucht am 03.03.2022).
- [126] VS375-M. Vallen Systeme. URL: https://www.vallen.de/ sensors/high-frequencs-sensors-400-khz/vs375-m/ (besucht am 03.03.2022).
- [127] Obermeier Silikone. Kurt Obermeier GmbH & Co. KG. URL: https://www.obermeier.de/produkte/silikone/ (besucht am 03.03.2022).
- K. Ono. "Rayleigh Wave Calibration of Acoustic Emission Sensors and Ultrasonic Transducers". In: *Sensors* 19.14 (2019), S. 3129. DOI: 10.3390/s19143129.
- [129] M. G. R. Sause, M. A. Hamstad und S. Horn. "Finite Element Modeling of Conical Acoustic Emission Sensors and Corresponding Experiments". In: *Sensors and Actuators, A: Physical* 184 (2012), S. 64–71. DOI: 10.1016/j.sna.2012.06.034.
- [130] M. Zennaro, D. J. O'Boy, P. S. Lowe und T.-H. Gan. "Characterization and Design Improvement of a Thickness-Shear Lead Zirconate Titanate Transducer for Low Frequency Ultrasonic Guided Wave Applications". In: Sensors 19.8 (2019), S. 1848. DOI: 10.3390/s19081848.
- [131] Analog Devices. A Designer's Guide to Instrumentation Amplifiers, 3rd Edition. 2006.
- [132] J. Camacho und C. Fritsch. "Protection Circuits for Ultrasound Applications". In: *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics* and Frequency Control 55.5 (2008), S. 1160–1164. DOI: 10.1109/ TUFFC.2008.769.
- [133] G. Athanasopoulos, S. Carey und J. Hatfield. "A High Voltage Pulser ASIC for Driving High Frequency Ultrasonic Arrays". In: *IEEE Ultrasonics Symposium*. Bd. 2. Montreal, Canada: IEEE, 2004, S. 1398–1400. DOI: 10.1109/ULTSYM.2004.1418059.

- [134] J. Faber, M. Vistein, A. Chaloupka, M. Achzet, F. F. Linscheid und M. G. R. Sause. "Sensor-Based Process Monitoring of in-Situ Polymerization in T-RTM Manufacturing with Caprolactam". In: SAMPE Europe Conference 2021. SAMPE Europe Conference 2021. Baden/Zürich, Schweiz, 2021, S. 9.
- [135] J. Salazar, A. Turo, J. Chavez, J. Ortega und M. Garcia. "High-Power High-Resolution Pulser for Air-Coupled Ultrasonic Nde Applications". In: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 52.6 (2003), S. 1792–1798. DOI: 10.1109/TIM.2003. 820445.
- [136] M. G. R. Sause. "On Use of Signal Features for Acoustic Emission Source Identification in Fibre-Reinforced Composites". In: 33rd European Conference on Acoustic Emission Testing. Senlis, France, 2018.
- [137] Spectrum Instrumentation GmbH. High-Resolution and High-Speed Digitizers and AWGs - SPECTRUM Instrumentation. URL: https://spectrum-instrumentation.com/ (besucht am 25.03.2022).
- [138] K. K. Sepahvand. "Structural Damage Detection Using Supervised Nonlinear Support Vector Machine". In: *Journal of Composites Science* 5.11 (2021), S. 303. DOI: 10.3390/jcs5110303.
- [139] L. Bornn, C. R. Farrar, G. Park und K. Farinholt. "Structural Health Monitoring With Autoregressive Support Vector Machines". In: *Journal of Vibration and Acoustics-Transactions of the Asme* 131.2 (2009), S. 021004. DOI: 10.1115/1.3025827.
- [140] K. Wasmer, F. Saeidi, B. Meylan, Q. T. Le und S. A. Shevchik. "When AE (Acoustic Emission) Meets AI (Artificial Intelligence)". In: 21. Kolloquium Schallemission. 2018, S. 1–8.
- J. Moll, J. Kathol, C.-P. Fritzen, M. Moix-Bonet, M. Rennoch, M. Koerdt, A. S. Herrmann, M. G. R. Sause und M. Bach. "Open Guided Waves: Online Platform for Ultrasonic Guided Wave Measurements". In: *Structural Health Monitoring* 18.5-6 (2019), S. 1903–1914. DOI: 10.1177/1475921718817169.
- [142] M. Bach, A. Pouilly, B. Eckstein und M. Moix Bonet. "Reference Damages for Verification of Probability of Detection with Guided Waves". In: *Structural Health Monitoring 2017*. DEStech Publications, Inc., 2017. DOI: 10.12783/shm2017/14213.
- [143] H. Sohn und S. B. Kim. "Development of Dual PZT Transducers for Reference-Free Crack Detection in Thin Plate Structures". In: *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control* 57.1 (2010), S. 229–240. DOI: 10.1109/TUFFC.2010.1401.
- [144] EiMA Maschinenbau GmbH. GAMMA S. 2022. URL: https: //www.eima-maschinenbau.de/produkte/gamma-s/ (besucht am 05.05.2022).

- [145] M. G. R. Sause, F. F. Linscheid und M. Wiehler. "An Experimentally Accessible Probability of Detection Model for Acoustic Emission Measurements". In: *Journal of Nondestructive Evaluati*on 37.2 (2018), S. 1–12. DOI: 10.1007/s10921-018-0474-4.
- [146] C. Scheer. "Überwachung des Zerspanungsprozesses mit geometrisch bestimmter Schneide durch Schallemissionsmessung".
   ETH Zurich, 2000, 107 S. DOI: 10.3929/ETHZ-A-003861556.
- [147] N. Schorer und M. G. R. Sause. "Characterization of CFRP Laminates under Tension-Tension Fatigue Using 3D Digital Image Correlation". In: ECCM 18 - 18th European Conference on Composite Materials. Athens, Greece, 2018.
- [148] M. G. R. Sause, F. F. Linscheid, C. Oblinger, S. O. Gade und S. Kalafat. "Hard-and Software Fusion for Process Monitoring during Machining of Fiber Reinforced Materials". In: *Munich Symposium on Lightweight Design 2020*. 2020.
- [149] C. L. Yang, H. Sutrisno, N. W. Lo, Z. X. Chen, C. C. Wei, H. W. Zhang, C. T. Lin, C. L. Wei und S. H. Hsieh. "Streaming Data Analysis Framework for Cyber-Physical System of Metal Machining Processes". In: *Proceedings - 2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems, ICPS 2018*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2018, S. 546–551. DOI: 10.1109/ ICPHYS.2018.8390764.

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter in der Arbeitsgruppe Mechanical Engineering am Lehrstuhl Hybride Werkstoffe am Institut für Materials Resource Management der Universität Augsburg.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. rer. nat. Markus Sause für die umfangreiche Betreuung und die Übernahme des ersten Gutachtens dieser Dissertation. Ich habe sehr viel Unterstützung von ihm erfahren und bekam auch in schwierigeren Phasen der Promotion immer den richtigen Motivationsschub. Er hatte für meine Fragen jederzeit ein offenes Ohr und stand mir mit viel gutem Rat und anregenden Diskussionen stets zur Seite. Durch die Möglichkeit der Teilnahme an vielen Konferenzen und Fachausschusssitzungen bot er mir zudem die Chance, mich mit vielen anderen Forschern zum Thema Zustandsüberwachung auszutauschen, was mich sehr bereichert hat.

Ich bedanke mich außerdem sehr herzlich bei Prof. Dr.-Ing. Michael Kupke für die bereitwillige Übernahme des Zweitgutachtens.

Vielen Dank an die Mitarbeiter des Lehrstuhls, Muhammet Bölükbas, Stefan Schmitt, Melanie Bader, Alwin Lindemann, Stefan Wolff, Florian Fuchs, Ruth Tiller, Christiane Tobias und Ingrid Zott, die mich in vielen unterschiedlichen Bereichen meiner Arbeit unterstützt haben.

Mein Dank geht auch an Christian Holzmann, Sebastian Schwägerl, Tobias Peter und Pablo Valdés-Stauber für die Unterstützung während ihrer Bachelor- und Masterarbeiten, die durch ihre Untersuchungen zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Danke auch an Sarah Enzler für die handwerkliche Hilfe beim Zusammenbau des Messsystems.

Danke an die Kolleginnen und Kollegen sowie Freundinnen und Freunde der Lehrstühle Mechanical Engineering/Hybride Werkstoffe, durch die eine enorm freundliche und hilfsbereite Atmosphäre am Lehrstuhl herrschte, in der ich jederzeit Unterstützung bei Problemen erfahren habe und auf ein offenes Ohr für wissenschaftliche und freundschaftliche Themen treffen durfte.