

Startwertbestimmung von Schallemissionssignalen bei der Schädigungsanalyse von CFK-Testkörpern

Martin Radlmeier

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Engineering der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitz: Prof. Dr. techn. habil. Peter Mayr

Prüfer*innen der Dissertation:

1. Prof. Dr.-Ing. habil. Christian U. Große
2. Prof. Dr. rer. nat. habil. Markus Sause

Die Dissertation wurde am 24.06.2021 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die TUM School of Engineering am 16.12.2021 angenommen.

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde die Schallemissionsanalyse (SEA) zur Schadensdetektion von kohlestofffaserverstärkten Kunststoff-Proben (CFK) verwendet. Nach einer Vorcharakterisierung der CFK-Proben mit verschiedenen zerstörungsfreien Prüfmethoden (Röntgen, Ultraschall) wurden 3-Punkt-Biegeversuche durchgeführt. Das Anbringen akustischer Sensoren während des Biegeversuchs ermöglicht das Aufzeichnen von SEA-Daten, die hinsichtlich Degradationsverhalten der Probe ausgewertet wurden. Zur Charakterisierung der Degradation wurden verschiedene Mustererkennungsverfahren für die aufgezeichneten Daten angewandt. Neben der untersuchten Degradation spielt bei der Auswertung auch die Lokalisierung der SEA-Quellen eine zentrale Rolle. Mit Hilfe der Lokalisierung erfolgt bei SEA-Experimenten häufig nicht nur die Schadenslokalisierung, sondern auch eine Plausibilisierung der aufgezeichneten Signale. Anhand der Plausibilisierung können detektierte Signale zu Nutzsignalen oder Störsignalen zugeordnet werden. Sobald Frequenzanalysen auf einen zeitlich begrenzten Ausschnitt angewandt werden, kann ebenfalls der bestimmte Startwert entscheidend sein. Die Lokalisierung der Schallquelle wird durch die Sensorpositionen und der jeweils bestimmten Erstantunftszeit der einzelnen Signale berechnet. Für gute Lokalisierungsergebnisse ist eine gute Startwertbestimmung transienter SEA-Signale zwingend notwendig. Das menschliche Auge liefert bei entsprechender Erfahrung für die Bestimmung der Erstantunftszeit sehr gute Ergebnisse. Die manuelle Startwertbestimmung ist bei einer hohen Anzahl von Signalen extrem aufwendig. Daher haben sich verschiedene mathematische Methoden etabliert, um den Startwert automatisch zu bestimmen (Picker). Beispiele hierfür sind das Hinkley-Kriterium oder das Akaike information criteria (AIC).

In dieser Arbeit wird eine Methode vorgestellt, die die Präzision vorhandener Picker verbessern kann. Die vorgestellte Methodik zielt darauf ab, eine bestehende Pickermethode für bestimmte Signale zu trainieren. Neben dem Originalsignal kommen hierzu auch modifizierte Signale zum Einsatz. Die modifizierten Signale werden mit einer nichtlinearen Abbildungsvorschrift aus den Originalsignalen berechnet. Der Picker in seiner ursprünglichen Form wird sowohl auf das Originalsignal als auch auf die modifizierten Signale angewandt. Die manuelle Startwertbestimmung mit dem menschlichen Auge dient als Referenzmethode. Es kann gezeigt werden, dass modifizierte Signale dabei helfen können, die Startwertbestimmung transienter Signale zu verbessern.

Für die meisten automatisierten Methoden zur Startwertbestimmung erhält man über die bestimmte Startzeit hinaus keine weiteren Informationen, die sich für eine Fehlerbewertung eignen würden. Eine vollumfängliche, automatische Qualitätsbewertung für die bestimmten

Startwerte der Picker stellt nach wie vor eine große Herausforderung für die SEA dar. Beispielsweise berechnen einige Pickermethoden für jedes Eingangssignal einen Startwert, sogar wenn dieses über eine konstante Amplitude verfügt. Die vorgestellte Methode ist in der Lage ein Qualitätskriterium für die automatische Startwertbestimmung zu liefern. Für die Qualitätsbewertung werden mehrere modifizierte Signale erzeugt, die jeweils eine frühere oder spätere Startwertbestimmung durch den Picker provozieren sollen. Unterliegen die so bestimmten Startwerte großen Schwankungen, ist die Fehleranfälligkeit des Pickers für dieses Signal hoch. Das verwendete Verfahren ist in der Lage automatisch eine Vielzahl von Signalen zu erkennen, bei denen die automatische Startwertbestimmung zu einem falschen Ergebnis führt. So können diese für die weitere Auswertung separiert werden und gesondert betrachtet werden.

Abstract

In this work Acoustic Emission (AE) is used for damage detection of carbon- fibre- reinforced- polymer- specimen (CFRP). Therefore, three-point-bending experiments are done and AE- signals are evaluated in order to investigate degradation of CFRP-specimen. Different pattern recognition methods are used to classify damage. The localization of AE-signal sources also plays an important role for many applications. For example, localization in AE is used in case of separating disturb signals. Furthermore, frequency-domain analysis of transient signals also needs a comparable time interval with reliable start time. Localization can be done with the help of sensor positions and their determined onset time. Identifying the onset time of transient signals can be very time consuming, if the onset time is picked manually. For destructive testing experiments with many generated AE-signals, automatic methods for determining onset time are very useful. Therefore, different techniques like Hinkley-criteria or Akaike information criteria (AIC) are used for onset detection of transient waves.

In order to get better results for a picking method, an own approach is presented in this work. The aim of this study was to train an algorithm for special kind of measuring signals with the help of modified signals. For this purpose, the AIC-Picker is applied to the original signal as well as to modified signals. Modified signals are calculated by non-linear transformations from original signals. Manually picked start time from AE- signals serves as reference. It can be shown, that transient signals can be modified in such a way to get better results for the start time as the untrained AIC-Picker.

An unsolved challenge for automatic onset detection is the quality evaluation for the determined start time. An information about reliability of an automatic determined onset time would be very helpful for investigations of error propagation. Unfortunately, common automatic picker algorithm calculates always an onset for each signal, also for white noise with same amplitude. The presented method can also help to generate a kind of automatic quality criteria. Therefore, transient signals are modified in order to activate a variation of determined onset time, compared to the original signal. This variation can give information about the picking quality of this signal. In this work, a first step to get an automatic quality criterion is presented. This criterion will be able to separate automatically picked signals, which have a great potential for an incorrect onset determination. This automatic quality criterion is explained on the basis of the AIC-Picker, but in principle this method can be used for different automatic picker methods. Therefore, modified signals can be used as well.

Diese Arbeit widme ich meiner Familie.

Anmerkung: Der Großteil der vorliegenden Dissertation ist bereits vor Mai 2014 entstanden. Die Einreichung der Dissertation bzw. die mündliche Doktorprüfung erfolgte im Jahr 2022. Aus diesem Grund wird in Kapitel 6 auf aktuellere Literaturquellen verwiesen.

Inhalt

1	EINLEITUNG.....	1
2	GRUNDLAGEN	5
2.1	GRUNDLAGEN DER SCHALLEMISSIONSANALYSE	5
2.1.1	<i>Parameterbasierte Auswertung.....</i>	5
2.1.2	<i>Messkette der Schallemissionsanalyse.....</i>	7
2.1.3	<i>Schallquellen für Schallemissionssignale</i>	10
2.1.4	<i>Elastische Wellen in isotropen Materialien</i>	11
2.1.5	<i>Plattenwellen (Lambwellen).....</i>	13
2.1.6	<i>Akustische Dämpfungsmechanismen.....</i>	16
2.2	SIGNALBASIERTE AUSWERTUNG	17
2.2.1	<i>Frequenzanalyse.....</i>	17
2.2.2	<i>Zeit-Frequenz-Analyse</i>	21
2.2.3	<i>Hilbert-Transformation.....</i>	27
2.3	SEPARATION UND KLASSIFIZIERUNG VON SEA-SIGNALEN	28
2.3.1	<i>Kreuzkorrelationsfunktion.....</i>	29
2.3.2	<i>Mustererkennungsverfahren und Clusteranalysen.....</i>	31
2.4	LOKALISIERUNG VON SCHALLEMISSIONSSIGNALEN	34
3	AUTOMATISCHE STARTWERTBESTIMMUNG AKUSTISCHER SIGNALE....	37
3.1	STARTWERTBESTIMMUNG DURCH SCHWELLWERTÜBERSCHREITUNG (THRESHOLD).....	38
3.2	VALIDIERUNG DER PICKERMETHODEN	39
3.2.1	<i>Wahl eines Testdatensatzes zum Generieren einer Referenz</i>	39
3.2.2	<i>Vergleich und Bewertung der automatischen Ersteinsatzbestimmung von Schallemissionssignalen.....</i>	41
3.2.3	<i>Optimierung der Startwertbestimmung mit Schwellwert</i>	43
3.3	DAS HINKLEY-KRITERIUM.....	44
3.3.1	<i>Bestimmung des Hinkley-Koeffizienten α</i>	45
3.3.2	<i>Begrenzung des Berechnungsintervalls</i>	46
3.3.3	<i>Modifikation des Hinkley-Kriteriums.....</i>	48
3.3.4	<i>Vergleich zwischen Hinkley-Kriterium und modifizierten Hinkley-Kriterium</i>	49
3.4	AIC-PICKER (AKAIKE INFORMATION CRITERIA)	51
3.5	PRÄZISIONSSTEIGERUNG DES AIC-PICKERS MIT HILFE VON MODIFIZIERTEN SIGNALFUNKTIONEN	54
3.5.1	<i>Erstellen der modifizierten Signale</i>	54

3.5.2	<i>Charakteristik der modifizierten Signale</i>	55
3.5.3	<i>Ergebnisse der verschiedenen Variationskoeffizienten</i>	58
3.6	EVALUIERUNG DES GRENZBEREICHS DES AIC-PICKERS MIT HILFE KÜNSTLICH ERZEUGTER SIGNALE	60
3.7	AUTOMATISCHE QUALITÄTSBEURTEILUNG DER ERSTEINSATZBESTIMMUNG MIT HILFE DES AIC-PICKERS	65
3.7.1	<i>Prinzip des entwickelten Qualitätskriteriums</i>	65
3.7.2	<i>Nutzen und Überprüfung des Qualitätskriteriums</i>	68
3.7.3	<i>Anwendung der automatischen Qualitätsbeurteilung zur Unterdrückung von Fehllokalisierungen von Schallemissionssignalen</i>	70
3.7.4	<i>Möglichkeiten des Qualitätskriteriums</i>	71
4	EXPERIMENTELLE ERGEBNISSE	73
4.1	VALIDIERUNG DES MESS-SYSTEMS	73
4.1.1	<i>Verwendetes Schallemissionsequipment</i>	73
4.1.2	<i>Versuchsaufbau für eine Validierung an einer Aluminiumplatte</i>	74
4.1.3	<i>Datenverarbeitung und Datendarstellung</i>	75
4.2	CHARAKTERISIERUNG DER FASERVERBUND-WERKSTOFFE	77
4.2.1	<i>Herstellungsverfahren von CFK-Proben</i>	77
4.2.2	<i>Unidirektionaler und multidirektionaler Lagenaufbau</i>	79
4.2.3	<i>Zerstörungsfreie Prüfmethode</i>	79
4.3	SCHALLEMISSIONSMESSUNGEN BEIM 3-PUNKTBIEGEVERSUCH.....	82
4.3.1	<i>Experimenteller Aufbau</i>	83
4.3.2	<i>Ankopplung der Sensoren</i>	83
4.3.3	<i>Schädigungsverhalten von CFK beim 3-Punktbiegeversuch</i>	84
4.3.4	<i>Interpretation der Schallemissionsergebnisse</i>	87
4.3.5	<i>Clusteranalyse</i>	89
4.3.6	<i>Separation ähnlicher Signalgruppen mit der Korrelationsfunktion</i>	93
4.3.7	<i>Elektrische Widerstandsmessung</i>	97
5	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK.....	101
5.1	PARAMETRISCHE ERGEBNISSE	101
5.2	AUTOMATISCHES GRUPPIEREN ÄHNLICHER SIGNALE	102
5.3	AUTOMATISCHE STARTWERTBESTIMMUNG	103
5.4	AUTOMATISCHES QUALITÄTSKRITERIUM	103
6	BEZUG ZUR AKTUELLEN LITERATUR	105
6.1	LITERATURVERZEICHNIS FÜR KAPITEL 6	106

LITERATURVERZEICHNIS	107
A ANHANG	115
A.1 AIC-PICKER ALS (SUBVI) IN LABVIEW 2012.....	115
A.2 UMSETZUNG MODIFIZIERTER AIC-PICKER IN LABVIEW	116
A.3 ZUGRIFF AUF VALLEN-TRACE-DATEN MIT LABVIEW	116
A.4 WINKELABHÄNGIGKEIT DER PLATTENWELLEN AN EINER UNIDIREKTIONALEN CFK- PLATTE.....	117

1 Einleitung

Technologie, Wirtschaftlichkeit und Ökologie sind wichtige Einflussfaktoren, die der Produktentwicklung zu Grunde liegen. Diese Rahmenbedingungen und Wertevorstellungen haben sich in den letzten Jahrhunderten bzw. sogar in den letzten Jahrzehnten stark verändert und unterliegen global betrachtet, starken kulturellen Unterschieden. In diesem Kontext kommt der Suche nach dem besten Werkstoff eine Schlüsselrolle in der Produktentwicklung zu. Mit den ständig steigenden Anforderungen an einen Werkstoff werden in der Regel auch die Lösungsansätze komplexer.

Betrachtet man das Umfeld im Automobilssektor, so stehen die Automobilhersteller im Zugzwang, der sich ständig verschärfenden Abgasgesetzgebung. Eine wirksame Methode zur Reduzierung von Abgasen und Steigerung der Energieeffizienz ist die Gewichtsreduktion am Fahrzeug. Nach wie vor nimmt die Karosserie einen signifikanten Gewichtsanteil am Gesamtfahrzeug ein. Zum einen soll die Karosserie für einen effizienten Fahrzeugbetrieb sehr leicht sein, zum anderen muss die Karosserie im Falle eines Fahrzeugcrashes höchsten Belastungen standhalten, um die Sicherheit der Fahrzeuginsassen zu gewährleisten. Wie in vielen anderen technischen Bereichen ist man deshalb in der Automobilindustrie an Werkstoffen interessiert, die hohe mechanische Kennwerte in Bezug auf Steifigkeit und Festigkeit und gleichzeitig ein niedriges Gewicht besitzen. Man spricht in diesem Zusammenhang von spezifischer Festigkeit. Die Darstellung dieser Kenngröße findet man beispielsweise in Ashby-Diagrammen. Von großem Interesse sind Werkstoffe, die belastungsspezifisch angepasst werden können. Ein prominentes Beispiel hierfür bilden glasfaserverstärkte oder kohlestofffaserverstärkte Kunststoffe (GFK&CFK). Durch die gezielte Anordnung der Faserorientierung in der Kunststoffmatrix ist es mit diesen Werkstoffen möglich, die Festigkeiten entlang von Lastpfaden zu verstärken. Für einen ganzheitlichen Ansatz spielen bei der Verwendung von CFK neben der Auslegung und dem Produktionsprozess auch die Reparaturkonzepte für beschädigte Fahrzeuge, Recyclingprozesse und vor allem die Qualitätssicherung der Bauteile eine wichtige Rolle.

Die Fähigkeit, geprüfte Bauteile weiter verwenden zu können, verschafft den zerstörungsfreien Prüfmethode offensichtliche Vorteile. Die zerstörungsfreie Prüfung ermöglicht prinzipiell eine 100%-Kontrolle und erhöht die Wirtschaftlichkeit bei der Qualitätssiche-

rung. Röntgenuntersuchungen, Ultraschalluntersuchungen, Thermographieuntersuchungen und optisch basierte Messgeräte unterstützen längst die Qualitätssicherung im Fertigungsprozess. Meist sind die Gerätschaften direkt in der Produktionslinie (inline) verankert.

Die komplexe innere Struktur der CFK-Proben stellt die zerstörungsfreien Prüfmethode n im Vergleich zu homogenen Materialien vor neue Herausforderungen. Bei isotropen Werkstoffen reicht es für die Prüfmethode n häufig aus, Inhomogenitäten im Material zu finden, um potenzielle Schwachstellen zu identifizieren. Für CFK müssen die Auffälligkeiten von Prüfergebnissen im Kontext der inneren Materialstruktur bewertet werden. Dies erschwert sowohl die manuelle als auch die automatische Auswertung von Prüfungen inhomogener Materialien enorm.

Die Schallemissionsanalyse (SEA) nimmt in vielerlei Hinsicht eine Sonderstellung unter den zerstörungsfreien Prüfmethode n ein. Dies beginnt bereits damit, dass die SEA häufig als „quasi“-zerstörungsfreie Meßmethode deklariert wird. Ein Großteil der zerstörungsfreien Prüfmethode n bewertet das Prüfobjekt auf Grundlage von ausgehenden und ankommenden Wellen bzw. Wellenpaketen. Aus der Interaktion der Wellen mit dem Prüfobjekt können Rückschlüsse auf die Beschaffenheit des Prüfkörpers gezogen werden. Im Gegensatz hierzu ist die SEA ein passives Messverfahren. Damit ist gemeint, dass bei der SEA keine Schallwellen vom Messgerät ausgesendet werden. Die Anregung des Testkörpers erfolgt meist aufgrund von mechanischen Belastungen, mit denen der Prüfkörper konfrontiert wird. Zudem handelt es sich bei der SEA primär nicht um ein bildgebendes Verfahren. Die SEA ist durchaus in der Lage, detektierte Ereignisse zu lokalisieren, indem die Laufzeitunterschiede der akustischen Welle in Bezug zu den Sensorpositionen gesetzt werden. Die Präzision der Lokalisierung geht einher mit der Zuverlässigkeit der Erstansatzbestimmung der akustischen Welle. Während beispielsweise eine Ultraschallprüfung darauf abzielt, eine bestehende Rissgeometrie aufgrund der vorherrschenden Impedanzunterschiede zu finden, detektiert die Schallemissionsanalyse primär nicht eine vorhandene Rissgeometrie selbst, sondern den Rissfortschritt in einem Probenkörper. Unter günstigen Bedingungen ist die Schallemissionsanalyse in der Lage, kleinste Rissfortschritte wahrzunehmen, unabhängig von der inneren Mikrostruktur des Prüfkörpers. Dies birgt für viele Anwendungen großes Potenzial.

Historisch gesehen wird die Dissertation von J. Kaiser im Jahre 1950 heute oft als die Geburtsstunde der SEA betrachtet (Kaiser 1950). B. H. Schofield überprüfte die Ergebnisse von J. Kaiser und formuliert in seiner Publikation erstmals den Begriff „Acoustic Emission“ (Schofield 1963). Wegen der hohen Ähnlichkeit der Schallemissionsanalyse zur Seismologie konnten in der Vergangenheit regelmäßig Synergien genutzt werden. Die Ähnlichkeit betrifft sowohl die Quellmechanismen als auch die Ausbreitung der elastischen Wel-

len. Die Detektion der Wellen unterscheidet sich in beiden Mess-Methoden vom Prinzip kaum. Voneinander verschieden sind die relevanten Frequenzen und die damit verbundenen Wellenlängen. In der Seismologie kann aufgrund der geringeren Frequenzen mit einer niedrigeren Abtastrate detektiert werden. Möglicherweise ist dies die Ursache, dass in der Seismologie früher auf eine signalbasierte Aufzeichnung der Messdaten gesetzt wurde. Der Fortschritt durch moderne Computer in den letzten Jahrzehnten führte zu einer signifikanten Verbesserung in der Signalverarbeitung. Mit Hilfe der modernen Elektronik können in der heutigen Zeit vermehrt signalbasierte Datensätze mit üblichen Detektionsraten von bis zu 40 MHz aufgezeichnet werden. Die Möglichkeit, auf detektierte Datensätze zurückzugreifen, eröffnet eine ganze Reihe von Post-processing-Methoden, die zunehmend zum Einsatz kommen. Dies beginnt von der signalbasierten Auswertung im Frequenz-Zeit-Raum bis hin zur nachträglichen Definition und Extraktion von beliebigen Parametern aus den Datensätzen. Beispielsweise kann auch der Startwert der Welle neu bewertet werden.

In dieser Arbeit werden die Möglichkeiten der SEA evaluiert, um kohlestofffaserverstärkte Kunststoffe zu untersuchen. Für die Verwendung der SEA spricht die hohe Sensitivität des Messverfahrens, welches prinzipbedingt auch bei anisotropem Werkstoff keine Nachteile hinsichtlich Sensitivität vorweist. Insbesondere wurde der Fokus auf die automatische Startwertbestimmung transienter Signale gelegt.

In Kapitel 2 werden die theoretischen Grundlagen beschrieben, die zum Verständnis der weiteren Kapitel beitragen.

Kapitel 3 befasst sich mit der Lokalisierung von SEA-Signalen. Einen besonderen Schwerpunkt stellen die Algorithmen zur automatischen Ersteinsatzbestimmung dar, da sie ein unabdingbarer Bestandteil der Lokalisierung sind. Im Detail wurden bestehende Algorithmen modifiziert und für den vorliegenden Anwendungsfall optimiert. Zudem wird in diesem Abschnitt ein Verfahren für eine automatische qualitative Bewertung der Ersteinsatzbestimmung vorgestellt. Das Qualitätskriterium trifft vollautomatisiert eine Aussage, wie sicher bzw. wie unsicher sich ein Verfahren zur Ersteinsatzbestimmung hinsichtlich des ermittelten Ergebnisses ist.

In Kapitel 4 werden bestehende schallemissionsanalytische Methoden dazu verwendet, nähere Informationen der untersuchten CFK-Proben zu sammeln. Im Fokus dieser Arbeit stehen hierbei die Verfahren, die in der Lage sind, ähnliche Signale zu finden und zu separieren.

Kapitel 5 stellt eine Zusammenfassung der erzielten Ergebnisse dar.

2 Grundlagen

In diesem Abschnitt werden die theoretischen Grundlagen der Schallemissionsanalyse betrachtet. Dies beinhaltet Kenntnisse zur Wellenausbreitung, Wellendetektion und der anschließenden Signalverarbeitung.

2.1 Grundlagen der Schallemissionsanalyse

Die Schallemissionsanalyse (SEA) zählt zu den „quasi“ zerstörungsfreien Prüfmethoden. Für die SEA wird der Prüfkörper mit akustischen Sensoren versehen. Mit der SEA kann beispielsweise ein Objekt hinsichtlich mechanischer Unversehrtheit überwacht werden oder die Bruchmechanik des Objektes genauer untersucht werden. Bei Letzteren werden die detektierten SEA-Signale ausgewertet, um Rückschlüsse auf Schädigungsart und -ausmaß bilden zu können. Da der übliche Frequenzbereich der Schallwellen (10kHz-1,5MHz) größtenteils in einem Bereich liegt, der für das menschliche Gehör nicht wahrnehmbar ist, wäre streng genommen der Begriff Ultraschallemissionsanalyse passender.

2.1.1 *Parameterbasierte Auswertung*

Kerngegenstand der parametrischen Auswertung bildet die Extraktion definierter Parameter aus jedem detektierten Signal. Bei einer parametrischen Auswertung werden streng genommen nur die verwendeten Parameter extrahiert, während der gesamte Datensatz nicht weiter betrachtet wird. In der Historie der SEA war es lange Zeit nicht möglich, die komplette Signalform für eine große Anzahl von Signalen zu speichern. Erst durch leistungsfähigere Rechner ist es möglich, auch einen Großteil der detektierten Datensätze zu speichern. Moderne SEA-Geräte besitzen nur noch sehr kurze Totzeiten. In der heutigen Zeit kann man in der Regel auf die Signalformen zurückgreifen. Hinsichtlich der parametrischen Auswertung ergibt sich hierdurch der Vorteil, dass spezielle Parameter auch nach dem Experiment extrahiert werden können. Das Auswerten der Parameter gehört nach wie vor zu der Standardauswertung der SEA. Als Vorteil der parametrischen Aus-

wertung ist zu erwähnen, dass sie selbst für große Datensätze mit vielen Signalen schnell einen guten Überblick geben kann. Zudem ist eine erste Kategorisierung der Signale über einzelne Parameter möglich. Daher ist es nicht verwunderlich, dass extrahierte Parameter die Grundlage für die meisten Mustererkennungsverfahren und Clusteranalysen bilden.

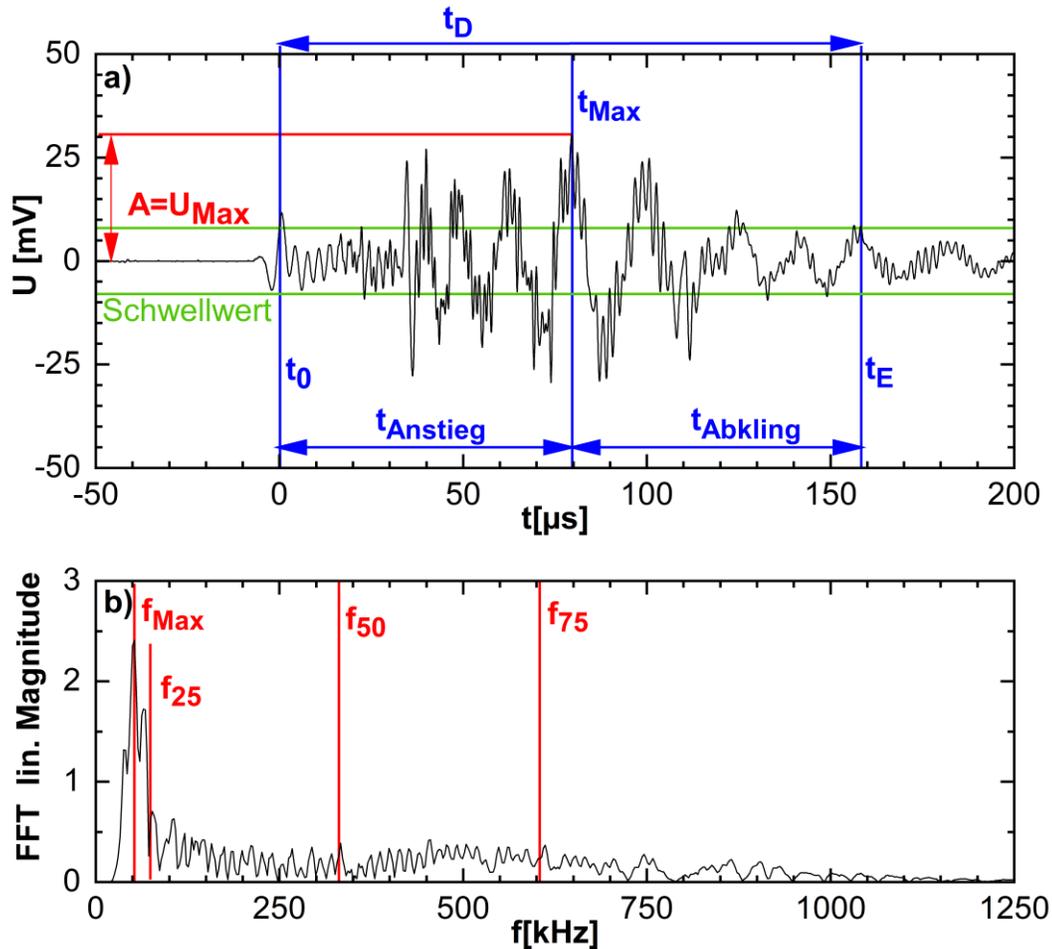


Abb. 2.1 Gängige Parameter in der SEA;

Abb. 2.1 zeigt die wichtigsten Standardparameter. Diese sind häufig im Mess-System integriert und können durch die Hersteller-Software ausgelesen werden. Typischerweise benötigt die Parameterextraktion vieler SEA-Signale nur wenige Sekunden.

Der Schwellwert (Threshold) wird in der Regel appliziert und legt fest, welche Signalintensität vom System als SEA-Signal interpretiert wird. Standardmäßig wird als Startzeit t_0 die Zeit erkannt, bei der die Signalintensität zum ersten Mal den Schwellwert passiert. Bei der schwellwert-basierten Startwertbestimmung kommt es systematisch zu einer verspäteten Startwertbestimmung. Dieser Sachverhalt wird in Abschnitt 3.1 thematisiert.

Analog zum Startzeitpunkt t_0 beschreibt t_E als Endzeitpunkt den Zeitpunkt der letzten Schwellwertüberschreitung eines Signals.

Die betragsmäßig größte Amplitude A tritt per Definition zum Zeitpunkt t_{\max} auf. Aus diesen drei Zeitgrößen lassen sich durch Differenzbildung auch t_{Anstieg} , t_{Abkling} und t_{Dauer} ermitteln. Zusätzliche Standardparameter, wie die Anzahl der Schwellwertüberschreitungen eines Signals (Counts), die elektrisch detektierte Energie E

$$E = \sum_t (U_t)^2 \quad \text{Formel 2.1}$$

können mit der Herstellersoftware (Vallen Visual AE) automatisch extrahiert werden. Da in der experimentellen Praxis der SEA meist keine absolute Kalibrierung vorliegt, muss der Vergleich von Energiewerten zwischen den Experimenten mit Bedacht erfolgen. Zudem hängen viele der Parameter vom empirisch bestimmten Schwellwert ab. Mit Hilfe der Fast-Fourier-Transformierten (FFT) lässt sich das Frequenzspektrum ermitteln (vgl. 2.2.1). Hieraus können wichtige Frequenzparameter gewonnen werden. Die Frequenz mit der maximalen Intensität f_{\max} kann direkt aus dem Frequenzspektrum abgelesen werden. Die Frequenzen f_{25} , f_{50} und f_{75} sind die Grenzfrequenzen, bei denen das Integral der FFT jeweils 25%, 50% bzw. 75% vom gesamten Integral entspricht.

2.1.2 Messkette der Schallemissionsanalyse

Ein zentrales Ziel der SEA ist es, anhand der aufgezeichneten Daten Rückschlüsse auf den Signalursprung ziehen zu können. Da sich der Signalverlauf zwischen dem Schwingungsimpuls der Quelle (\mathcal{Q}) bis hin zum ausgewerteten Datensatz \mathcal{S} stark ändert, wäre es vorteilhaft, Kenntnisse der jeweiligen Übertragungsfunktion zu besitzen.

Abb. 2.2 zeigt eine schematische Übersicht verschiedener Einflussgrößen:

$$S(t) = \mathcal{Q} \mathcal{A} \mathcal{B} \mathcal{C} \mathcal{D} \mathcal{E} \mathcal{F} \mathcal{G} \mathcal{J}. \quad \text{Formel 2.2}$$

K. Aki und P. Richards konnten zeigen, dass die Initialbedingung für die Quelle \mathcal{Q} mathematisch durch den Momententensor M beschrieben werden kann (Aki und Richards)

$$M_{ik} = C_{iklm} n_m \Delta V \quad \text{Formel 2.3}$$

Der Momententensor bildet sowohl die Magnitude als auch die winkelabhängige Abstrahlcharakteristik ab. Die Stärke der Schallwelle skaliert mit dem geometrischen Ausmaß der Rissfläche ΔV . Ebenso interessant ist in verschiedenen Anwendungsfällen auch die Polarität der Quelle. Ein mögliches Verfahren stellt dabei die Momententensorinversion (MTI) dar. Ihr zu Grunde liegen die Untersuchungen der Abstrahlcharakteristik, die

aus der Seismologie bekannt sind und dort auch Erstausschlags-Verfahren genannt werden. Die Polarität wird durch den initialen Erstausschlag der Welle positiv (Auslenkung zu positiven Spannungswerten) oder negativ (Auslenkung zu negativen Spannungswerten) gewertet. Mit Hilfe der verschiedenen Schallemissionssensoren wird die Polarität in Bezug zu den Sensorpositionen und Sensororientierung gesetzt. Die Bestimmung der einzelnen Polaritäten an den räumlich angeordneten Sensoren kann anschließend in eine Aufteilung verschiedener Bruchmechanismen führen, da man das gemessene Polaritätsschema mit den theoretisch bzw. bruchmechanisch erwarteten Polaritäten abgleicht.

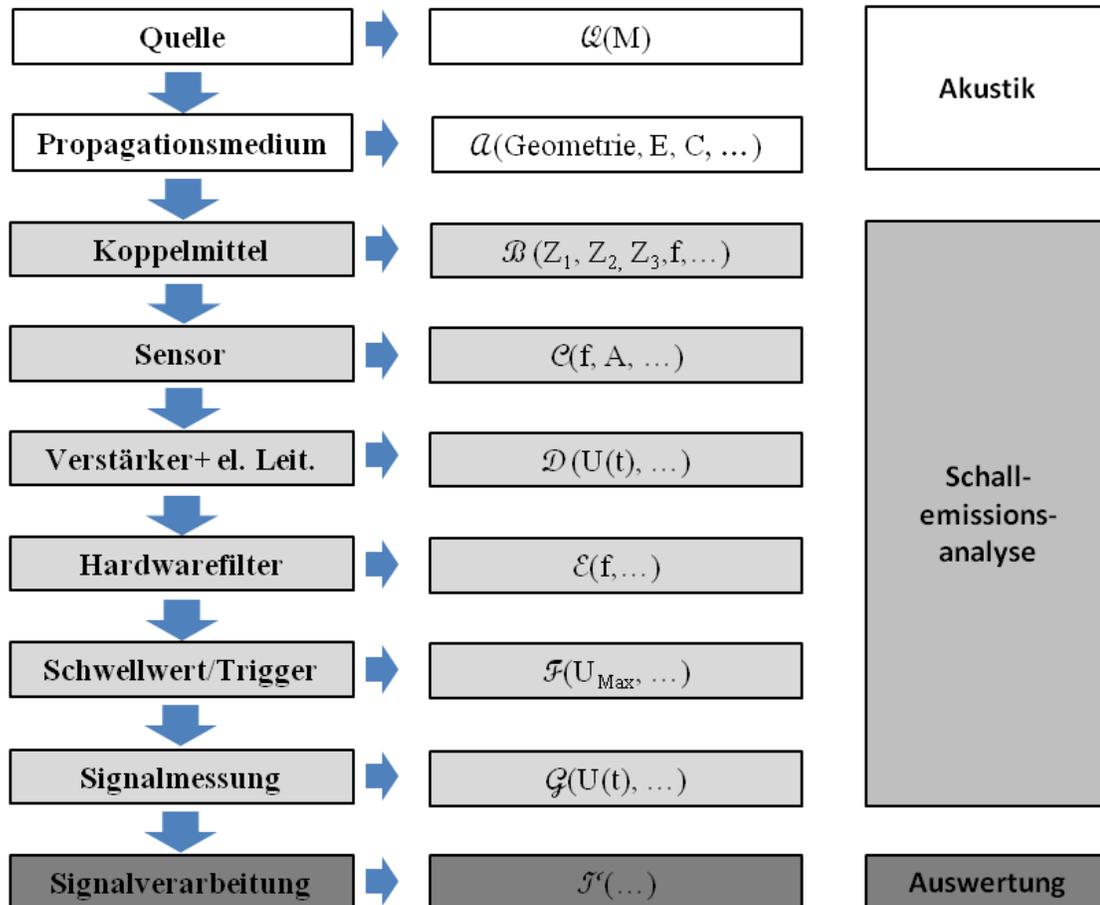


Abb. 2.2 Einflussfaktoren auf das detektierte Signal; das reine Quellsignal wird durch die verschiedenen Übertragungsfunktionen verändert. Die einzelnen Übertragungsfunktionen \mathcal{A} , \mathcal{B} , \mathcal{C} , \mathcal{D} , \mathcal{E} , \mathcal{F} , \mathcal{G} , \mathcal{J} sind in der Regel nicht bekannt bzw. schwer zu bestimmen.

Die Momententensorinversion ist von Große (Grosse und Reinhardt 1999), (Grosse und Ohtsu 2008) ausführlich behandelt worden. Weiter grundlegende Arbeiten für den Ansatz von isotropen Materialien stammen von Ohtsu (Ohtsu 1991), während die Arbeiten von Fukunaga und Kishi (Fukunaga und Kishi 1986), Enoki und Kishi (Enoki und Kishi

1988), Hildyard (Hildyard et al. 2006) und Landis/Shah (Landis und Shah 1995) Ansätze für heterogene Materialien liefern.

Die Wellenpropagation ist nicht nur von den elastischen Materialkonstanten des Propagationsmediums, sondern auch von den geometrischen Abmessungen des Probenkörpers abhängig. Die Übertragungsfunktion \mathcal{A} entspricht im Wesentlichen der Greenschen Funktion. Eine analytische Lösung der Greenschen Funktion gibt es nur für ausgewählte Materialien und Geometrien wie beispielsweise für den Halbraum. Die Wellenausbreitung im Medium wird in den Abschnitten 2.1.4 und 2.1.5 behandelt.

Durch die Verwendung von Koppelmittel kann man einen Luftspalt zwischen Sensor und Probe wirkungsvoll vermeiden. Im Allgemeinen reduziert dies die Reflektionen an der Grenzfläche von Probe zu Sensor, indem die Impedanzen angeglichen werden (vgl. Formel 2.22). Dennoch hat diese Grenzfläche Einfluss auf die Wellenform, der mit der Übertragungsfunktion \mathcal{B} in Formel 2.3 beschrieben wird.

Der Einfluss des Sensors \mathcal{C} auf die Wellenform ist besonders wichtig. Die Überführung der mechanischen Welle in ein elektrisches Signal erfolgt meist durch einen piezoelektrischen Sensor. Für gleichmäßige Geometrien des Piezoelektrikums, der Dämpfungsmasse oder einer akustisch nicht entkoppelten Sensorverkapselung können Stehwellen auftreten, die sich in einer resonanten bzw. multiresonanten Kennlinie des Sensors manifestieren. Wird ein resonanter Sensor mit seiner Eigenfrequenz angeregt, so ist er bei dieser extrem sensitiv. Davon abweichende Frequenzen, die den Sensor gleichzeitig erreichen, können unter Umständen kaum wahrgenommen werden. Um mit der SEA möglichst sensibel zu sein, können die Sensoren und ihre Resonanzfrequenzen an den erwarteten Frequenzbereich angepasst werden. Sollen die Signale auf ihren Frequenzgehalt untersucht werden, sind die Möglichkeiten resonanter Sensoren beschränkt. Eine nachträgliche Korrektur bei einer bekannten Übertragungsfunktion \mathcal{C} ist mathematisch möglich, aber wegen der starken Frequenzabhängigkeit oft sehr ungenau. Für die Auswertung des Frequenzgehaltes empfehlen sich breitbandige Sensoren, die für den interessanten Frequenzbereich zumindest ein ähnliches Ansprechverhalten besitzen. Zudem ist die Übertragungsfunktion \mathcal{C} für viele Sensoren auch vom Einfallswinkel der ankommenden Welle (relativ zum Sensor) abhängig (Manthei et al. 2001), (Grosse und Ohtsu 2008).

Weiterhin unterscheiden sich die Sensoren darin, ob ein integrierter Vorverstärker implementiert ist. Moderne Vorverstärker sind mittlerweile rauscharm mit einer hohen Spannungsverstärkung. Andere Qualitätsmerkmale eines Verstärkers sind die Linearität über einen breiten Frequenzbereich, sowie die Unempfindlichkeit gegenüber elektromagnetischen Störgrößen von außen. Das Gewicht der Übertragungsfunktion \mathcal{D} im Vergleich zur Sensorkennlinie \mathcal{C} ist für die meisten Anwendungen vernachlässigbar, solange der

Vorverstärker nicht an seine Grenzen gelangt. Beispielsweise kann dies durch eine Plateau-Bildung bei max. Spannungsverstärkung erfolgen.

Optional kann für bestimmte Umgebungsbedingungen ein analoger Bandpassfilter \mathcal{E} definiert werden. So können beispielsweise sehr niedrige und sehr hohe Frequenzen stark unterdrückt werden.

Das Auslösen bzw. nicht Auslösen des Triggers \mathcal{F} bearbeitet die Signale zwar nicht, selektiert jedoch die Signale nach den vorgegebenen Kriterien. Für einen einfachen Schwellwert-Trigger, werden die ankommenden Signale nach dem maximalen Spannungswert selektiert. Die Übertragungsfunktion \mathcal{F} ist in diesem Fall eine Stufenfunktion in Abhängigkeit von A_{\max} in Bezug auf den Schwellwert.

Wird das ankommende analoge Signal vom Transientenrekorder von analogen Daten in digitale Daten umgewandelt, werden die kontinuierlichen Spannung- und Zeit-Signale in äquidistante Spannungspunkte diskretisiert. Insbesondere bei schwachen SEA-Signalen oder einer geringen Amplituden-Dynamik der Messkarte stellt diese Umwandlung in digitale Spannungswerte \mathcal{G} ein größeres Problem für die Signalbearbeitung dar.

2.1.3 Schallquellen für Schallemissionssignale

Grundsätzlich kann man bei der Schallemissionsanalyse zwischen künstlichen und natürlichen Schallquellen unterscheiden. Als künstliche Schallquellen werden in diesem Kontext Schallquellen bezeichnet, die von außen in ein Testobjekt eingebracht werden, um beispielsweise das Mess-System zu testen. Dies kann in der gängigen Praxis beispielsweise über einen Bleistiftminenbruch (Hsu und Breckenridge 1981) erfolgen. Dabei wird eine Bleistiftmine auf dem Testkörper aufgesetzt und in einem definierten Winkel belastet, bis die Bleistiftmine über dem Testobjekt abbricht (genormt nach ASTM E 976-05, ASTM E 2374-04). Bevor die Bleistiftmine bricht, übt sie eine (relativ) reproduzierbare, punktuelle Kraft auf die Oberfläche des Probekörpers aus. Bricht die Mine, wird wegen der fehlenden Rückstellkraft die punktuelle Auslenkung der Materialoberfläche schlagartig entspannt und initiiert dabei im Festkörper den Ursprung einer akustischen Welle. Die akustische Welle breitet sich im Festkörper aus und wird von der SEA detektiert. Alternativ kann das Messsystem auch mit brechenden Glaskapillaren geprüft werden. Zudem können Störgeräusche unabsichtlich von außen in das Objekt gelangen (z. B. durch die Universalprüfmaschine).

Als „natürliche“ Schallquellen werden in dieser Arbeit alle Schallquellen bezeichnet, die ihre Ursache in einer mikroskopischen oder makroskopischen Schädigung der Probe haben. Natürliche Schallquellen entstehen aufgrund einer Belastung des Probekörpers. Der

primäre Zweck der schallemissionsanalytischen Untersuchung liegt in einem Informationsgewinn über den Schädigungsherd.

2.1.4 Elastische Wellen in isotropen Materialien

Prinzipiell unterscheidet man zwischen elastischen und plastischen Verformungen eines Festkörpers. Bei elastischen Verformungen handelt es sich um einen voll reversiblen Verformungsprozess im Festkörper. Wird ein mechanischer Bruchvorgang untersucht, so ist der Ursprung der Welle meist eine plastische Deformation. Als Schallquelle für die SEA können im Prinzip alle schnell ablaufenden Prozesse, die mit infinitesimalen Materialverrückungen verbunden sind, dienen. Hat eine lokale, sprunghafte Materialverrückung innerhalb eines Festkörpers stattgefunden, wird aufgrund der veränderten Rückstellkräfte durch den restlichen Materialverbund eine elastische Schwingung angeregt, die sich im Material ausbreitet.

Für den ungedämpften Fall kann die Schwingung durch die Differentialgleichung

$$\rho \frac{\partial^2 u_i}{\partial t^2} = \frac{\partial \sigma_{ik}}{\partial r_k} \quad \text{Formel 2.4}$$

beschrieben werden. Dabei ist ρ die Dichte des Materials und u_i die infinitesimale Verrückung entlang der Raumrichtung i . Auf der rechten Seite von Formel 2.4 entspricht σ_{ik} den Spannungstensor, wodurch der Spannungszustand eines Festkörpers charakterisiert wird. Zudem kann der Spannungstensor σ_{ik} mit Hilfe des generalisierten Hook'schen Gesetzes durch

$$\sigma_{ik} = C_{iklm} \cdot \epsilon_{lm} \quad \text{Formel 2.5}$$

ausgedrückt werden.

Im Rahmen der linearen Elastizitätstheorie und unter Verwendung der Einsteinschen Summenkonvention beschreibt Formel 2.5 den linearen Zusammenhang zwischen dem Spannungstensor σ_{ik} , Elastizitätstensor C_{iklm} und dem Dehnungstensor ϵ_{lm} . Dieser lineare Zusammenhang gilt im Hookeschen Bereich, der in der Praxis für kleine Auslenkungen in guter Näherung erfüllt ist.

Bei dem Elastizitätstensor C_{iklm} handelt es sich um einen Tensor 4.ter Ordnung mit 81 unabhängigen Komponenten. Neben dem symmetrischen Deformationstensor ϵ_{lm} lässt sich auch zeigen, dass der Elastizitätstensor symmetrisch bezüglich Permutation ist (Landau et al. 1991)

$$C_{iklm} = C_{kilm} = C_{ikml} = C_{lmik}.$$

Formel 2.6

Dadurch wird die Anzahl der unabhängigen Koeffizienten für Festkörper auf 21 reduziert (Landau et al. 1991). Je nach den Gegebenheiten im Festkörper können die voneinander unabhängigen Koeffizienten weiter reduziert werden. In dem Fall von orthotropen Festkörpern wie unidirektionalen kohlestofffaserverstärkten Kunststoffen (CFK) kann der Elastizitätstensor unter Benutzung der Voigt-Notation auf eine 6x6 Matrix mit 9 unabhängigen, elastischen Koeffizienten reduziert werden. Da der Spannungstensor σ_{ik} im Festkörper symmetrisch sein muss ($\sigma_{ik} = \sigma_{ki}$), kann dieser auf einen Vektor mit 6 unabhängigen Einträgen reduziert werden. Diese teilen sich auf in die drei Normalspannungen σ_{ii} und den drei Scherspannungen τ_{ik} . Analog dazu kann der Deformationstensor ϵ_{lm} für diesen Fall als Vektor mit drei normalen Komponenten ϵ_{ll} und 3 Scherspannungskomponenten γ_{lm} dargestellt werden

$$\begin{pmatrix} \sigma_{xx} \\ \sigma_{yy} \\ \sigma_{zz} \\ \tau_{yz} \\ \tau_{xz} \\ \tau_{xy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_{xxxx} & C_{xxyy} & C_{xxzz} & 0 & 0 & 0 \\ C_{xxyy} & C_{yyyy} & C_{yyzz} & 0 & 0 & 0 \\ C_{xxzz} & C_{yyzz} & C_{zzzz} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & C_{yzyz} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{xzxz} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & C_{xyxy} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \epsilon_{xx} \\ \epsilon_{yy} \\ \epsilon_{zz} \\ \gamma_{yz} \\ \gamma_{xz} \\ \gamma_{xy} \end{pmatrix}$$

Formel 2.7

Durch die Einführung der Lamé'schen Konstanten κ und μ kann diese Darstellung weiter vereinfacht werden:

$$\begin{pmatrix} \sigma_{xx} \\ \sigma_{yy} \\ \sigma_{zz} \\ \tau_{yz} \\ \tau_{xz} \\ \tau_{xy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \kappa + 2\mu & \kappa & \kappa & 0 & 0 & 0 \\ \kappa & \kappa + 2\mu & \kappa & 0 & 0 & 0 \\ \kappa & \kappa & \kappa + 2\mu & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mu & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mu & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mu \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \epsilon_{xx} \\ \epsilon_{yy} \\ \epsilon_{zz} \\ \gamma_{yz} \\ \gamma_{xz} \\ \gamma_{xy} \end{pmatrix}$$

Formel 2.8

Die Lamé'schen Konstanten beschreiben die elastischen Parameter für isotrope Materialien vollständig. Dies bedeutet, dass ein mathematischer Zusammenhang zwischen den Lamé'schen Konstanten, dem E-Modul E , dem Kompressionsmodul E_C , dem Schermodul E_S und der Poissonzahl ν besteht.

$$E = \mu \frac{3\kappa + 2\mu}{\kappa + \mu}$$

Formel 2.9

$$E_C = \kappa + \frac{2}{3}\mu$$

Formel 2.10

$$E_S = \frac{\kappa(1-2\mu)}{2\mu} \quad \text{Formel 2.11}$$

$$\nu = \frac{\kappa}{2(\kappa+\mu)} \quad \text{Formel 2.12}$$

Für isotrope Materialien vereinfacht sich Formel 2.4 unter Verwendung der Lamé'schen Konstanten letztlich auf

$$\rho \frac{\partial^2 \vec{u}}{\partial t^2} = (\kappa + \mu) \nabla (\nabla \cdot \vec{u}) + \mu \Delta \vec{u} \quad . \quad \text{Formel 2.13}$$

Die Lösung von Formel 2.13 kann mit einem Vektorfeld geschrieben werden als:

$$\vec{u} = \nabla \zeta + \vec{\nabla} \times \vec{\psi} \quad . \quad \text{Formel 2.14}$$

Dies führt in isotropen Medien zu zwei unabhängigen Gleichungen

$$\Delta \zeta = \frac{1}{c_L^2} \frac{\partial^2 \zeta}{\partial t^2} \quad \text{und} \quad \text{Formel 2.15}$$

$$\Delta \psi = \frac{1}{c_T^2} \frac{\partial^2 \psi}{\partial t^2}, \quad \text{Formel 2.16}$$

aus denen die Ausbreitungsgeschwindigkeiten für die longitudinale und die transversale Ausbreitungsgeschwindigkeiten c_L und c_T resultieren.

$$c_L = \sqrt{\frac{E(1-\nu)}{\rho(1+\nu)(1-2\nu)}} \quad \text{Formel 2.17}$$

$$c_T = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1+\nu)}} \quad \text{Formel 2.18}$$

Die beiden Gleichungen verknüpfen die Ausbreitungsgeschwindigkeit der Longitudinalwelle und der Transversalwelle mit den mechanischen Eigenschaften des Mediums, in dem sich die akustische Welle bewegt.

2.1.5 Plattenwellen (Lambwellen)

Plattenwellen werden auch geführte Wellen genannt und sind im deutschsprachigen Raum auch unter dem englischen Begriff „Lambwellen“ bekannt. Die Ausbildung von Lambwellen wurde zuerst von Horace Lamb mathematisch beschrieben (Lamb 1917). Eine detailliertere Betrachtung für die Ausbreitung von Plattenwellen wurde später von Viktorov (Viktorov 1967) und Achenbach (Achenbach 1973) durchgeführt. Mittlerweile

findet man die Plattenwellen auch in verschiedenen Lehrbüchern zur Akustik wie beispielsweise Möser (Möser und Kropp 2010).

Man spricht von Plattenwellen, wenn sich akustische Wellen in einem plattenförmigen Medium ausbreiten. Als plattenförmige Medien gelten Geometrien, wenn die Dicke d der Platte im Vergleich zur Wellenlänge λ sehr klein ist ($d < \lambda$) (Rose 1999). Die Betrachtung von Plattenwellen ist für die späteren Untersuchungen von kohlefaserverstärkten Kunststoffen (CFK) von Bedeutung. Im Automobilbereich handelt es sich in der Regel um Plattenstärken von wenigen Millimetern. Im Vergleich dazu betragen die Wellenlängen in den niedrigeren Frequenzbereichen, in denen die SEA verwendet wird, mehrere cm. Die Bedingung für die Ausbildung von Lambwellen $d < \lambda$ ist in guter Näherung erfüllt. Aufgrund der physikalischen Randbedingungen findet man eine dispersive Wellenausbreitung bei Plattenwellen vor. Dies bedeutet, dass sich die akustische Welle für unterschiedliche Frequenzen verschieden schnell ausbreitet. Ferner gilt auch, dass dieselbe Frequenz sich unterschiedlich schnell im plattenförmigen Medium ausbreiten kann. Dementsprechend beschreibt der Zusammenhang $c(f)$ mathematisch lediglich eine Relation und keine Funktion.

Für dünne Platten müssen nun die Grenzflächen berücksichtigt werden. Die akustische Impedanz Z hilft zur mathematischen Beschreibung des Verhaltens der akustischen Welle an einer Grenzfläche zweier verschiedener Medien. Diese kann im freien Schallfeld eines Materials durch

$$Z = \rho \cdot c \quad \text{Formel 2.19}$$

ausgedrückt werden. In Formel 2.19 beschreibt ρ die Dichte und c die Schallgeschwindigkeit im Propagationsmedium. In Analogie zu den Gesetzmäßigkeiten der Optik kann auch in der Akustik der Reflexionsfaktor σ_r durch die Impedanzänderung der beiden Medien berechnet werden:

$$\sigma_r = r^2 = \left(\frac{Z_1 - Z_2}{Z_1 + Z_2} \right)^2 \quad \text{Formel 2.20}$$

Entsprechend in gleicher Art und Weise lässt sich auch ein Transmissionsfaktor σ_T berechnen, der definiert ist durch:

$$\sigma_T = t^2 = \left(\frac{2Z_2}{Z_2 + Z_1} \right)^2 \quad \text{Formel 2.21}$$

Die Indizes beziehen sich auf die beiden Materialien, die die Grenzfläche bilden.

Berechnet man mit Formel 2.10 den Reflexionsfaktor σ_r für den Übergang eines Festkörpers zu Luft (mit Atmosphärendruck), kommt man auf einen Reflexionsfaktor $\sigma_r \approx 1$. Dies hat zur Folge, dass fast der gesamte Teil der akustischen Welle innerhalb des Festkörpers reflektiert wird. Unter der Annahme der physikalischen Randbedingung, dass beide parallele Oberflächen als spannungsfrei ($\sigma=0$) betrachtet werden können, wurde die mathematische Beschreibung der Lambwellen (bzw. der Plattenwellen) von Victorov (Viktorov 1967) auf die Form gebracht:

$$\frac{\tan(k_q h)}{\tan(k_p h)} = \frac{4k^2 k_p k_q}{(k_q^2 - k^2)^2} \quad \text{Formel 2.22}$$

$$\frac{\tan(k_q h)}{\tan(k_p h)} = \frac{(k_q^2 - k^2)^2 4k^2 k_p k_q}{4k^2 k_p k_q} \quad \text{Formel 2.23}$$

Formel 2.22 gilt für die symmetrischen Ausbreitungsmoden S_0, S_1, S_2, \dots , während die Formel 2.23 die antisymmetrischen Ausbreitungsmoden A_0, A_1, A_2, \dots , beschreibt. Für diese beiden Gleichungen existieren keine analytischen Lösungen. Daher müssen diese Gleichungen numerisch gelöst werden. Die Lösung der jeweils ersten drei symmetrischen antisymmetrischen Ausbreitungsmoden ist in Abb. 2.3 dargestellt (Vallen und Valen; Prosser et al. 1999).

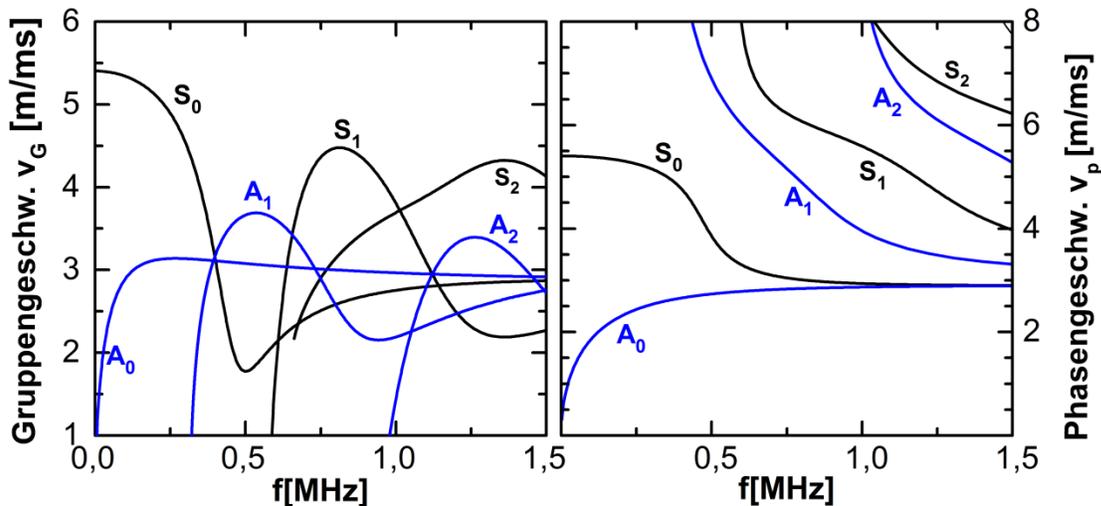


Abb. 2.3 Numerische Lösung der Dispersionsgleichungen für eine 4,9 mm dicke Aluminiumplatte; Da beide Gleichungen eigentlich nur von der Wellenzahl k abhängen wird die X-Achse für die Dispersionsgleichungen teilweise auch in MHz/d beschrieben.

In der Theorie unterscheidet man die Partikelbewegungen der symmetrischen und antisymmetrischen Methode. Die Richtung der Partikelbewegungen lässt sich im Experiment aber nur schwer bestimmen. Zusätzlich können auch SH-Moden beobachtet werden, die streng genommen nicht zu den Lamb-Wellen gehört, da die Partikelbewegungen in der horizontalen Ebene (in der Plattenebene) stattfinden.

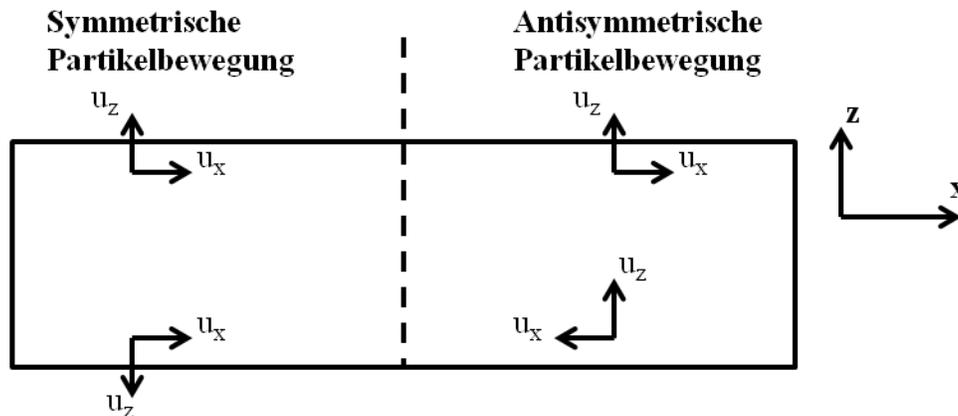


Abb. 2.4 Partikelbewegungen für symmetrische Moden (links) und antisymmetrische Wellen (rechts);

2.1.6 Akustische Dämpfungsmechanismen

Wie bereits von Pollock (Pollock 1986) und Prosser (Prosser 1996) diskutiert, wird die akustische Dämpfung von Schallemissionssignalen von fünf Hauptfaktoren dominiert:

- 1) Geometrisches Aufspreizen der Welle
- 2) Thermoelastische und Akhiezer Dämpfung
- 3) Dispersion
- 4) Streuung an Inhomogenitäten
- 5) Abstrahlung in ein angrenzendes Medium und Modenumwandlung

Für die Dämpfung einer punktförmigen Schallquelle ist die geometrische Aufspreizung ein wichtiger Gesichtspunkt. Ihr liegt die sphärische Ausbreitung der Welle zugrunde, so dass die Wellenfront im Raum mit zunehmender Zeit eine größere Oberfläche beschreibt. Aufgrund der Energieerhaltung sinkt mit einer größeren Wellenfront die Amplitude. Insbesondere im Nahfeld ist die geometrische Dämpfung bei Volumenkörpern (proportional zu $1/r^2$) dominanter als bei Lambwellen (aufgrund der planaren Wellenausbreitung pro-

portional zu $1/r$). Im Fernfeld muss die thermoelastische Dämpfung wie auch die Akhiezer Dämpfung berücksichtigt werden. Thermoelastische Dämpfung hat ihre Ursache in der Wärmeausbreitung des Materials, die während der Kompression der fortlaufenden Welle entsteht. Der Akhiezer-Dämpfungsmechanismus findet statt, da die akustische Welle die Gleichgewichtsposition der Phononen stört, was zu einem dissipativen Energieeintrag führt. Für die Untersuchung von Lambwellen muss noch zusätzlich die Dispersion als Dämpfungsmechanismus berücksichtigt werden (Neau et al. 2001). Wie bereits in Abschnitt 2.1.5 beschrieben, führt eine dispersive Wellenausbreitung zum Auseinanderlaufen eines Wellenpaketes, wodurch sich die maximale Amplitude verkleinert. Ein einmaliger breitbandiger Impuls beginnt sich mit zunehmender Zeit beziehungsweise kausal damit verbunden, mit zunehmender Distanz aufzuspreizen.

Die Dämpfungsmechanismen von Lambwellen wurden in Verbundmaterialien von Castaings (Castaings et al. 2000), Bartoli (Bartoli et al. 2006) und später auch von Schubert (Schubert und Herrmann 2011) untersucht.

2.2 Signalbasierte Auswertung

Mit den verbesserten technologischen Möglichkeiten rückt die signalbasierte Auswertung immer mehr in den Vordergrund schallemissionsanalytischer Untersuchungen. Die steigenden Berechnungskapazitäten moderner Computer sowie die verschiedenen Möglichkeiten der Signalverarbeitung sind an dieser Entwicklung maßgeblich beteiligt. Je nach Komplexität des Berechnungsverfahrens, auf die im Folgenden kurz eingegangen wird, kann die Auswertung quasi in Echtzeit oder im darauffolgenden Post-processing-Schritt berechnet werden.

2.2.1 Frequenzanalyse

Die Frequenzanalyse nimmt eine zentrale Rolle in der Signalverarbeitung ein. Für die Frequenzanalyse werden die transienten Schallwellen vom Zeitbereich in den Frequenzbereich überführt. Da es sich bei den Schallwellen um diskrete Datenpunkte handelt, wird für die Berechnung des Frequenzgehalts die diskrete Fourier-Transformation (DFT) verwendet (Mertins 2013). Die DFT ist in vielen Analyse-Programmen standardmäßig implementiert und wurde in dieser Arbeit nach (National Instruments) berechnet durch

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot e^{-j\frac{2\pi nk}{N}} . \quad \text{Formel 2.24}$$

$X(k)$ ist die diskrete Fourier-Transformierte von der Eingangsfolge $x(n)$ mit N Elementen im Zeitbereich. Nach dem Shannon'schen Abtasttheorem kann der Frequenzgehalt eines Signals eindeutig rekonstruiert werden, sofern $x(t)$ auf die halbe Abtastrate beschränkt ist (Shannon 1949). Ist die notwendige Abtastrate zu niedrig, können die Frequenzen nicht eindeutig bestimmt werden (Aliasing-Effekt) (Mertins 2013). In Bezug auf die Schallemissionsanalyse ist es vorteilhaft, den zu erwartenden Frequenzgehalt im Vorfeld zu kennen, um die Abtastfrequenz richtig festlegen zu können. Die minimale Abtastfrequenz

$$f_{\text{Abtast}} > 2(f_{\text{max}} - f_{\text{min}})$$

Formel 2.25

wird Nyquist-Frequenz genannt. Eine alternative Betrachtungsweise dazu liefert das Quantisierungstheorem, das Widrow 1961 formulierte (Widrow 1961). Streng genommen ist die Fourier-Transformation nur für periodische Funktion (beziehungsweise Folgen) gültig. Dies ist in der Praxis bei SEA-Signalen prinzipbedingt nicht der Fall. Im Allgemeinen behilft man sich deshalb für die Fourier-Transformation mit der Auswahl eines bestimmten Zeitbereichs. Dieser wird mit einer Fensterfunktion umgesetzt, die auf den relevanten Signalanteil gefaltet wird.

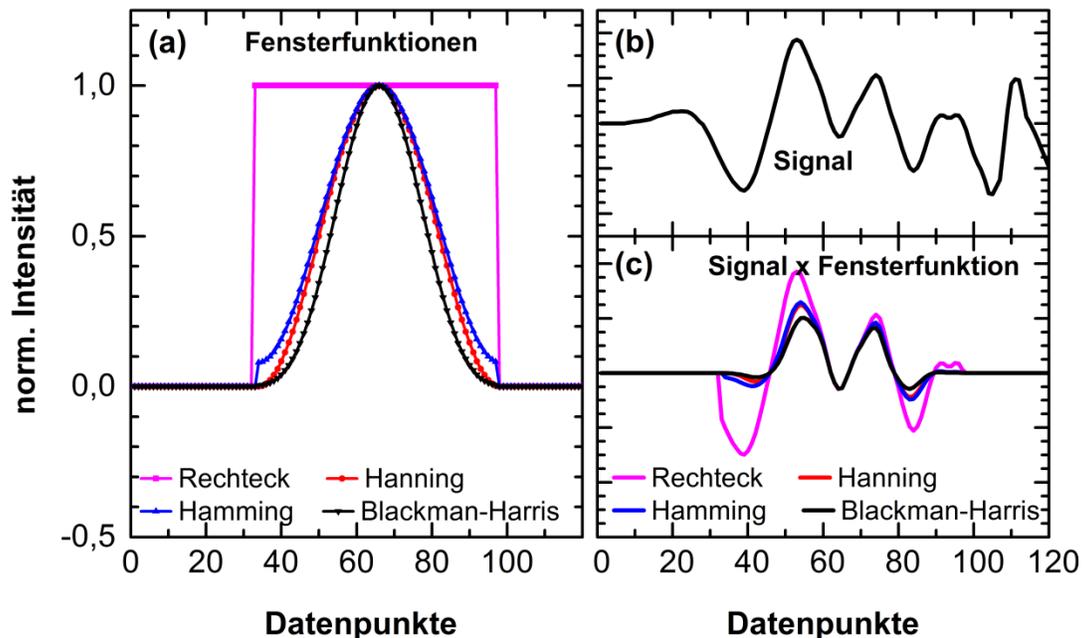


Abb. 2.5 Verschiedene Fensterfunktionen; in (a) sind exemplarisch vier verschiedene Fensterfunktionen dargestellt. Die Breite des Fensters wird gemäß dem Anwendungsfall parametrisiert (hier 64 Punkte). In (b) wird der Signalverlauf des Ursprungsignals gezeigt, der in (c) mit der Fensterfunktion multipliziert wurde. Je nach Fensterauswahl unterscheidet sich der berechnete Signalverlauf (c), der als Eingangsgröße für die FFT verwendet wird.

Die einfachste Fensterfunktion ist das Rechteckfenster. Dieses gewichtet die Messdaten im Fenster mit eins und die Messdaten außerhalb des Fensters mit Null. Da der sprunghafte Anstieg bzw. Abfall der Fensterfunktion für die Berechnung der FFT nicht für jeden Anwendungsfall optimal ist, gibt es eine Fülle weiterer Fensterfunktionen. Die Wahl der Fensterfunktionen beeinflusst maßgeblich die Ergebnisse der FFT. In Abb. 2.5 wird der Unterschied der Fensterfunktionen beispielhaft für das Eingangssignal der FFT gezeigt. Um diesen Effekt auch hinsichtlich eines Frequenzspektrums abschätzen zu können wurde ein Signal generiert, dessen Nutzsignal lediglich drei Frequenzen f_1 , f_2 und f_3 beinhaltet (vgl. Abb. 2.6).

Idealisiert betrachtet sollte die FFT idealerweise nur 3 Deltafunktionen an den Stellen f_1 , f_2 , und f_3 ausgeben. Die Idee ist nun, die FFT mit verschiedenen Fensterfunktionen auf dasselbe Signal anzuwenden und die Ergebnisse miteinander zu vergleichen. Der Einfluss der Fensterbreite wurde eliminiert, indem die verschiedenen Fensterfunktionen (Rechteck, Hamming, Hanning und Blackman-Harris-Fenster) dieselbe Fensterbreite besitzen. Abb. 2.6 (a) zeigt die zerlegten Bestandteile des Ursprungssignals mit den zugehörigen Amplituden (f_1 , f_2 , f_3 , A_1 , A_2 , A_3). Man findet in Abb. 2.6 (a) auch ein weißes Rauschen von kleiner Amplitude, welches vorerst für in Abb. 2.6 (c) außer Acht gelassen wird. Die Berechnung der FFT weicht auch in Abwesenheit von Rauschen von den theoretisch erwarteten Delta-Funktionen ab (vgl. Abb. 2.6 c). Zudem sind die berechneten Frequenzspektren (mit den unterschiedlichen Fensterfunktionen) verschieden. Für die Bewertung der am besten geeigneten Fensterfunktion ist nicht nur die Breite der Peaks bei f_1 , f_2 , und f_3 relevant, sondern auch die Höhe des Peaks zum Rauschniveau. Graphisch äußert sich dieses Wunschverhalten in einem möglichst tiefen, gleichmäßigen Plateau über alle nicht relevanten Frequenzen.

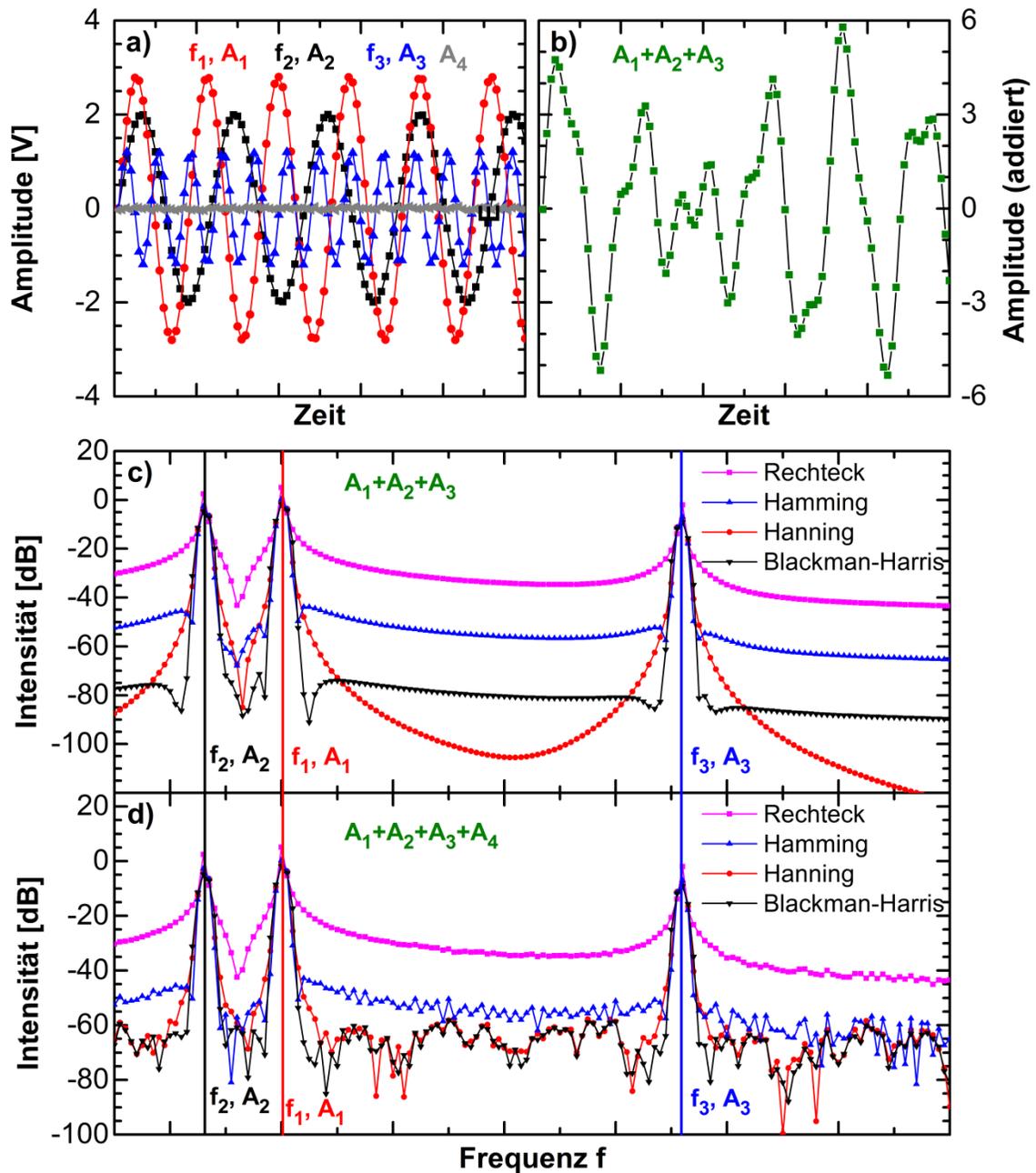


Abb. 2.6: Einfluss der Fensterfunktionen; (a) zeigt drei verschiedene Frequenzen f_1 , f_2 und f_3 mit ihren Amplituden A_1 , A_2 und A_3 . Diese Relationen werden in (b) aufsummiert und anschließend mit verschiedenen Fensterfunktionen die FFT berechnet.

Für die genannten Bewertungskriterien liefert das Blackman-Harris Fenster am ehesten das gewünschte Ergebnis (vgl. Abb. 2.6 (c), schwarzer Graph). Die Fourier-Transformierte bildet über einen breiten Frequenzbereich ein gleichmäßiges Niveau von etwa -80dB aus, während die drei Frequenzen ein verhältnismäßig schmales Maximum

ausbilden. Wird neben den drei Sinuskurven ein weißes Rauschen addiert, so bildet sich ein Rauschniveau im Frequenzraum von etwa -60dB aus (vgl. Abb. 2.6 (d)). Im Gegensatz zu der analytischen Signalberechnung (ohne Rauschen) besitzt das breitbandige Rauschen den größeren Einfluss an der Plateau-Bildung im Frequenzraum. Aus dieser Überlegung heraus wurde in dieser Arbeit, sofern nichts anderes erwähnt ist, immer das Blackman-Harris-Fenster verwendet. Für dieses Rauschniveau zeigt das Hanning-Fenster auch adäquate Ergebnisse, bildet aber etwas breitere Peaks aus.

Die Fourier-Transformation kann das vorliegende Signal für den betrachteten Zeitbereich, der durch das Fenster selektiert wurde, in den Frequenzbereich überführen, liefert aber keine Information über die zeitliche Entwicklung des Frequenzspektrums. Gerade bei transienten Signalen, wie man sie üblicherweise in der SEA vorfindet, ist der zeitliche Verlauf des Frequenzgehalts interessant. Die signalbasierte Auswertung stützt sich daher zunehmend auf die Zeit-Frequenzanalyse von SEA-Signalen.

2.2.2 *Zeit-Frequenz-Analyse*

Mit Hilfe der Zeit-Frequenz-Analyse ist es möglich, die zeitliche Entwicklung des Frequenzspektrums visuell sichtbar zu machen. In Bezug auf die SEA ist dies interessant, da die verschiedenen symmetrischen und antisymmetrischen Moden experimentell dargestellt werden können. Es gibt verschiedene Möglichkeiten, von einem Signal eine Zeit-Frequenz-Analyse zu extrahieren.

Ein ganz allgemeines Problem liegt all diesen Methoden gleichermaßen zu Grunde. Bereits 1927 hat Heisenberg seine Unschärferelation postuliert. Er traf dort die Annahme, dass zu einem definierten Zeitpunkt der Ort und der Impuls eines Teilchens gleichzeitig nicht beliebig genau gemessen werden können (Heisenberg 1927; Robertson 1929). Diese Annahme wurde kurz darauf von Robertson verallgemeinert (Robertson 1929), indem sich die mathematische Beschreibung ganz allgemein auf komplementäre Observablen ausweitet. Da die Frequenz f und die Zeit t komplementäre Variablen darstellen, bedeutet es für die Zeit-Frequenz-Analyse, dass nicht beide Größen gleichermaßen exakt erfasst werden können (Cohen 1989). Für die SEA leitet sich hieraus ab, dass es unmöglich ist, für einen beliebig kurzen Zeitabschnitt ein beliebig detailliertes Frequenzspektrum zu berechnen. Aus der Heisenbergschen Unschärferelation kann der Einfluss der Fensterlänge auf die Frequenzauflösung der Fourier-Transformierten hergeleitet werden. Je länger die Dauer des betrachteten Signalfensters ist, desto besser wird die Frequenzauflösung. Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei der Unschärferelation nicht um Unzulänglichkeiten der Messtechnik, sondern um ein physikalisches Phänomen handelt.

Die einzelnen Methoden zur Zeit-Frequenz-Analyse gehen verschieden mit diesem Problem um. Abb. 2.7 zeigt schematisch die Zeit-Frequenz-Auflösung verschiedener Berechnungsmethoden. Die Grafik zeigt, dass sowohl das Signal im Zeitbereich als auch das Signal im Frequenzbereich den Grenzfall bilden. Das Signal im Zeitbereich erreicht prinzipiell die volle Zeitauflösung, aber keine Aussage über die Frequenz. Führt man die Fourier-Transformation durch, so wird die maximale Frequenzauflösung erreicht, hat aber keine Information zu welcher Zeit welche Frequenzanteile vorhanden sind. Die Fourier-Transformierte beschreibt dementsprechend den zweiten Grenzfall.

In Abb. 2.7 bedeutet die Heisenberg'sche Unschärferelation, dass die Größe der eingezeichneten Rechtecke nicht beliebig klein werden kann, sondern einen festen minimalen Flächeninhalt besitzen.

Die STFT-Transformation zeigt je nach der gewählten Fensterlänge für jede Zeit bzw. Frequenz dieselbe Auflösung. Die Wavelet-Transformation begegnet kleineren Frequenzen mit einer verhältnismäßig niedrigen Zeitauflösung und hoher Frequenzauflösung. Bei höheren Frequenzen kehrt sich dieser Zusammenhang um. Im Folgenden wird auf die einzelnen Verfahren näher eingegangen.

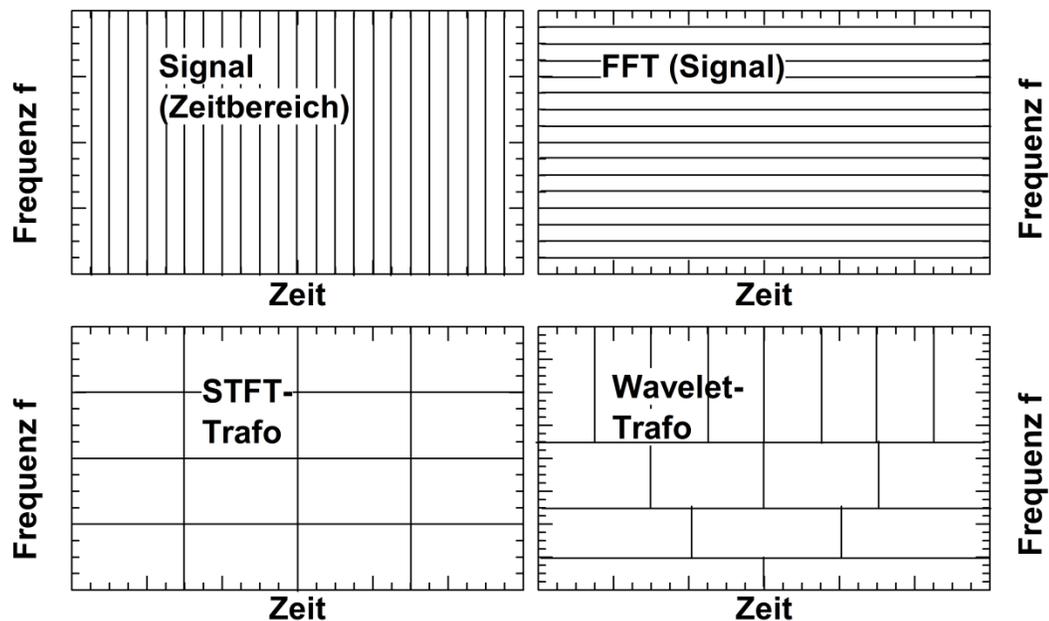


Abb. 2.7 Schematische Darstellung für Unschärfe im Zeit-Frequenzraum (Calomfirescu, 2008);

STFT-Transformation

Die Short-Time-Fourier-Transformation wird in der Literatur auch „moving window“ genannt. Dafür verwendet man eine sequenzielle Aneinanderreihung von sehr vielen, verhältnismäßig kurzen Zeitfenstern, für die jeweils das Frequenzspektrum berechnet wird. Anschließend werden die einzelnen Frequenzspektren den Zeitpunkten zugeordnet. So kann die Frequenz über die Zeit aufgetragen und in Form von Konturplots dargestellt werden. Mathematisch dargestellt bedeutet dies

$$S_{STFT}(f, t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i2\pi ft} x(\tau) \cdot h(\tau - t) d\tau \quad . \quad \text{Formel 2.26}$$

Die Fensterfunktion $h(t)$ ist hier ein Platzhalter für eine beliebige Fensterfunktion. Gemäß den Überlegungen von Abschnitt 2.2.1 wird in dieser Arbeit für die STFT das Blackman-Harris-Fenster verwendet.

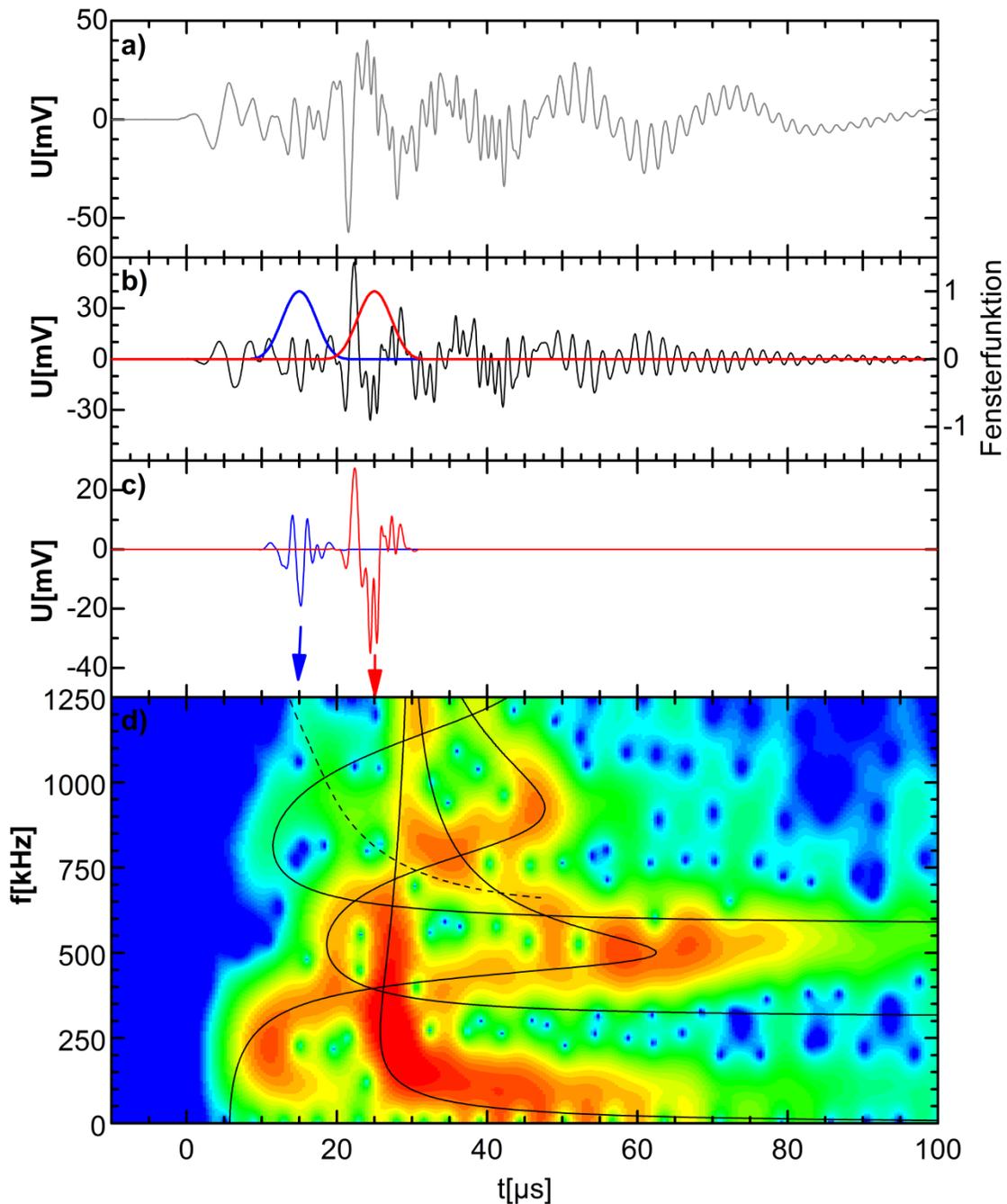


Abb. 2.8 STFT für eine modenbasierte Schallausbreitung; die theoretisch erwarteten Moden wurden in schwarz mit eingezeichnet (vgl. Abschnitt 2.1.6). Die STFT hat für jede Frequenz bzw. Zeit dieselbe Auflösung. Für die Berechnung wurde ein Blackman-Harris-Fenster mit einer Breite von 64 Datenpunkten verwendet. Das Frequenzspektrum wurde alle 8 Datenpunkte neu berechnet und entsprechend dem Zeitwert aufgetragen.

Wie bereits erwähnt, eignen sich diese Verfahren zur Darstellung verschiedener Moden. Abb. 2.8 zeigt die prinzipielle Funktionsweise. Als Quelle hierfür wurde eine künstliche SEA-Quelle an einer 4,9 mm dicken Aluminiumplatte detektiert. Der Bleistiftminenbruch

(0,3 mm) wurde in einer Entfernung von 15 cm mit einem breitbandigen Sensor detektiert.

Damit sowohl die symmetrischen als auch die antisymmetrischen Moden in der Aluminiumplatte angeregt werden, erfolgt der Bleistiftminenbruch nicht an der Oberfläche der Platte, sondern an der Kante. Der Bleistiftminenbruch erfolgte in einer Tiefe von $(1,25 \pm 0,25)$ mm.

Für die detaillierte Darstellung der einzelnen Dispersionsmoden ist eine SEA-Apparatur mit hochwertigen Komponenten notwendig. Nähere Untersuchungen zu der Anregung von symmetrischen und antisymmetrischen Moden wurden von Hamstad (Hamstad 2007) veröffentlicht. Die Platte besitzt eine ausreichende Größe, um für einen bestimmten Zeitraum keine Reflexionen von den Plattenrändern zu erhalten. In diesem Fall war die Aluminiumplatte 1m x 0,8m groß. Als Sensor wurde der Glaser Conical verwendet. Dieser bietet gute Voraussetzungen für eine Separation einzelner Dispersionsmoden. Primär wird von diesen Sensoren das Kriterium der Breitbandigkeit über einen breiten Frequenzbereich sehr gut erfüllt (McLaskey und Glaser 2009; McLaskey und Glaser 2012). Sekundär vermeiden sie aufgrund der annähernd punktförmigen Kontaktfläche das Problem des Detektionsorts. Bei Sensoren mit einer kreisrunden Kontaktfläche existiert beispielsweise zusätzlich ein Problem mit der Integration über die Kreisfläche. Zudem verfügen die Glaser-Conicals über ein schnelles Abklingverhalten nach dem Signalende.

Wavelet Transformation

Im Gegensatz zur STFT verwendet die Wavelet-Transformation (WT) keine fest definierte Fensterfunktion. Die WT benutzt ein breiteres Fenster für tiefe Frequenzen und ein schmaleres Fenster für die höheren Frequenzbereiche (Abb. 2.7).

Die kontinuierliche Wavelettransformation (CWT) von einem Signal $x(t)$ wurde von Chui dargestellt (Chui 1992)

$$S_{CWT}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \cdot \Psi\left(\frac{\tau-b}{a}\right) d\tau \quad \text{Formel 2.27}$$

Dabei ist a der sogenannte Skalierungsfaktor, mit dem das Mutterwavelet Ψ gestreckt wird. Als Funktion für das Mutterwavelet wird häufig die Garbor-Funktion verwendet (Kishimoto et al. 1995) (Walnut 2002), die durch

$$\Psi_g(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \sqrt{\frac{\omega_0}{\gamma}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\omega_0 t}{\gamma}\right)^2 + i\omega_0 t\right) \quad \text{Formel 2.28}$$

mit der Zentralfrequenz ω_0 definiert wird (Gabor 1946). Mit Hilfe von Formel 2.27 und Formel 2.28 kann aus einer detektierten Welle als Ergebnis wieder ein Konturplot mit der Zeit-Frequenz-Analyse dargestellt werden.

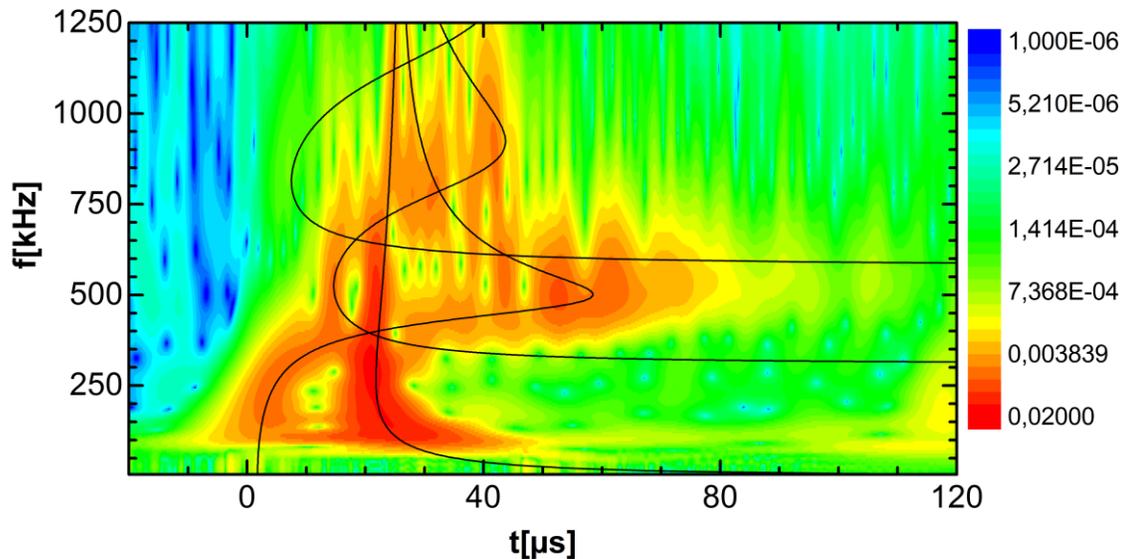


Abb. 2.9 Wavelet-Transformation für die Zeit-Frequenz-Darstellung; Die Wavelet-Transformation wurde für dasselbe Signal wie die STFT in Abb. 2.8 durchgeführt. Die charakteristische Zeit-Frequenzauflösung macht sich im unteren Frequenzbereich an den waagrechten gerichteten Artefakten sowie im höheren Frequenzbereich in den senkrechten gerichteten Artefakten bemerkbar. Die Berechnung erfolgte mit dem AGU-Vallen-Wavelet-Software (Vallen Systeme GmbH 2013) (Frequenzauflösung: 5kHz, Wavelet-Size 1000).

Hamstad (Hamstad et al. 2002) zeigte das Potenzial der Wavelet-Transformation für SEA-Signale auf, indem er für simulierte SEA-Signale die Wavelet-Transformation anwendete.

Choi-Williams

Neben den bereits dargestellten Methoden findet für die Signalbearbeitung von SEA-Signalen die Choi-Williams Transformation immer wieder Verwendung. Der Vorteil der Choi-Williams-Transformation ist, dass die einzelnen Partitionen wie beispielsweise einzelne Moden sehr gut definiert sind, was das Auffinden dieser sehr erleichtern kann. Nachteil dieser Methode ist, dass die Choi-Williams-Transformation von starker Artefaktbildung begleitet wird. In diesem Zusammenhang wird von Cross-Thermen gesprochen. Die Artefaktbildung äußert sich in starken Intensitätseinträgen, wo real keine Signalanteile zu erwarten sind. Für die Choi-Williams-Transformation wurde dasselbe Ursprungssignal wie in Abb. 2.8 und Abb. 2.9 für die Berechnung verwendet.

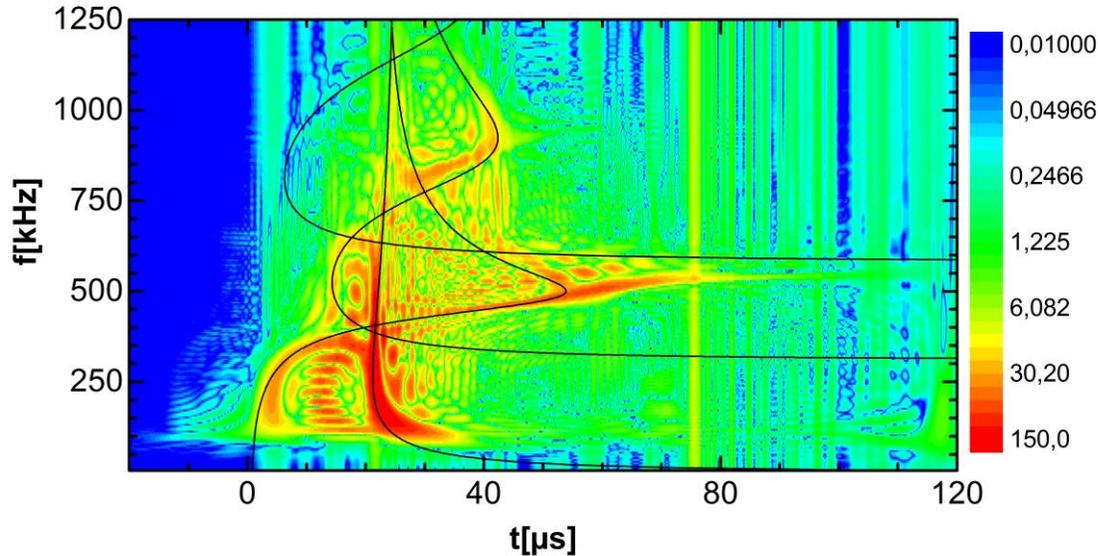


Abb. 2.10 Choi-Williams-Transformation; AGU-Vallen Wavelet (Vallen Systeme GmbH 2013) (Frequenzauflösung 5kHz, No of terms in damping summation 112, Exponential Damping parameter 20).

Nähere Vergleiche zwischen der Wavelet-Transformation und der Choi-Williams-Transformation wurden ebenfalls von Hamstad durchgeführt (Hamstad 2008).

2.2.3 Hilbert-Transformation

Die Hilbert-Transformation ist eine nützliche Methode, um die Einhüllende eines Signalverlaufs zu berechnen. Die Einhüllende eines Signals kann helfen, die einzelnen Wellenpakete zu umspannen oder um Reflexionen am Probenende ausfindig zu machen. Darüber hinaus findet man die Hilbert-Transformation bei der Lokalisierung von SEA-Ereignissen.

Für das gemessene, rein reelle Signal berechnet die Hilbert-Transformation den Imaginärteil dazu (Calomfirescu 2008). Die Hilbert-Transformation wird berechnet nach

$$H(x(t)) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \frac{1}{t-\tau} d\tau. \quad \text{Formel 2.29}$$

Aus dem realen Signalanteil $x(t)$ und dem imaginären Signalanteil $H(x(t))$ ergibt sich das analytische Signal (Bracewell 1965)

$$x_A(t) = x(t) + iH(x(t)) \quad . \quad \text{Formel 2.30}$$

Die Einhüllende (Envelope) zu dem Signal kann mit

$$E(t) = \sqrt{x(t)^2 + H(x(t))^2} \quad \text{Formel 2.31}$$

berechnet werden. Die Hilbert-Transformation ist in den meisten Analyseprogrammen ebenfalls implementiert (LabView 2012).

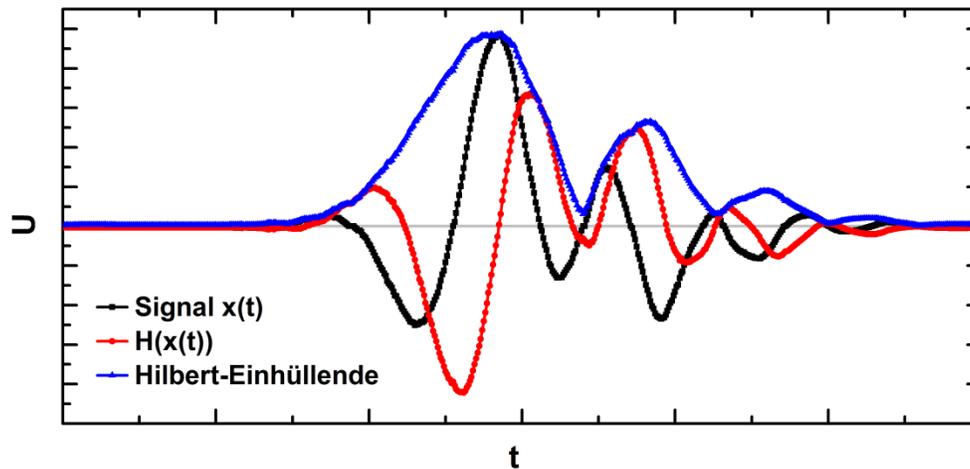


Abb. 2.11 Hilbert-Transformierte und Hilbert-Einhüllende; die schwarze Linie stellt das Originalsignal $x(t)$ dar. Die rote Kurve ist die Hilbert-Transformierte. Die Hilbert-Einhüllende in blau entspricht dem Energiegehalt der Welle.

2.3 Separation und Klassifizierung von SEA-Signalen

Die einfachste Einteilung von Signalen in verschiedene Gruppen ist die Kategorisierung nach verschiedenen SEA-Parametern. So kann man die einzelnen Signale neben der Zeit nach der Amplitude oder dem Frequenzgehalt sortieren. Die automatische Kategorisierung von detektierten Signalen in verschiedene Gruppen soll die Interpretation der Schallemissionssignale erleichtern. Die Identifikation von Ähnlichkeiten in den Schallemissionssignalen kann wertvolle Hinweise auf einen Schädigungsherd geben. Hinsichtlich der Anwendung für Faserverbundmaterialien können die verschiedenen Mustererkennungsverfahren Hinweise auf die Art der Schädigung bzw. dem mikroskopischen Schädigungsmechanismus geben.

2.3.1 Kreuzkorrelationsfunktion

Hinsichtlich der SEA wird die Kreuzkorrelationsfunktion in erster Linie dazu verwendet, um ähnliche Signalgruppen ausfindig zu machen. Für die Normierung der Korrelationsfunktion benötigt man die Autokorrelationsfunktion. Dabei wird die Korrelationsfunktion eines Signals mit sich selbst berechnet. Für Signale mit diskreten Folgen x_k bzw. y_k wird die Autokorrelation nach (National Instruments)

$$f_{xx}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x_k \cdot x_{n+k} \quad \text{Formel 2.32}$$

$$g_{yy}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} y_k \cdot y_{n+k} \quad \text{Formel 2.33}$$

berechnet. Hier nimmt $n = -(N-1), -(N-2), \dots, (N-1)$ an und sorgt für die Verschiebung der Funktion gegen sich selbst. Die Autokorrelationsfunktion besitzt $2N+1$ Datenpunkte während die Ausgangsfunktion selbst nur N Datenpunkte besitzt. Das unverschobene Signal ($n=0$) hat mit sich selbst immer die höchste Ähnlichkeit und den größten Funktionswert. Derselbe Wert kann unter Umständen für einen anderen Wert n erreicht werden, falls das Signal absolut periodisch ist. Die Autokorrelationsfunktion wird entweder dazu benutzt, das Maximum von f_{xx} für weitere Zwecke zu berechnen oder um eine Periodizität in einem Signal zu finden. (Mertins 2013)

$$\left| f_{xx}(n) \right|_{\text{Max}} = f_{xx}(0) \quad \text{und} \quad \left| g_{yy}(n) \right|_{\text{Max}} = g_{yy}(0) \quad \text{Formel 2.34}$$

Das Produkt dieser beiden Maximalwerte wird für die Normierung der Kreuzkorrelation

$$R_{xy}(n) = f(t) \otimes g(t) = \frac{1}{\sqrt{f_{xx}(0)g_{yy}(0)}} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} x_k \cdot y_{n+k} \cdot$$

Formel 2.35

benutzt, die ebenfalls in LabView 2012 umgesetzt wurde. Die Normierung gemäß Formel 2.35 sorgt dafür, dass die Kreuzkorrelationsfunktion nur Werte zwischen $-1 \leq R_{xy} \leq 1$ annehmen kann. Für betragsmäßig große Werte von R_{xy} sind die beiden Signale $f(t)$ und $g(t)$ zueinander ähnlich. Die Signale sind für $R_{xy} = 1$ identisch und für $R_{xy} = -1$ genau gegenphasig. Für kleine Beträge von R_{xy} sind die Signale zueinander verschieden. Die Kreuzkorrelationsfunktion wird in der Signalverarbeitung in verschiedenen Bereichen eingesetzt. Abb. 2.12 zeigt für zwei Signale die normierte Kreuzkorrelationsfunktion.

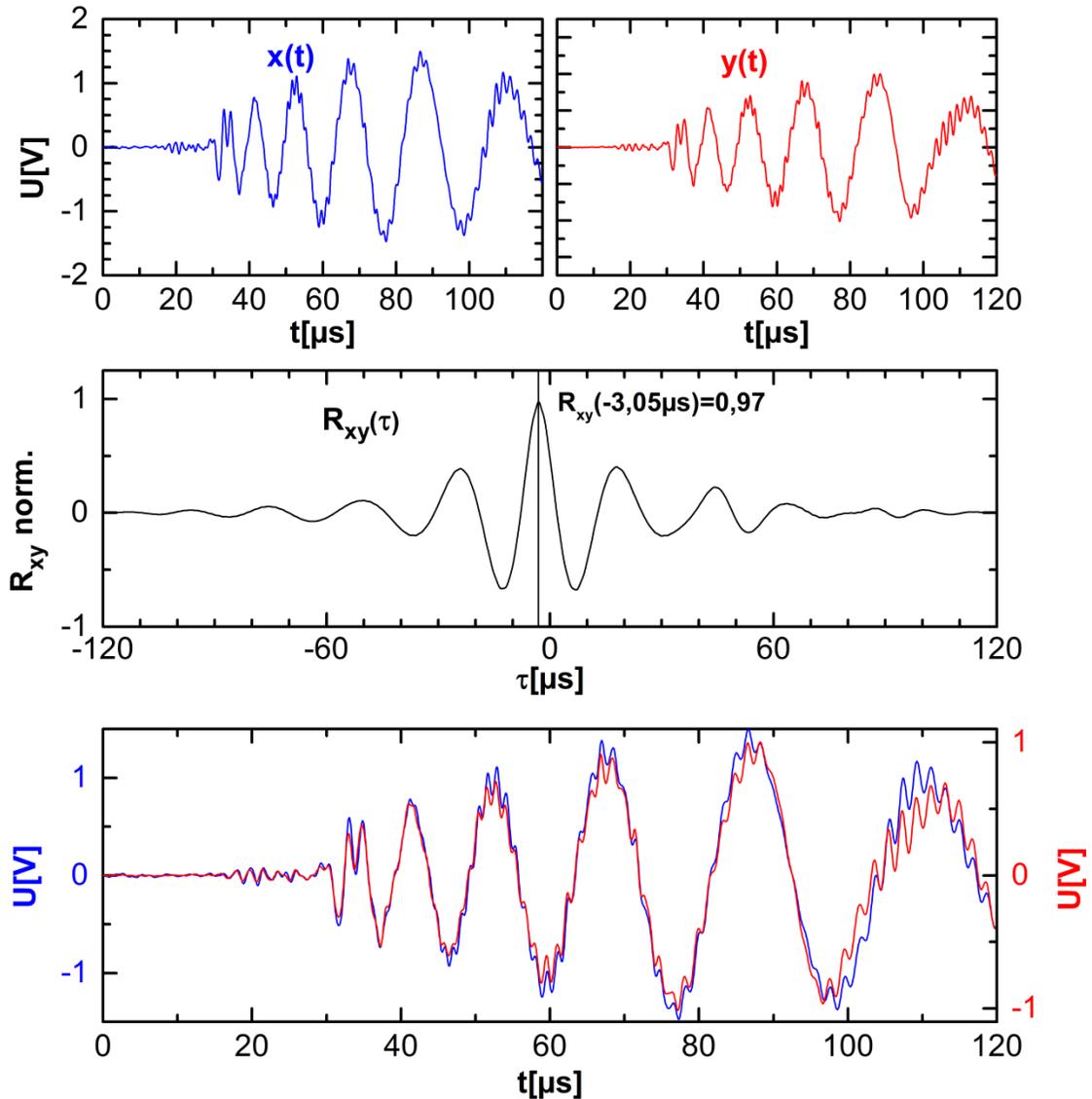


Abb. 2.12 Kreuzkorrelationsfunktion; das blaue und das rote Signal stammen von verschiedenen Bleistiftminenbrüchen. Das untere Bild sowie ein maximaler Korrelationsfaktor von $R_{xy}=0,97$ zeigen die hohe Reproduzierbarkeit von Signalen, die durch einen Bleistiftminenbruch erzeugt wurden.

Die Signale sind über die Zeit aufgetragen, weshalb R_{xy} in Abhängigkeit von der Zeitdifferenz τ dargestellt ist. Sowohl das rote als auch das blaue Signal stammen von zwei Bleistiftminenbrüchen auf einer Aluminiumplatte, die vom selben Sensor detektiert wurden. Die Signalerzeugung via Bleistiftminenbruch ist für eine hohe Reproduzierbarkeit bekannt (vgl. Abschnitt 2.1.3). Die Ähnlichkeit der beiden Signale sieht man am Korrelationsfaktor von $R_{xy} = 0,97$, der bei $t = -3,05 \mu\text{s}$ erreicht wird. Die beiden Signale sind um $3,05 \mu\text{s}$ gegeneinander verschoben. Die Möglichkeit, für zwei ähnliche Signale zusätzlich eine Zeitverschiebung gegeneinander zu bestimmen, kann unter bestimmten Umständen für die Lokalisierung von Schallemissionssignalen eingesetzt werden (Grabec 1978) (Zio-

la und Gorman 1991). In diesem Beispiel bedeutet der Zeitverzug, dass der verwendete Schwellwerttrigger zum Aufzeichnen der beiden Signale einen Zeitversatz gegenüber dem Signalverlauf hatte.

Ein Korrelationsfaktor von $R_{xy} > 0,8$ ist für SEA-Signale aus einem bruchmechanischen Versuch bereits aussagekräftig und setzt dieselbe Aufnehmercharakteristik voraus. Selbst für baugliche Sensoren bzw. der verschiedenen Sensorankopplung entstehen bereits Signalunterschiede. Zudem muss der Laufweg von der Schallquelle zum Sensor ähnlich sein. Für Korrelationsfaktoren $R_{xy} > 0,9$ ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass das Signal durch dieselbe Quellart, denselben Laufweg (zumindest größtenteils) und demselben Sensor aufgezeichnet wurde.

2.3.2 Mustererkennungsverfahren und Clusteranalysen

Mustererkennungsverfahren liefern ein sehr effizientes Verfahren für die Klassifizierung der aufgezeichneten Signale in ähnliche Signalgruppen. Dabei bilden sie die logische Erweiterung der Klassifizierung von Signalen nach einzelnen Parametern. Im Gegensatz zu einzelnen Parametern werden bei Mustererkennungsverfahren üblicherweise viel mehr Parameter verwendet, welche gleichzeitig auf Ähnlichkeit geprüft werden. So kann die Mustererkennung auch Gruppen identifizieren, wenn keine Separierung nach einzelnen Parametern möglich ist. Es sei angemerkt, dass bei diesem Verfahren die Klassifizierung der Signale in Gruppen ausschließlich auf Basis der gewählten Parameter erfolgt. Es gibt sowohl überwachte (supervised) als auch nicht überwachte (unsupervised) Klassifikationsverfahren. Der Unterschied besteht darin, dass bei der nicht überwachten Clusteranalyse von vorne herein keine zusätzlichen Informationen einfließen, die beispielsweise aus berechneten Modellen oder Erfahrungswerten stammen können. Bei deterministischen Clusteranalyseverfahren wird jedes Signal nur einem Cluster zugeordnet. Umgekehrt muss für die meisten Verfahren jedes Signal in eine Gruppe eingeteilt werden.

Im Wesentlichen müssen für die Clusteranalyse drei verschiedene Schritte durchgeführt werden. Im ersten Schritt müssen die richtigen Parameter aus den Messdaten ausgewählt und extrahiert werden. Die Wahl der Parameter ist nicht trivial. Das Problem ist die Anpassung der Parameter auf die Aufgabenstellung. Falls man mit Hilfe der Clusteranalyse ein Signal auf verschiedene Schädigungsherde zuordnen will, benötigt man verschiedene Parameter, die diese Aussage beinhalten. Besteht Interesse an einer Trennung der einzelnen Schädigungsmechanismen, so benötigt man Parameter, die dies abbilden können. Die Interpretation von gefunden Clustern bzw. die Zuordnung einer separierten Signalklasse zu einem bestimmten Ereignis ist bei der SEA ebenfalls nicht einfach. Es gibt kaum Möglichkeiten, die SEA-Ergebnisse mit anderen zerstörungsfreien Prüfmethode in ähnlicher

Zeit- und Ortsauflösung zu messen. Man benötigt zusätzliches Wissen, um eine Clusteranalyse mit einem passenden Satz an Parametern durchführen zu können.

Vor der eigentlichen Clusteranalyse benötigen die Daten einen Verarbeitungsschritt, der meist in Form einer Hauptkomponententransformation (principle component analyse PCA) durchgeführt wird und zu den ältesten multivariaten Methoden gehört (Pearson 1901) (Loève). Ihr Ziel für die Clusteranalyse ist die gleichberechtigte Darstellung von Variablen im n-dimensionalen Raum (Bacher et al. 2010). Unabhängig von der Clusteranalyse ist das primäre Ziel der PCA die Reduzierung der Hauptkomponenten und deren Darstellung in einem niedrigdimensionaleren Raum (Wolff & Bacher, 2010). Die PCA ist durch das Entfernen der Hauptkomponenten höchster Ordnung in der Lage, die Anzahl der betrachteten Variablen zu reduzieren, da diese den kleinsten Beitrag zur Trennung beitragen. Clusteranalysen wie „k-Means“ sind größtenteils sehr recheneffizient, was eine Reduzierung der Parameter nur in seltenen Fällen notwendig macht. Neuere Untersuchungen zeigen, dass die mit der Hauptkomponententransformation abgebildeten Variablen eine bessere Trennung durch den k-Means-Algorithmus bewirken (Ding und He 2004).

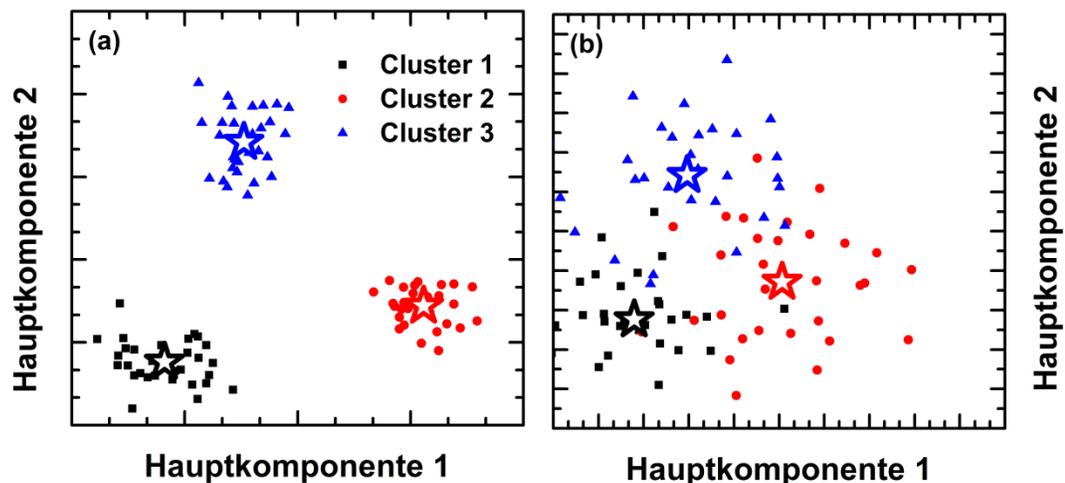


Abb. 2.13 Clusteranalyse; beispielhaft wurden drei Cluster in den verschiedenen Farben dargestellt. Die jeweiligen Clusterzentren sind mit einem Stern markiert. In a) sind die Cluster eindeutig voneinander unterscheidbar. In b) ist diese Zuordnung anhand der ersten beiden Hauptkomponenten nicht mehr so eindeutig.

Das k-Means-Verfahren gehört zu den am häufigsten verwendeten Clusteranalysen. Die Clusterzentren werden so berechnet, dass die Streuungsquadrate in den einzelnen Clustern minimal werden. Benutzt man für den n-dimensionalen Abstand die euklidische Metrik, so kann der k-Means-Algorithmus dargestellt werden durch:

$$SQ(C) = \min \sum_{i=1}^C \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \quad \text{Formel 2.36}$$

Die Anzahl der Cluster C muss bei diesem Verfahren prinzipiell im Vorhinein bekannt sein. Die einzelnen Objekte x_j werden nun dem Clusterzentrum μ_i zugeordnet. Der gängige Algorithmus für die computergestützte Berechnung ist 1982 von Lloyd entwickelt worden (Lloyd 1982). Trotz der Leistungsfähigkeit des k-Means-Verfahrens hat dieses auch Nachteile. Der größte Nachteil ist, dass abhängig von der Ausgangssituation der initial gesetzten Clusterzentren, unterschiedliche Ergebnisse geliefert werden können. Die Anfälligkeit der k-Means-Clusteranalyse gegenüber dem Startwert der Clusterzentren stellt ein Problem dar. Es wurden deshalb unterschiedliche Methoden entwickelt, die Initialbedingungen der Clusterzentren oder die darauf anschließende Berechnungen zu optimieren (Arthur und Vassilvitskii 2007) (Kohonen und Maps 1995). Ein alternativer, üblicher Ansatz ist das mehrmalige Berechnen der Clusteranalyse. Für diese Methode wird in der Regel das Ergebnis mit der besten Trennung der Clusterzentren weiterverwendet. Die Trennbarkeit einer Klassifizierung muss für dieses Vorgehen notwendigerweise in quantitativen Maßstäben berechnet werden. Hierzu findet man in der Literatur verschiedene Vorgehensweisen. Namentlich erwähnt seien in dieser Arbeit der Dunn-Index (Dunn 1974)

$$Dunn = \min_{i \neq j} \left(\min_{1 < j < C; i \neq j} \left(\frac{X_{ij}}{\max_{1 < l < C} X_l} \right) \right), \quad \text{Formel 2.37}$$

der Tou-Index (Tou 1979)

$$TOU = \frac{\min(X_{ij})}{\max(X_l)} \quad \text{Formel 2.38}$$

und der Davies-Bouldin-Index (Davies und Bouldin 1979)

$$DB = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^n \max_{i \neq j} \left(\frac{\bar{X}_i + \bar{X}_j}{X_{ij,0}} \right). \quad \text{Formel 2.39}$$

C ist dabei die Anzahl an Clustern. Die Indizes i und j stehen für den i -ten bzw. j -ten Cluster. Die weiteren Größen wurden in Abb. 2.14 visualisiert. X_{13} ist beispielsweise der Abstand zwischen dem ersten und dem dritten Clusterzentrum, die in der Abb. 2.13 jeweils mit einem Stern gekennzeichnet sind. Es gibt allerdings von diesen Klassifizierungsindizes noch viele weitere wie beispielsweise den Randindex (Rand 1971), den Γ -Index (Hubert und Arabie 1985) oder etwa den C-Index (Hubert und Schultz 1976), auf die in dieser Arbeit nicht weiter eingegangen wird. Diese Indizes dienen der numerischen Validierung der Mess-Ergebnisse. Dies ist insbesondere notwendig, da sich vom allgemeinen n -dimensionalen Raum nur jeweils eine Teilmenge graphisch darstellen lässt.

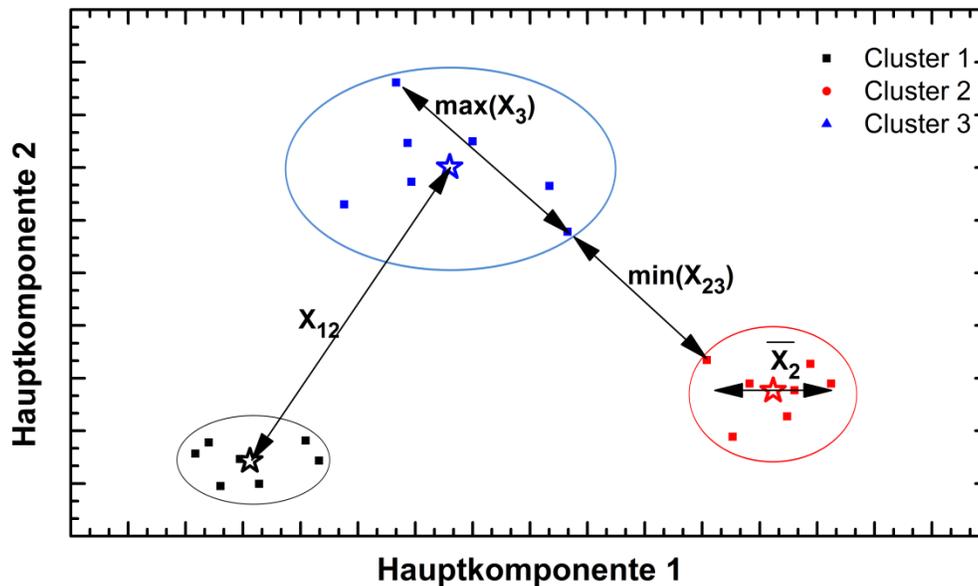


Abb. 2.14 Veranschaulichung der einzelnen Größen für die Berechnung der Indizes in Formel 2.37, Formel 2.38, Formel 2.39

Zudem können diese Indizes dazu verwendet werden, die Anzahl der vorhandenen Cluster zu bestimmen. So kann die Clusteranalyse für eine verschiedene Anzahl an Clustern berechnet und mit Hilfe der genannten Indizes nach der besten Trennbarkeit eine ausgezeichnete Zahl an Clustern bestimmt werden. Eine gute Trennbarkeit bedeutet eine eindeutige Eingruppierung der Parameterdatensätze in die jeweiligen Cluster.

Die Clusteranalyse macht keine Aussage nach der physikalischen Ursache der gebildeten Signalgruppen (Cluster). Die Trennung erfolgt lediglich numerisch auf Grundlage der extrahierten Parameter.

2.4 Lokalisierung von Schallemissionssignalen

Neben der Detektion von Materialschädigungen ist die SEA prinzipiell in der Lage, Schallquellen zu lokalisieren. Je nach Notwendigkeit für eine präzise Lokalisierung ist die Herangehensweise unterschiedlich komplex. Die einfachste Methodik, die gleichzeitig die ungenaueste Aussage über den Ort der SEA-Quelle trifft, ist die zonale Ortung. Die Lokalisierung auf genaue Koordinaten ist durch eine zonale Ortung nicht möglich. Die Sensoren werden dabei gleichmäßig über den Probekörper verteilt. Der Probekörper wird durch die Auswahl der Sensorpositionen in verschiedene Zonen vollständig aufgeteilt. Das Ergebnis der zonalen Ortung liefert lediglich die entsprechende Zone mit dem zuerst ausgelösten Sensor. Der Sensor der das Signal als erstes detektiert ist der Sensor mit dem geringsten Abstand.

Für eine präzisere Lokalisierung verwendet man ein überbestimmtes Sensorsystem und berechnet aus den Laufzeitunterschieden zwischen der SEA-Quelle und den einzelnen Sensorpositionen den Ursprung der Quelle.

Die genaue Kenntnis der Sensorpositionen wird hierfür vorausgesetzt. Eine exakte Bestimmung der Sensorposition ist oft nicht trivial. Zum einen ist für zylinderförmige Sensorgehäuse oft die Größe des signalerzeugenden Piezoelektrikums im Inneren des Gehäuses nicht bekannt. Zum anderen stellt es mit dieser Kenntnis eine weitere Herausforderung dar, über die Integration der Kreisfläche den exakten Detektionsort einer ankommenden Welle zu bestimmen. Auf jeden Fall sollte diese Fehlerquelle mit einbezogen werden, um die Größe des Fehlers in die weitere Fehlerbetrachtung einfließen zu lassen. Abhilfe können konische Sensoren mit einer sehr kleinen bzw. punktförmigen Auflagefläche schaffen.

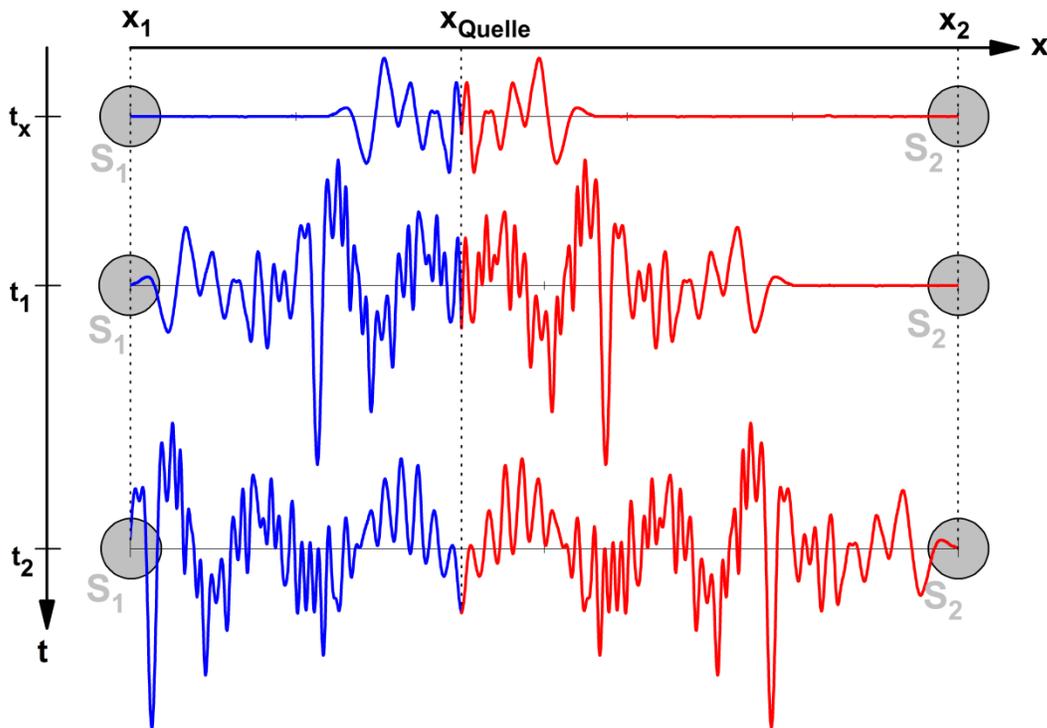


Abb. 2.15 Lineare Ortung; zu einer unbekanntem Zeit t_0 entsteht an dem zu bestimmenden Ort x_{Quelle} ein SEA-Signal, das sich in beide Richtungen ausbreitet. Zum Zeitpunkt t_1 erreicht das Schallsignal den Sensor S_1 an der bekannten Position x_1 und zum Zeitpunkt t_2 den Sensor S_2 der sich bei der Koordinate x_2 befindet. Weder t_1 noch t_2 können aus den Messdaten ohne weiteres extrahiert werden. Allerdings kann aus dem Datensatz $\Delta t = t_2 - t_1$ entnommen werden. Um die Problematik der exakten Sensorposition (vgl. Fließtext) zu verdeutlichen wurden hier die Sensoren schematisch als Kreisfläche gezeichnet, obwohl in dieser Arbeit Sensoren mit punktförmiger Auflagefläche verwendet werden.

Für eine lineare Ortung benötigt man mindestens zwei Sensoren, für eine planare Ortung drei Sensoren und für eine räumliche Ortung mindestens vier Sensoren. Für eine Ermittlung der Lokalisierung ist es allerdings von Vorteil, mehr Sensoren als nötig einzusetzen. Für eine Lokalisierung benötigt man eine genaue Kenntnis der Sensorpositionen, eine Bestimmung der Ankunftszeit der Welle für jeden Sensor und die Schallgeschwindigkeit.

Dies führt zu dem formalen Zusammenhang für die lineare Ortung

$$\mathbf{x}_{Quelle} = \frac{x_2 - x_1}{2} - \frac{t_2 - t_1}{2} c_{Schall} = \frac{D}{2} - \frac{\Delta t}{2} c_{Schall} \quad \text{Formel 2.40}$$

D entspricht dem Sensorabstand, der aus den bekannten Sensorkoordinaten bestimmt werden kann. Ohne die explizite Kenntnis von t_1 und t_2 kann trotzdem Δt aus den aufgezeichneten Datensätzen bestimmt werden und die Quelle lokalisiert werden. Voraussetzung dafür ist eine korrekte Bestimmung der Erstankunftszeit der Welle und eine zeitliche Synchronisierung der Sensorinformation. Die Schallgeschwindigkeit im Probekörper c_{Schall} ist gerade bei einer dispersiven Wellenausbreitung ebenfalls fehlerbehaftet.

Für eine planare Lokalisierung findet auch die Hyperbelmethode Anwendung. Die Hyperbel-Methode wird in der Seismologie schon seit Jahrzehnten verwendet (Barth 1979). Prinzipiell ist die Hyperbelmethode ein Lösungsansatz für die Verallgemeinerung der linearen Ortung auf eine planare Probengeometrie mit mindestens 3 Sensoren. Zuerst betrachtet man die Zeitdifferenz $t_3 - t_2$ und berechnet anschließend den Lösungsraum. Im Gegensatz zur linearen Ortung besteht der Lösungsraum jetzt allerdings nicht aus einem Punkt, sondern einer Hyperbel oder für den Grenzfall $t_3 = t_2$ aus der Mittelsenkrechten der beiden Sensorposition \mathbf{x}_3 und \mathbf{x}_2 . Analog dazu kann die Hyperbel für $t_2 - t_1$ bzw. $t_3 - t_1$ berechnet werden. Idealerweise sollten sich die Hyperbeln genau in einem Punkt treffen. Wegen der Messungenauigkeiten und numerischen Abweichungen, hat Joswig einen Jackknife-Test vorgeschlagen, um die Lokalisierung einer planaren Ebene weiter zu verbessern (Joswig 2004). Mittlerweile ist die Hyperbelmethode in der Schallemissionsanalyse etabliert (Grosse und Ohtsu 2008), so dass die Hyperbelmethode teilweise bereits in der Herstellsoftware integriert ist (Vallen GmbH 2013). Am Rande seien auch verschiedene Lokalisierungstechniken erwähnt, die erst durch die Verwendung von Sensorarrays Anwendung finden (Grosse 1996). Im Wesentlichen wird von verschiedenen Sensorarrays die jeweilige Einfallrichtung der Welle bestimmt, die rückverfolgt wird. Für Probekörper mit größeren Abmessungen gibt es auch Verfahren zur 3-dimensionalen Lokalisierung, auf die in dieser Arbeit nicht näher eingegangen wird.

Da die meisten dieser Verfahren für valide Lokalisierungsergebnisse eine korrekt ermittelte Erstankunftszeit des Signals benötigen, werden diese im nächsten Kapitel näher untersucht.

3 Automatische Startwertbestimmung akustischer Signale

Die Lokalisierung erfolgt durch die verschiedenen Ankunftszeiten der Schallwelle an den räumlich verteilten Sensoren. Damit spielt die korrekte Bestimmung der Ankunftszeit eines SEA-Signals eine zentrale Rolle für die Auswertung der SEA. Bei Untersuchungen bruchmechanischer Vorgänge entsteht bei der SEA eine Vielzahl von akustischen Signalen. Die Detektion von 10.000-100.000 SEA-Signalen stellt keine Seltenheit dar. Für die Lokalisierung der SEA-Ereignisse ist es deswegen ratsam, die Ankunftszeiten nicht manuell, sondern automatisch zu bestimmen. Im Folgenden wird auf verschiedene Möglichkeiten eingegangen, mit denen man automatisiert den Startwert einer akustischen bzw. elektronisch aufgezeichneten Welle bestimmen kann. Zur automatisierten Startwertbestimmung (Picken) haben sich in den letzten Jahrzehnten verschiedene mathematische Methoden (Pickermethoden) bewährt (Eaton et al. 2012). Jede einzelne Pickermethode weist unterschiedliche Stärken und Schwächen auf. Zu den häufig verwendeten Pickermethoden zählen unter anderen der STA/LTA nach Bär und Kradolfer (Baer und Kradolfer 1987), das Hinkley-Kriterium (Hinkley 1971), die Verwendung trainierter neuronaler Netzwerke (Dai und MacBeth 1995) und der AIC-Picker nach Akaike (Akaike Information Criteria) (Akaike 1974).

In diesem Kapitel wird ferner eine Möglichkeit zur Optimierung verschiedener Pickermethoden aufgezeigt. Dabei wird eine Methode vorgestellt, bei der modifizierte Signale zum Einsatz kommen. Die Pickermethode analysiert neben dem Ursprungssignal zusätzlich weitere Signale, die mit Hilfe einer definierten Abbildungsvorschrift erzeugt werden. Für die Bewertung der Effizienz und Treffsicherheit einer Pickermethode werden die automatisch bestimmten Startwerte mit der manuellen Bestimmung der Erstankunftszeit verglichen und verschiedene Bewertungskriterien herangezogen.

Die vorgeschlagene Optimierung der Pickermethode eröffnet zusätzlich die Möglichkeit, ein Qualitätskriterium für das Ergebnis der automatischen Startwertbestimmung zu verwenden. Das in dieser Arbeit vorgestellte Qualitätskriterium erlaubt es einen hohen Anteil fehlgepickter Signale zu erkennen. Je nach Bedarf können die fehlerhaft bestimmten Startzeiten für die Lokalisierung nicht weiterverwendet werden oder eine manuelle Startwertbestimmung in Betracht gezogen werden.

3.1 Startwertbestimmung durch Schwellwertüberschreitung (Threshold)

Die einfachste und recheneffizienteste Methode zur Bestimmung der Erstantkunftszeit eines SEA-Signals ist die Verwendung einer Schwellwertüberschreitung (Threshold). Für den Ersteinsatz der Welle wird genau der Zeitpunkt ausgegeben, an dem ein Signal zum Ersten Mal einen bestimmten Schwellwert überschreitet. Der schwellwertbasierte Trigger gehört wegen der einfachen Umsetzung zu den am häufigsten verwendeten Pickermethoden in der SEA. Aufgrund seiner Funktionsweise neigt dieser Picker generisch dazu, den Zeitpunkt des Ersteinsatzes der Welle zu spät zu detektieren.

In der Schallemissionsanalyse wird häufig derselbe Schwellwert als Trigger zur Messdatenaufzeichnung verwendet, der gleichzeitig für die Startwertbestimmung eines Signals herangezogen wird. Abb. 3.1 zeigt die Startwertbestimmung über den Schwellwert. Für Signale mit relativ starkem Anstieg bringt die Grenzwertmethode adäquate Ergebnisse für die Bestimmung des Ersteinsatzes. Der dabei entstehende Fehler ist sehr stark abhängig von der Wahl des Grenzwertes. Ist er zu niedrig, wird vermehrt das elektronische Rauschen als Schallemissionssignal interpretiert. Ist er zu hoch, kommt es zu einem starken Zeitverzug zwischen der tatsächlichen und der experimentell bestimmten Startzeit der Welle. Eine allgemein gültige bzw. richtige Wahl für den Grenzwert gibt es nicht.

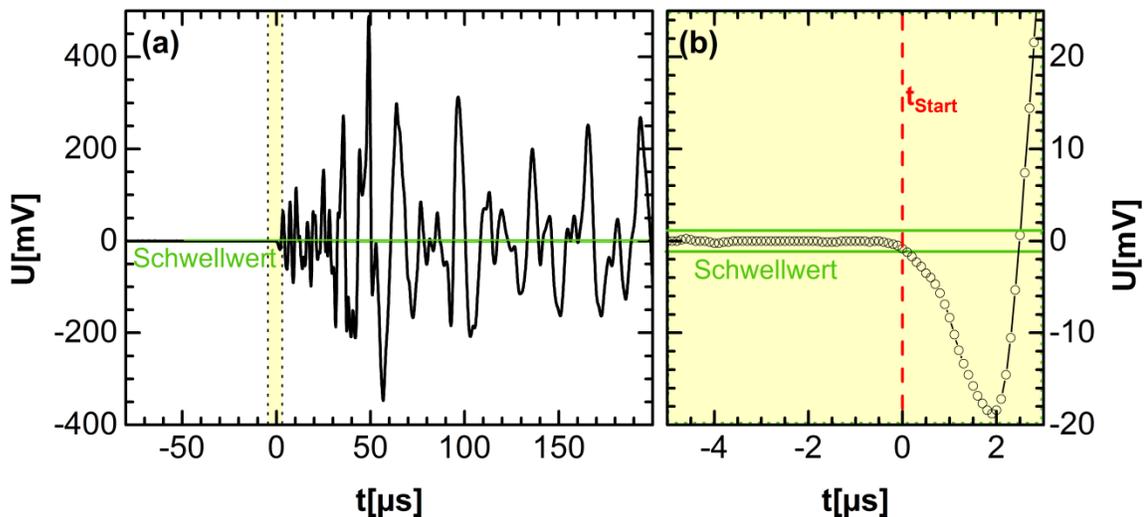


Abb. 3.1 Startwertbestimmung mit dem Schwellwertverfahren; Der Schwellwert ist in grün eingezeichnet. Der Schwellwert kreuzt das Signal zum ersten Mal für $t=0\mu\text{s}$. Als Startwert wird dieser Zeitpunkt bestimmt.

In diesem Kapitel wird auf weitere Pickermethoden eingegangen. Um verschiedene Methoden zur Startwertbestimmung einer Welle vergleichen zu können, ist es zunächst notwendig, eine einheitliche Vorgehensweise zu definieren.

3.2 Validierung der Pickermethoden

Aufgrund der komplexen Problemstellung findet man in der Literatur verschiedene Ansätze, um neu entwickelte, automatische Pickermethoden zu validieren (Kurz 2006). In dieser Arbeit werden aus einem SEA-Experiment reale Versuchsmessdaten in einen Testdatensatz aufgenommen. Für die Signale im Testdatensatz werden die bestimmten Startwerte der Picker miteinander verglichen. Zusätzlich wird eine Referenzmethode benötigt. Wie bereits in anderen Veröffentlichungen (Grosse 1999; Grosse, Christian, U. et al. 2004; Schechinger 2006, 2006) wurde auch in dieser Arbeit als Referenzmethode die manuelle Pickung mit dem menschlichen Auge verwendet. Das menschliche Auge ist nicht nur in der Lage Amplitudenunterschiede, sondern auch Frequenzunterschiede zu erkennen und liefert für die Ersteinsatzbestimmung sehr stabile Ergebnisse. Trotz softwaregestützter Auswertungsmöglichkeiten (Grosse 2000) gehört die manuelle Pickung zu der aufwendigsten Startwertbestimmung.

3.2.1 Wahl eines Testdatensatzes zum Generieren einer Referenz

Prinzipiell können für den Testdatensatz alle SEA-Signale verwendet werden. Es empfiehlt sich, dass die Signale im Testdatensatz möglichst ähnlich zu den Daten sind, die letztlich analysiert werden sollen.

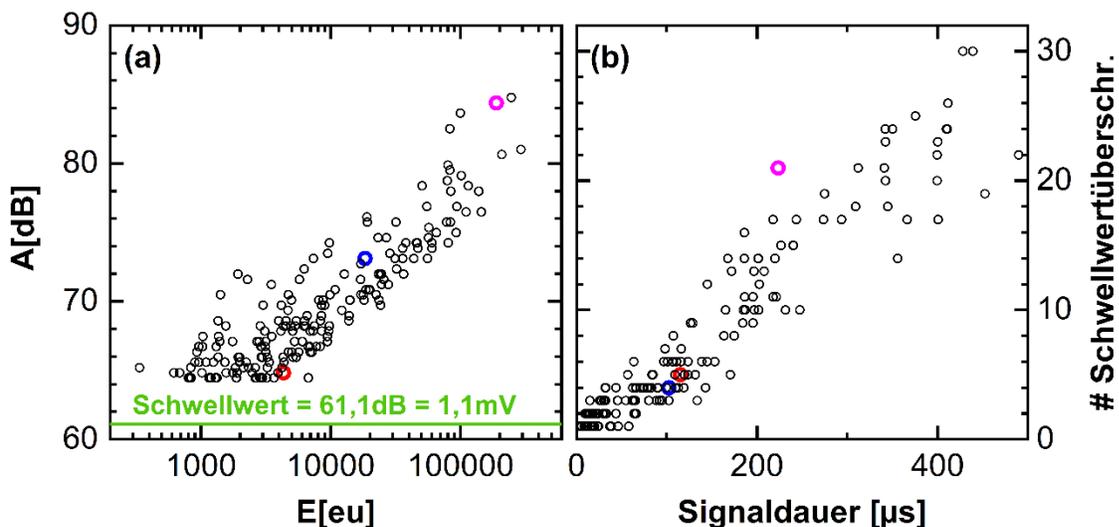


Abb. 3.2 Parameterbasierte Darstellung des Testdatensatzes; Die Testsignale sind aus realen Messdaten. Die verwendeten Signale besitzen eine maximale Spannungsamplitude zwischen 1,73mV (64,4dB) und 17,5mV (85dB). Der benutzte Schwellwert für die Detektion ist bei 1,1mV (61,1dB). Ein eu entspricht der elektrisch detektierten Energie von 10^{-18} Ws.

Deswegen wurde der Testdatensatz aus SEA-Messdaten entnommen, die während eines 3-Punktbiegeversuchs einer CFK-Probe entstanden sind. Weiter kann die Aussagekraft des Testdatensatzes erhöht werden, indem er aus möglichst vielen Signalen besteht. Dieser Testdatensatz besteht aus 200 SEA-Signalen. Abb. 3.2 zeigt ausgewählte Parameter zum Testdatensatz. Die Verwendung von Signalen mit geringer Amplitude bewirkt eine zusätzliche, künstliche Steigerung der Aussagekraft. Dabei wird die Annahme impliziert, dass die verschiedenen automatischen Pickeralgorithmen für stärkere Signale tendenziell auch ein besseres Ergebnis erzielen. Diese Annahme wird durch die Arbeit von Schechinger (Schechinger 2006) gestützt, die die Zuverlässigkeit der automatischen Startwertbestimmung für verschiedene qualitative Signalgruppen untersucht hat.

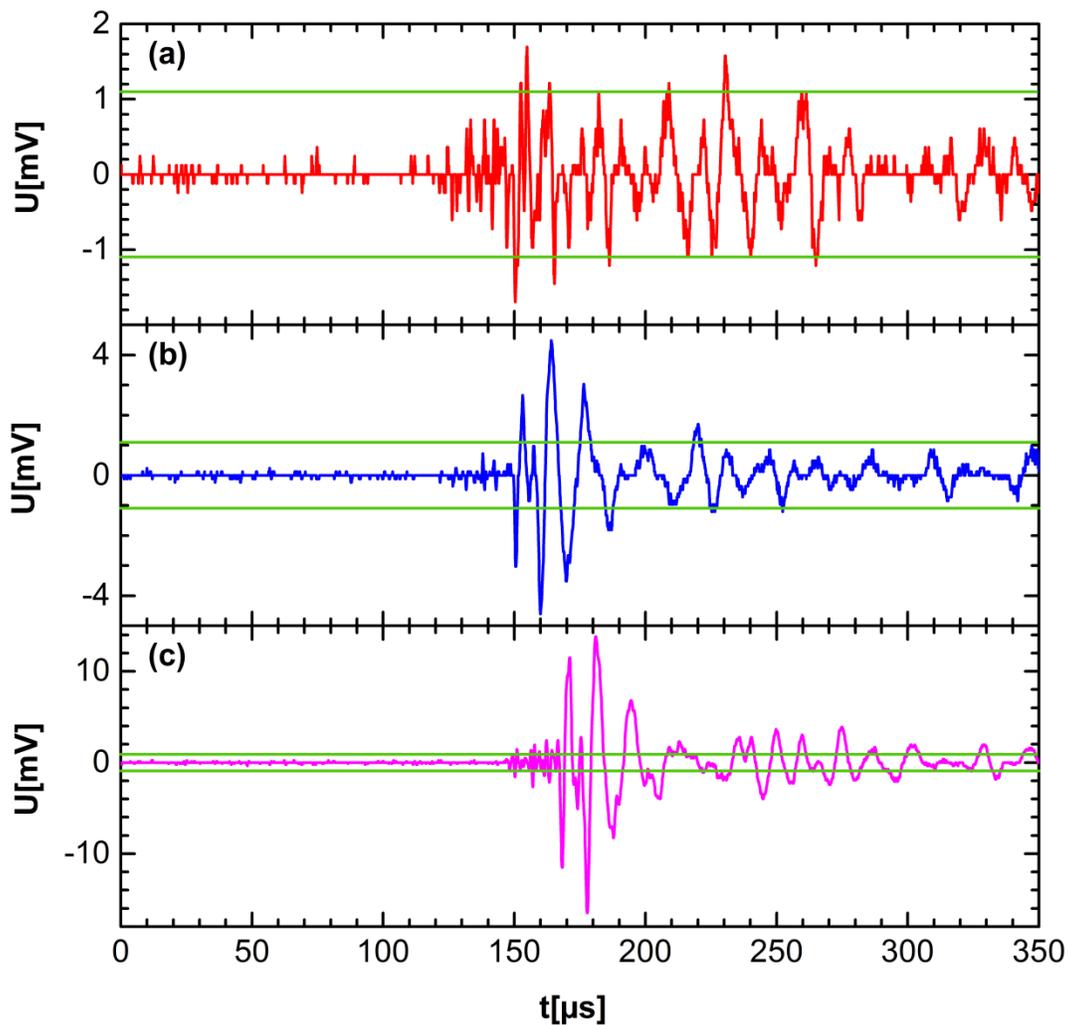


Abb. 3.3 Ausgewählte Signale aus dem Testdatensatz; die dargestellten Datenpunkte in Abb. 3.2 zu diesen Signalen sind farblich hervorgehoben.

Abb. 3.3 zeigt beispielhaft aus dem Testdatensatz drei Signale mit einer unterschiedlichen max. Amplitude. Die dargestellten Signale sind auch in Abb. 3.2 farbig markiert. Speziell in Abb. 3.3 (b) und (c) kann eine weitere Herausforderung für die automatisierte Ersteinsatzbestimmung beobachtet werden. Aufgrund der geringen Dicken der Biegeproben kommt es zur modenbasierten Signalausbreitung (vgl. Abschnitt 2.1.5). In Abb. 3.3 (b) ist die zuerst ankommende Mode nur sehr schwach ausgeprägt. In diesem Beispiel neigen viele Pickermethoden dazu, dass zweite ankommende Wellenpaket als Signalanfang zu interpretieren. Letztlich äußert sich dieses Verhalten in einer fehlerhaften Startwertbestimmung und damit in einer falschen Lokalisierung. Eine gängige Praxis in der Schallemissionsanalyse besteht darin, nur die auf der Probe lokalisierten Schallemissionssignale weiter zu verwenden. Dies gilt als Plausibilitätscheck für die Separation und Eliminierung von Störsignalen gegenüber den Schallemissionssignalen. Wenn Startwerte akustischer Wellen fehlerhaft bestimmt werden, ist diese implizite Annahme problematisch.

3.2.2 Vergleich und Bewertung der automatischen Ersteinsatzbestimmung von Schallemissionssignalen

Für jedes Signal im Testdatensatz wird die Startzeit der Welle manuell bestimmt. Hinsichtlich der Festlegung der Bewertungskriterien sollte man das Ziel der Lokalisierung im Auge behalten. Dies muss sicherlich für den Einzelfall entschieden werden. Nur weil eine bestimmte Pickermethode sehr häufig den richtigen Startwert bestimmt, heißt das nicht, dass sie im Falle einer fehlerhaften Startwertbestimmung, eine kleine Abweichung zum realen Startwert des Signals besitzt. Aus diesem Grund werden die Pickermethoden in dieser Arbeit nach mehreren Kriterien bewertet, bei denen sowohl die Häufigkeit einer korrekten Bestimmung wichtig ist als auch der Betrag der Abweichung im Falle einer fehlerhaften Startwertbestimmung.

Die Kriterien sollen am Beispiel der Schwellwert-Methode (Threshold) zur Startwertbestimmung erklärt werden. Vollständigkeitshalber sei erwähnt, dass es sich hierbei um den Schwellwert handelt, mit dem die Signalaufzeichnung getriggert wurde. Zunächst wird für die Signale aus den Testdatensatz die Abweichung Δt_{Abw} berechnet

$$\Delta t_{Abw} = t_{Schwellwert} - t_{man}.$$

Dabei entspricht $t_{Schwellwert}$ der automatisch bestimmten Startzeit, die mit Hilfe der Schwellwert-Methode bestimmt wurde. Diese wurde im Abschnitt 3.1 näher betrachtet. Bei t_{man} handelt es sich um die manuell bestimmte Startzeit der Welle, die als Referenz angenommen wird.

Da die Qualität der automatischen Startwertbestimmung auch von der Abtastfrequenz abhängt, wird in dieser Arbeit meist von Datenpunkten gesprochen, obwohl die Abtastrate für die gezeigten Beispiele konstant war ($f_{\text{Abtast}}=10\text{MHz}$). Analog dazu erhält man für die Abweichung von Datenpunkten

$$\Delta n_{\text{Abw}} = n_{\text{Schwellwert}} - n_{\text{man}} \cdot$$

Formel 3.1

Die Abweichung der Datenpunkte Δn_{Abw} für den Testdatensatz ist in Abb. 3.4 in Form einer Häufigkeitsverteilung dargestellt. Für die schwellwertbasierte Pickermethode ist Δn_{Abw} für alle 200 Signale im Testdatensatz positiv. Das heißt, dass die automatische Startwertbestimmung mit dem Schwellwert für jedes einzelne Signal die Startzeit zu spät bestimmt hat (im Vergleich zur Referenzmethode). Als Kriterien für die Qualität einer Pickermethode werden in dieser Arbeit verschiedene Perzentile herangezogen. Diese wurden ebenfalls in Abb. 3.4 eingezeichnet.

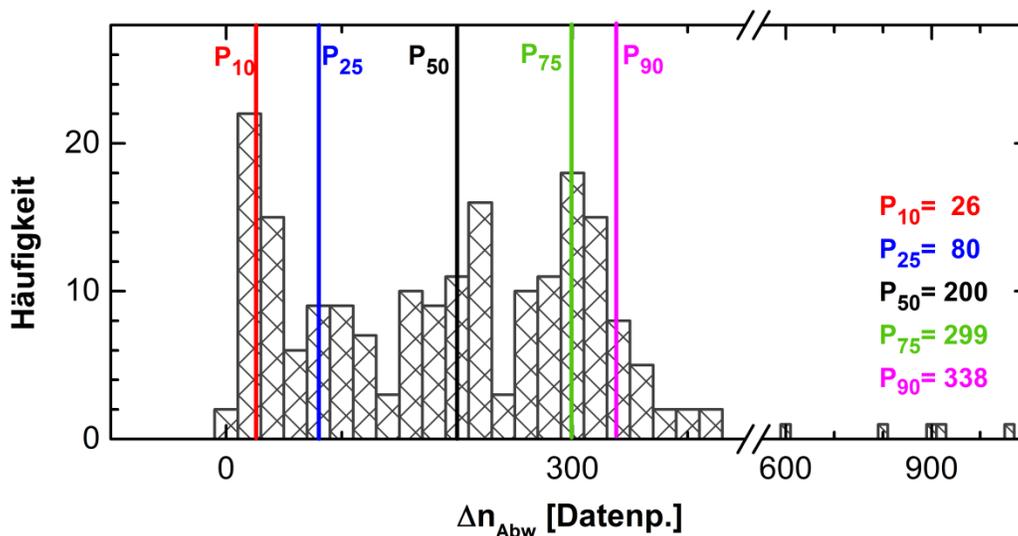


Abb. 3.4 Darstellung der Abweichung zwischen der Schwellwert-basierten Methode und des manuell bestimmten Erstansatzes. Die farbigen Linien beschreiben die fünf Parameter, nach denen die Effizienz eines Pickers in dieser Arbeit bewertet wird. Die bestimmten Startwerte mit der Schwellwert-basierten Methode sind generell zu spät.

Die 50%-Perzentile P_{50} einer Datenreihe entspricht dem Median oder Zentralwert. Der P_{50} ist der Wert eines Datensatzes mit N -Elementen, der nach der Sortierung des Datensatzes an $N/2$ -ter Stelle steht. Im Gegensatz zum Mittelwert ist die Lage des Medians sehr viel stabiler, sobald es im Datensatz einzelne Ausreißer gibt (z. B. durch Fehlpickungen). Es versteht sich von selbst, dass der Median für Δn_{Abw} einer guten Pickermethode möglichst nahe bei null liegen sollte. Weicht der Median (P_{50}) merklich von der null ab, so ist dies ein Indiz dafür, dass der Picker den Startwert im Vergleich zu Referenzmethode systematisch

zu früh oder zu spät bestimmt. Ein Beispiel hierfür ist die schwellwertbasierte Methode (vgl. Abb. 3.4). Für das gezeigte Beispiel liegt P_{50} bei 200 Datenpunkten. Dies bedeutet, dass im Testdatensatz 50% aller Signale einen abweichenden Startwert Δn_{Abw} von 200 Datenpunkten oder mehr besitzen.

Analog zur P_{50} -Perzentile wurden mit P_{10} , P_{25} , P_{75} und der P_{90} weitere Perzentile als Bewertungskriterien festgelegt. Der tiefgestellte Index entspricht dabei dem jeweiligen Prozentsatz. Die 25%-Perzentile P_{25} und die 75%-Perzentile P_{75} umspannen ein Intervall von Abweichungen (zur Referenzmethode), indem die Hälfte aller Signale gepickt wurde. Das bedeutet in Bezug auf Abb. 3.4, dass Δn_{Abw} für 50% aller Signale im Testdatensatz zwischen 80 und 299 Datenpunkten beträgt. P_{10} und P_{90} umspannen ein Intervall für Δn_{Abw} indem 80% aller ausgewerteten Schallemissionssignale inkludiert sind. Zudem sind beide Perzentile unempfindlich gegenüber einzelnen Fehlpickungen, solange die fehlerhaft bestimmten Startwerte weniger als 10% auf einer Seite des Histogramms betragen. Mit diesem Konzept werden verschiedene Pickermethoden untersucht.

3.2.3 Optimierung der Startwertbestimmung mit Schwellwert

Die schwellwertbasierte Startwertbestimmung kann durch die Wahl des Schwellwerts signifikant verbessert werden. Hierfür kann für die Startwertbestimmung ein niedrigerer Schwellwert benutzt werden als für den Trigger der Datenaufzeichnung. Für den Testdatensatz (vgl. Abschnitt 3.2.1) sind die einzelnen Signale mit einem Schwellwert-Trigger von 1,1mV aufgezeichnet worden. In diesem Abschnitt wird für die Startwertbestimmung nachträglich ein Schwellwert zwischen 0,1mV und 6mV in äquidistanten Schritten zu 0,1mV definiert. Um den optimalen Schwellwert zu bestimmen, werden die beschriebenen Bewertungskriterien aus Abschnitt 3.2.2 angewendet. Abb. 3.5 zeigt die verschiedenen Abweichungsperzentile für Δn_{Abw} in Abhängigkeit des gewählten Schwellwerts.

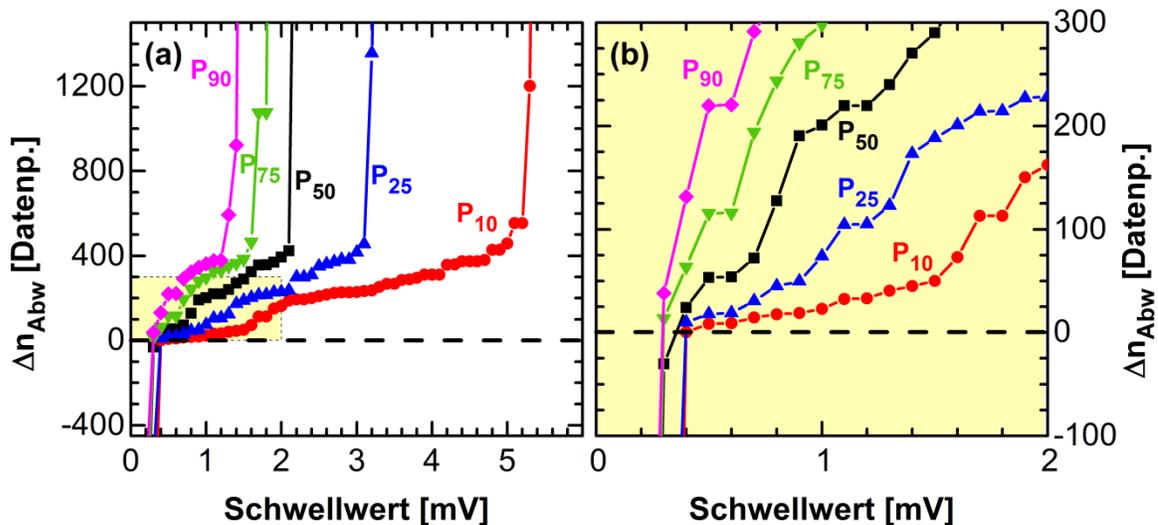


Abb. 3.5 Startwertbestimmung für verschiedene Schwellwerte; Anhand der extrahierten Perzentile für Δn_{Abw} liegt der beste Schwellwert bei 0,4mV.

Für verschiedene, nachträglich festgelegte Schwellwerte wird für den Testdatensatz der beste Schwellwert bei 0,4mV bewertet. Der optimale Schwellwert ist nicht nur vom Mess-System und den detektierten Signalen abhängig, sondern auch von dem Trigger des Mess-Systems. Es versteht sich von selbst, dass der optimale Schwellwert für die Startwertbestimmung nicht derselbe Schwellwert für das Auslösen der Datenaufzeichnung sein sollte. Obwohl der richtige Schwellwert die Startwertbestimmung sehr viel besser macht, reicht dies für viele SEA-Untersuchungen nicht aus. Wegen der manuellen Startwertermittlung der Signale aus dem Testdatensätzen ist die Bestimmung des optimalen Schwellwerts aufwendig. Hinzu kommt, dass der optimale Schwellwert eine sehr kleine Toleranz besitzt. Eine Abweichung von bereits 0,1mV vom idealen Schwellwert führt bereits zu einem deutlich schlechteren Ergebnis.

3.3 Das Hinkley-Kriterium

Eine weitere Methode zur Bestimmung des Startwertes wurde im Jahr 1999 durch die Verwendung des Hinkley-Kriterium (Hinkley 1971) von Große und Reinhardt (Grosse und Reinhardt 1999) für Schallemissionssignale vorgeschlagen. Das Hinkley-Kriterium basiert auf dem Energiegehalt der Welle. Der aufsummierte Energiegehalt S_i bis zum i -ten Index der Welle wird berechnet, indem man die Summe der Amplituden

$$S_i = \sum_{k=1}^i A_k^2. \quad \text{Formel 3.2}$$

Von dieser partiell aufsummierten Energie wird ein linearer Trend abgezogen, der mit Hilfe des Hinkley-Koeffizienten α reguliert wird

$$S_i' = S_i - i\delta = S_i - i \frac{S_N}{\alpha N}. \quad \text{Formel 3.3}$$

In der SEA-Praxis wird der Hinkley-Koeffizient α für alle Signale einer SEA-Messung konstant gehalten. Der Index N beschreibt die Anzahl der kompletten Signallänge, die für die Berechnung verwendet wird. Demzufolge ist S_N die aufsummierte elektrische Energie des gesamten Signals. Das Minimum der berechneten Datenreihe S_i' gibt nach der Hinkley-Pickermethode den Startwert der Welle wieder. Das Hinkley-Kriterium ist von der benötigten Rechenleistung aufwendiger als der Schwellwert-Trigger, entkoppelt aber die Startwertbestimmung vom gewählten Schwellwerttrigger, der häufig auf die Erfassung der SEA-Signale hin optimiert wurde.

3.3.1 Bestimmung des Hinkley-Koeffizienten α

Die Wahl des Koeffizienten α hängt vom Rauschniveau der Messkette ab und variiert deshalb für verschiedene Messketten (Transientenrekorder, Kabel, Vorverstärker, Sensoren, verwendete Frequenzbandfilter) und Umwelteinflüssen (Störsignale, die das Grundrauschen erhöhen). Die Wahl des Hinkley-Koeffizienten erfolgt meist empirisch.

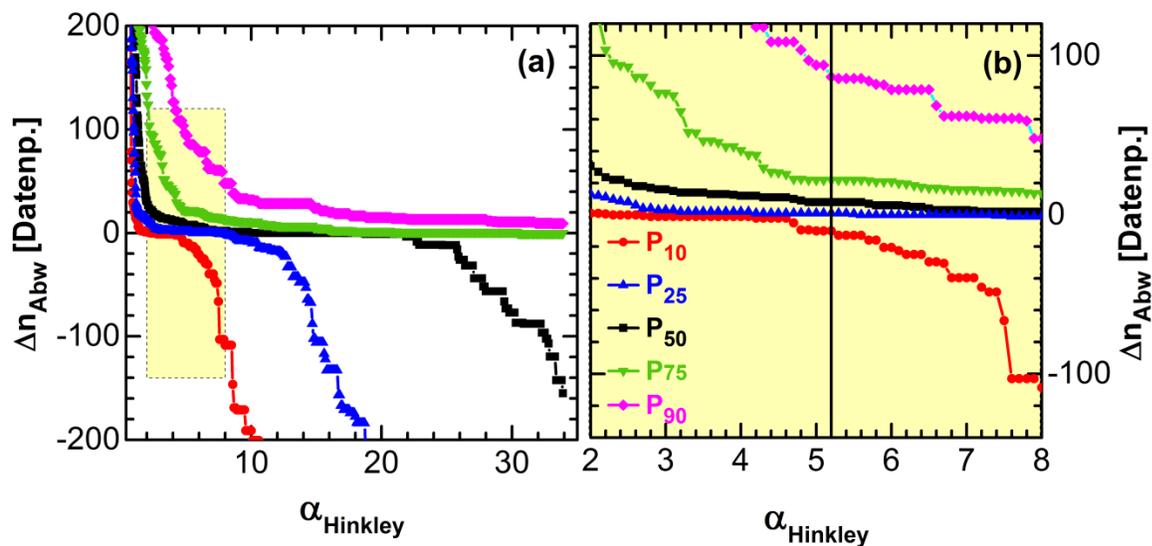


Abb. 3.6 Bestimmung des Hinkley-Koeffizienten α ; für $4,5 < \alpha < 7$ liefert das Hinkley-Kriterium solide Ergebnisse.

Zusammen mit den bestimmten Startwerten aus dem Testdatensatz und der Methode aus Abschnitt 3.2.2 kann der Hinkley-Koeffizient α ideal bestimmt werden. Dazu wurde der Hinkley-Koeffizient zwischen 0 und 34 in 340 verschiedenen Abstufungen variiert. Anschließend werden für jeden Hinkley-Koeffizienten α die ausgewählten Abweichungsperzentile von Δn_{Abw} bestimmt und in Abb. 3.6 dargestellt. In Formel 3.1 muss natürlich $n_{\text{Schwellwert}}$ durch den bestimmten Startwert des Hinkley-Kriteriums (n_{Hinkley}) ersetzt werden. Mit Hilfe dieses Diagramms kann der Bereich zwischen $\alpha=5$ und $\alpha=7$ schnell ausfindig gemacht werden, für die das Hinkley-Kriterium die besten Ergebnisse erzielt.

3.3.2 *Begrenzung des Berechnungsintervalls*

In diesem Abschnitt wird untersucht, ob ein weiteres Zuschneiden der SEA-Signale Einfluss auf die Startwertbestimmung des Hinkley-Kriteriums hat. Für einige Methoden nimmt die Qualität der Pickung deutlich zu, sofern das verwendete Berechnungsintervall des Signals optimal zugeschnitten ist. Dies wird häufig auch für die regressiven Pickermethoden benutzt (Sedlak et al. 2009).

Die verwendeten Daten sind mit Hilfe eines Schwellwert-Triggers aufgezeichnet worden. Die Datenreihen bestehen aus 8192 Datenpunkten pro aufgezeichnetes Signal. Davon liegen 1500 Datenpunkte vor Auslösen des Schwellwerts (Pretrigger-Punkte). Für die Berechnung des Hinkley-Kriteriums werden in dieser Arbeit alle Pretrigger-Punkte verwendet. Somit wird der Startpunkt für das Berechnungsintervall nicht verändert. Für den Endpunkt des Intervalls werden von dem jeweiligen Signal das Minimum und das Maximum bestimmt. Der Endpunkt des Intervalls wird in dieser Arbeit durch das zeitlich später auftretende Extrema festgelegt. Das Abschneiden der restlichen Punkte ist legitim, da der Startzeitpunkt der Welle nicht nach dem Minimum bzw. Maximum liegen kann. Die Anzahl der Datenpunkte N (vgl. Formel 3.2 und Formel 3.3) wird durch das Zuschneiden des Intervalls reduziert, wodurch eine teilweise signifikant kürzere Summenreihe gebildet werden muss. Daraus resultiert eine deutliche Geschwindigkeitssteigerung für die rechnergestützte Auswertung.

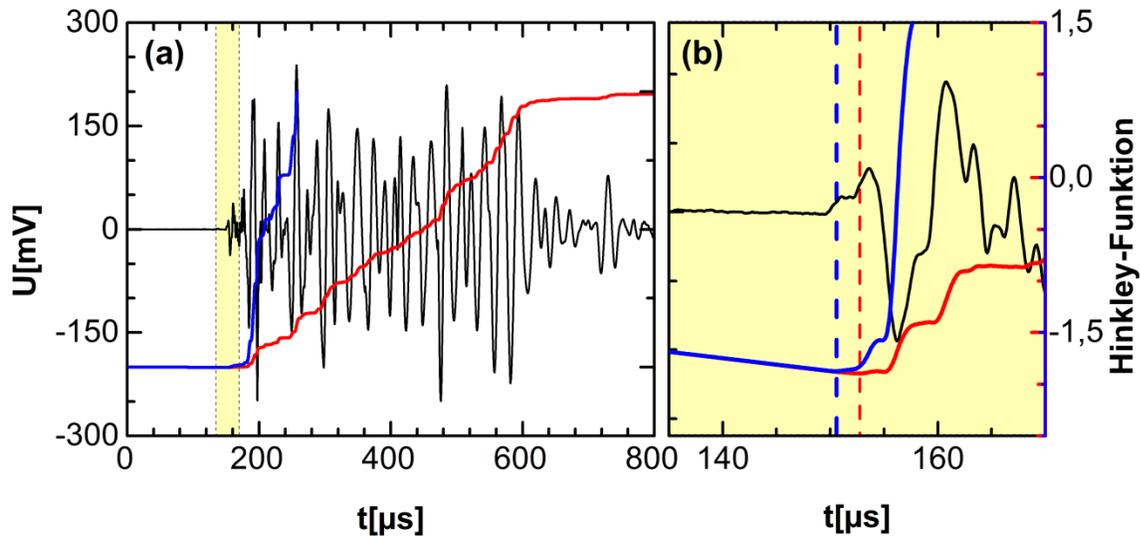


Abb. 3.7 Vergleich des Hinkley-Kriteriums für verschiedene Intervalle; die Hinkley-Funktion wurde auf den kompletten Datensatz angewendet (rot). Die blaue Hinkley-Funktion wurde auf das zugeschnittene Berechnungsintervall angewandt. b) zeigt den interessanten Bereich vergrößert.

Abb. 3.7 zeigt die Hinkley-Funktion für beide Berechnungsintervalle. Der Hinkley-Picker liefert unterschiedliche Ergebnisse für den Startwert der Welle.

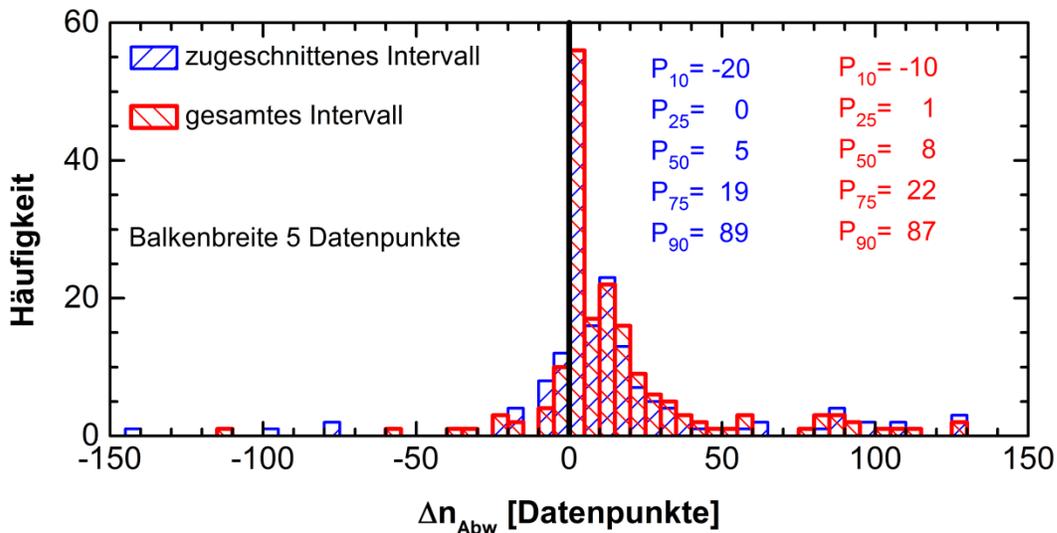


Abb. 3.8 Vergleich der beiden Hinkley-Ergebnisse für verschiedenen Berechnungsintervalle; statistisch ist nur ein kleiner Unterschied für die Auswertung der beiden Intervalle zu beobachten.

Abb. 3.8 zeigt beide Auswertungen des gesamten Testdatensatzes für zwei unterschiedliche Berechnungsintervalle der Hinkley-Funktion. Für den Testdatensatz zeigt das Zuschneiden des Intervalls für das Hinkley-Kriterium keine qualitative Verbesserung. Da das kürzere

Berechnungsintervall dieselbe Qualität der Startwertbestimmung aufweist, ist das Abschneiden des Signals wegen der kürzeren Rechenzeit sinnvoll.

3.3.3 Modifikation des Hinkley-Kriteriums

In diesem Abschnitt wird ein alternativer Ansatz für das Hinkley-Kriterium weiterverfolgt. Anschließend werden die Änderungen und die erzielten Ergebnisse diskutiert.

Dem Hinkley-Kriterium liegt die energetische Bilanz des elektrisch detektierten Signals zugrunde. Deshalb wird in Formel 3.2 das Amplitudenquadrat des elektrischen Signals aufsummiert. In diesem Abschnitt wird nun die Annahme getroffen, dass das elektrisch gemessene Signal seine Ursache in einer mechanischen Schwingung hat. Die Energie der mechanischen Schwingung eines Festkörpers teilt sich abhängig vom Schwingungszyklus in potenzielle und kinetische Energie auf. Die potenzielle Energie der Schwingung ist abhängig von der Auslenkung und skaliert idealisiert betrachtet mit dem Spannungssignal des piezoelektrischen Sensors. Die kinetische Energie ist abhängig von der Geschwindigkeit der Flächennormalen und skaliert deshalb mit der aufgezeichneten Spannungsänderung¹. Unter dieser Voraussetzung kommt man zu dem Schluss, dass der Energiewert der Welle nicht nur mit dem Amplitudenquadrat des elektrischen Signals, sondern auch die Spannungsänderung aufsummiert werden muss. Die Änderung des Spannungswertes entspricht der Ableitung nach der Zeit. Betrachtet man beide Energieanteile, so erweitert sich Formel 3.2 um einen weiteren Summanden

$$S_i = \sum_{k=1}^i (A_k^2 + B_k^2). \quad \text{Formel 3.4}$$

Die Serie B_k ist dabei die Ableitung von A_k . Für einen Datensatz von diskreten Messpunkten kann diese einfach ausgedrückt werden durch

$$B_k = A_k - A_{k-1} \quad . \quad \text{Formel 3.5}$$

Mit der Modifikation von Formel 3.4 und Formel 3.5 ändern sich auch die Werte von S_N und dem Hinkley-Koeffizienten $\alpha_{\text{Hin,Mod}}$. Gemäß Abschnitt 3.3.1 kann auch der ideale Hinkley-Koeffizient $\alpha_{\text{Hin,Mod}}$ ermittelt werden.

¹ Streng genommen gilt dies nur für eine lineare Übertragungsfunktion von mechanischer Auslenkung zu elektrischem Signal. Da aber kein piezoelektrischer Sensor diese Bedingung über einen breiten Frequenzbereich erfüllt, ist diese Annahme nur eine Näherung.

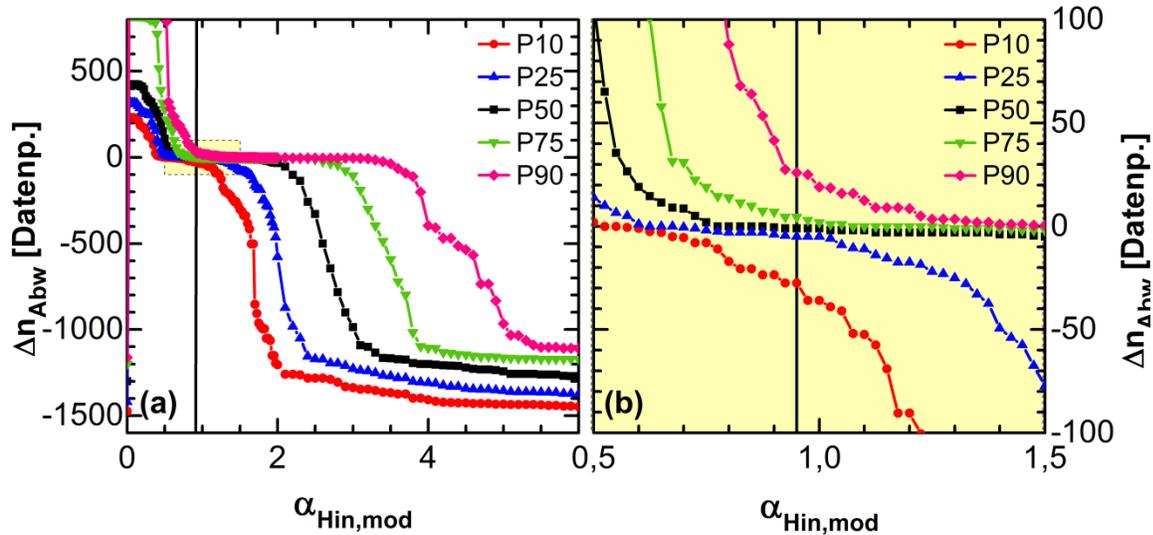


Abb. 3.9 Bestimmung von $\alpha_{\text{Hin,Mod}}$ mit Hilfe des Testdatensatzes; Der modifizierte Hinkley-Picker zeigt im Vergleich zur manuellen Startwertbestimmungen die besten Ergebnisse für $\alpha=0,95$.

Durch den Vergleich mit der Referenzmethode wird für die modifizierte Hinkley-Funktion $\alpha_{\text{Hin,Mod}}=0,95$ bestimmt.

3.3.4 Vergleich zwischen Hinkley-Kriterium und modifizierten Hinkley-Kriterium

Diese erweiterte Betrachtungsweise (mit der Modifikation) sorgt für eine stabilere Hinkley-Funktion mit einer deutlichen Abschwächung der Periodizitätseinflüsse vom Ausgangssignal. Damit sind vor allem die Nulldurchgänge gemeint. Dort sind die energetischen Beiträge zur Summe für das Hinkley-Kriterium (vgl. Formel 3.2 und Formel 3.3) besonders klein und die Hinkley-Funktion bildet fast waagrechte Plateaus aus.

Abb. 3.10 zeigt exemplarisch für ein Signal die Hinkley-Funktion und die modifizierte Hinkley-Funktion. In Abb. 3.10(c) können solche Plateaus der Hinkley Funktion (rot) beobachtet werden. Der modifizierte Hinkley-Picker (blau) zeigt diese Plateau-Bildung nicht, da nach Formel 3.4 und Formel 3.5 auch die numerische Ableitung in die Berechnung eingeht. Dieser Beitrag ist für die Nulldurchgänge meist relativ groß. Der modifizierte Hinkley-Picker bestimmt für dieses Signal den besseren Startwert ($149,8\mu\text{s}$). Das Hinkley-Kriterium bestimmt den Startwert bei $150,6\mu\text{s}$.

Diese Erkenntnis soll jetzt für den gesamten Testdatensatz geprüft werden. Abb. 3.11 zeigt die beiden Abweichungshistogramme für den Hinkley-Picker in rot und den modifizierten Hinkley-Picker in blau.

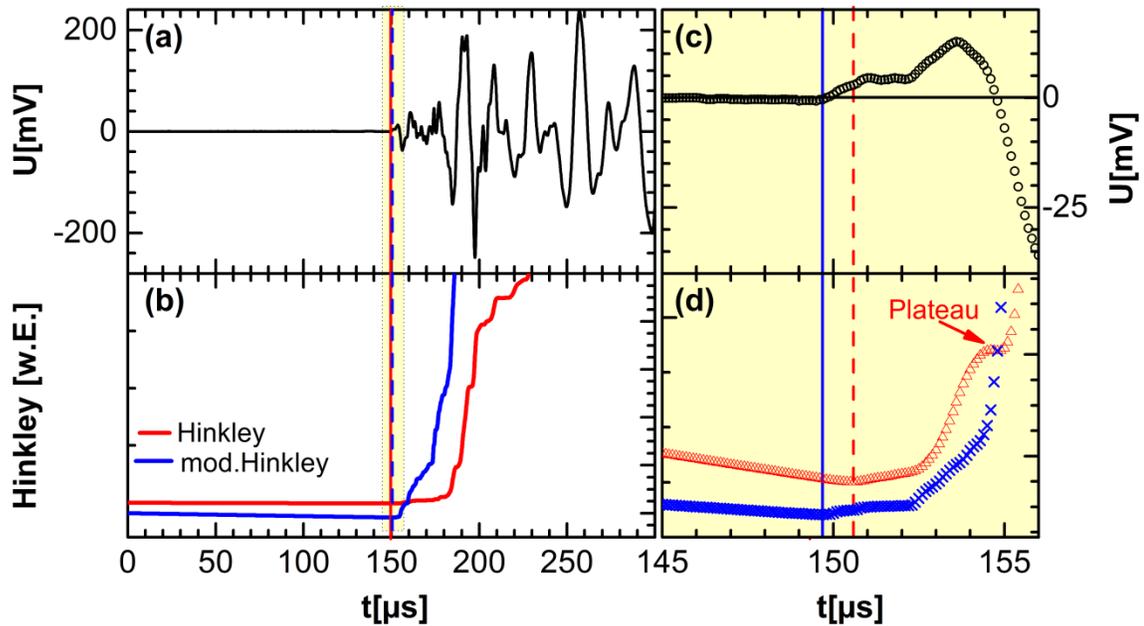


Abb. 3.10 (a) Signalverlauf eines SEA-Signals; (b): Aus dem Signalverlauf von (a) berechnete Hinkley- (rot) und die modifizierte Hinkley-Funktion (blau); (c) und (d): kleinerer Zeitbereich von (a) und (b). Die modifizierte Hinkley-Funktion ermittelt für das gezeigte Signal das bessere Ergebnis. In beiden Fällen wurde der optimale Wert für α gemäß den dargestellten Kriterien in Abb. 3.8 ($\alpha=5,2$) bzw. Abb. 3.9 ($\alpha_{\text{mod}}=0,95$) verwendet.

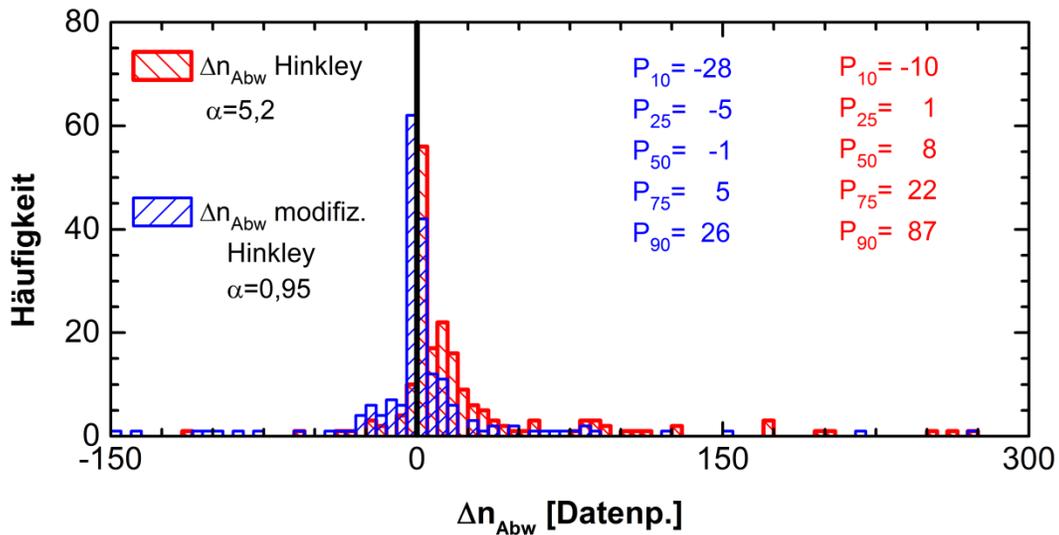


Abb. 3.11 Vergleich beider Hinkley-Methoden. Der Hinkley-Picker (rot) konnte für ein Drittel der Referenzsignale eine kleinere Abweichung als 5 Messpunkte ($0,5\mu\text{s}$) bestimmen (Balkenbreite 5 Datenpunkte). Der modifizierte Hinkley-Picker bestimmt sogar für 53,5% der Referenzsignale die Startwerte innerhalb derselben Toleranz.

Der modifizierte Hinkley-Picker (blau) zeigt ähnlich viele Fehlpickungen ($\Delta n_{Abw} > 50$ Datenpunkte) wie der herkömmliche Hinkley-Picker (rot). Der Median bzw. der P_{50} des Hinkley-Kriteriums liegt bei 8 Datenpunkten. Daraus lässt sich ableiten, dass das Hinkley-Kriterium den Startwert der Welle systematisch etwas zu spät bestimmt. Betrachtet man die geringen Amplituden im Testdatensatz, ist eine systematische Abweichung von 8 Datenpunkten ein solides Ergebnis. Das Hinkley-Kriterium zeigte bessere Ergebnisse als die schwellwertbasierten Methoden (für jeden Schwellwert). Die Modifikation des Hinkley-Pickers zeigt für den $P_{50} = -1$ Datenpunkt keine merkliche Abweichung. Die Verteilung von Δn_{Abw} ist für die modifizierte Methode sehr viel näher um den Mittelpunkt gruppiert. P_{25} und P_{75} umspannen 50% der Signale aus dem Testdatensatz. Der modifizierte Hinkley-Picker erreicht für die Hälfte der betrachteten Signale eine Abweichung von weniger als 6 Datenpunkten zur Referenzmethode.

Die angewandten Modifikationen für das Hinkley-Kriterium nach Abschnitt 3.3.3 zeigen für die Startwertbestimmung der Testdatensatz-Signale bessere Ergebnisse. Die Hauptursache des positiven Effekts ist die Addition der beiden energetischen Komponenten (vgl. Formel 3.4 und Formel 3.5), die meist mit einer Phasenverschiebung gegeneinander auftreten und die modifizierte Hinkley-Funktion so unabhängig von der Periodizität bzw. den Nulldurchgängen des Spannungssignals machen. Die Beiträge von der Reihe B_k (vgl. Formel 3.2) sorgen für einen steileren Anstieg der modifizierten Hinkley-Funktion, sobald ein Signal detektiert wird.

3.4 AIC-Picker (Akaike information criteria)

Der AIC-Picker berechnet zwei gegenläufige Funktionen die anschließend addiert werden. Das Minimum der Pickerfunktion bestimmt den Ersteinsatz der Welle. Das AIC-Kriterium wird definiert durch (Akaike 1974)

$$AIC(t_w) = t_w \cdot \log(\text{var}(U_w(t_w, 1))) + (T_w - t_w - 1) \cdot \log(\text{var}(U_w(1 + t_w, T_w)))$$

Formel 3.6

und ist nach Maeda (Maeda 1985) direkt auf die SEA-Signale anwendbar. T_w stellt die Gesamtanzahl der gemessenen Datenpunkte im ausgewählten Intervall dar, dass für die Berechnung verwendet wird. Dabei ist der Index w der Datenpunkt an der Stelle w . Die $\text{var}(U_w(t_w, 1))$ berechnet die Varianz der Spannungswerte vom ersten bis zum w -ten Datenpunkt, während $\text{var}(U_w(1 + t_w, T_w))$ der Varianz der Spannungswerte zwischen dem $(1 + w)$ -ten und dem letzten Datenpunkt (im ausgewählten Intervall) entspricht. Berechnet man

$AIC(t_w)$ für jeden Index w , so wird eine Funktion berechnet. Diese Funktion wird im Folgenden auch AIC-Pickerfunktion genannt. Das Minimum dieser Funktion stellt den bestimmten Ersteinsatz der Welle dar.

Der AIC-Picker gehört zu den besten Methoden für die Bestimmung eines Startwertes der Welle (Kurz et al. 2005) (Schechinger 2006), der für Schallemissionssignale eingesetzt wird. Abb. 3.12 zeigt ein Schallemissionssignal und die dazu berechnete AIC-Funktion. Andererseits benötigt der AIC-Picker von den hier vorgestellten Methoden auch mit Abstand die meisten Rechenressourcen. Der Formalismus für den AIC-Picker wird auf ein Intervall an Messpunkten angewendet. Aufgrund des vergleichsmäßig hohen Rechenaufwands des AIC-Picker ist es sinnvoll, das verwendete Intervall an Datenpunkten zu begrenzen. Für die Begrenzung des Berechnungsintervalls wird dasselbe Intervall wie in Abschnitt 3.3.2 definiert.

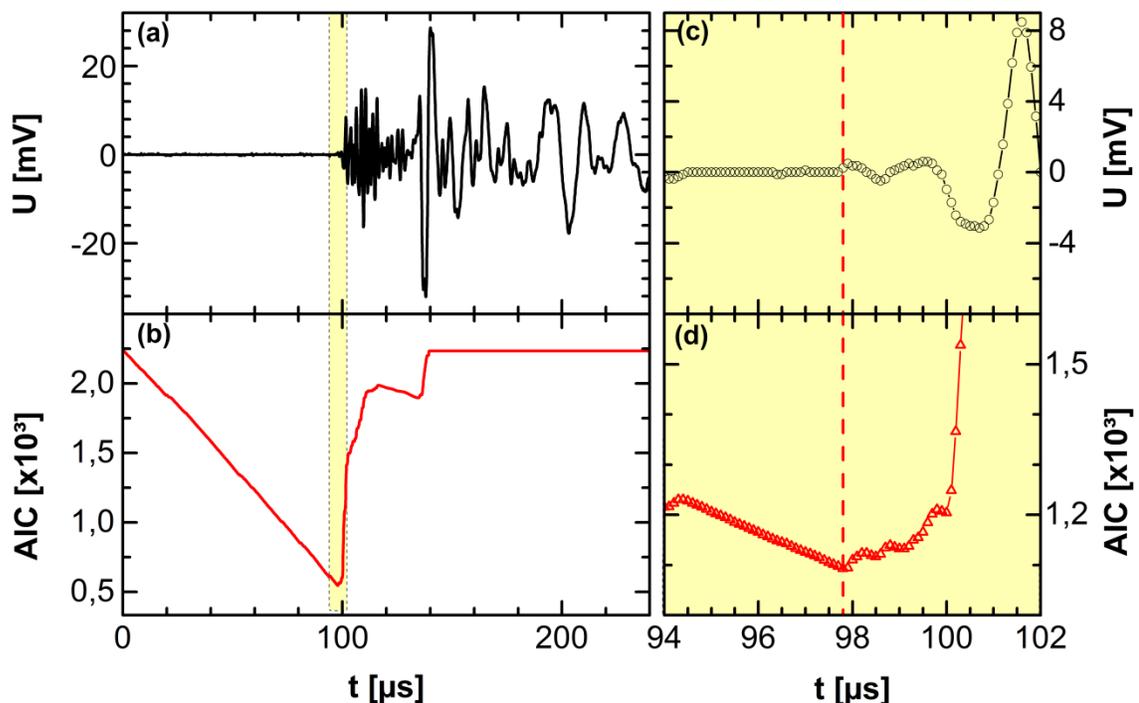


Abb. 3.12 (a) Signalverlauf eines SEA-Signals; (b) dem Signalverlauf von (a) berechnete AIC-Pickerfunktion (Intervall von $0\mu\text{s}$ bis etwa $140\mu\text{s}$). (c) und (d) kleinerer Zeitbereich von (a) und (b). Das Minimum der Pickerfunktion stellt den automatisch bestimmten Ersteinsatz dar.

Für die Implementierung des AIC-Pickers in einem Programm oder Programmiersprache (vgl. Anhang A.1) muss zusätzlich darauf geachtet werden, dass die ersten beiden und die

letzten beiden Datenpunkte im Berechnungsintervall unterschiedliche Werte aufweisen. Ansonsten läuft der Formalismus des AIC-Pickers in eine Singularität ($\log(0) = -\infty$). In diesem Fall würde der AIC-Picker entweder kein oder ein falsches Ergebnis liefern. Sollte dieser Fall zufällig auftreten, so wird das Berechnungsintervall in dieser Arbeit auf der entsprechenden Seite bzw. auf beiden Seiten solange weiter gekürzt, bis t_1 ungleich t_2 und t_{TW} ungleich t_{TW-1} gilt.

Da der Algorithmus nicht das komplette Signal verwenden muss, wird eine enorme Geschwindigkeitssteigerung (für die meisten Signale ein Faktor 5 gegenüber dem gesamten aufgezeichneten Signal) für die rechnergestützte Auswertung erwirkt. Die Rechenzeit spielt erst eine übergeordnete Rolle, wenn man für sehr viele Signale automatisch den Startwert bestimmen will. Für einen 3-Punktbiegeversuch einer CFK-Probe konnten mehr als 40.000 SEA-Signale in wenigen Minuten detektiert werden.

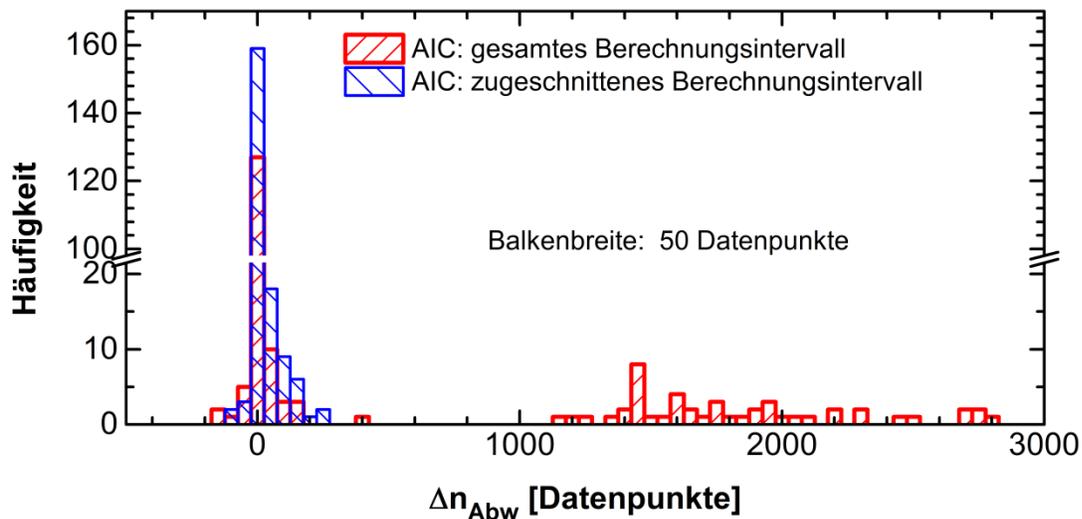


Abb. 3.13 Vergleich der Ergebnisse des AIC-Pickers für die beiden Berechnungsintervalle; Mit der Methode nach Abschnitt 3.2.2 werden die Ergebnisse des AIC-Pickers für beide Berechnungsintervalle mit der Referenz (manuelle Startwertbestimmung) verglichen. Zu beachten ist die Achsunterbrechung und die unterschiedliche Skalierung der Häufigkeits-Achse. Für die zugeschnittenen Berechnungsintervalle (blau) zeigt der AIC-Picker eine deutliche Verbesserung der Startwertbestimmung.

Abb. 3.13 verdeutlicht, wie wichtig die richtige Wahl des Berechnungsintervalls für die automatische Startwertbestimmung des AIC-Pickers ist. Es kommt zu einer deutlichen Reduktion von Fehlpickungen mit $\Delta n_{Abw} > 1000$ (vgl. Abb. 3.13). Ein Grund liegt darin, dass der AIC-Picker neben einer starken Erhöhung der Signalintensität auch auf eine starke Abschwächung der Signalintensität sensitiv reagiert. Für das reduzierte Berechnungsintervall wurde das Abfallen der Signalintensität entfernt.

Die meisten Optimierungsmethoden für den AIC-Picker setzen bei der Auswahl des Berechnungsintervalls an. So kann das zu verwendende Berechnungsintervall auch mit Hilfe der Wavelet-Transformation bestimmt werden (Zhang et al. 2003). Auch zu erwähnen wäre hier die Methode von Kurz et al (Kurz et al. 2005), nach der die Hilbert-Envelope des Signals berechnet wird, um die Grenzen des Intervalls zu definieren.

Für Schwellwert-getriggerte SEA-Daten ist das in Abschnitt 3.3.2 vorgestellte Messintervall eine gute Alternative zu bereits bestehenden Methoden, die automatisiert das Datenintervall für die Berechnung des AIC-Pickers bestimmen. Dieses Verfahren besticht durch seine Einfachheit und Effizienz.

3.5 Präzisionssteigerung des AIC-Pickers mit Hilfe von modifizierten Signalfunktionen

Der AIC-Picker teilt einen Datensatz in zwei Teile und prüft in erster Linie eine Amplitudenänderung zwischen den beiden Teilen. Es stellt sich die Frage, ob der AIC-Picker nun für alle Amplitudenänderungen dieselbe Empfindlichkeit aufweist. Wenn sich diese Empfindlichkeitsverhältnisse für verschiedene Messketten ändern, dann ist es möglich, für eine bestimmte Messkette durch eine amplitudenabhängige Verstärkung des Signalverlaufes einen leistungsfähigeren Picker zu entwickeln als den AIC-Picker.

Zur Untersuchung dieses Aspekts werden detektierte Schallemissions-Signale modifiziert. Es wird anhand der Referenzmethode untersucht, ob eine bestimmte amplitudenabhängige Verstärkungs- bzw. Abschwächungsfunktion für die aufgezeichneten Daten bessere Ergebnisse für den bestimmten Startwert liefert, als der AIC-Picker selbst. Aufgrund des statistischen Ursprungs des AIC-Pickers funktioniert dieser auch für derart modifizierte Signale.

3.5.1 Erstellen der modifizierten Signale

Prinzipiell soll durch eine amplitudenabhängige Verstärkung und Abschwächung des zu betrachtenden Signals eine Variation des Signal-zu-Rauschverhältnisses geschaffen werden. In diesem Abschnitt wird die entsprechende Signaltransformation vorgestellt. Das Originalsignal wird zuerst in das normierte Spannungssignal überführt, welches in diesem Fall durch

$$U(t)' = \frac{U(t)}{\max(|U(t)|)}$$

Formel 3.7

definiert wird. Dabei beschreibt $U(t)$ das detektierte Spannungssignal und $\max|U(t)|$ den maximalen Betragswert des Signals. Die Werte von $U(t)'$ befinden sich anschließend zwischen -1 und 1, wobei für den allgemeinen Fall nicht beide Extremwerte erreicht werden. Für das normierte Signal $U(t)'$ bestimmt der AIC-Picker immer denselben Startwert, wie für das Originalsignal $U(t)$. Diese empirische Beobachtung lässt darauf schließen, dass eine lineare Transformation keinen Einfluss auf das Startwert-Ergebnis des AIC-Pickers hat. Für die Signalmodifikation wird der Betragswert der Signale daher potenziert. Mathematisch dargestellt ist dies:

$$U_p(t)' = \text{sgn}(U(t)') \cdot (|U(t)'|^p) \quad \text{Formel 3.8}$$

Mit Hilfe der Signumfunktion wird sichergestellt, dass das Vorzeichen der normierten Spannungswerte $U(t)'$ auch nach der Transformation für jeden Spannungswert erhalten bleibt. Der Exponent p ist eine beliebige positive, rationale Zahl und wird in dieser Arbeit als Variationskoeffizient p bezeichnet. Dieser bewirkt die eigentliche Signalmodifikation. Je nach dem Betrag des gewählten Variationskoeffizienten p werden die skalierten Spannungswerte $U(t)'$ verstärkt oder unterdrückt. Je weiter der Variationskoeffizient von 1 entfernt ist, desto stärker entartet das ursprüngliche Signal $U(t)$. Die Variationskoeffizienten sollten an das Rauschen des Systems angepasst werden. Es sei darauf hingewiesen, dass die modifizierten Signale natürlich auch ein verändertes Frequenzspektrum besitzen, da sie nicht linear transformiert werden. Mit Hilfe der Programmierung in National Instruments LabView 2012 wurden den eingeführten Variationskoeffizienten verschiedene Werte zugeordnet und getestet.

3.5.2 Charakteristik der modifizierten Signale

Die nach Abschnitt 3.5.1 berechneten modifizierten Signale werden je nach Variationskoeffizienten charakteristisch verstärkt oder abgeschwächt. Diese Transformation ist mathematisch eindeutig und reversibel auf das Originalsignal zurückführbar.

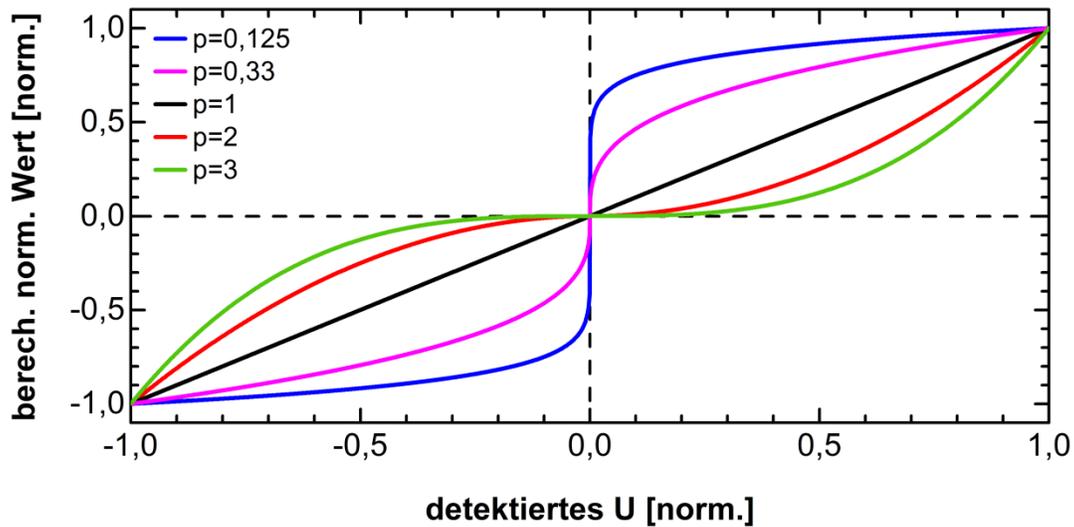


Abb. 3.14 Verstärkungs-/Abschwächungscharakteristik der modifizierten Signale; x-Achse: gemessene und normierte Spannungswerte; y-Achse: Spannungswerte nach der Transformation mit Variationskoeffizienten p .

Diese Abbildungsfunktionen sind in Abb. 3.14 für verschiedene Variationskoeffizienten dargestellt. Für $p=1$ (schwarz) findet keine Transformation statt. Dementsprechend zeigt der schwarze Graph in Abb. 3.14 eine Ursprungsgerade.

Die anderen Graphen zeigen die Abbildungsfunktionen der modifizierten Spannungswerte mit dem Variationskoeffizienten $p=0,125$ (blau) und das Gegenstück mit $p=2$ (rot). Das Vorzeichen bleibt durch die Transformation erhalten.

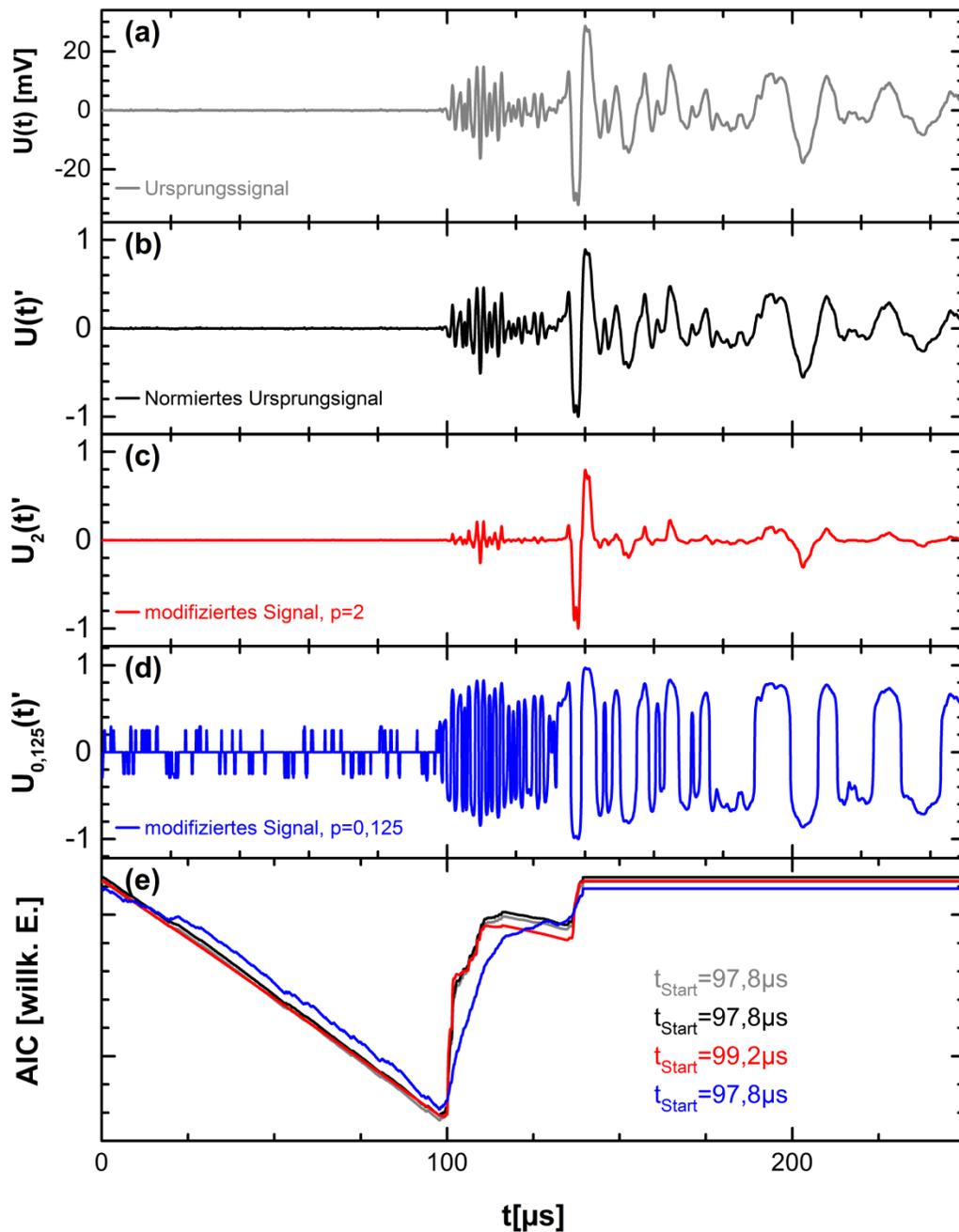


Abb. 3.15 Visualisierung der Signaltransformation und deren AIC-Funktionen.

Abb. 3.15 stellt beispielhaft für ein detektiertes Signal die einzelnen Bearbeitungsschritte graphisch dar. Zusätzlich zum Ursprungssignal $U(t)$ in (Abb. 3.15 (a)) wird das normierte Signal (Abb. 3.15(b)) gezeigt. Abb. 3.15 (c) zeigt $U_2(t)'$ mit dem Variationskoeffizienten $p=2$ (rot). Bei diesem Variationskoeffizienten p werden die kleineren Spannungswerte stärker unterdrückt als die größeren Spannungswerte. Dies trifft das Rauschen und die schwächeren Signalanteile gleichermaßen. Umgekehrt verhält sich die Signalmodifikation für Variationskoeffizienten kleiner 1. Für $p < 1$ werden die kleinen Spannungswerte über-

proportional verstärkt (mit Ausnahme von $U(t)=0$). Abb. 3.15(d) zeigt die Signalform mit dem Variationskoeffizienten $p=0,125$. Sowohl das Rauschen, als auch die schwächeren Signalanteile wirken im Vergleich zum Originalsignal wesentlich dominanter. Da mit Ausnahme des Datenpunktes 0 die kleinsten Datenpunkte die größte Verstärkung erfahren, ist die Lage des Digitalisierungslimits ein wichtiges Indiz für die Wahl des Variationskoeffizienten. Die Signalform sieht auf den ersten Blick zwar stark entstellt aus, ist aber eindeutig rücktransformierbar.

In Abb. 3.15 (e)) sind die berechneten AIC-Pickerfunktionen der gezeigten Signale (Abb. 3.15 (a-e)) auf unterschiedlichen y-Achsen aufgetragen. Die einzelnen Minima weisen selbst für dieses Signal einen Unterschied für den Startwert auf. Tendenziell neigen die AIC-Pickerfunktionen für $p>1$ dazu, den Startwert etwas später zu berechnen. Für Variationskoeffizienten $p<1$ neigt der AIC-Picker mit den modifizierten Signalen dazu den Startwert früher zu bestimmen.

3.5.3 Ergebnisse der verschiedenen Variationskoeffizienten

Im letzten Abschnitt konnte mit Hilfe der modifizierten Signale gezeigt werden, dass der AIC-Picker für unterschiedliche Intensitätsverhältnisse ungleiche Ergebnisse liefert. Es gilt die prinzipielle Frage zu beantworten, ob der AIC-Picker mit den Intensitätsverhältnissen des Ausgangssignals die besten Ergebnisse liefert oder ob es einen Variationskoeffizienten gibt, der bessere Ergebnisse für die Startwertbestimmung liefern kann.

Die Methode aus Abschnitt 3.2.2 wird dazu benutzt, um die Startwertbestimmung für verschiedene Variationskoeffizienten zu testen. Die Abweichungsperzentile sind in Abb. 3.16 dargestellt.

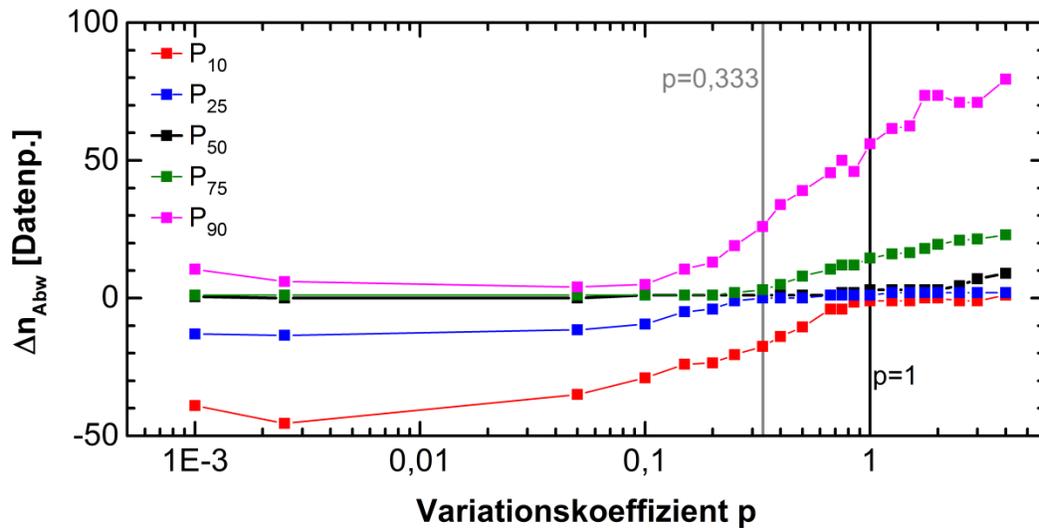


Abb. 3.16 Vergleich Startwertbestimmung der AIC-Picker für verschiedene Variationskoeffizienten p ; je nach Anforderung kann der AIC-Picker mit Hilfe der modifizierten Signale bessere Ergebnisse liefern.

Anhand der dargestellten Abweichungsperzentile berechnen beide AIC-Picker für Variationskoeffizienten zwischen $p=0,1$ und $p=1,5$ für die Startwertbestimmung sehr gute Ergebnisse. Tendenziell steigen die Werte von Δn_{Abw} für alle Perzentile mit zunehmenden Variationskoeffizienten. Dies bedeutet, dass der AIC-Picker mit kleineren Variationskoeffizienten zu einer früheren Startwertbestimmung neigt. Für größere Variationskoeffizienten p tendiert der AIC-Picker zu einer späteren Startwertbestimmung.

Der konventionelle AIC-Picker ($p=1$) und der modifizierte AIC-Picker mit $p=0,333$ sollen nun separat betrachtet werden. In Abb. 3.17 ist Δn_{Abw} separat für beide Variationskoeffizienten als Histogramm dargestellt. Der AIC-Picker mit $p=0,333$ (blau) erreicht für 98 Signale aus dem Testdatensatz eine Abweichung von $-1 \leq \Delta n_{Abw} \leq 1$ (in Datenpunkten). Da der Testdatensatz ausschließlich aus Signalen mit niedriger Amplitude besteht, ist dies ein exzellentes Ergebnis. Zusätzlich kann in Abb. 3.17 das oben beschriebene Verhalten beobachtet werden. Im Vergleich zu $p=1$ tendiert der AIC-Picker mit $p=0,333$ zu einer früheren Startwertbestimmung. Dies ist nicht weiter verwunderlich, da die Transformation von $U(t)$ zu $U_{0,333}(t)$ (vgl. Abb. 3.15(d)) die betragsmäßig kleinen Werte überproportional verstärkt. Da die Berechnung für die Signalmodifikation im Vergleich zum Formalismus für den AIC-Picker nur einmal durchgeführt werden muss, ist die Berechnungsdauer für ein modifiziertes Signal kaum länger, als die Berechnungsdauer des Ursprungssignals.

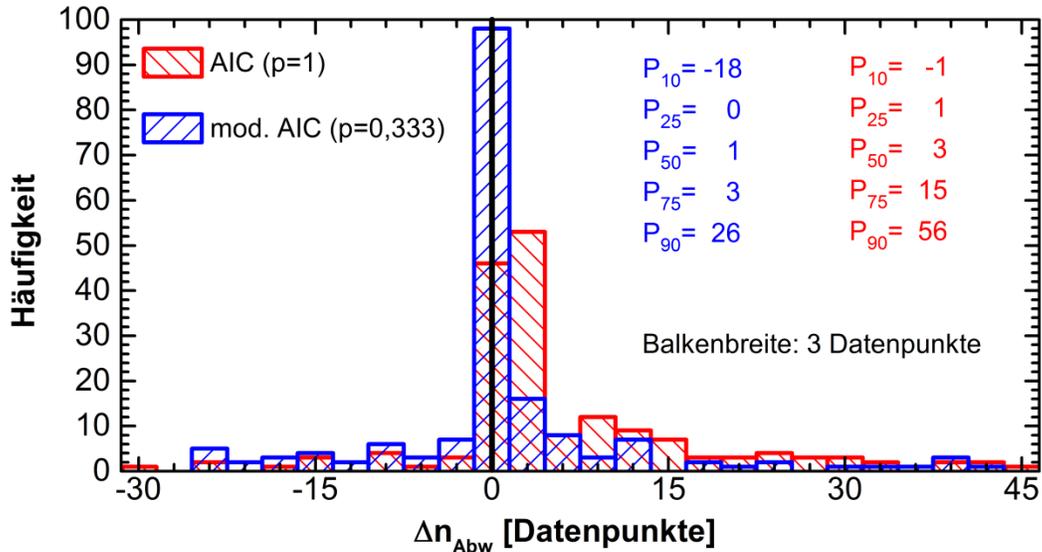


Abb. 3.17 Δn_{Abw} des AIC-Pickers mit den Variationskoeffizienten $p=1$ (rot) und $p=0,333$ (blau); Für den Testdatensatz berechnet der Variationskoeffizient $p=0,333$ bessere Ergebnisse für den Startwert als $p=1$, welches dem Original-AIC-Picker entspricht. Von den 200 Testsignalen konnte der der AIC-Picker 172 Signale und der modifizierte AIC-Picker (mit $p=0,333$) 176 Signale im dargestellten Bereich Δn_{Abw} verorten.

Bei der verwendeten Abtastrate von 10MHz besitzt der modifizierte AIC-Picker für 80% der Signale eine kleinere Abweichung als $-1,8\mu s \leq \Delta t_{Abw} \leq 2,6\mu s$. Betrachtet man nur 50% der Signale so kann der Fehler der automatischen Startwertbestimmung innerhalb $-0,0\mu s \leq \Delta t_{Abw} \leq 0,3\mu s$ eingegrenzt werden.

Je nach Orientierung der Kohlestofffasern im CFK bewegt sich die akustische Welle mit einer maximalen Geschwindigkeit von $2,5\text{mm}/\mu s$ (90° zur Faserrichtung) und $9,5\text{mm}/\mu s$ (0° zur Faserrichtung). Dies haben Voruntersuchungen gezeigt. Bei einer Abtastrate von 10MHz entspricht eine Abweichung Δn_{Abw} in Faserrichtung einer lokale Abweichung von $0,95\text{mm}$ pro Datenpunkt.

3.6 Evaluierung des Grenzbereichs des AIC-Pickers mit Hilfe künstlich erzeugter Signale

Prinzipiell liefert der AIC-Picker sehr gute Ergebnisse für die automatische Startwertbestimmung. Die in Abschnitt 2.1.5 angesprochene Schallwellenausbreitung in Platten führt zu einer modenbasierten Ausbreitung der Wellen. Deshalb kommt es innerhalb eines Signals zu verschiedenen Wellenpaketen, deren Intensitätsverteilung von Ort und Lage der Schallquelle abhängt. Für ein ungünstiges Intensitätsverhältnis kann es vorkommen, dass

der AIC-Picker ($p=1$) den Beginn des zweiten Wellenpakets (bzw. der zweiten Mode) als Startwert bestimmt. Für die experimentellen Daten werden in dieser Arbeit ausschließlich Schallquellen detektiert, die sich in plattenförmigen Medien ausbreiten. Daher soll dieses Problem mit Hilfe künstlich generierter Signale näher untersucht werden. Ziel ist es, den Grenzbereich des AIC-Pickers für verschiedene Variationskoeffizienten zu ermitteln. Die Ergebnisse der verschiedenen Picker, angewandt auf künstlich generierte Datenpunkte, sind mit einer gewissen Sorgfalt zu beachten. Die Gefahr dabei ist, dass ein künstliches Signal unter Umständen gewisse Charakteristika zeigt, auf die eine Pickermethode empfindlich ist. Diese Charakteristika sind möglicherweise an realen Signalen nicht vorhanden. Trotzdem werden in diesem Abschnitt künstliche Signale betrachtet, da man zum Einen sehr schnell sehr viele Signale erzeugen kann und zum Anderen gleichzeitig den Startwert der künstlichen Signale definieren kann. So sollte ein Picker in der Lage sein, den richtigen Startwert der Welle zu bestimmen, auch wenn beispielsweise das zweite ankommende Wellenpaket sehr viel stärker ausgeprägt ist, als das erste. Innerhalb gewisser Grenzen funktioniert dies auch. In diesem Abschnitt soll mit künstlich generierten Signalen festgestellt werden, unter welchen Voraussetzungen der AIC-Picker noch die richtige Lösung bestimmt. Die künstlichen Signale sollen auf einfache Art und Weise die Intensitätsverhältnisse einer modenbasierten Wellenausbreitung imitieren.

Da für den AIC-Picker die Startwert-Berechnung mit Hilfe der Standardabweichung erfolgt, wird in dieser Arbeit hier angesetzt. Die künstlich generierten Datenpunkte werden in drei verschiedene Blöcke aufgeteilt. Jeder einzelne Block wird aus Datenpunkten, die aus weißem Rauschen und einer Gauß'schen Normalverteilung (mit dem Mittelwert 0) zusammengesetzt sind, erzeugt. Die Signalwertgenerierung wurde mit Hilfe des LabView-VI „Gaußsches weißes Rauschen“ generiert. Gemäß einer definierten Verteilungsfunktion wurde mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit jeder Datenpunkt U_n nach

$$U_n = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{1x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad \text{Formel 3.9}$$

berechnet. Für Datenwerte innerhalb eines Blocks ist die für die Berechnung der Datenpunkte benutzte Standardabweichung σ_1 gleich. Nach dieser Wahrscheinlichkeitsverteilung wird eine Datenfolge mit äquidistanten Zeitschritten erzeugt, die den ersten Block mit Daten versorgt. Erst im zweiten Datenblock werden die berechneten Datenwerte statistisch erhöht, indem σ_2 vergrößert wird. Bedingung für die Berechnung der zusammengesetzten Datenpunktblöcke ist, dass die Standardabweichung σ_i in den i -ten Block jeweils zunimmt:

$$\sigma_1 < \sigma_2 < \sigma_3 \quad \cdot \quad \text{Formel 3.10}$$

Um mögliche Digitalisierungseffekte abbilden zu können, werden die berechneten Datenpunkte auf ganze Zahlen gerundet. Insbesondere für die betragsmäßig kleineren Daten-

punkte hat diese Diskretisierung einen großen Einfluss. Allerdings wird dadurch insbesondere der erste Datenblock (Abb. 3.18 links) dem elektronischen Rauschen der detektierten Datenpunkte angeglichen (vgl. z.B. Abb. 3.3).

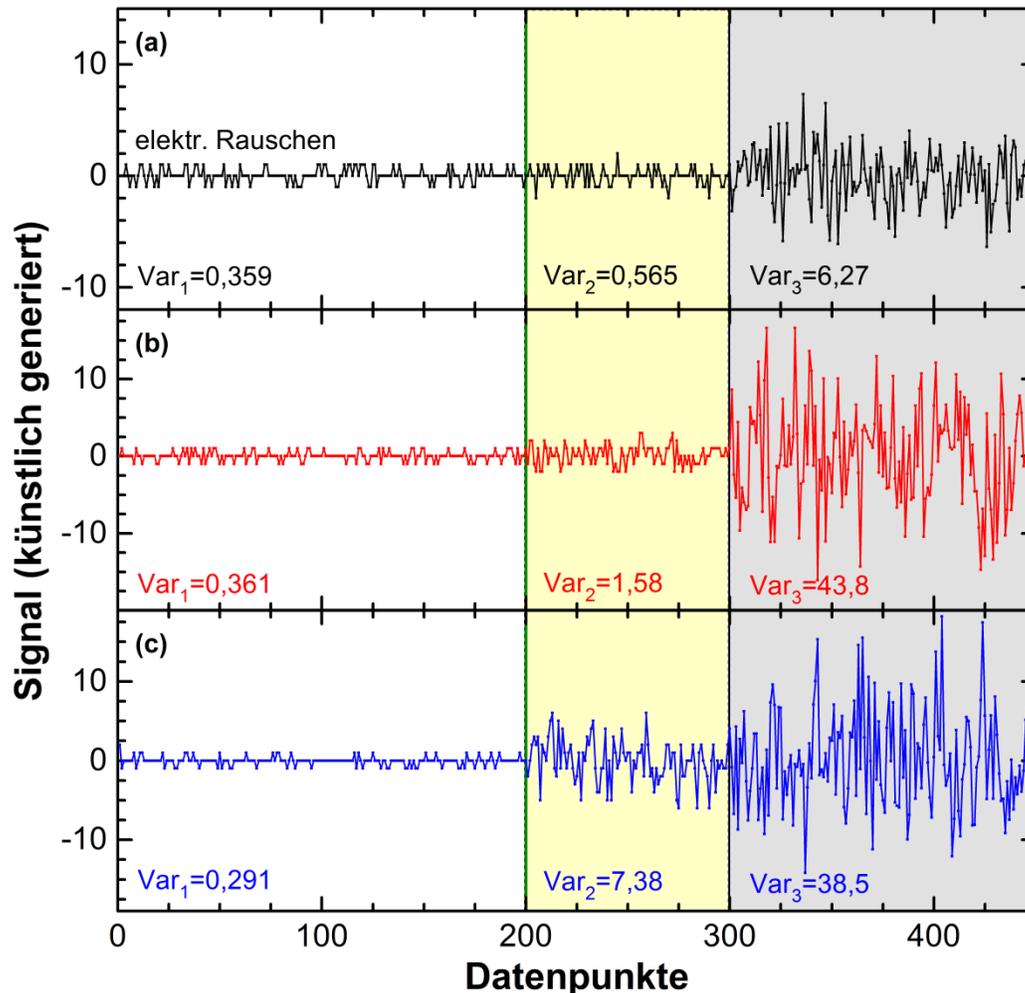


Abb. 3.18 Künstliche generierte Signale für die Evaluierung der Grenzwerte; Signale sind zusammengesetzt aus drei verschiedenen Blöcken. In jedem Block besitzen die einzelnen y-Werte unterschiedliche Größen (vgl. Varianz). Die Anzahl der Punkte in den einzelnen Blöcken orientieren sich an den aufgezeichneten Daten. Alle künstlich generierten Signale besitzen den Startwert bei $n=200$. Die gezeigten Signale weisen einen unterschiedlichen Schwierigkeitsgrad für die automatische Startwertbestimmung auf.

Die erzeugten Datenpunkte sollen nun SEA-Signale mit verschiedener Ankunftszeit für verschiedene Wellenpakete simulieren. Ziel ist es, bei der Ersteinsatzbestimmung immer den Start des ersten Wellenpaketes zu ermitteln. Die unterschiedlichen Intensitätsverteilungen aufgrund der modenbasierten Schallwellenausbreitung in dünnen Platten werden mit den Blöcken 2 und 3 angenähert. Diese berechneten Datenpunkte beschreiben keine har-

monische Schwingung, wie man sie für Schallemissionssignale erwarten würde. Da der AIC-Picker lediglich die Standardabweichung bzw. die Varianz von Datenpunkten berechnet, sollten die Blöcke 2 und 3 trotz der zufälligen Verteilung der einzelnen Datenpunkte einen brauchbaren Ansatz bilden.

Wegen dem „Gesetz der großen Zahlen“ ist für eine begrenzte Stichprobe an Daten nicht zwangsläufig davon auszugehen, dass die tatsächliche Standardabweichung dem Erwartungswert aus der Berechnung entspricht. Aus diesem Grund wird die Standardabweichung bzw. die Varianz innerhalb eines Blocks nach der Datengenerierung separat berechnet.

$$Var_i = (Stabw[U_1, U_2, \dots, U_n])^2 . \quad \text{Formel 3.11}$$

Die Varianz des i-ten Blocks wird mit Var_i beschrieben. Abb. 3.18 zeigt drei simulierte Signale. Die Varianz für den i-ten Block wurde ebenfalls eingetragen. Betrachtet wird nicht direkt die Varianz Var_i vom i-ten Block, sondern jeweils die Verhältnisse der Varianzen zueinander, also Var_2/Var_1 bzw. Var_3/Var_2 . Diese beiden Verhältnisse sind nun in Abb. 3.19 auf den beiden Achsen dargestellt. Bei einer grünen Einfärbung des Datenpunktes wird davon ausgegangen, dass der Picker den richtigen Startwert bestimmen konnte (Grenze Block 1 und Block 2).

Tabelle 3.1 Farbcodierung der Datenpunkte in Abb. 3.19; Die Farbcodierung erfolgt anhand der Startwertbestimmung des Pickers. Als Referenz dient der Datenpunkt 201, da dort jedes künstlich generierte Signal startet.

Bestimmter Startwert in Datenpunkten	0 - 161	162 - 241	242 - 262	262 - 450
Dargestellte Farbe in Abb. 3.19	Rot	Grün	Gelb	Blau
Interpretation	Fehlerhafte Startwertbestimmung	Richtige Startwertbestimmung	Nicht eindeutig zuzuordnen	Fehlerhafte Startwertbestimmung (Detektion der 2. Mode als Startwert)

Jedes der 10.000 simulierten Signale ist durch einen Kreis entsprechend seiner beiden Quo-

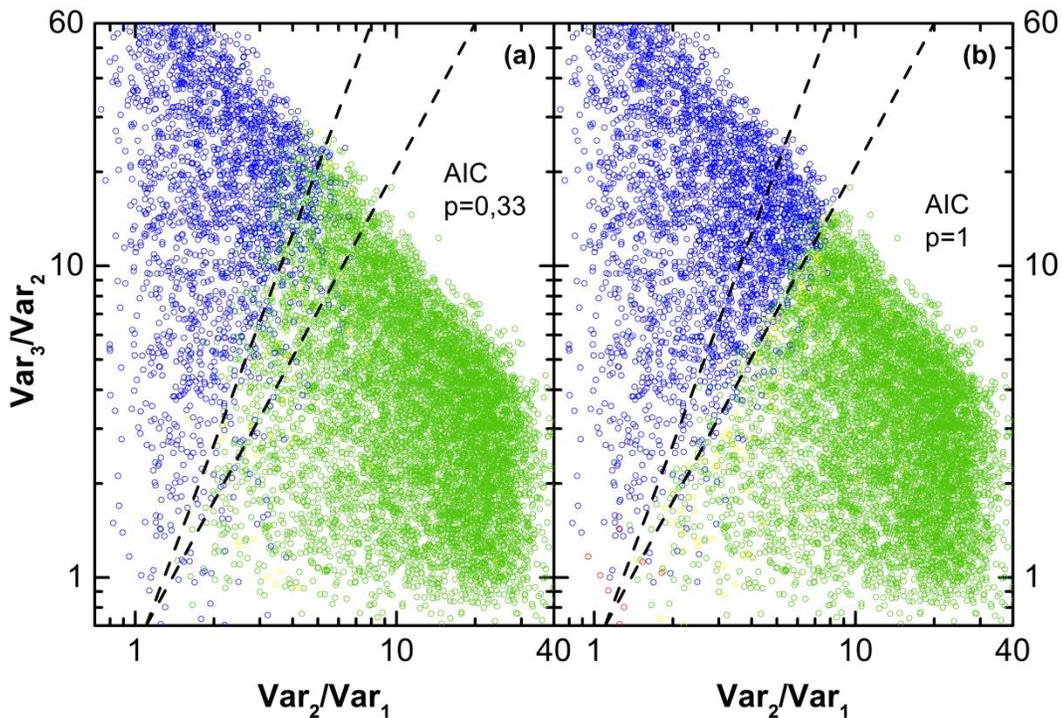


Abb. 3.19 AIC-Picker angewandt auf künstliche Signale zur Untersuchung des Grenzbereichs bei modenbasierter Schallwellenausbreitung; links und rechts ist fast das gleiche Diagramm zu sehen. Der einzige Unterschied ist die Einfärbung der Datenpunkte. Für das rechte Diagramm ist die Einfärbung für die Startwertbestimmung des AIC-Pickers und für die linke Seite für den modifizierten AIC-Picker mit $p=0,333$ (entsprechend Abschnitt 3.5). In Bezug zu den Varianzverhältnissen kann der modifizierte AIC-Picker mehr künstlich generierte Signale dem richtigen Startwert zuordnen.

tienten der Varianzen dargestellt. Für jedes künstlich generierte Signal wird jetzt der AIC-Picker angewendet. Die Färbung der Datenpunkte zeigt die Abweichung zwischen generierten Startwert und dem bestimmten Startwert durch den AIC-Picker. Der Datenpunkt 201 ist für alle künstlich generierten Signale als Startwert markiert. Für den $(i+1)$ -ten Signalblock war der für die Berechnung verwendete statistische Erwartungswert immer größer. Dies muss jedoch nicht für die tatsächlich generierten Datenpunkte gelten. Auch für die zeitliche Betrachtung trifft es nicht immer zu, dass eine Intensitätssteigerung sofort ab dem 201. Datenpunkt erfolgen muss. Aus diesem Grund ist der Bereich für die richtige Startwertbestimmung mit 80 Datenpunkten großzügig ausgelegt. Ziel der Untersuchung in diesen Abschnitt ist auch nicht die exakte Bestimmung des Startwertes, sondern den Grenzbereich für verschiedene Intensitätsverhältnisse zu untersuchen.

Betrachtet man die Farbcodierungen der beiden Picker (Abb. 3.19 (a) und (b)), so fällt auf, dass die richtig bewerteten Punkte (grün) für $p=0,333$ ein größeres Varianzverhältnis für sich

in Anspruch nehmen. Zur Orientierung sind zwei Linien eingezeichnet, die in beiden Diagrammen den gleichen Verlauf besitzt. Für diese Art an künstlichen Signalen ist der modifizierte Picker treffsicherer. Vermutlich ist dies die Ursache für die kleineren Abweichungsperzentile des verwendeten Testdatensatzes. Der modifizierte Picker mit $p=0,33$ scheint bessere Ergebnisse für $\text{Var}_2/\text{Var}_1=2-6$ zu erzielen, sogar wenn $\text{Var}_3/\text{Var}_2$ Werte oberhalb von 10 annimmt.

Die Verwendung der künstlichen Signale stärkt die Annahme, dass modifizierte Signale die automatische Startwertbestimmung von modenbasierten Signalen merklich verbessern können. Der AIC-Picker kann für größere Intensitätsunterschiede verschiedener Wellenpakete den Startwert der initialen Wellenpakete finden. Darüber hinaus werden die in diesem Abschnitt dargelegten Ergebnisse als Nachweis gesehen, dass der herkömmliche AIC-Picker durch Training und mit Hilfe der modifizierten Signale verbessert werden kann. Wie in Abschnitt 3.5.1 gezeigt, erfolgt die Modifikation der Signale derart, dass die im Ursprungssignal vorhandenen Signalintensitäten gegeneinander verschoben werden.

3.7 Automatische Qualitätsbeurteilung der Ersteinsatzbestimmung mit Hilfe des AIC-Pickers

Der AIC-Picker findet je nach Signal-zu-Rausch-Verhältnis sehr häufig den richtigen Startwert der Welle. Wie bei allen anderen Methoden zur automatischen Startwertbestimmung fehlt es auch dem AIC-Picker an einer brauchbaren automatischen Qualitätsbeurteilung des berechneten Startwerts. Um die Verlässlichkeit einer Pickermethode zu steigern, wäre eine Aussage über eine Wahrscheinlichkeit oder sogar die Angabe eines Fehlers wünschenswert. Ein erster Schritt hierfür stellt ein Qualitätskriterium dar, dass im Folgenden vorgestellt wird.

3.7.1 Prinzip des entwickelten Qualitätskriteriums

Zur automatischen Qualitätsbeurteilung für die Startwertbestimmung einer akustischen Welle kann mit Hilfe des AIC-Pickers sowohl der Startwert des Originalsignals bestimmt werden, als auch verschiedene Modifikationen desselben Signals. Diese Modifikationen sind so beschaffen, dass das Signal-zu-Rausch-Verhältnis in beide Richtungen signifikant geändert wird. Nach Abschnitt 3.5 wählt man einen Variationskoeffizienten $p < 1$ und einen $p > 1$. Die genauen Werte des Variationskoeffizienten p hängen von den SEA-Signalen ab. Anschließend berechnet man für die verschiedenen p -Werte der Signale den Startwert.

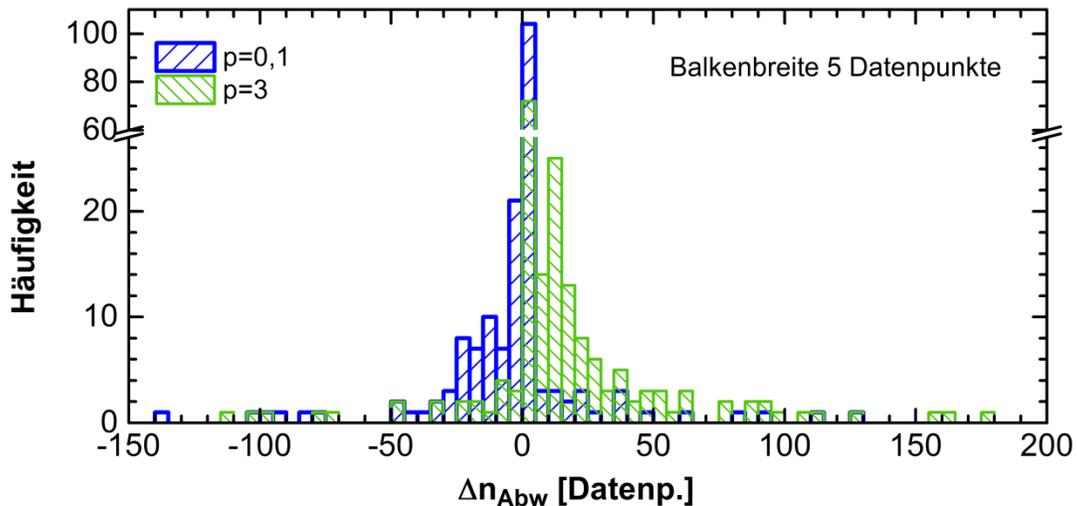


Abb. 3.20 Abweichungshistogramme für den AIC-Picker mit Variationskoeffizienten $p=0,1$ und $p=3$ (vgl. Abschnitt 3.2.2); unterschiedliche Variationskoeffizienten p liefern für manche Signale denselben Startwert und für andere Signale verschiedene Startwerte. Für die Signale, die selbst mit verschiedenen Modifikationen eines Signals denselben Startwert bestimmen, wird die Güte der Startwertbestimmung als hoch angesehen.

Bestimmt der AIC-Picker für ein Originalsignal und dessen modifizierte Signale dieselbe Startzeit, so ist die Startwertbestimmung von guter Qualität. Die Gleichgewichtsposition der AIC-Funktion ist bezüglich der Startzeitbestimmung stabil genug, um selbst durch entartete Signale, nicht verschoben zu werden. Wird jedoch für mindestens ein modifiziertes Signal eine signifikant andere Startzeit im Vergleich zum Originalsignal bestimmt, so ist die Qualität der gesamten Startwertbestimmung zumindest fragwürdig und der automatisch bestimmte Ersteinsatz der Welle sollte manuell auf Richtigkeit überprüft werden. Als Qualitätskriterium kann die Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})$ oder die Spanne der einzelnen Startwerte t_{start} verwendet werden.

Für das in Abb. 3.15 dargestellte Signal verändern sich die Minima der AIC-Funktionen für die modifizierten Signale kaum, da das Signal-zu-Rausch-Verhältnis des Ursprungssignals sehr gut ist. Die Standardabweichung ist mit $\sigma(t_{\text{start}})=0,7\mu\text{s}$ (7 Messpunkte für die verwendete Abtastrate 10MHz) somit relativ klein und die Qualität dieser Ersteinsatzbestimmung gut. Das begutachtete Signal kann demzufolge für die Lokalisierung verwendet werden. Würden die vier Minima der AIC-Funktionen in Abb. 3.15 (e) zeitlich weiter auseinander liegen, wäre die berechnete Standardabweichung höher und die schlechte Qualität der automatischen Startwertbestimmung durch den AIC-Picker leicht erkennbar. Im Gegensatz dazu stellt Abb. 3.21 ein Signal mit einer hohen Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})$ der automatischen Qualitätsbeurteilung dar. Selbst eine manuelle Bestimmung der Erstankunftszeit erweist sich ohne weiteres Hintergrundwissen bei dem gezeigten SEA-Signal als schwierig.

Da es sich bei der detektierten Welle um eine Plattenwelle handelt, liegt die Vermutung nahe, dass die erste ankommende Mode sehr schwach ausgeprägt ist, so dass diese nahe am Digitalisierungslimit der verwendeten Messkette liegt. Wendet man auf dieses Signal das vorgestellte Qualitätskriterium an, so streuen die einzelnen Startwerte untereinander stark. Die AIC-Funktionen mit $p=0,1$ und $p=0,333$ (Abb. 3.21(b)) bestimmen den Startwert signifikant früher als die anderen Variationskoeffizienten ($p=1$ und $p=3$). Die hohe Unsicherheit für den bestimmten Startzeitpunkt spiegelt sich in einer hohen Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})=11,7\mu\text{s}$ (117 Mess-Punkte) wider. Aufgrund eines hohen $\sigma(t_{\text{start}})$ kann für dieses Signal (je nach Bedarf) die Startwertbestimmung manuell durchgeführt oder für die Lokalisierung der SEA-Quelle nicht weiter berücksichtigt werden.

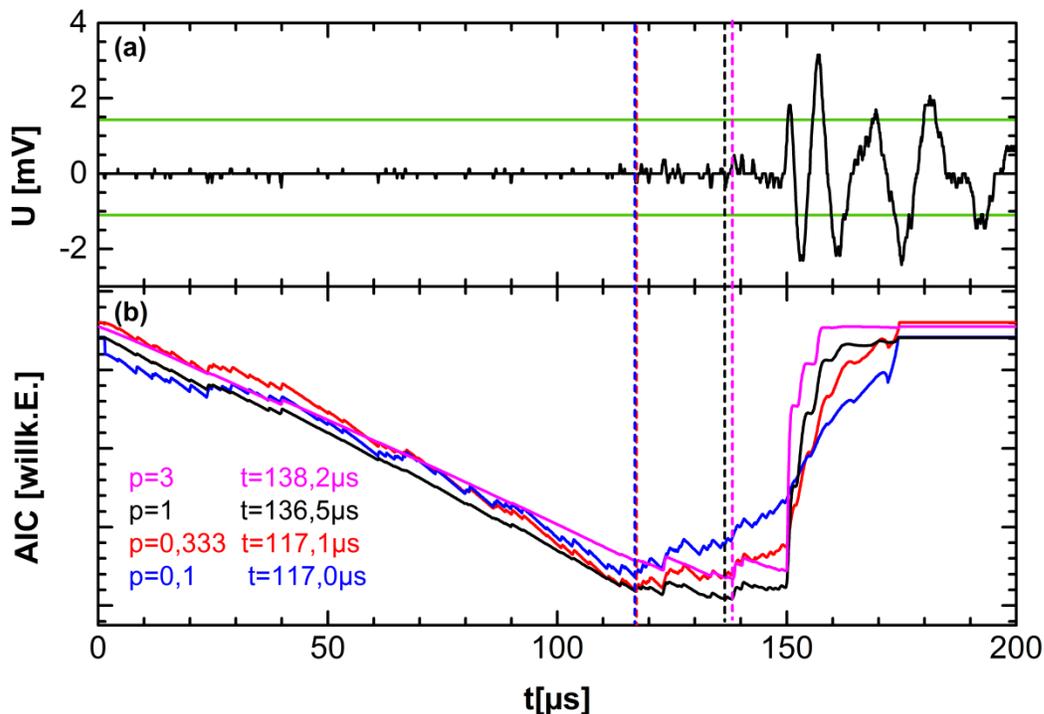


Abb. 3.21 AIC-Funktionen für ein Signal mit niedriger Qualität der automatischen Startwertbestimmung; in (a) ist das SEA-Signal dargestellt während in (b) die AIC-Funktionen für verschiedene Variationskoeffizienten p verschiedene Startwerte liefern (vgl. Abb. 3.15). Die hohe Streuung der Startwerte wird als hohe Unsicherheit der automatischen Startwertbestimmung interpretiert.

Die ursprüngliche Startwertbestimmung durch den AIC-Picker am Originalsignal muss deshalb nicht zwangsläufig falsch sein. Jedoch erhöht sich die Wahrscheinlichkeit für eine fehlerhafte Bestimmung, sobald $\sigma(t_{\text{start}})$ zunimmt.

3.7.2 Nutzen und Überprüfung des Qualitätskriteriums

Das vorgestellte Qualitätskriterium ist in der Lage, vollautomatisch Signale zu separieren, für die die Erstankunftszeit mit einer hohen Wahrscheinlichkeit fehlerhaft bestimmt wurde. So kann man mit Hilfe des Qualitätskriteriums die Lokalisierungsergebnisse verbessern.

Ein pragmatischer Ansatz für den Nachweis der Wirksamkeit des Qualitätskriteriums ist die Überprüfung der einzelnen Signale mit einer hohen Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})$. In Abb. 3.22 sind zwei weitere Beispiele mit hoher Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})$ dargestellt. Entsprechend des angewandten Qualitätskriteriums ist die automatische Startwertbestimmung von schlechter Qualität bzw. fehlerhaft. Durch einen Blick auf die Signale wird klar, warum diese Signale den Algorithmen für die Startwertbestimmung der akustischen Welle Probleme bereiten. Jedoch besteht der Sinn einer automatischen Startwertbestimmung auch darin, dass man nicht jedes Signal einzeln betrachten muss. Ein Nachteil des AIC-Pickers ist (oder anderen Pickermethoden), dass die berechnete Funktion immer ein Minimum besitzt. Auch wenn keine Intensitätsänderung des Signals existiert, bestimmt der AIC-Picker einen Startwert. Ein Beispiel hierfür zeigt Abb. 3.22(c), für das man subjektiv keine starken Intensitätsänderungen beobachten kann. Auch in diesem Fall berechnet der AIC-Picker einen Startwert. Das Qualitätskriterium hilft, solche Signale zu separieren, für die eine Erstein-satzbestimmung sinnlos oder falsch ist.

Für Signale mit einer hohen Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})$ funktioniert das Qualitätskriterium für die richtige Wahl der Parameter p sehr gut. Der umgekehrte Fall, dass der Startwert für Signale mit einer niedrigen Standardabweichung $\sigma(t_{\text{start}})$ trotzdem falsch bestimmt wurde, reduziert die Wahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Startwertbestimmung. Gänzlich ausschließen kann das Qualitätskriterium eine fehlerhafte Startwertbestimmung nicht.

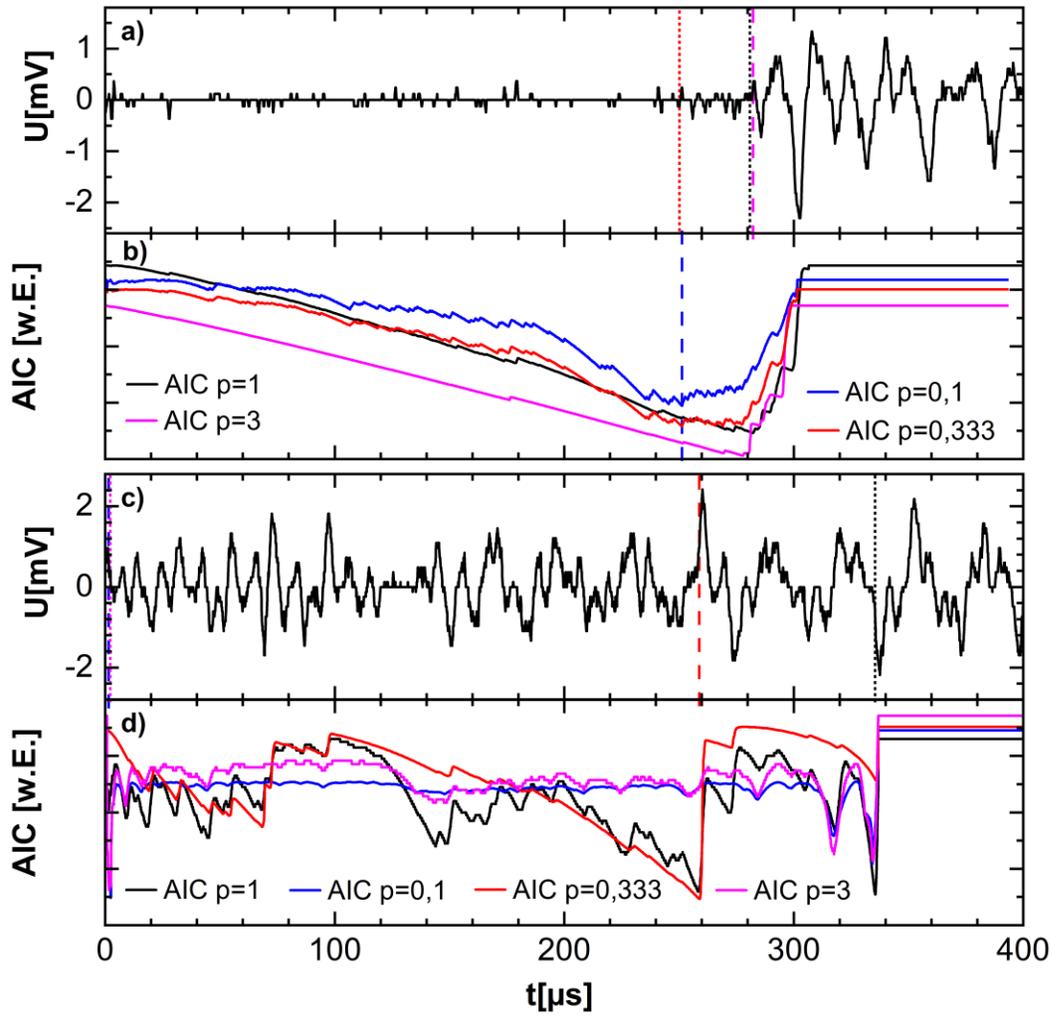


Abb. 3.22 Auswahl an SEA-Signalen, die mit Hilfe des Qualitätskriteriums für die Lokalisierung vollautomatisch aussortiert werden konnten.

3.7.3 Anwendung der automatischen Qualitätsbeurteilung zur Unterdrückung von Fehllokalisierungen von Schallemissionssignalen

Ziel der Qualitätsbeurteilung ist es, die einzelnen Fehllokalisierungen aufgrund fehlerhaft bestimmter Erstkunftszeit der Signale, zu eliminieren. Experimentell wurden Schallemissionsdaten von einem 3-Punktbiegeversuch einer unidirektionalen CFK-Probe ausgewertet und eine eindimensionale Lokalisierung für 5000 Signale mit 2 Kanälen (max. 2500 Hits) durchgeführt. Aufgrund der Kraftverhältnisse beim 3-Punktbiegeversuch sollten die meisten Schädigungen in dem Bereich unter der mittleren Druckfinne ($x=-2\text{mm}$) stattfinden. In Abb. 3.23(a) ist die Häufigkeit der eindimensionalen Lokalisierung für die Erstkunfts-

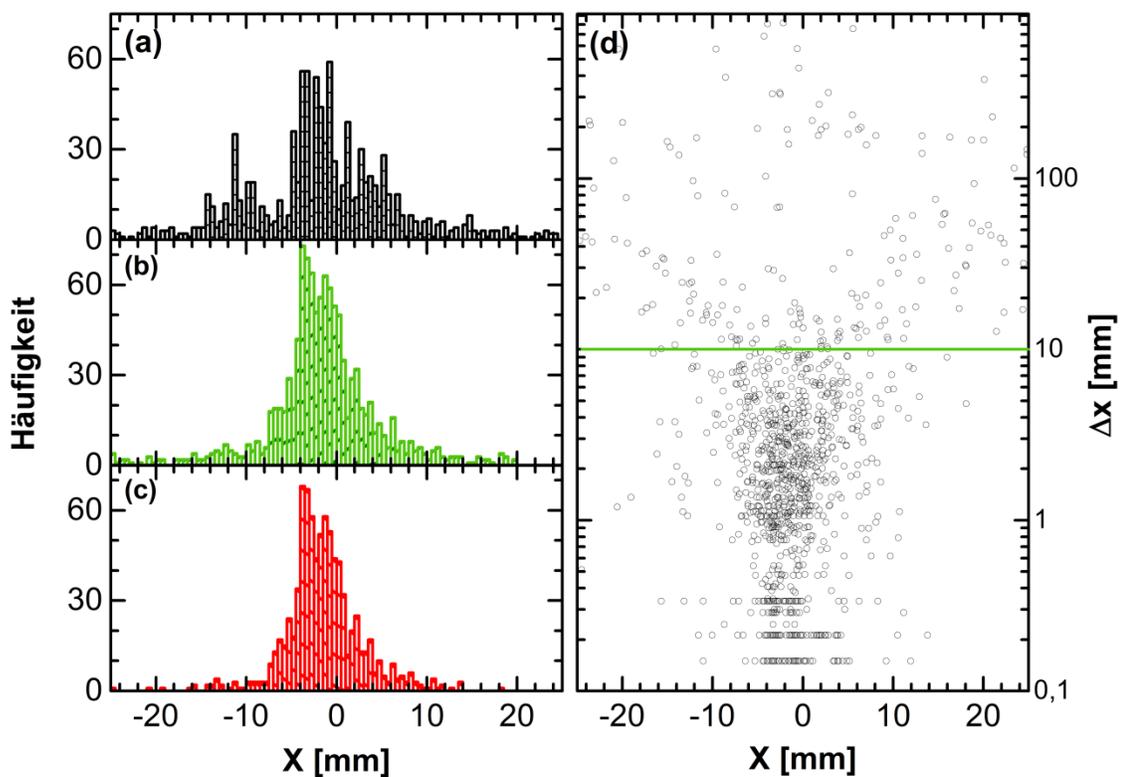


Abb. 3.23 Lokalisierung von Schallemissionssignalen mit Hilfe von unterschiedlichen Methoden. 0mm bezeichnet den Mittelpunkt zwischen den beiden Sensoren. (a) Lokalisierung über Schwellwertverfahren. (b) Lokalisierung über AIC-Picker. (c) Lokalisierung mit dem AIC-Picker mit Hilfe des automatischen Qualitätskriteriums. (d) Betrachtung der Standardabweichung ($\sigma(t_{\text{start}}) + \Delta t_{\text{Abtast}}$) als Fehler für die Startzeitbestimmung bzw. den Lokalisierungsfehler mit Hilfe der Gauß'schen Fehlerfortpflanzung.

zeitbestimmung mit Hilfe der Schwellwertmethode dargestellt. Abb. 3.23 (b) zeigt die Lokalisierung mit Hilfe der Ersteinsatzbestimmung durch den AIC-Picker während Abb. 3.23 (c) zusätzlich das Qualitätskriterium verwendet. Dieses sorgt nochmal für eine Reduktion von weiteren 140 fehlerhaft lokalisierten Ereignissen. Im Histogramm fallen hauptsächlich die verringerten Flanken (also Schädigungen, die weit von der Mitte entfernt sind) auf. Der

Nachweis einer Lokalisierungsverbesserung ist leicht durchführbar, indem die betroffenen Signale manuell betrachtet werden. Man stellt fest, dass für die betroffenen Lokalisierungen mindestens eine Startwertbestimmung fehlerhaft war.

3.7.4 Möglichkeiten des Qualitätskriteriums

Für die Darstellung der Lokalisierung von Schallemissionssignalen ist es auch denkbar die berechneten Standardabweichungen $\sigma(t_{\text{start}})$ direkt als Fehler für die Erstankunftszeit zu interpretieren. So könnte beispielsweise $(\sigma(t_{\text{start}})+k\Delta t_{\text{Abtast}})$ als Fehler für die Erstankunftszeit bestimmt werden und mit Hilfe der Gauß'schen Fehlerfortpflanzung eine automatische Angabe des Lokalisierungsfehlers bestimmt werden. Abb. 3.23(d) zeigt für diesen Fall mit $k=1$ den bestimmten Lokalisierungsfehler ΔX über die Lokalisierung X . In Abb. 3.23 (c) wurden alle Werte nicht weiter berücksichtigt, die eine Lokalisierungsungenauigkeit von mehr als 10mm hatten (Punkte oberhalb der grünen Linie in Abb. 3.23 (d)). Es sei explizit darauf hingewiesen, dass es sich hier nicht um die üblicherweise verwendete Lokalisierungsungenauigkeit LUCY handelt. In überbestimmten Systemen kommt der Lokalisierungsalgorithmus aufgrund messtechnischer Unzulänglichkeiten in der Regel nicht auf ein eindeutiges Ergebnis. Die darauf anschließende Fehlerminimierung wird von LUCY verwendet, um eine Lokalisierungsunsicherheit zu generieren (Thenikl et al, 2016). Um eine bessere Lokalisierungsgenauigkeit zu erreichen, wäre eine Kombination der Lokalisierungsungenauigkeit LUCY und der automatischen Qualitätsbeurteilung wünschenswert. Dies wäre umsetzbar, wenn man für die Berechnung der LUCY eines Signals, den Sensoren entsprechend des Qualitätskriteriums eine unterschiedlich starke Gewichtung gibt.

Prinzipiell ist der Einsatz der modifizierten Signale auch für andere Verfahren wie z.B. das Hinkley-Kriterium denkbar, um die Qualität der Ersteinsatzbestimmung zu prüfen, nachdem die Normierung geeignet gewählt wird. Prinzipbedingt sollte dem nichts entgegenstehen, da sich die Modifikation auf die Signale angewendet wird und nicht auf die Pickermethode selbst.

4 Experimentelle Ergebnisse

Experimentell kann die Schallemissionsanalyse zur Unterstützung der zerstörenden Materialprüfung verwendet werden. In diesem Abschnitt werden neben dem Versuchsaufbau auch Maßnahmen vorgestellt, die in der Lage sind Gruppen mit ähnlichen Signalen zu finden.

4.1 Validierung des Mess-Systems

Die Validierung der Mess-Apparatur stellt für die Schallemissionsanalyse eine Herausforderung dar. Verfolgt man das aufgezeichnete Signal zurück zur Quelle, so gibt es viele Einflussfaktoren. Ein einfacher Nachweis für ein funktionierendes SEA-System besteht darin, eine künstliche SEA-Quelle (beispielsweise einen Bleistiftminenbruch) zu applizieren. Da die Stärke eines Bleistiftminenbruchs in derselben Größenordnung und in einem ähnlichen Frequenzbereich liegt, kann mit diesem Test auch eine Aussage über die Sensitivität der aufgebauten Apparatur gemacht werden. Für eine absolute Kalibrierung des Mess-Systems muss neben der absoluten Materialauslenkung auch die Frequenzabhängigkeit der gesamten Messkette bekannt sein (vgl. Abb. 2.2).

4.1.1 Verwendetes Schallemissionsequipment

Alle schallemissionsanalytischen Ergebnisse in dieser Arbeit wurden mit einem Transientenrekorder von Vallen (AMSY6) aufgezeichnet. Es besitzt die folgenden Kenndaten:

Transientenrekorder	AMSY6 (Vallen)
Messkarten	ASIP-2/S (max. Abtastrate 40MHz)
Eingesetzte Hardware-Filter am Transientenrekorder:	30kHz-960kHz
Verwendete Sensoren	Glaser-Conicals mit AMP-4BB-J-Vorverstärkern

Parametrische Input-Kanäle am	ASIPP-Karte (max. Abtastrate: 1MHz)
Eingesetzte Softwareversion von Visual AE	Visual AE, R2013.08.09
Eingesetzte Software für Datennachbearbeitung	National Instruments LabView 2012 SP1

4.1.2 Versuchsaufbau für eine Validierung an einer Aluminiumplatte

In dieser Arbeit soll das Mess-System mit einem Bleistiftminenbruch an einer Aluminiumplatte validiert werden. Dies ist keiner absoluten Kalibrierung gleichzusetzen, es soll jedoch das breitbandige Ansprechverhalten des verwendeten Mess-Aufbaus bzw. der verwendeten Sensoren gezeigt werden. Dazu wird der Bleistiftminenbruch in einer definierten Umgebung durchgeführt. Die Theorie für die Wellenausbreitung in einem plattenförmigen Medium ist in der Akustik für homogene Materialien sehr gut bekannt. Die Berechnung der Wellenausbreitungsmoden erfolgt numerisch, da sich keine geschlossene Lösung hierfür darstellen lässt (vgl. Abschnitt 2.1.5).

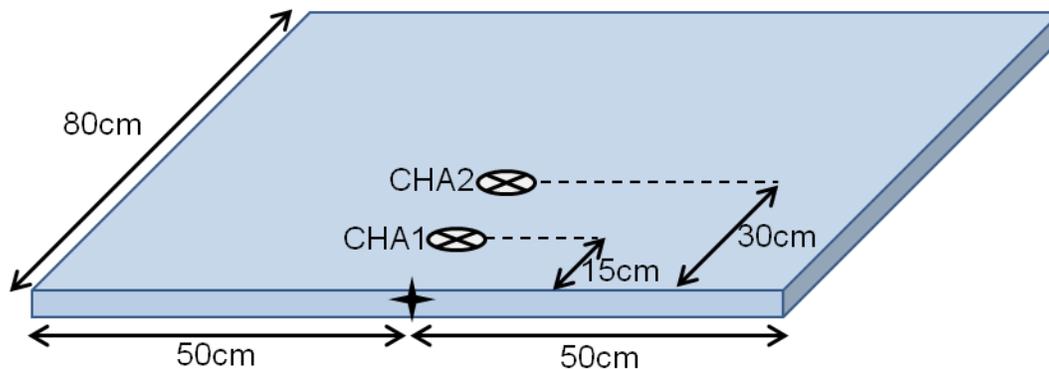


Abb. 4.1 Schematischer Versuchsaufbau zur Detektion von Plattenwellen; an der Stirnseite einer großen Aluminiumplatte (4,9mm dick) wird mit einem Bleistiftminenbruch ein breitbandiges SEA-Signal erzeugt. Dieses wird mit zwei baugleichen Sensoren gemessen. Ferner werden nicht nur das Originalsignal gemessen, sondern auch die Signalreflexionen vom Plattenrand.

Abb. 4.1 zeigt die Abmessungen der Aluminiumplatte. Die geometrischen Maße der Platte sollten möglichst groß sein, damit das Ursprungssignal nicht mit den Reflexionen am Plattenrand interferiert. Je größer die Plattengrundfläche ist, desto größer ist der Laufzeitunterschied zwischen dem Originalsignal und reflektiertem Signal. Das gleichzeitige Anregen von symmetrischen und antisymmetrischen Moden in einer Platte ist je nach Position des Bleistiftminenbruchs nicht zwangsläufig gegeben. Der Bleistiftminenbruch (0,3mm) an der

Platte wird an der Stirnseite durchgeführt, um beide Ausbreitungsmoden der akustischen Wellen anzuregen. Der Bleistiftminenbruch wurde an der Stirnseite in einer Höhe von $(3,5 \pm 0,2)$ mm durchgeführt. In dieser Tiefe der Platte zeigt die anschließende Auswertung ein ausgewogenes Intensitätsverhältnis zwischen den symmetrischen und antisymmetrischen Modenanteilen. Für die Detektion der Plattenwelle werden zwei Sensoren auf einer Aluminiumplatte kontaktiert. Auch bei der Anordnung der Sensoren ist eine günstige Geometrie zu wählen, um reflektierte Signalanteile gut separieren zu können. Die hier verwendete Anordnung der Glaser-Conical-Sensoren (CHA1, CHA2) und die Position des Bleistiftminenbruchs sind in Abb. 4.1 dargestellt. Wegen der punktförmigen Kontaktflächen der Sensoren ist es möglich, sie mit einer Toleranz von lediglich ± 1 mm zu positionieren. Zudem muss bei einer punktförmigen Auflagerfläche die Integration über eine Kreisfläche des Piezoelektrikums nicht weiter betrachtet werden. Die Umgebungsbedingungen und Störsignale machen den Einsatz eines Bandpassfilters notwendig. Angesichts der eingesetzten Herstellerhardware mit einem Bandpass-Filter (30kHz-960kHz) ist die beobachtete Signaldetektion für den Bleistiftminenbruch bis etwa 1250 kHz nicht ausgeschlossen, aber mit Vorsicht zu genießen.

4.1.3 Datenverarbeitung und Datendarstellung

In der anschließenden Datenverarbeitung werden zu Darstellungszwecken die niedrigeren Frequenzen ($f < 100$ kHz) mit einem Hochpassfilter (Butterworth 8. Ordnung, LabView) unterdrückt. Ohne diesen Filter wären die niedrigen Frequenzen für den verwendeten Aufbau für die farbliche Darstellung zu dominant. Die Farbskala ist für beide Graphen in Abb. 4.2 dieselbe und zusätzlich logarithmisch skaliert. Des Weiteren wurde für die Generierung der Farbplots von Abb. 4.2 dasselbe Verfahren wie in Abschnitt 2.2.2 angewandt (STFT, Blackman-Harris-Fenster, 64 Datenpunkte). Wie in Abb. 4.1 gezeigt, kommt aufgrund des größeren Laufwegs das Signal am Kanal 2 (CHA2) später an als beim Kanal 1 (CHA1). Für CHA2 sind dementsprechend zwei Zeitskalen dargestellt. Die Zeitskala t_{CHA1} orientiert sich an dem Schwellwert-Trigger von CHA1 und t_{CHA2} am Schwellwert-Trigger von CHA2. Hinsichtlich der Überprüfung der Mess-Apparatur ist die Signalausprägung der unterschiedlichen Frequenzbänder interessant. Die theoretisch erwarteten, symmetrischen und antisymmetrischen Moden können über den gesamten Frequenzbereich mit gleichmäßiger Intensität nachgewiesen werden. Es zeigen sich in der Darstellung keine größeren Frequenzbereiche, die überproportional stark unterdrückt bzw. resonant verstärkt werden. Das Abklingverhalten der verwendeten Sensoren ist ebenfalls sehr gut. Im dargestellten Frequenzbereich kommt es in keinem Frequenzband zu einem nennenswerten resonanten Nachschwingen der Sensoren. Die verwendeten Sensoren (Glaser-Conicals) eignen sich aufgrund eines internen Vorverstärkers nicht zur Face-to-Face-Kalibrierung.

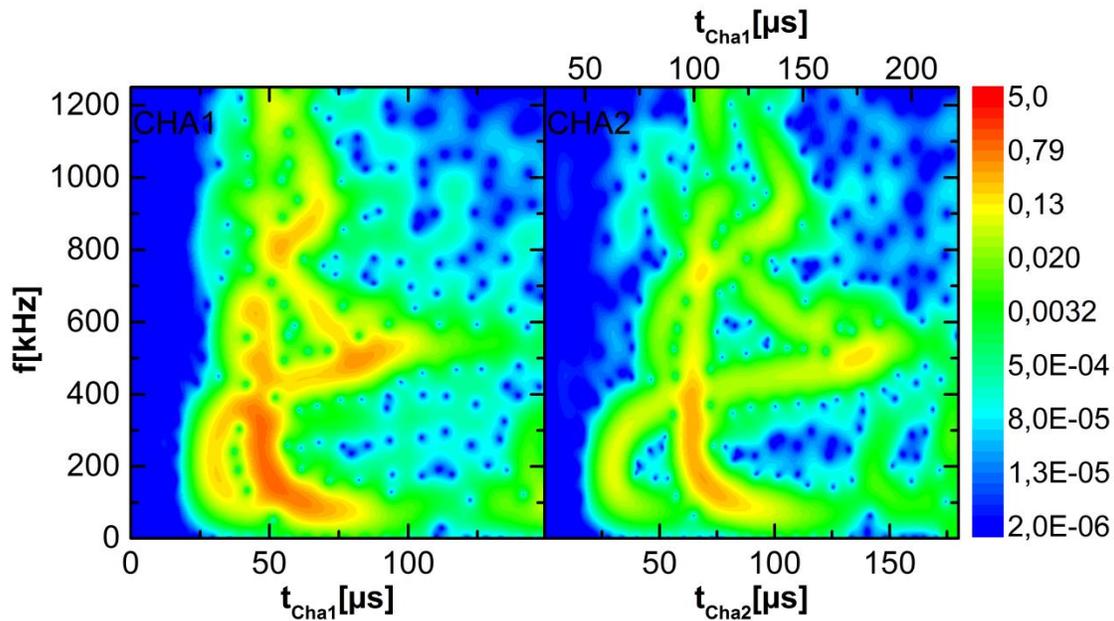


Abb. 4.2 Detektiertes SEA-Signal von einem Bleistiftminenbruch an einer Aluminiumplatte; links zeigt die STFT-Transformation für das Schallsignal von CHA1 in 15cm Entfernung. Rechts zeigt dasselbe Diagramm für CHA2 für einen Laufweg der Welle von 30cm. Bei t_{Cha2} von etwa $140\mu\text{s}$ setzt die Reflexion an den Randflächen der Aluminiumplatte ein. Die maximale Signalintensität liegt bei etwa 200kHz.

Bei der Face-to-Face-Kalibrierung werden zwei Sensoren mit ihren Koppelflächen unter definierten Bedingungen aufeinandergelegt. Einer der Sensoren wird dann als Aktor verwendet und erhält für gewöhnlich einen Spannungspuls mit einer möglichst steilen Anstiegsflanke. Das Piezoelektrikum im Aktor übersetzt den Spannungspuls in eine mechanische Bewegung, die vom zweiten Sensor aufgrund der Kopplung detektiert wird. Das detektierte Signal wird hinsichtlich der Stärke und des Frequenzgehaltes ausgewertet und häufig als Kennlinie des Sensors interpretiert. Streng genommen handelt es sich aber bei der Face-to-Face-Kalibrierung nicht um eine Kalibrierung, sondern um eine Überprüfung der frequenzabhängigen Ansprechcharakteristik (Validierung).

4.2 Charakterisierung der Faserverbund-Werkstoffe

In diesem Abschnitt werden die verwendeten CFK-Proben näher beschrieben. Die Vorcharakterisierung der Probe ist wichtig, um dieselben Rahmenbedingungen für alle Versuche zu garantieren.

4.2.1 Herstellungsverfahren von CFK-Proben

Das Herstellungsverfahren von CFK-Proben hat bereits einen großen Einfluss auf die Eigenschaften des Materialsystems. Den Grund hierfür findet man in der Mikrostruktur der CFK-Probe. Im Prepreg-Verfahren werden die einzelnen Kohlefasern im Harz getränkt und bis zur Verarbeitung tiefgekühlt, um die Aushärtung zu verzögern. Die getränkten Kohlefasern werden in Form gebracht und im Autoklaven ausgehärtet.

Die untersuchten kohlestofffaserverstärkten Kunststoffe wurden mit dem RTM-Verfahren (Resin Transfer Moulding) hergestellt. Beim RTM-Verfahren liegen die Kohlefasern in Form von gespreizten Rovings (50k) bereits im Probenraum. Die Matrix wird anschließend in den Probenraum injiziert. Als Matrix kommen thermoplastische Kunststoffe oder, wie in diesem Fall, ein Harz-Härter-System zum Einsatz. Das Harzsystem (Huntsman Harzsystem XB3585) wird mit dem Härter (Huntsman Härterssystem XB3458) vermischt und unter hohem Druck in den Probenraum injiziert. Da durch das Vermischen von Harz und Härter der Aushärtungsprozess bereits beginnt, muss die Matrix noch im flüssigen Zustand den Probenraum vollständig füllen. Die verwendeten CFK-Proben besitzen zusätzlich noch Polyester-Nähfäden und Glasfaser-Querschussfäden. Diese sollen für eine erhöhte Stabilität der einzelnen Kohlefaser-Lagen sorgen, um während der Matrix-Injektion die Faserlagen in Form zu halten.

Sowohl die Polyesteranteile als auch der Glasfaseranteil weisen volumenmäßig nur einen kleineren, einstelligen Prozentbereich auf und spielen für die Festigkeit des fertigen Materialverbunds nur eine untergeordnete Rolle. Im Gegensatz zu den Polyesterfäden weisen die verwendeten Glasfasern eine deutlich höhere Dichte als der restliche Materialverbund auf. Die unterschiedlichen Materialdichten können mit zerstörungsfreien Prüfungen leicht nachgewiesen werden. Die Komplexität der inneren Struktur erschwert die Qualitätskontrollen mit zerstörenden und zerstörungsfreien Prüfmethode. Die zusätzliche Anwesenheit von Glasfasern erschwert einzelne Aspekte zusätzlich.

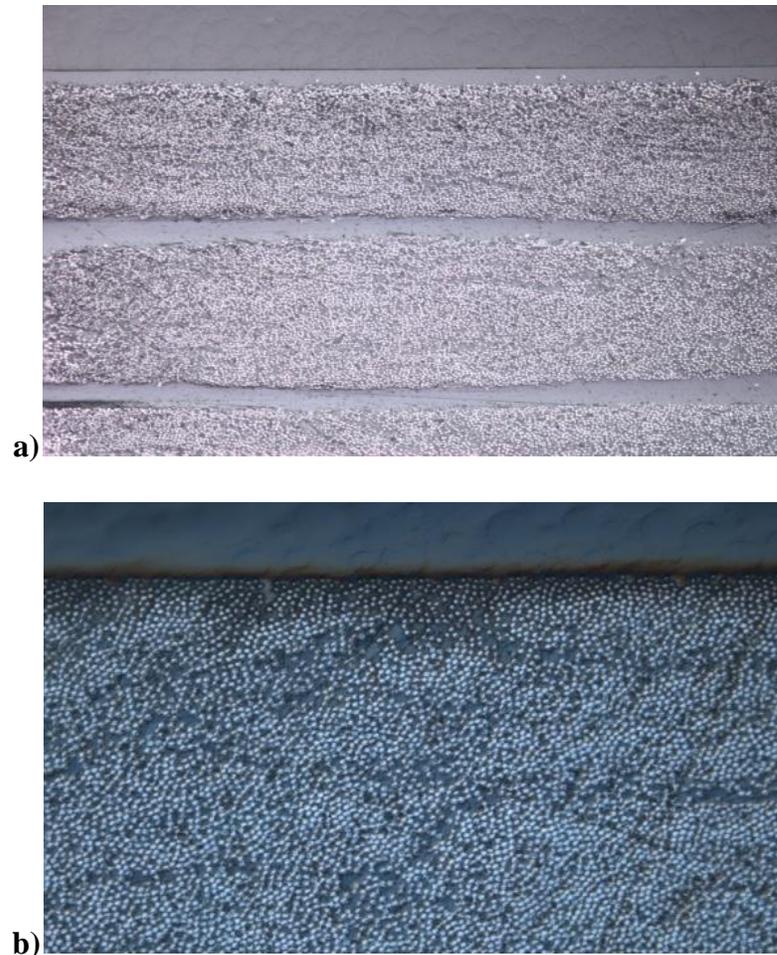


Abb. 4.3 Schnittbilder von einer verwendeten RTM-Probe (oben) und einer Prepreg-Probe (unten); Beide Aufnahmen zeigen eine unidirektionale CFK-Probe.

Abb. 4.3 zeigt Schnittbilder von unidirektionalen Proben. Der wesentliche Unterschied dieser beiden Proben besteht im Fertigungsverfahren. Im oberen Bild wurde die CFK-Probe mit dem RTM-Verfahren hergestellt, während im unteren Bild eine Prepreg-Probe zu sehen ist. In der oberen Probe sind deutlich Reinharz-Bereiche zu sehen, die im Fertigungsprozess als Harzgassen gedient haben. Vergleicht man die innere Struktur der beiden CFK-Proben anhand der Bilder, so wird deutlich, dass es enorme Unterschiede zwischen kohlefaserverstärkten Kunststoffen gibt.

Aufgrund der vergleichsweise kurzen Zykluszeit bei der Herstellung von Bauteilen eignet sich das RTM-Verfahren für die Fertigung in der Automobilindustrie. Die geometrischen Abmessungen und benötigte Stückzahlen sind in der Serienproduktion für die Automobilindustrie ausschlaggebend. Für Fahrzeuge, die in geringen Stückzahlen wie beispielsweise für Kleinserien gefertigt werden, ist auch das Prepreg-Verfahren eine Alternative.

4.2.2 Unidirektionaler und multidirektionaler Lagenaufbau

In dieser Arbeit wurden zwei verschiedene fertigungsnahe Lagenaufbauten untersucht. Bei dem einen Lagenaufbau handelt es sich um einen unidirektionalen und einen multidirektionalen Lagenaufbau. Beide Lagenaufbauten bestehen aus 6 Gelege-Lagen mit einem Flächengewicht von 150g/m^2 .

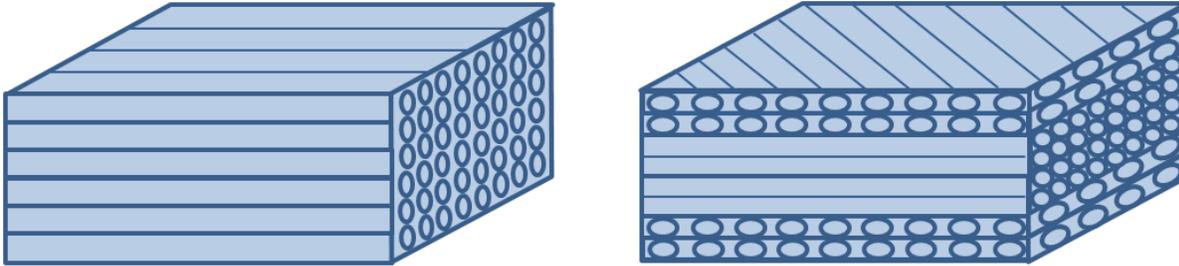


Abb. 4.4 Unidirektionaler und multidirektionaler Lagenaufbau; In a) UD-Probe mit 6 Lagen 6×150 und b) mit $+45^\circ/-45^\circ/0^\circ/0^\circ-45^\circ/+45^\circ$

Die Dichte des fertiggestellten Materialverbunds beträgt ca. $2,1\text{g/cm}^3$ und ist niedriger als die Dichte von Aluminium ($2,7\text{g/cm}^3$).

4.2.3 Zerstörungsfreie Prüfmethode

Für die Vorcharakterisierung der CFK-Proben werden mehrere zerstörungsfreie Prüfmethode eingesetzt um eine Vorschädigung der Probekörper nach Möglichkeiten auszuschließen. Die CFK-Proben werden mit Hilfe von Röntgen- und Ultraschallprüfungen untersucht. Die Probenplatten besitzen zunächst eine Größe von $80\text{cm} \times 40\text{cm}$. Jede der Probenplatten wurde auf der Oberseite der Probe mit einer Orientierungsmarkierung versehen. Die Orientierungsmarker erleichtern sowohl das Probenhandling als auch die Zuordnung der Bildgebung verschiedener zerstörungsfreier Prüfmethode auf die interessanten Bereiche.

Für die Ultraschalluntersuchungen im Tauchbecken wurde eine Apparatur der Firma Olympus verwendet. Die Apparatur ist mit verschiedenen Sensoren bestückbar. In dieser Arbeit wurde ein fokussierender Ultraschallsensor der Marke Olympus mit einer Nennfrequenz von $17,5\text{MHz}$ (4-2006-R-SU) verwendet und in einem Abstand von $0,5\text{mm}$ über die Probe gerastert. Das Signal des Ultraschallkopfes durchdringt den Wasservorlaufweg ($18-19\text{mm}$) und anschließend die Probe. In Abb. 4.5 (c) ist das normierte Rückwandecho der Probenplatte farbcodiert dargestellt. Die Ultraschallprüfung ist prinzipiell für fast alle relevanten Fehler in der Größenordnung der Wellenlänge sensitiv (Delaminationen, Porosität

der Probe, Einschluss von Fremdkörpern), allerdings wird die Bewertung durch die Inhomogenität des Materialverbunds wesentlich erschwert.

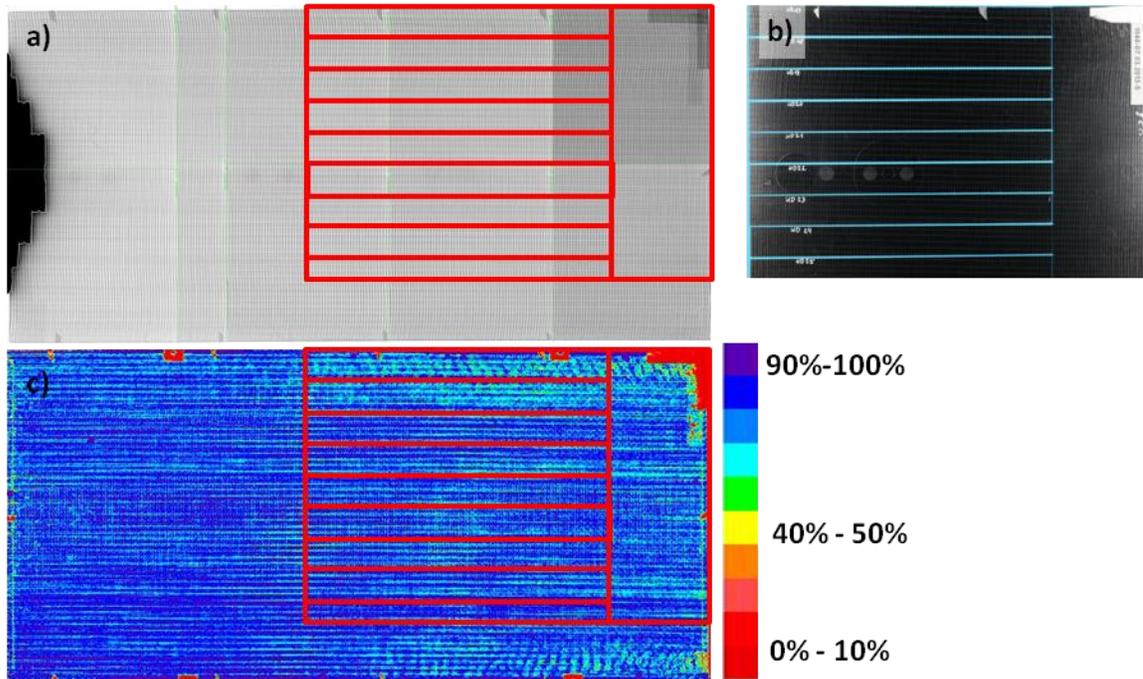


Abb. 4.5 Charakterisierung der Probe mit zerstörungsfreien Prüfmethoden; In a) sieht man die zusammengesetzten Röntgenbilder der Probenplatte. Die Röntgenbilder wurden mit einer Seifert DP435 Vario mit modifizierten 2k-Flachpaneldetektor aufgenommen. In c) sind die dazugehörigen Ultraschallbilder im Tauchbecken. In Rot ist der Probenschnittplan eingezeichnet. Die herausgetrennten Proben wurden in b) fotografiert.

Die Aussagekraft der Ultraschallprüfung ist sehr stark abhängig von der Mikrostruktur der Probe. Dies umfasst den Lagenaufbau, die verwendeten Materialien sowie den Herstellungsprozess. Häufig muss für CFK im Einzelfall entschieden werden, wie hoch der Aussagegrad der Untersuchung ist. Hinsichtlich der Materialprüfung von CFK-Platten ist die Ultraschallprüfung prädestiniert, um Delaminationen im Materialverbund zu finden. Delaminationen mit festigkeitsrelevanten Abmessungen können aufgrund der Ultraschallergebnisse nahezu ausgeschlossen werden. Delaminationen im Materialverbund hätten im dargestellten C-Scan eine vergleichbare Auswirkung wie die Orientierungsmarker (rechte obere Ecke und am Rand der Probe verteilt), da ein Großteil der reflektierten Welle nicht im selektierten Zeitfenster detektiert wird.

Zusätzlich zu der Ultraschallprüfung im Tauchbecken wurden Röntgenuntersuchungen durchgeführt. Für die Probenplatte wurden einzelne Bilder der durchstrahlten Probe angefertigt. Mit einem genügend großen Überlapp der einzelnen Röntgenbilder und einer automatisierten Messung der Probe können die Bilder aneinandergefügt werden. Für die Detek-

tion wurde ein Röntgengerät der Firma General Electrics verwendet. In den Röntgenbildern können die Glasquerschussfäden als dunkle Streifen detektiert werden. Für eine unidirektionale Probe (vgl. Abb. 4.6) sind die Glasfäden im 90° -Winkel zur unidirektionalen Faserichtung zu finden. Die Glasfäden sind über die Dicke gemäß dem Lagenaufbau verteilt. Die Propagationsrichtung des injizierten Harz-Härter-Gemisches während der Probenherstellung ist für die unidirektionale Probe in erster Näherung bzw. im Fernfeld der Injektionsdüsen in Richtung der Kohlestofffasern. Für die unidirektionale Probe liegen die Glasfasern senkrecht zur Propagationsrichtung des Harzes und gehen mit einem erhöhten Strömungswiderstand einher. Die gleichmäßige Anordnung der Glasfasern deutet auf einen laminaren Strömungsfluss während der Harzinjektion hin. Es sei darauf hingewiesen, dass diese Veranschaulichung nur für die unidirektionale Probe gilt. In Abb. 4.6 sind die relevanten Abschnitte für die verwendeten Proben separat dargestellt.

Kleinere Defekte sowie Defekte, die beim Präparieren der Probe durch die Probenbearbeitung entstanden sind, können nicht gänzlich ausgeschlossen werden. Sowohl die Ultraschallprüfung als auch die Röntgenprüfung eignen sich nur eingeschränkt um die Randbereiche einer Probe zu untersuchen. CT-Untersuchungen von vergleichbaren Probematerialien haben ergeben, dass die Probenpräparation mit Hilfe der Diamantscheibe für planare Proben das Mittel der Wahl ist, da sie nur minimale Schäden im Randbereich aufweisen.

Aufgrund der zerstörungsfreien Prüfungen ist eine signifikante Vorschädigung der Probe unwahrscheinlich. Die Ultraschallprüfungen im Tauchbecken eignen sich im Allgemeinen sehr gut um Delaminationen in ebenen Platten zu finden. Mit Hilfe der Röntgenprüfung können typischerweise größere lokale Defekte gefunden werden. Bei beiden Verfahren konnten keine Fehlstellen im Material erkannt werden.

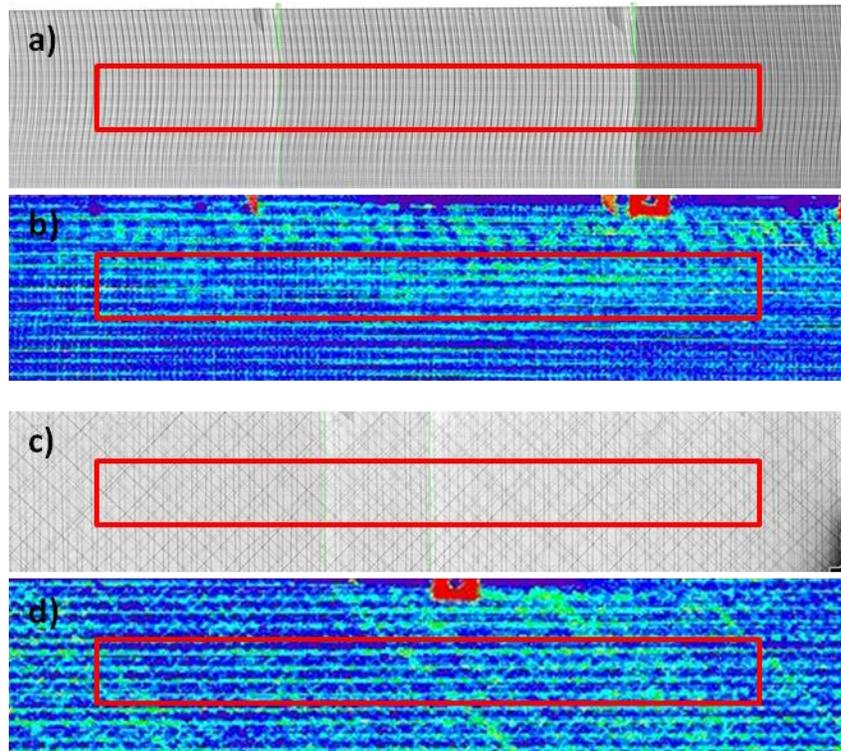


Abb. 4.6 Ultraschall- und Röntgenuntersuchung der UD-Probe (a) und b)) und der MD-Probe(c) und d)); Dargestellt sind die Messdaten für die Proben, die im Folgenden mit Hilfe der Schallemissionsanalyse untersucht werden.

4.3 Schallemissionsmessungen beim 3-Punktbiegeversuch

Für die 3-Punkt-Biegeversuche wurde eine Hegewald-Doppelspindel-Universalprüfmaschine mit einer maximalen Prüfkraft von 10kN verwendet. Diese wurde um einen zusätzlichen elektronischen Ausgang an der Kraftmessdose erweitert. Mit Hilfe des analogen Ausgangs können Spannungswerte stellvertretend für die aufgewendete Kraft der Kraftmessdose direkt in einen parametrischen Eingang des Transientenrekorders eingespeist werden. Dies ist eine adäquate Möglichkeit, um die Schallemissionsdaten mit den Daten der Universalprüfmaschine zu koppeln und zeitlich aufeinander abzustimmen. Nach den Spezifikationen des Zusatzausgangs der Kraftmessdose beträgt der maximale Zeitverzug zum Weiterleiten des Kraftsignals 40ms. Dieser Zeitverzug reicht in der Regel aus, um makroskopische Brüche (Brüche des Prüfkörpers, die eine messbare Änderung des Elastizitätsmoduls des Prüfkörpers hervorrufen) in Relation zu einer Gruppe von Schallemissionssignalen zu bringen.

4.3.1 Experimenteller Aufbau

Zur Untersuchung der bruchmechanischen Vorgänge werden Materialschädigungen untersucht. Dazu werden 3-Punktbiegeversuche durchgeführt. Abb. 4.7 zeigt den experimentellen Aufbau der Schallemissionsanalyse am 3-Punktbiegeversuch.

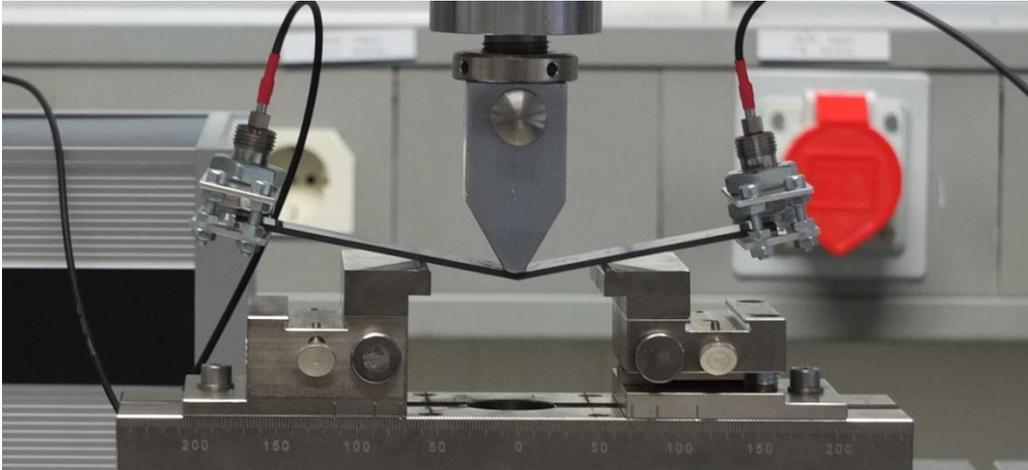


Abb. 4.7 Aufbau Dreipunktbiegeversuch; der Versuchsaufbau ist angelehnt an die DIN ISO 14125. Insbesondere weicht aber die Länge der Probe von der Norm ab.

Die Auflagerflächen sind zur Seite leicht kippbar. Dies garantiert eine axiale Kräfteinleitung. Die verwendeten Proben, die im RTM-Verfahren hergestellt werden, zeigen optisch keine Abweichungen einer planaren Probengeometrie. Je nach den Eigenschaften der geprüften Probe ist es notwendig, die Auflager und die Druckfinne mit Teflonbändern zu überziehen. Für die verwendeten Proben konnte kein akustischer Eintrag aufgrund der Reibung an den Kontaktflächen der Probe zu den Auflagerflächen beobachtet werden.

4.3.2 Ankopplung der Sensoren

Die Glaser-Conical-Sensoren sind mit einem Feingewinde und Mirco-Dot-Anschluss für Koaxialkabel versehen. Für die Ankopplung der Sensoren an der Biegeprobe wurde ein Bügel angefertigt. Die Sensoren sind mit ihrem Außengewinde an der oberen Seite des Bügels an einer Aluminium-Platte mit Hilfe von zwei Muttern befestigt, die gegeneinander festgezogen sind. Eine zweite Platte, die wahlweise aus Aluminium oder durchsichtigem Kunststoff gefertigt ist, komplettiert den Bügel auf der Unterseite der Probe. Mit den durchsichtigen Kunststoffbügeln wird die Positionierung der Sensoren für eine reflexionsarme Messung erleichtert. Abb. 4.8 zeigt den verwendeten Bügel für das Kontaktieren der Sensoren. Mit Gewindestangen an den vier Ecken des Bügels wird der Sensor auf der Oberseite der Probe so justiert, dass der Sensor lediglich mit dem zentralen Auflagepunkt

die Probe berührt. So wird es vermieden, dass es zu zusätzlichen Berührungspunkten zwischen Sensorgehäuse und Probe kommt. Um die akustische Kopplung von Probe zu Probenhalter zu minimieren, sind zusätzlich auf der Unterseite kleinen Flächen doppelseitige Klebebänder aufgebracht, die großflächig einen Luftspalt zwischen der Probe und der unteren Seite des Probenhalters führen.

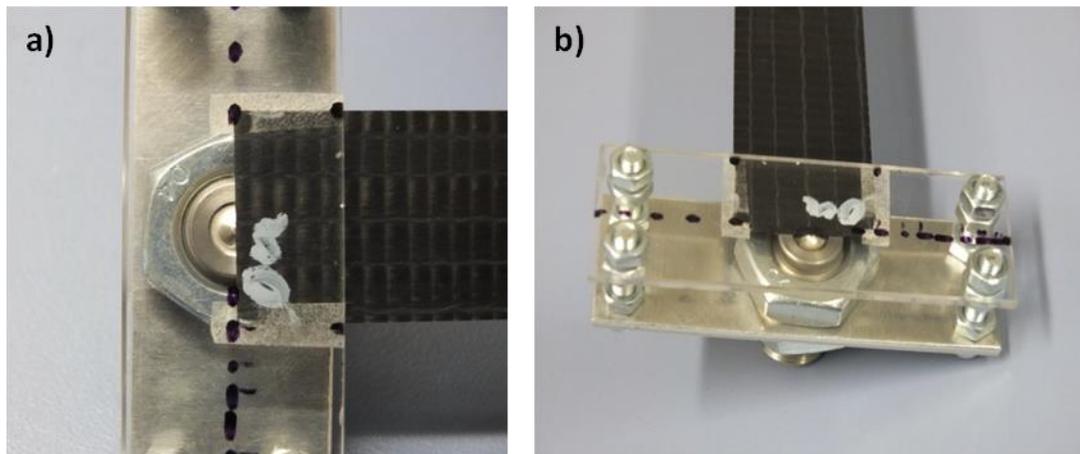


Abb. 4.8 Kopplung zwischen Sensor und Probe; die Sensorpositionierung am Rand der Probe erleichtert sowohl die Abstandsbestimmung der Sensoren als auch eine reflexionsarme Messung der Schallemissionssignale.

Die dargestellte Konstruktion erlaubt eine präzise Ankopplung der Sensoren an Biegeproben ohne das Mess-Signal stark zu verfälschen. Eine Verwendung von Koppelmittel ist bei den Glaser-Conicals wie bei den meisten Sensoren mit punktförmiger Kontaktfläche nicht notwendig. Die Kontaktierung der Sensoren sollte für die SEA mit besonderer Sorgfalt durchgeführt werden.

4.3.3 *Schädigungsverhalten von CFK beim 3-Punktbiegeversuch*

Die Schädigung der multidirektionalen Probe wurde mit 2 breitbandigen Sensoren untersucht. Die SEA-Signale wurden mit einer Abtastrate von 10MHz detektiert. Die Totzeit (nach einem detektierten Signal) beträgt 0,3ms. Die Schallemissionsanalyse ist in der Lage, sehr sensitiv entstehende Schäden zu detektieren. Der große Impedanzunterschied zwischen der CFK-Probe und der umgebenden Luft sorgt für eine Beschränkung der Wellenausbreitung nahezu ausschließlich in den Probenraum. In Anbetracht der geringen Probengröße liegt die Vermutung nahe, dass alle Schädigungen detektiert werden können, die makroskopisch relevant sind. Abb. 4.9 zeigt jeweils die maximale Amplitude der einzelnen Schallemissionssignale für die multidirektionale Probe. Gleichzeitig ist der Kraftverlauf einge-

zeichnet. In erster Näherung kann dieser als linear angenommen werden bis zu einem Zeitpunkt $t < 200$ s. Insgesamt wurden bei dem Versuch etwa 15000 SEA-Signale pro Kanal detektiert.

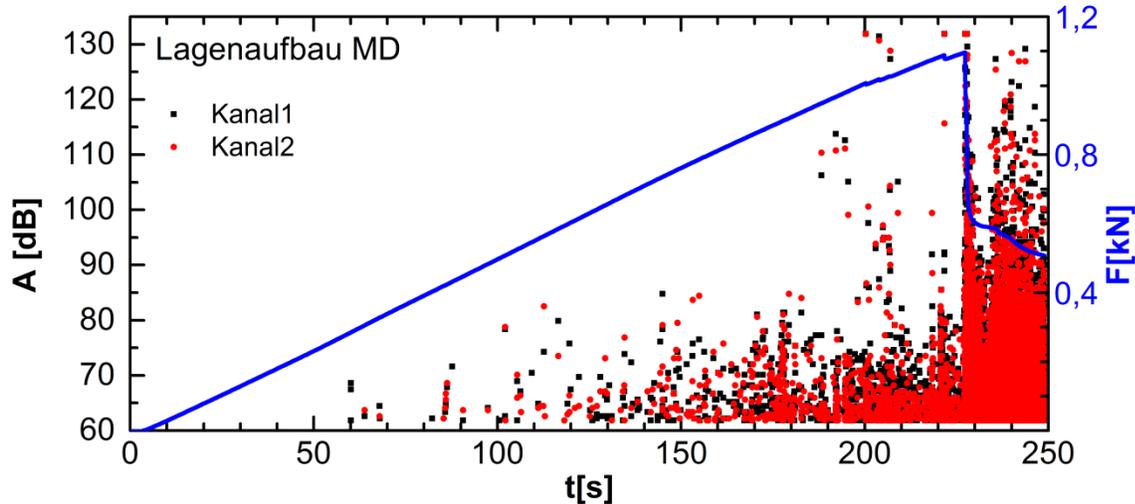


Abb. 4.9 Parametrische Auswertung der maximalen Amplitude A der detektierten Schallemissionssignale; die Bezugsgröße für dB beträgt $1\mu\text{V}$. In der Anfangsphase können keine Schallemissionssignale gemessen werden. Im weiteren Verlauf nimmt sowohl die Häufigkeit als auch die Amplitude der SEA-Signale zu. In blau ist die Kraftkurve der Universalprüfmaschine zu sehen.

Die Druckfinne wurde mit einer Geschwindigkeit von $2\text{mm}/\text{min}$ angesteuert. Bis zum Zeitpunkt $t=60$ s (entspricht einer Durchbiegung von 2mm bei 64mm Scheitelabstand) konnten keine SEA-Signale detektiert werden. Der fast lineare Bereich des Kraftverlaufs deutet ebenfalls auf eine Belastung im Hook'schen Bereich hin. Man beobachtet lediglich eine leichte Festigkeitszunahme. Da in diesem Bereich weder eine signifikante Änderung der Kraftkurve noch SEA-Signale gemessen werden konnten, wird dieser Bereich als zerstörungsfreier Bereich angesehen. In dem Zeitbereich zwischen $t=60$ s und $t=200$ s besitzt die Kraftkurve eine fast konstante Steigung. Die detektierten SEA-Signale nehmen sowohl in der Anzahl als auch in der maximalen Amplitude mit zunehmender Zeit (Durchbiegung) zu.

Für die unidirektionale Probe können bis zu einer großen Durchbiegung nur sehr wenige Signale detektiert werden (vgl. Abb. 4.10). Bei diesen Signalen handelt es sich wahrscheinlich um kleine, lokale Fehlstellen. Makroskopisch betrachtet haben diese kaum einen Einfluss auf die Festigkeit. Ein Indiz dafür ist, dass auch die Universalprüfmaschine keine Änderungen in der Kraftkurve auflösen konnte.

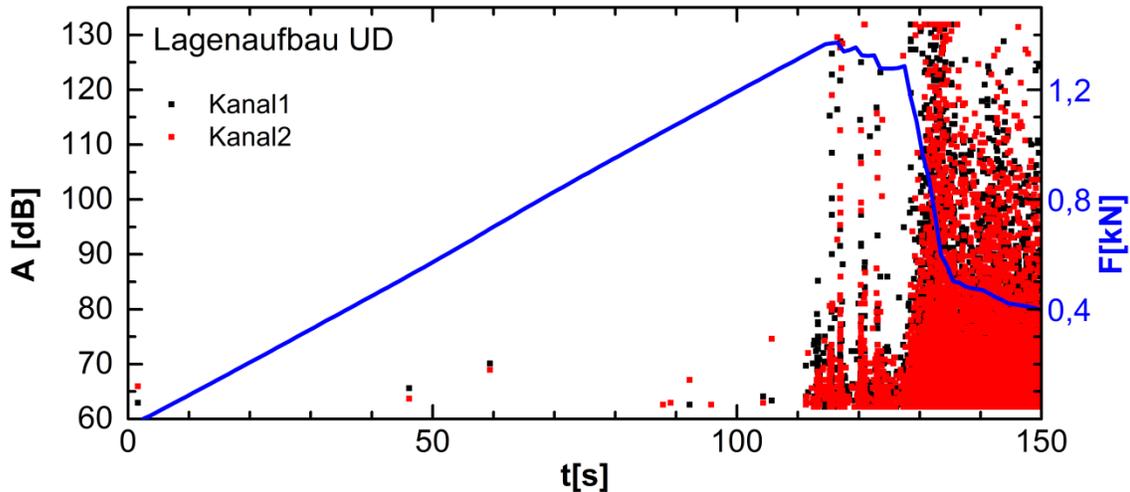


Abb. 4.10 SEA-Ergebnisse eines 3-Punktbiegeversuchs für eine unidirektionale CFK-Probe; die ersten detektierten Signale bei $t=2$ s entstehen durch das Aufsetzen der Druckfinne auf die Probe. Anschließend treten bis zu den ersten makroskopischen Degradationserscheinungen nur sporadisch SEA-Signale auf.

Eine Schädigung der Glasquerschussfäden in diesem „sporadischen“ Schädigungsbereich ist unwahrscheinlich, kann aber nicht ausgeschlossen werden. Die Glasquerschussfäden verlaufen senkrecht zu den unidirektionalen Fasern bzw. parallel zur Druckfinne. Sollte die Glasfaser auf Druck hinsichtlich der gesamten Länge (Probenbreite) überbelastet werden, so wäre eine ganze Kaskade an Signalen zu erwarten. Für die UD-Geometrie konnte für keine Probe eine Überbelastung der Glasfasern nachgestellt werden. Im Gegensatz zur MD-Probe zeigt die UD-Probe ein sehr sprödes Verhalten. Es konnten vergleichsweise wenige Materialschädigungen detektiert werden, bevor die Probe merkliche Zerstörungen aufweist.

Die SEA ist für viele Materialsysteme ein sehr sensitives Verfahren, um entstehende Schäden zu detektieren. CFK bildet hier keine Ausnahme. Die begrenzten Ausmaße der Biegeprobe kommen dem Mess-Verfahren insofern entgegen, dass durch den geringen Laufweg der Schallwellen keine sehr starke Dämpfung der Schallwellen auftritt und dass Mess-System so in der Lage ist, die meisten Schallquellen zu detektieren. Unter diesen Umständen ist man mit der SEA in der Lage, einen zerstörungsfreien Bereich der Biegeprobe ausfindig zu machen. Die Bandbreite der Einsatzmöglichkeiten ist enorm. So kann die SEA bei der richtigen Dimensionierung von Bauteilen helfen eine Überbeanspruchung zu vermeiden. Insbesondere im frühen Entwicklungsstadium eines neuen Materialsystems kann die FEM-Simulation durch Abgleich mit den SEA-Daten unterstützt werden. Die detektierten SEA Daten können wertvolle Hinweise auf Materialschädigungen geben, die wieder Einfluss auf die Verbesserung der FEM-Simulation nehmen können.

4.3.4 Interpretation der Schallemissionsergebnisse

In diesem Abschnitt wird auf die Interpretation der SEA-Ergebnisse eingegangen. Insbesondere werden SEA-Signale für unidirektionale und multidirektionale Proben miteinander verglichen.

Zunächst soll auf die Lokalisierung der Mess-Ergebnisse eingegangen werden. Für eine exakte Lokalisierung benötigt man nicht nur eine solide Bestimmung des Ersteinsatzes, es muss auch die Position der Sensoren bekannt sein. Die verwendeten Sensoren können sehr präzise an den Biegeproben angebracht werden (vgl. Abb. 4.8). Die Ersteinsatzbestimmung basiert auf dem AIC-Picker und erfolgt nach der vorgestellten Methode in Abschnitt 3.5. Für die Bestimmung der Lokalisierung wurde $p=0,333$ verwendet.

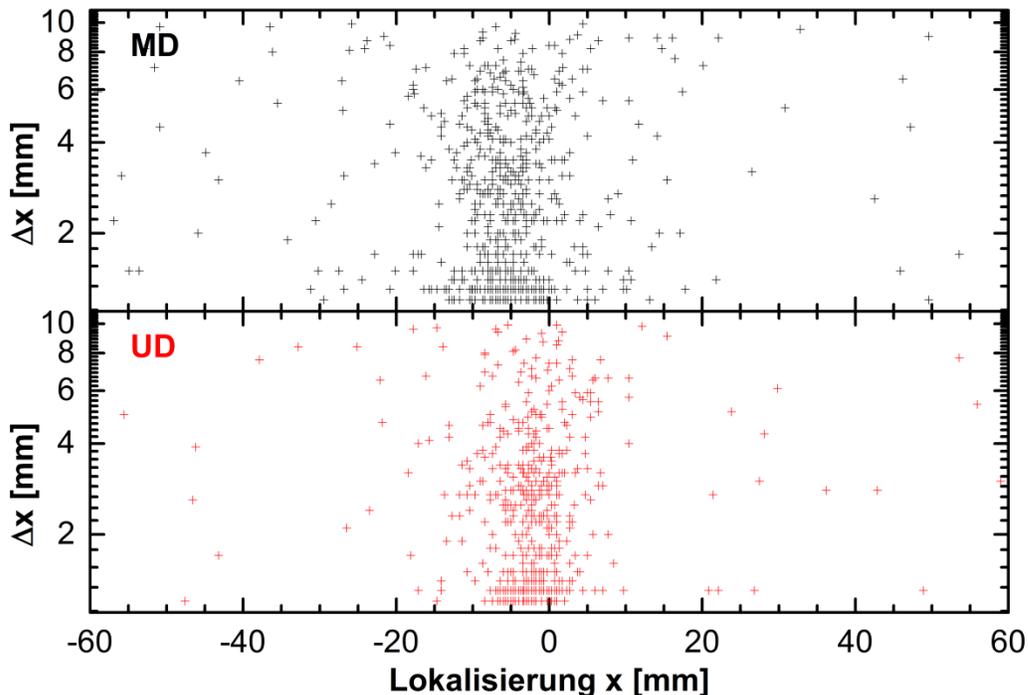


Abb. 4.11 Lokalisierung der SEA-Signale der multidirektionalen und in einer unidirektionalen Probe; betrachtet man die lokalisierten Ereignisse mit kleinem Lokalisierungsfehler, sind die Schäden in x-Richtung für die multidirektionale weiter verteilt als für die unidirektionale Probe. Für die multidirektionale Probe lösen sich die oberen beiden Lagen in $+45^\circ/-45^\circ$ zuerst ab. Dies erklärt auch die größeren Ausmaße der Schädigung in x-Richtung erklären.

Abb. 4.11 zeigt die Lokalisierungsergebnisse für die unidirektionale und die multidirektionale Probe. Der aufgetragene Fehler der Lokalisierung wird, wie in Abschnitt 3.7 beschrieben, dargestellt. Der Fehler der Startwertbestimmung des Signals an einem Sensor setzt sich aus der Standardabweichung (für $p=0,1$, $p=0,33$, $p=1$ und $p=3$) und einem Digit der zeitlichen Abtastrate zusammen (für 10MHz $0,1\mu\text{s}$). Nach der Gauß'schen Fehlerfortpflanzung wurden für die Lokalisierung die Fehler der Startwertbestimmung beider Sensoren addiert.

Kontrolliert man die Lokalisierungsergebnisse der SEA-Analyse anhand der Schnittbilder von den zerstörten Proben, so stellt man fest, dass die Schadensbilder sehr gut den Lokalisierungsergebnissen entsprechen.

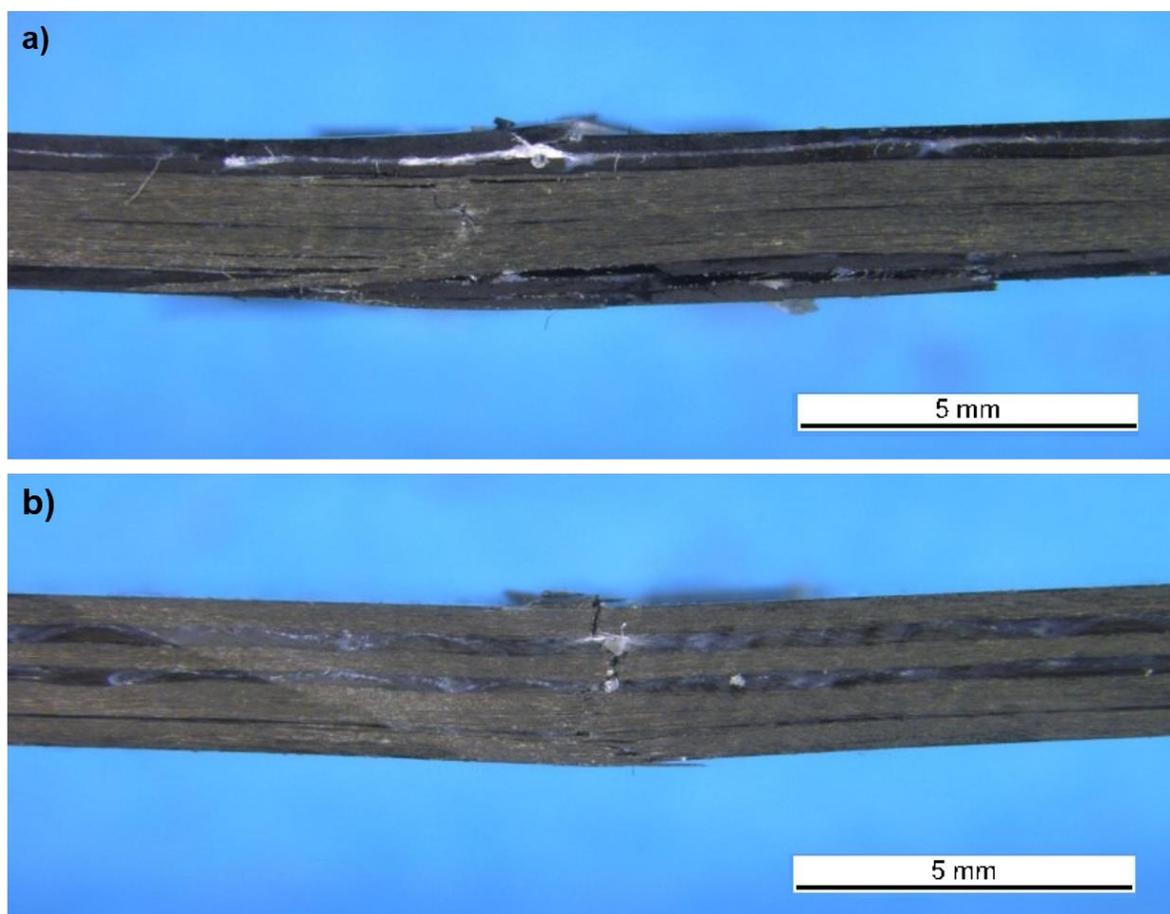


Abb. 4.12 Querschnittaufnahmen einer geschädigten MD-Probe (a) und einer UD-Probe (b) mit dem in Abschnitt 4.2.2 skizzierten Lagenaufbau.

In Abb. 4.12 sind Probenschnittbilder gezeigt, die mit dem Mikroskop aufgenommen wurden. Für die unidirektionale Probe (dieser Probendicke) ist ein kleineres geometrisches

Ausmaß der Bruchflächen sichtbar. Diese Beobachtung deckt sich mit den SEA-Lokalisierungsergebnissen. Man kann bei der unidirektionalen Probe in den oberen Lagen eine Bruchfläche beobachten, die sich nahezu senkrecht durch die Probe in der oberen Probenhälfte zieht. Die Fasern werden in den oberen Lagen nicht auf Zug sondern auf Druck beansprucht. In der unteren Lage beobachtet man Faserbrüche, die aufgrund der dort vorherrschenden Zugspannung gerissen sind.

Für die MD-Probe wird beim 3-Punktbiegeversuch zuerst die oberste Lage zerstört. Die hohe Zugfestigkeit der Kohlefasern führt dazu, dass das Material lokal zuerst auf Druck überbeansprucht wird. Da für die getestete multidirektionale Probe die oberste Lage in 45° zur UD-Lage und zur Druckfinne liegt, korreliert das Ausmaß der Bruchfläche entlang der x-Achse näherungsweise mit der Breite der Probe.

4.3.5 Clusteranalyse

Die in Abschnitt 2.3.2 beschriebene Clusteranalyse wurde ebenfalls auf Messdaten des 3-Punktbiegeversuchs angewandt. Die Clusteranalyse ist hinsichtlich schallemissionsanalytischer Untersuchungen an faserverstärkten Materialien unter anderem in den Fokus geraten, um die Signale hinsichtlich ihrer Schädigungsmechanismen zu separieren. Ob diese Problemstellung mit Hilfe der Clusteranalyse gelöst werden kann, mündet in die Frage nach den geeigneten Parametern, mit der die Clusteranalyse gespeist wird. Die Clusteranalyse gruppiert Signale ausschließlich auf Grundlage der vorgegebenen Parameter. Die Auswahl der geeigneten Parameter stellt eine Herausforderung dar. Eine mögliche Herangehensweise stellt (Sause 2016) in seiner Arbeit vor. Die numerische Trennung wird hierbei als Argument benutzt, um die SEA-Signale in „natürliche“ Signalgruppen zu unterteilen. Dabei werden Parameter in beliebigen Kombinationen permutiert und die Kombination mit der höchsten Trennbarkeit der Cluster weiterverwendet. In dieser Arbeit (Sause et al. 2012) wurde auch ein Parametersatz vorgestellt, der für CFK-Zugversuche zielführend war. Dabei wurden folgende Parameter verwendet:

P_{0-150} : prozentualer Signalanteil von 0-150kHz

$P_{150-300}$: prozent. Signalanteil zwischen 150-300kHz zum Gesamtanteil

$P_{300-450}$: prozent. Signalanteil zwischen 300-450kHz zum Gesamtanteil

$P_{450-600}$: prozent. Signalanteil zwischen 450-600kHz zum Gesamtanteil

$P_{600-900}$: prozent. Signalanteil zwischen 600-900kHz zum Gesamtanteil

$P_{900-1200}$: prozent. Signalanteil zwischen 900-1200kHz zum Gesamtanteil

f_{\max} : Frequenz mit maximaler Intensität

$$f_{\text{init}} = \frac{\#\text{Schwellwertüberschreitungen für } t < t_{\max}}{t_{\text{Anstieg}}}$$

$$f_{\text{rever}} = \frac{\#\text{Schwellwertüberschreitungen für } t > t_{\max}}{t_{\text{Abkling}}}$$

f_{50} : Schwerpunktsfrequenz

$$f_{\text{weighted peak frequency}} = \sqrt{f_{50} f_{\max}}$$

Für die Auswertung wurden diese Parameter aus den Signalen aller lokalisierbaren Ereignisse extrahiert. Die Parameter werden anschließend normiert und mit Hilfe der Hauptkomponententransformation und des K-Means-Algorithmus klassifiziert. Die einzelnen Kanäle werden wegen den unterschiedlichen Laufwegen separat betrachtet. Für beide Sensoren werden der Davis-Bouldin- und der Dunn-Index in Abhängigkeit von der Clusteranzahl der SEA-Signale bestimmt (vgl. Abb. 4.13).

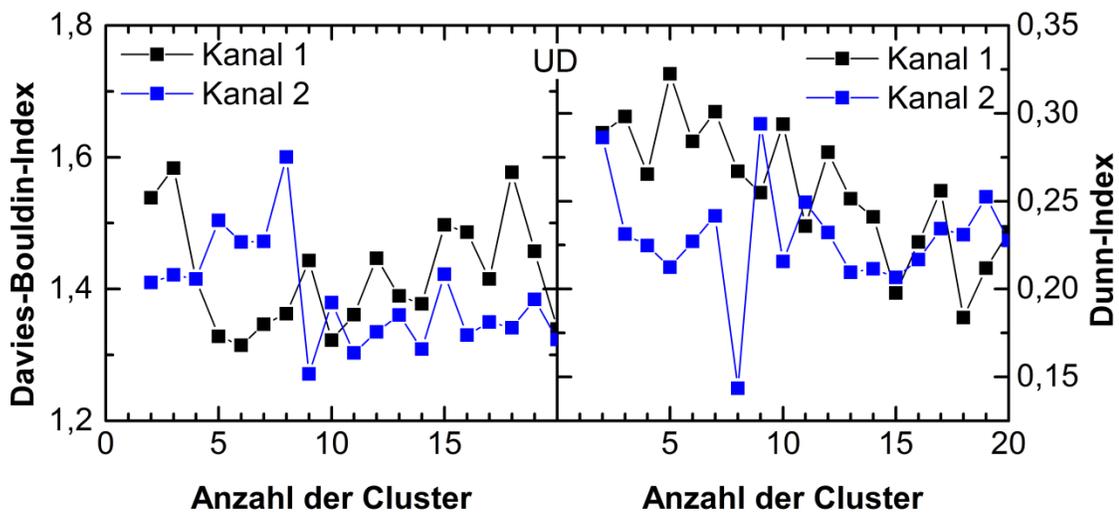


Abb. 4.13 Davies-Bouldin-Index und der Dunn-Index für eine unidirektionale Probe; die Indizes wurden für verschiedene Klassifizierungsergebnisse mit der jeweiligen Klassenanzahl bestimmt.

Die Klassifizierungen mit einem niedrigen Davies-Bouldin-Index bzw. einem hohen Dunn-Index sind besser voneinander trennbar. Beide Indizes wurden für eine verschiedene Anzahl an Clusterzentren dargestellt. Wie in Abb. 4.13 zu sehen ist, können die Indizes keine eindeutige Aussage zur Clusteranzahl liefern. Man kann für die extrahierten Parameter nur eine schwache Klassifizierung bezüglich der Clusteranzahl feststellen. Falls das Klassifizie-

rungsverfahren in der Lage ist, die verschiedenen Schädigungsmechanismen zu trennen, wird die Clusteranalyse für alle Kanäle hinsichtlich der Eingruppierung der lokalisierbaren Ereignisse zum selben Ergebnis kommen. Ist dies nicht der Fall, so kann die Separierung der SEA-Signale mit der Clusteranalyse und den verwendeten Parametern nicht einwandfrei auf den Schädigungsmechanismus zurückgeführt werden. Verschiedene Kanäle müssen vorerst ohnehin separat betrachtet werden. Die Ergebnisse der Clusteranalyse müssen jedoch zueinander passen.

Nach Abb. 4.13 gibt es keine prädestinierte Anzahl von Clustern. Damit ist ein ausgezeichneter Index gemeint, der sowohl für Kanal 1 als auch für Kanal 2 gute Trennbarkeiten liefert. Das numerische Optimum liegt für Kanal 1 nach dem Dunn-Index bei 5 Clustern oder für den David-Bouldin-Index bei 6 Clustern. Für Kanal 2 weisen beide Indizes auf 9 Clusterzentren hin. Beide Kanäle haben wegen der Lokalisierbarkeit dieselben SEA-Quellen detektiert. Da beide Kanäle verschieden viele Clusterzentren als Optimum betrachten, zeigt die Clustertrennung mit diesen Parametern und dem angewandten Setup nicht die gewünschte Separierung der mikroskopischen Schädigungsmechanismen. Absolut gesehen sind die Werte eher niedrig. Dies spricht ebenfalls für ein schlechtes Trennvermögen der Clusteranalyse in diesem Versuchsaufbau. In Abb. 4.14 sind die ersten vier Hauptkomponenten dargestellt. Aus Darstellungsgründen sind nur die ersten fünf Cluster gezeigt. Die Hauptkomponenten niedriger Ordnung besitzen das größte Potenzial für eine Trennbarkeit. Die Grafik der Hauptkomponenten für unterschiedliche Anzahl an Clusterzentren stützt die Aussage, die bereits aus Abb. 4.13 extrahiert werden konnte. Unter diesen Bedingungen ist eine Trennung mit den gegebenen Parametern kaum möglich.

In wie weit die Clusteranalyse dazu verwendet werden kann, die mikroskopischen Schädigungsmechanismen zu bestimmen, kommt auf die Randbedingungen an. Entscheidend hierfür können beispielsweise die Probegeometrie, Sensorcharakteristik oder der Laufweg der akustischen Welle zu den Sensoren (Sause und Horn 2013) sein. Die Belastungsart der Probe hat möglicherweise einen Einfluss auf die Ergebnisse der Clusteranalyse. Unter Umständen stellt es für die gewählte Parametrierung einen Unterschied dar, wenn die Kohlestofffasern gleichzeitig auf Zug und auf Druck beansprucht werden. Einen weiteren gravierenden Einfluss hat das Materialsystem selbst. CFK-Werkstoffe weisen an sich sehr große Unterschiede je nach Werkstoff, Fertigungsverfahren und Ausrichtung der Kohlefasern auf. Der Einfluss der Glasfasern sollte sich in Grenzen halten. Die Ausrichtung senkrecht zur Belastungsrichtung und der volumenmäßig kleine Anteil der Probe würden dafür sprechen. Zudem konnte auch keine höhere, ausgezeichnete Clusteranzahl bestimmt werden.

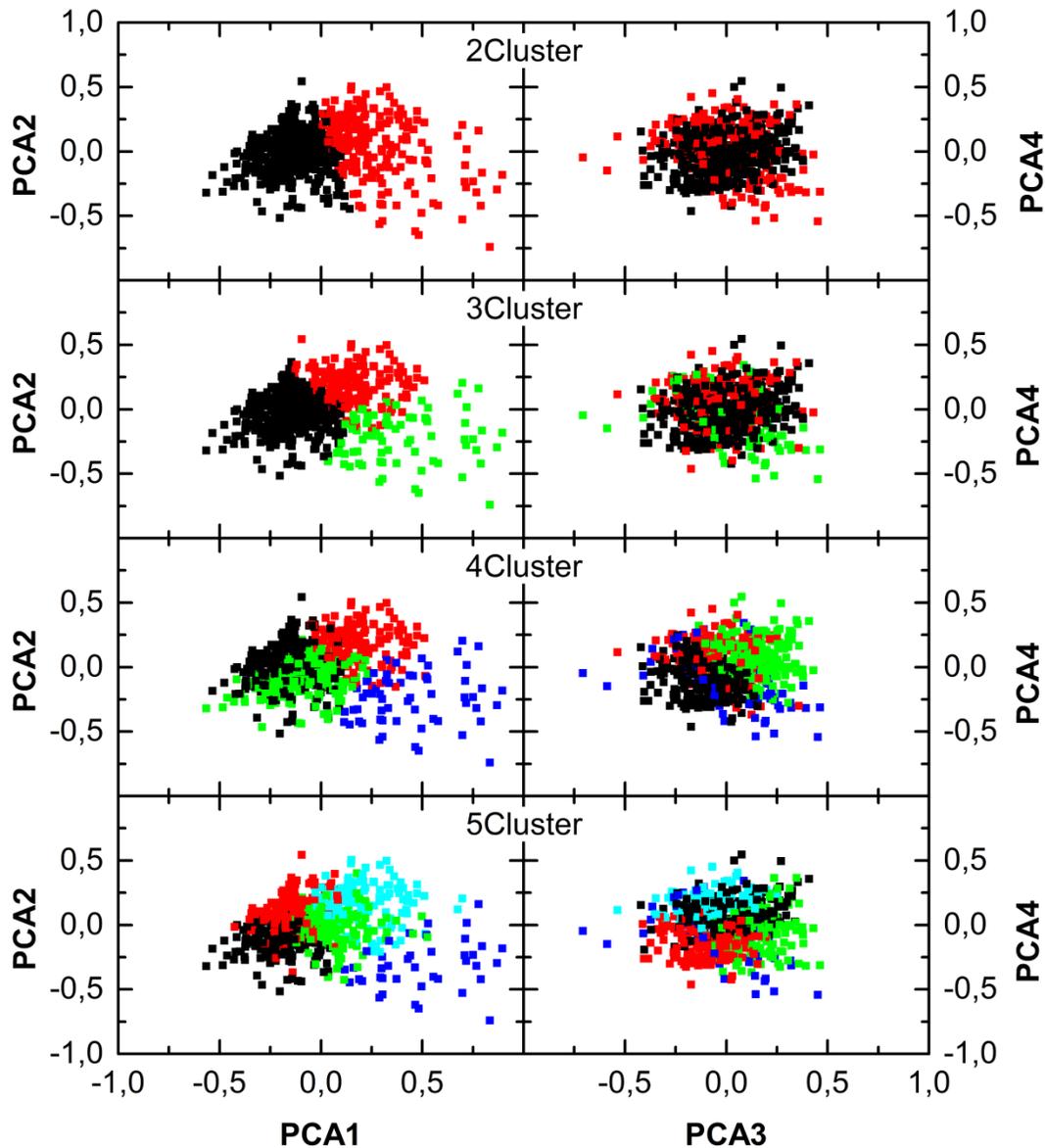


Abb. 4.14 Klassifizierungsergebnisse k-Means-Clusteralgorithmus; dargestellt sind die ersten vier Hauptkomponenten für eine unterschiedliche Anzahl von Clusterzentren. Exemplarisch sind die Ergebnisse für Kanal 1 dargestellt.

Als Kernproblem für diese Auswertung wird in dieser Arbeit die schwache Separation der einzelnen Cluster angesehen. Es handelt sich hierbei nicht zwangsläufig um ein Versagen des Versuchsaufbaus oder der Methode. Es wird davon ausgegangen, dass die beobachteten Mikroschädigungen nur selten in reiner Form auftreten. Eine prozentuale Aufteilung mehrerer Schädigungsmechanismen in einem Ereignis würde ebenfalls per Definition zu einer schwachen Trennbarkeit der einzelnen Cluster führen. Gäbe es keine Kombination der

Schädigungsmechanismen, müsste jede Kohlestofffaser einzeln reißen. Zudem müsste der Zeitversatz groß genug sein, damit die SEA dies nicht als separates Ereignis zeitlich auflösen kann. Sobald mehrere Fasern „gleichzeitig“ (Zeitskala von μs) zerstört werden, geht der Vorgang zwangsläufig auch mit einer anteiligen Matrix-Schädigung einher. Ohne dies nachweisen zu können, wird davon ausgegangen, dass die meisten detektierten Ereignisse eine Kombination zweier oder sogar aller drei mikroskopischen Schädigungsmechanismen darstellen und dies zu einem fließenden Übergang zwischen den einzelnen Clustern führt.

4.3.6 Separation ähnlicher Signalgruppen mit der Korrelationsfunktion

Das Berechnen der Korrelationsfunktion bzw. des Korrelationsfaktors ist eine sehr zuverlässige Methode für die automatisierte Erkennung zweier gleicher bzw. ähnlicher Signale. Die hohe Signalanzahl erschwert die Auswertung mit der Signalkorrelation. An diesem Punkt gibt es verschiedenen Herangehensweisen. Entweder man vergleicht mit der Kreuzkorrelation jedes detektierte Einzelsignal und erkennt gegebenenfalls eine Ähnlichkeit zu einem Beispielsignal oder man versucht alle detektierten Signale mit allen anderen Signalen zu vergleichen. Da der Berechnungsaufwand für letzteres mit der Anzahl der Signale auf $n!$ (Fakultät) ansteigt, ist dies eventuell nur für eine beschränkte Anzahl an Signalen möglich. Um den Rechenaufwand für dieses Vorgehen in Grenzen zu halten, wurden die verschiedenen Detektionskanäle als separate Datensätze betrachtet. Das heißt, es wurden alle Signale des ersten Kanals untereinander verglichen und anschließend alle Signale des zweiten Kanals. Entsprechend des Versuchsaufbaus ist der unterschiedliche Laufweg zu den Sensoren ein Argument für unterschiedliche Signale an beiden Kanälen (für dasselbe Ereignis). Auch die Polarität der SEA-Quelle trägt dazu bei, dass beide Sensoren eine unterschiedliche Signalform aufzeichnen. Beide detektierten Signale eines Ereignisses haben deshalb nicht zwangsläufig bzw. in der Regel für die Ereignisse keine sehr hohe Ähnlichkeit zueinander. Mathematisch betrachtet reduziert sich der Rechenaufwand von $n!$ auf $2 \times ((n/2)!)$. Außerdem ist es unter Umständen nicht nötig, das gesamte Signal für die Kreuzkorrelation zu verwenden. Es hat sich für SEA-Signale in diesen Versuchen herausgestellt, dass wenn ein gewisser Anteil des Signals mathematisch ähnlich ist, auch der restliche Signalverlauf mit einer hohen Wahrscheinlichkeit eine hohe Ähnlichkeit aufweist. Falls zwei verschiedene Signale zueinander ähnlich sind, sind dementsprechend einzelne Teile der beiden Signale auch zueinander ähnlich.

In Abb. 4.15 sind verschiedene Signale des 3-Punktbiegeversuchs dargestellt. Mit Hilfe der Kreuzkorrelation konnten aus den SEA-Datensatz eine Gruppe von Signalen mit sehr hoher Ähnlichkeit ($\epsilon > 0,9$) extrahiert werden. Obwohl die Kreuzkorrelation mathematisch nur für einen Zeitbereich von $120\mu\text{s}$ berechnet wurde, geht die Ähnlichkeit der Signale weit über den berechneten Zeitbereich hinaus. Bei den Signalen der Bleistiftminenbrüche sprechen

die reproduzierbare Quelle und ein nahezu gleicher Laufweg für den kausalen Zusammenhang zwischen den Signalen.

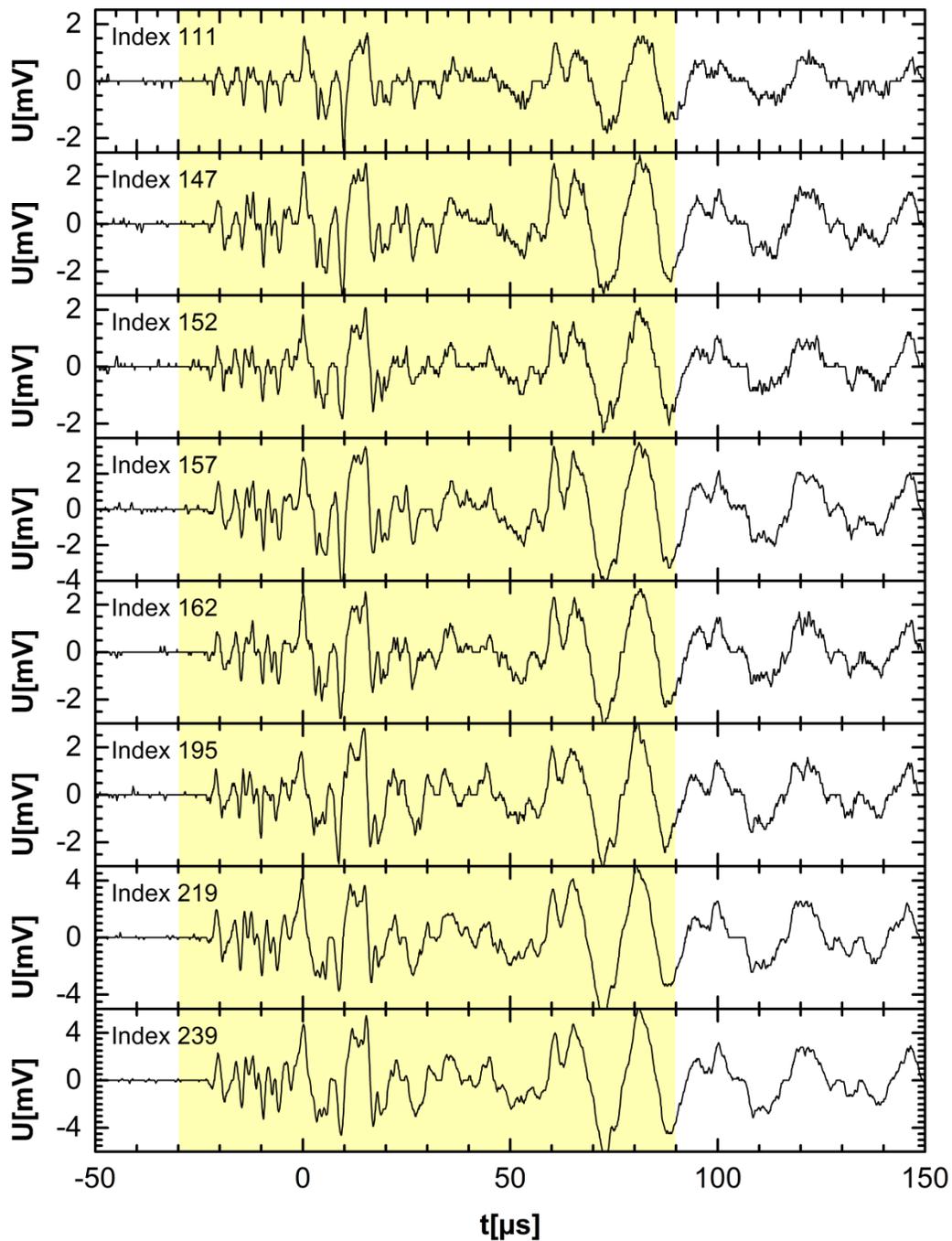


Abb. 4.15: Signale mit hoher Ähnlichkeit; mit Hilfe der Kreuzkorrelationsfunktion konnten ähnliche Signale gefunden werden. Es sind hier Signale gezeigt, die einen Korrelationsfaktor von mehr als 0.9 besitzen. Die Auswertung bezieht sich auf den gelb markierten Bereich.

Die hohe Signalähnlichkeit untereinander legt einen kausalen Zusammenhang nahe. Abb. 2.12 hatte eine ähnlich hohe Signalähnlichkeit für verschiedene Bleistiftminenbrüche vorzuweisen.

Analog zu der gezeigten Signalgruppe in Abb. 4.15 konnten mehrere Signalgruppen gefunden werden. In diesem Kontext ist eine Signalgruppe definiert über die hohe Ähnlichkeit aller Signale innerhalb einer Signalgruppe. Typischerweise ist der Korrelationskoeffizient dieser Signale auch sehr viel ähnlicher, als dasselbe Signal, welches über die beiden Messkanäle aufgenommen (unterschiedlicher Laufweg) wurde. Im Folgenden wird die Annahme untersucht, dass Signale, die sich in derselben Signalgruppe befinden, von derselben Bruchfläche stammen. Unter dieser Prämisse kann der Rissfortschritt untersucht werden, um die Quelle zu finden.

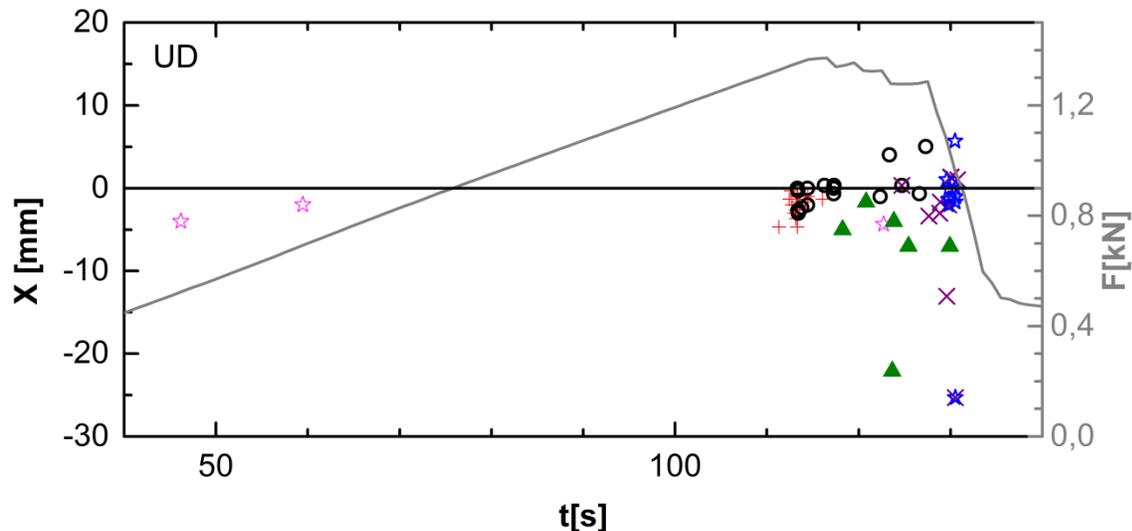


Abb. 4.16 Ausgewählte SEA-Signalgruppen; Jede Symbolart steht für eine Signalgruppe. Die detektierten SEA-Signale innerhalb einer Signalgruppe sind zueinander ähnlich ($\epsilon > 0,9$). Dies betrifft nur jeweils alle Signale eines Mess-Kanals. Signale von verschiedenen Messkanälen können selbst für dasselbe Ereignis eine vergleichsweise geringe Ähnlichkeit besitzen (bspw. $\epsilon = 0,6$).

Abb. 4.16 zeigt die verschiedenen Signalgruppen einer unidirektionalen CFK-Probe, die mit Hilfe der Kreuzkorrelationsfunktion im Datensatz eines 3-Punkt-Biegeversuchs gefunden wurden. Jeder Punkt entspricht einem lokalisierbaren Ereignis, das einer Signalgruppe zugeordnet werden konnte. Die einzelnen Symbole und Farben entsprechen der Zugehörigkeit zu einer Gruppe von Ereignissen. Die entsprechenden SEA-Ereignisse sind nach entsprechender Lokalisierung und dem Detektionszeitpunkt im Versuch dargestellt. Als Signalgruppe zählen hier nur aufgezeichnete Ereignisse, bei denen für beide Kanäle jeweils ähnliche Signale zueinander berechnet wurden. Zu Beginn des 3-Punktbiegeversuchs konnten eine extrahierte Signalgruppen für die ersten beiden Ereignisse ausfindig gemacht wer-

den (offener Stern, magenta). Interessant hierbei ist, dass bei dieser Signalgruppe ein drittes Ereignis zu einem deutlich späteren Zeitpunkt hinzukommt. Aufgrund der engen Lokalisierungstoleranzen darf in diesem Fall von einer SEA-Quelle ausgegangen werden. Ebenfalls sehr stark auf den Bereich der mittleren Druckfinne zentriert stellt sich eine weitere Signalgruppe dar (rotes Kreuz). Auffällig ist, dass es keine Ereignisse dieser Signalgruppe mehr gibt, sobald die Kraftkurve einknickt. Eine Möglichkeit wäre, dass die Ereignisse in dieser Gruppe, den Bruch der obersten Lage beschreiben. Bei der Beobachtung der Probenränder während dem 3-Punkt-Biegeversuch leitete das Versagen der obersten Schicht, welche auf Druck belastet wird, die makroskopische Probenschädigung ein. Die erwähnte Lokalisierung der SEA-Ereignisse um die Position der Druckfinne würde hierzu passen (vgl. Abb. 4.12 (a)). Die Lokalisierungsergebnisse, das zeitliche Auftreten und das häufige Auftreten der Ereignisse dieser Gruppe würden diese Vermutung stützen. Alternativ könnte das zeitliche Ende der Signalgruppe mit einem veränderten Laufweg der akustischen Welle aufgrund von makroskopischer Schädigung erklärt werden.

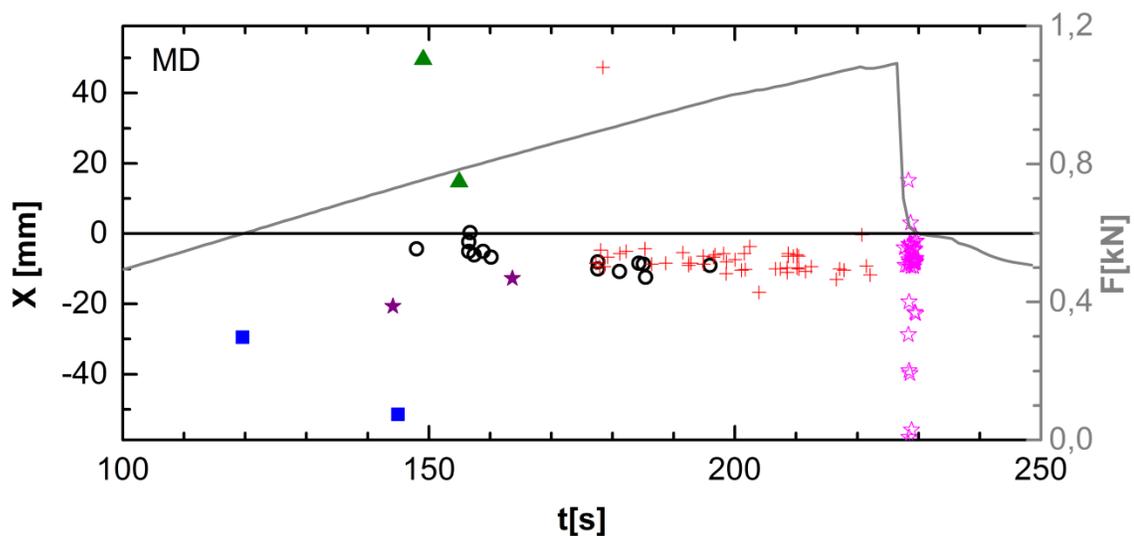


Abb. 4.17: Ausgewählte Schallemissionssignale mit einer hohen Signalähnlichkeit untereinander für eine multidirektionale CFK-Probe; Die eingezeichneten Signale mit dem selben Symbol haben einen Signalkorrelationskoeffizienten von $\epsilon > 0,9$.

Für die multidirektionale Probe können bereits zu einem frühen Zeitpunkt Schädigungen, die weit entfernt von der Druckfinne stattfinden, detektiert werden. Die Zugehörigkeit zu einer Signalgruppe und das sprunghafte Auftreten an verschiedenen Orten lässt Interpretationsspielraum. Dies kann für mindestens zwei der Signalgruppen beobachtet werden (blaue Vierecke, grüne Dreiecke). Um eine fehlerhafte Lokalisierung ausschließen zu können, wurden die detektierten Signale manuell auf den ermittelten Ersteinsatz der Probe

überprüft. Es könnte sich um einen sehr spröden Bruch mit lateral ausgedehnter Bruchfläche handeln. Auf diese Weise könnte ein großer Abstand zwischen den lokalisierten Quellarten entstanden sein. Dagegen sprechen die vergleichsweise geringen Amplituden- und Energiewerte dieser Ereignisse. Die Position dieser Ereignisse liegen in der Nähe der Auflagerflächen. Die Auflagerflächen sind für die unidirektionalen Proben unauffällig. Für die MD-Probe ist der Winkel der unteren Faserlage in Bezug zu den Auflageflächen 45° . Denkbar ist, dass diese beiden Signalgruppe derselben Quellart angehören. Der unterschiedliche Laufweg (Entfernung zum Sensor) könnte die Signale derart verändern, dass der Kreuzkorrelationskoeffizient kleiner als 0,9 wird (und zwei separate Gruppe gebildet werden). Ebenfalls eine sehr breite Verteilung der Lokalisierung. Ansonsten können noch drei größere Signalgruppen ausfindig gemacht werden. Zeitlich zuerst wird die Signalgruppe beobachtet, die als schwarze Kreise gekennzeichnet sind. Materialdegradationen, die mit der Zugprüfmaschine beobachtet werden können, tauchen erst mit der zweiten größeren Signalgruppe auf (rotes Kreuz). Nach dem makroskopischen Versagen taucht wieder eine Kaskade ähnlicher Signale (Stern, Magenta) auf.

Wie mit der Clusteranalyse lassen sich auch mit der Kreuzkorrelation viele Signalgruppen finden. Eine Kombination aus beiden könnte ebenfalls in Betracht gezogen werden. Nach bereits berechneten Kreuzkorrelationsfaktoren könnten diese als Eingangsgröße für überwachte Clusterverfahren dienen. Anderweitig ist es nach erfolgter Clusteranalyse auch möglich, den Kreuzkorrelationsfaktor für Signale innerhalb eines Clusters zu berechnen. Da dieser normiert ist, ließe sich hier ebenfalls ein Maß für ähnliche Signale innerhalb eines Clusters schaffen.

4.3.7 Elektrische Widerstandsmessung

Parallel zur SEA wird in diesem Abschnitt der elektrische Widerstand der Probe gemessen. Aufgrund der Leitfähigkeit von Kohlestofffasern sollte man über den elektrischen Widerstand Rückschlüsse auf das Degradationsverhalten einer CFK-Probe erhalten.

Dazu wurde in dieser Arbeit ein Versuchsaufbau gewählt, um beide Techniken parallel umzusetzen (siehe Abb. 4.18). Die gleichzeitige Anwendung beider Verfahren gestaltet sowohl die Probenvorbereitung als auch den experimentellen Aufbau wesentlich aufwendiger. Um eine mögliche Querverwirkung beider Methoden zu verhindern, wurden für diese Versuche die akustischen Sensoren gegenüber der CFK-Probe elektrisch isoliert. Der elektrische Widerstand zwischen den akustischen Sensoren und der Probe wurde aufgrund einer isolierenden Folie auf mehr als $5\text{M}\Omega$ bestimmt. Zusätzlich wurde die Universalprüfmaschine gegen die Probe elektrisch isoliert. Ansonsten können Leckströme das Potenzialgefälle zwischen der mittleren Druckfinne und den beiden Lagerpunkten stören. Dies wurde eben-

falls mit einer isolierenden Folie und anschließend mit Teflonband bewerkstelligt. Eine Isolation nur mit Teflonband wäre im Prinzip auch möglich. Jedoch ist dafür Sorge zu tragen, dass das Teflonband den mechanischen Belastungen während des Versuchs standhält. Aufgrund des vergleichsweise kleinen elektrischen Widerstands der CFK-Probe ist eine 4-Punkt-Spannungsmessung erforderlich. Die Spannungsmessung selbst erfolgt über die parametrischen Eingänge des Transientenrekorders. Mit Hilfe eines Spannungsabgriffs am vorgeschalteten Widerstand ($2,5\Omega \pm 10\%$) kann die tatsächliche Stromstärke I berechnet werden, die vom Netzteil auf 200mA geregelt wurde. Der zweite Spannungsabgriff an der SEA-A-Probe wird über den zweiten parametrischen Input gelesen. Für diesen Spannungsabgriff wurden jeweils 10 Spannungsmesspunkte gemittelt um auf Kosten der Zeitauflösung das Rauschen zu reduzieren. Es handelt sich um denselben Probenquerschnitt (25mm x 2,2mm), wie für die anderen 3-Punkt-Biegeversuche.

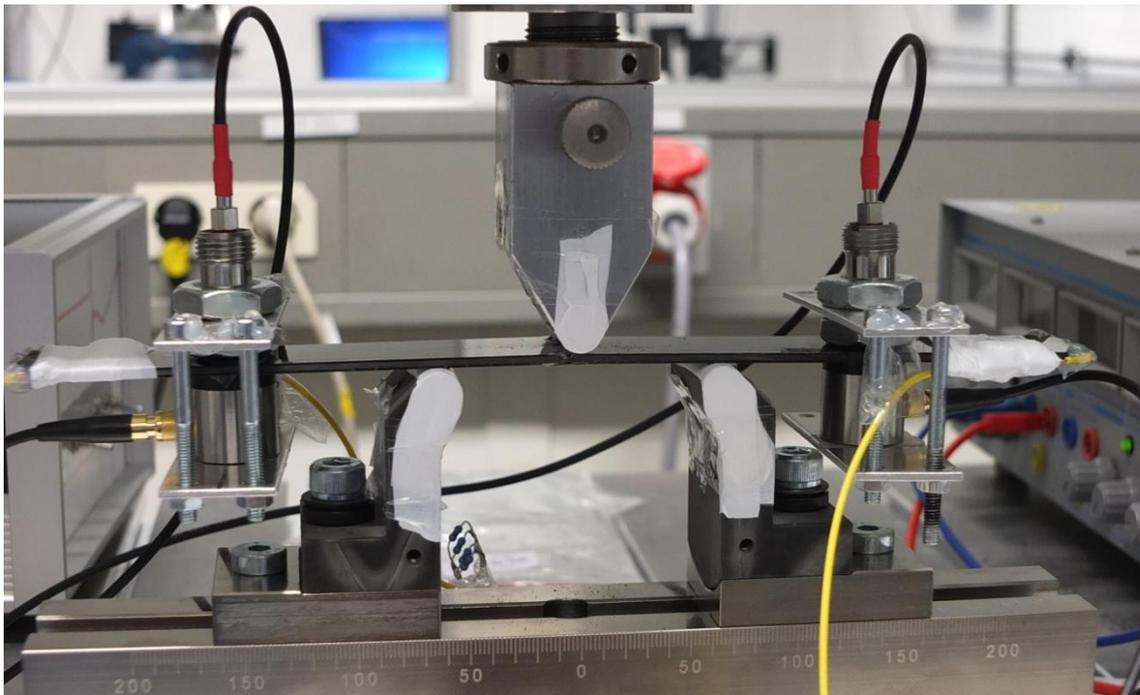


Abb. 4.18: SEA und elektrische Leitfähigkeitsmessung am 3-Punktbiegeversuch;

Die Position der SEA-Sensoren befindet sich nicht am äußeren Probenrand, da hier bereits die Spannung für die Widerstandsmessung abgegriffen wird. Die Kontaktierung der elektrischen Leitungen an der Probe erfolgt mit Hilfe von Silberleitlack. Für die mechanische Zugentlastung der Kabel an den Kontaktierungsstellen wurden die isolierten Kabel an der Probe und am Probenhalter fixiert.

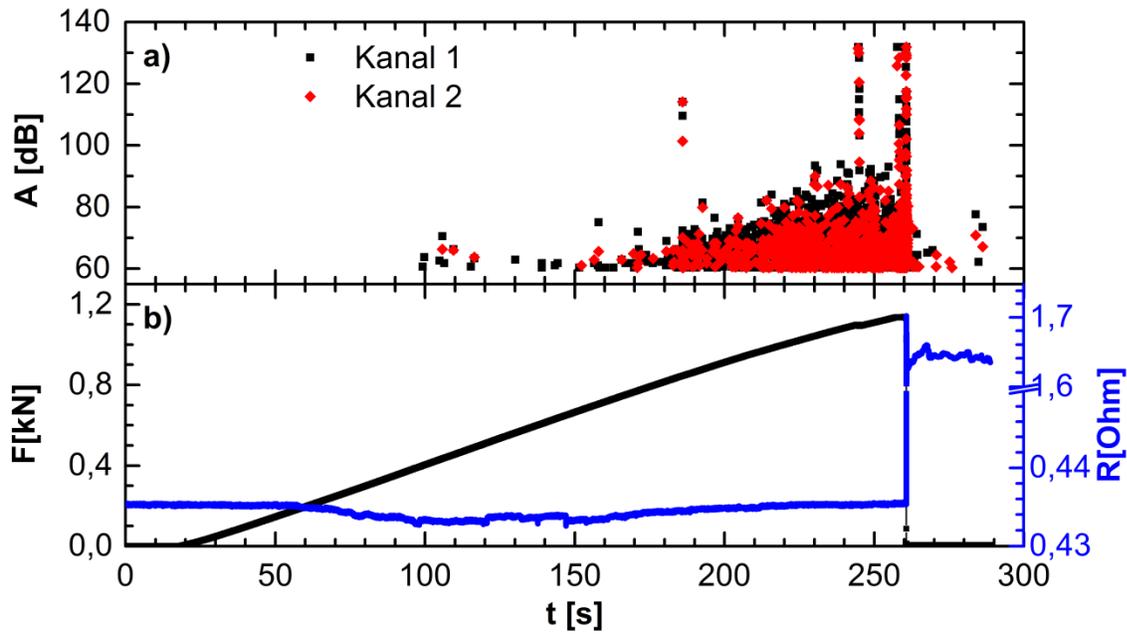


Abb. 4.19 SEA- und Leitfähigkeitsmessungen für multidirektionalen Lagenaufbau am 3-Punktbiegeversuch;

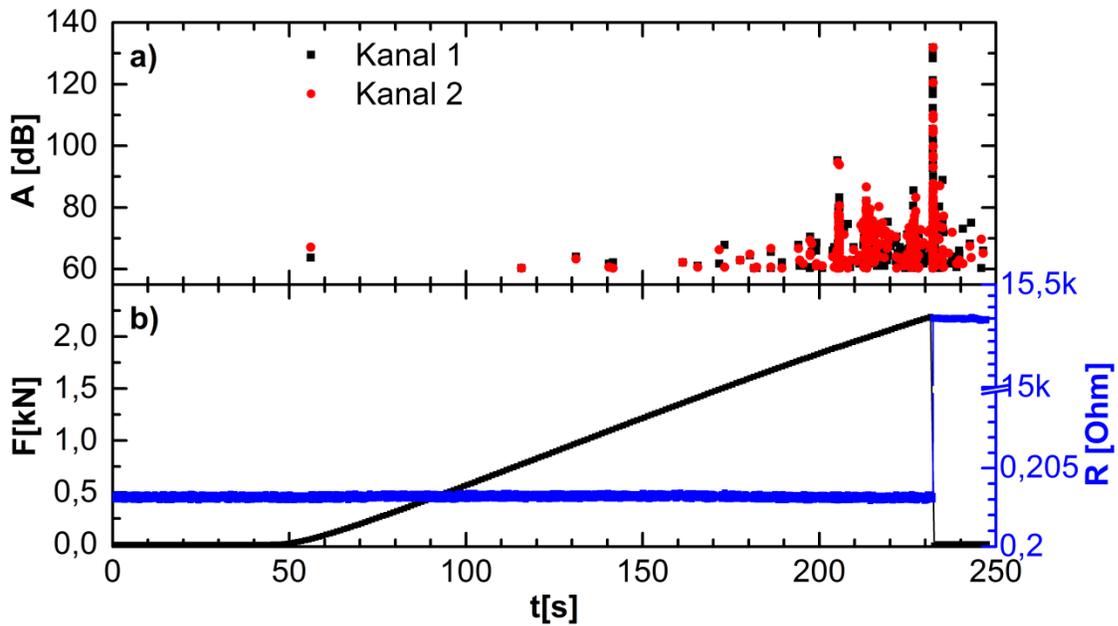


Abb. 4.20 Leitfähigkeitsmessung für unidirektionalen Lagenaufbau;

Abb. 4.19 zeigt die Ergebnisse der SEA-Messungen (a) und den Verlauf der elektrischen Leitfähigkeit (b) während des 3-Punkt-Biegeversuchs. Beim makroskopischen Versagen der Probe ($t=260s$) steigt der elektrische Widerstand der Probe etwa auf das Vierfache an. Zeitgleich konnten mit der Schallemissionsanalyse mehr als 500 Signale pro Kanal detektiert werden. Die kleineren Widerstandsänderungen bei $50s < t < 200s$ können verschiedene Ursachen haben. Prinzipiell müssen bei Widerstandsänderungen dieser Größenordnung auch piezoresistive Effekte in Betracht gezogen werden. Diese Widerstandsänderung konnte bei der unidirektionalen Probe innerhalb des Auflösungsvermögens nicht beobachtet werden. Daher liegt die Vermutung nahe, dass die Änderung der Leitfähigkeit mit den Faserorientierungen zusammenhängen, die nicht entlang der Probenlänge ausgerichtet sind. Die veränderten Materialverspannungen könnten in den $\pm 45^\circ$ -Lagen zu unterschiedlich großen Berührflächen der Kohlefasern untereinander führen.

Abb. 4.20 zeigt die elektrische Widerstandsmessung der unidirektionalen CFK-Probe. Zu beachten ist die Achsunterbrechung. Interessant bei dieser Probe ist der Bereich $160s < t < 230s$. In diesem Bereich konnte bereits eine ganze Reihe von SEA-Ereignissen detektiert werden. Weder in der Kraftkurve noch im elektrischen Widerstand ist in diesem Bereich eine signifikante Veränderung zu sehen. Bei Zugversuchen unidirektionaler Proben sind piezoresistive Effekte $\Delta R/R$ in der Größenordnung von 1% Prozent keine Seltenheit. (Todoroki et al, 2004). Hier konnte dies nicht beobachtet werden. Bei einem 3-Punkt-Biegeversuch gibt es innerhalb des Testkörpers neben Zug- auch Druckbelastungen. Durch diese Kompensation ist ein deutlich kleinerer Effekt zu erwarten der in diesem Versuch nicht aufgelöst werden konnte. Abb. 4.20 zeigt die hohe Sensitivität der SEA sowohl gegenüber der Universalprüfmaschine als auch der elektrischen Widerstandsmessung.

In beiden Messungen konnte auf mikroskopischer Ebene keine direkte Korrelation zwischen der gemessenen elektrischen Leitfähigkeit und der detektierten SEA-Ergebnisse hergestellt werden. Die Sensitivität der elektrischen Widerstandsmessung reichte in diesem Fall nicht aus, um Widerstandsänderungen einzelnen SEA-Signalen zuzuordnen. Für makroskopische Bruchflächen, (die auch auf die Kraftkurve einen sichtbaren Einfluss haben,) konnte die theoretische Erwartungshaltung bestätigt werden. Man kann hier sowohl Änderungen im elektrischen Widerstand als auch SEA-Signale in größerer Anzahl und Intensität beobachten.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die Schallemissionsanalyse kann für verschiedene Aufgaben und Fragestellungen eingesetzt werden. Als zerstörungsfreie Prüfmethode findet die Schallemissionsanalyse Einsatz im Bereich „Structural Health Monitoring“. In dieser Arbeit wurde die Schallemissionsanalyse zur Unterstützung der zerstörenden Werkstoffprüfung verwendet. Hierzu wurde eine Reihe von 3-Punktbiegeversuchen der CFK-Proben durchgeführt. Schwerpunkt dieser Arbeit ist die Datenauswertung der Schallemissionsanalysedaten.

5.1 Parametrische Ergebnisse

Die Schallemissionsanalyse ist in der Lage, Mikrorisse bereits im frühen Stadium zu detektieren. Bei der parametrischen Auswertung wurden eine Reihe von Parametern aus dem SEA-Datensatz extrahiert. Ein aussagekräftiger Parameter hinsichtlich Materialschädigung ist die Amplitude der Schallwelle. Erwartungsgemäß konnten sehr viele SEA-Signale detektiert werden, bevor man an der aufgezeichneten Kraftkurve der Universalprüfmaschine eine merkbare Reduktion der mechanischen Kennwerte beobachten konnte. Interessant ist auch der frühe Verformungsbereich, der trotz einer moderaten Probendurchbiegung kaum bis keine SEA-Signale aufweist. Dieser Bereich wird als schädigungsfreier Bereich angesehen. Dem liegt die Prämisse zu Grunde, dass wegen der kleinen Probengeometrie, des großen Impedanzunterschiedes zwischen der Probe und der umgebenden Luft und der hohen Sensitivität der Messmethode keine makroskopisch relevanten Schäden auftreten, die mit der SEA nicht erkannt werden können. Die Kenntnis von schädigungsfreien Bereichen kann von großem Interesse bei der Auslegung oder Auswahl des Werkstoffs sein. Kann die SEA darüber hinaus auch bei Lebensdaueruntersuchungen eingesetzt werden, können so wertvolle Informationen über das Degradationsverhalten der untersuchten Probe gewonnen werden. Gegebenenfalls kann mit diesem Versuchsaufbau geklärt werden, wann eine mögliche Werkstoffschädigung beginnt, die im weiteren Verlauf eine Reduzierung der mechanischen Kennwerte nach sich zieht. Unter günstigen Umständen kann die SEA in jedem Stadium der Produktentwicklung von der frühen Phase bis hin zur Qualitätssicherung eingesetzt werden. Besonders effizient ist die SEA dann, wenn sie im laufenden Standardbe-

trieb des Prüfobjekts unter Last auf eine Art und Weise appliziert werden kann, dass mögliche Störgeräusche von den Schallemissionssignalen eindeutig unterschieden werden können.

5.2 Automatisches Gruppieren ähnlicher Signale

Aufgrund der großen Anzahl aufgezeichneter Datensätze von 3-Punktbiege-Experimenten wurden in dieser Arbeit verschiedene Vorgehensweisen untersucht, die in der Lage sind, Signalgruppierungen mit ähnlichen Signalen automatisiert zu finden. Ein Beispiel hierfür ist die Clusteranalyse. Sie gehört zu den Analysewerkzeugen für große Datensätze und kann generell viele Fragestellungen beantworten. Primär reduzieren sich bei der Clusteranalyse die inhaltlichen Fragen meist auf die Frage nach den geeigneten Parametern, die der Clusteranalyse zu Grunde gelegt werden. Hierzu wurde ein aus der Literatur beschriebener Parametersatz auf die SEA-Daten angewandt, um den Datensätzen einem bestehenden mikroskopischen Schädigungsmechanismus zu zuordnen. Für das vorhandene Materialsystem konnten die Datensätze nicht wie gewünscht separiert werden. Das Problem besteht vermutlich darin, dass die einzelnen Cluster zu weit überlappen. Je größer der Überlapp der Cluster ist, desto unpräziser ist die Trennung der Cluster. In bestehenden Arbeiten (Sause, 2011) wurden verschiedene Einflussfaktoren untersucht, die zur Aufweitung der Parametersätze innerhalb eines Clusters führen. Bei Sause waren im Gegensatz zu dieser Arbeit die Cluster weiterhin trennbar. Eine Möglichkeit für diese Diskrepanz könnten die unterschiedlichen Materialsysteme oder die unterschiedliche Belastungsart sein. Die unterschiedlichen Bestandteile von kohlestofffaserverstärkten Kunststoffen führen dazu, dass man für jedes Material prüfen muss, ob Synergien aus Ergebnissen von anderen Materialverbunden auch für das aktuell untersuchte Verbundmaterial gültig sind. So kann bei dem verwendeten Materialverbund das Degradationsverhalten derart ablaufen, dass bei den entstehenden Mikroschädigungen auch meist verschiedene Zerstörungsmechanismen gleichzeitig auftreten. Gemeint ist hier, dass bei einer mikroskopischen Rissfläche nicht nur wenige Filamente gleichzeitig degradieren, sondern beispielsweise auch die Matrix dazwischen. Für unterschiedliche Mikroschädigungen wäre mit einer unterschiedlichen Zusammensetzung der ursächlichen Zerstörungsmechanismen zu rechnen. Prinzipbedingt wäre in diesem Fall eine schlechtere numerische Trennbarkeit der Cluster zu erwarten. Unabhängig von der Zuordnung der Signale auf bestimmte Schädigungsarten ist die Clusteranalyse auch in der Lage, ähnliche Signale zu finden.

Neben der Clusteranalyse wurde in dieser Arbeit auch die Kreuzkorrelation verwendet, um einzelne Signalgruppen mit zueinander ähnlichen Signalen zu finden. Mit Hilfe der Kreuzkorrelationsfunktion konnten automatisiert mehrere Gruppen mit sehr ähnlichen Signalen gefunden werden. Die bedingte Reproduzierbarkeit der Rissfortschritte auf mikroskopi-

scher Ebene erschwert die Zuordnung der Signalgruppen zu einem Quellmechanismus für beide Methoden signifikant.

5.3 Automatische Startwertbestimmung

Zudem wurde in dieser Arbeit auch ein besonderes Augenmerk auf eine automatische Startwertbestimmung der SEA-Signale gelegt. Mit Hilfe dieser können SEA-Quellen lokalisiert werden. Darüber hinaus erfolgt in der SEA über die Lokalisierung häufig auch eine Plausibilisierung der detektierten SEA-Signale.

Hierfür existieren bereits verschiedene Algorithmen, die meist im Post-processing den Ersteinsatz aus einem extrahierten Datenblock berechnen. In der SEA werden für diese Problemstellung oft der Hinkley-Picker oder der AIC-Picker verwendet. Beide haben sich im Alltag für die Startwertbestimmung von SEA-Signalen bewährt. Aus diesem Grund konzentriert sich diese Arbeit darauf, die Präzision der Ersteinsatzbestimmung der beiden bestehenden Picker zu erhöhen. Dafür wurden nicht nur Originalsignale, sondern auch manipulierte Signale ausgewertet. Die Signalmanipulation erfolgte mit einer amplitudenabhängigen Schwächung bzw. Verstärkung der Datenpunkte. Hierdurch kann die Startzeitbestimmung der Welle signifikant verändert werden. Eine Herausforderung stellt die Validierung bzw. der Nachweis dar, dass eine signifikante Verbesserung der Startwertbestimmung stattgefunden hat. Hierzu wurde der Startwert von 200 Schallemissionssignalen manuell bewertet, um einen Referenzdatensatz zu erstellen. Im Anschluss wurden zusätzlich künstliche Signale generiert, um zu evaluieren, inwieweit eine Modifikation der Signale eine Verbesserung der Startwertbestimmung zeigt. Es wurde die Differenz Δn_{Abw} [Abweichung des berechneten Startwert und des manuell bestimmten Startwert] für die verschiedenen modifizierten Signale ausgewertet und als Perzentile dargestellt. Als ausschlaggebend hierfür wurden die P₁₀-, P₂₅-, P₅₀-, P₇₅- und P₉₀-Perzentile erachtet. Es ergibt sich eine signifikante Verbesserung der Ersteinsatzbestimmung für den Variationskoeffizienten $p=0,333$. Mit dem in dieser Arbeit angewandten Verfahren ist es möglich, die Startwertbestimmung anhand eines vorhandenen Referenzdatensatzes zu verbessern. Signale, die initial nur eine kleine Amplitude besitzen, zeigen hinsichtlich der Startwertbestimmung die größte Verbesserung.

5.4 Automatisches Qualitätskriterium

Allgemein lässt sich die Methode mit den modifizierten Signalen auch dazu verwenden, um ein automatisches Qualitätskriterium für einen Picker-Algorithmus zu entwickeln. Die Motivation besteht darin, dass der Picker-Algorithmus nicht nur den Startwert berechnet, son-

dern auch vollautomatisch eine Fehlerbewertung durchführt bzw. zumindest eine Aussage trifft, wie sicher sich der Picker bei der Bestimmung war. Schließlich berechnen die meisten Picker immer einen Startwert, selbst wenn der Eingangsdatensatz nur aus Rauschen ohne jegliche Signalanteile besteht.

Es konnte mit Hilfe von modifizierten Signalen ein automatisches Qualitätskriterium umgesetzt werden. Die Signalmodifikationen wurden derart umgesetzt, dass einmal das Signal-zu-Rausch-Verhältnis erhöht und einmal erniedrigt wurde. Falls der Picker für das Originalsignal und die modifizierten Signale verschiedene Startwerte ausgibt, war der Picker empfindlich gegenüber kleinen Variationen der Startwertbedingung und der Picker war sich bei der Startwertbestimmung „unsicher“. Das entwickelte Qualitätskriterium kann zwar nicht mit Sicherheit garantieren, dass der Picker bei der Startwertbestimmung zum richtigen Ergebnis kommt, jedoch kann es schwer zu pickende Signale in großer Zahl separieren. Diese können im Anschluss entweder manuell bewertet oder für die Lokalisierung nicht weiter berücksichtigt werden.

Im Prinzip kann hieraus auch eine Fehlerabschätzung generiert werden. Problematisch hierbei ist allerdings, dass aufgrund der modenbasierten Wellenausbreitung der Plattenwelle die Verteilung der bestimmten Startwerte nicht normal-verteilt ist. Die häufigste Fehlerursache für eine falsche Startwertbestimmung besteht für experimentelle Untersuchungen darin, dass der AIC-Picker den Startwert aufgrund einer schwach ausgeprägten ersten Mode zu Beginn der zweiten Mode bestimmt. Ein Qualitätskriterium stellt einen wichtigen ersten Schritt für die Entwicklung einer automatische Fehlerabschätzung dar.

6 Bezug zur aktuellen Literatur

In diesem Kapitel werden aktuelle Literaturquellen für die Startwertbestimmung von SEA-Signalen in Bezug zu dieser Arbeit gesetzt.

Ein umfassendes Werk zu verschiedensten Themen der SEA wurde von Grosse et al. (Grosse et al. 2022) zusammengestellt. In Bezug auf die Startwertbestimmung von SEA-Signalen sind in der überarbeiteten zweiten Auflage aktuelle Methoden für die Startwertbestimmung mit weiterführenden Literaturverweisen beschrieben und miteinander verglichen. Zudem werden die verschiedenen Lokalisierungsverfahren vorgestellt, die häufig im Nachgang zur Startwertbestimmung Anwendung finden.

Zhou (Zhou, 2020) hat ein Verfahren entwickelt, welches zu einer besseren Startwertbestimmung auf Grundlage des AIC-Pickers führt. Im Gegensatz zu der vorliegenden Arbeit wurde von Zhou ein anderer Ansatz gewählt. Der auf die SEA-Daten angewendete Lempel-Ziv-Algorithmus extrahiert aus den Messdaten ein Datenfenster, welches für die Startwertbestimmung mit dem AIC-Picker als ideal angesehen wird. Nach einem zusätzlichen Bandpassfilter wird der AIC-Algorithmus lediglich auf das extrahierte Datenfenster angewendet. Es wäre denkbar, an dieser Stelle anstatt des klassischen AIC-Algorithmus auch das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren mit modifizierten Signalen zu testen. So könnte mit Hilfe eines Referenzdatensatzes gegebenenfalls eine weitere Verbesserung der Startwertbestimmung durch Kombination dieser beiden Verfahren erreicht werden.

In Kalafat und Sause (Kalafat, Sause, 2015) wird der Einsatz von neuronalen Netzwerken zur Lokalisierung von SEA-Quellen thematisiert. Es werden die Lokalisierungsergebnisse der klassischen Algorithmus mit den Lokalisierungsergebnissen der neuronalen Netzwerke verglichen. Um den Einfluss der Startwertbestimmung von SEA-Signalen auf die Lokalisierungstechnik zu eliminieren, wurde in dieser Veröffentlichung für beide Techniken dieselbe ΔT als Berechnungsbasis verwendet. Insbesondere bei komplexen Geometrien von Testkörpern konnten die Lokalisierungsergebnisse der neuronalen Netzwerke deutlich bessere Ergebnisse liefern. Die Startwertbestimmung selbst erfolgt in beiden Techniken mit Hilfe eines AIC-Pickers. Hier könnte geprüft werden, ob das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren mit modifizierten Signalen für die Startwertbestimmung ebenfalls bessere Er-

gebnisse liefert als der klassische AIC-Picker. Falls dies gelingt, könnte eine zusätzliche Verbesserung der Lokalisierung erreicht werden.

In der Arbeit von King et al. (King et al., 2021) wird unter anderem gezeigt, dass neuronale Netzwerke als Eingangsgröße nicht zwingend eine klassische Startwertbestimmung der SEA-Signale für die Lokalisierung benötigen. In diesem Fall werden als Eingangsparameter für das neuronale Netzwerk die Momentanfrequenz, die Einhüllende des Signals und die Signalentropie verwendet. Hierbei wird ein zeitverzögertes Neuronales Netzwerk verwendet um SEA-Signale in Zeitreihen von Momentfrequenzgehältern und Permutationsentropie zu überführen. Diese Arbeit stellt eine alternative Herangehensweise zur Verbesserung der Lokalisierung dar, da hier nicht explizit ein Startwert einer akustischen Welle bestimmt wird.

6.1 Literaturverzeichnis für Kapitel 6

Grosse CU, Ohtsu M, Aggelis DG, Shiotani T (Eds.). (2022). *Acoustic Emission Testing: Basics for Research -Applications in Engineering*. Springer Nature Switzerland AG. doi:10.1007/978-3-030-67936-1

Kalafat, S., & Sause, M. G. R. (2015). Acoustic emission source localization by artificial neural networks. *Structural Health Monitoring*, 14(6), 633–647. <https://doi.org/10.1177/1475921715607408>

Zhou, Z., Cheng, R., Rui, Y., Zhou, J., Wang, H., Cai, X., & Chen, W. (2020). An improved onset time picking method for low SNR acoustic emission signals. *IEEE Access*, 8, 47756–47767. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2977885>

King, T., Benson, P., de Siena, L., & Vinciguerra, S. (2021). Acoustic Emission Waveform Picking with Time Delay Neural Networks during Rock Deformation Laboratory Experiments. *Seismological Research Letters*, 92(2A), 923–932. <https://doi.org/10.1785/0220200188>

Literaturverzeichnis

Achenbach, Jan (1973): *Wave Propagation in Elastic Solids*. Amsterdam: Elsevier Science (North-Holland Series in Applied Mathematics and Mechanics).

Akaike, Hirotugu (1974): Markovian representation of stochastic processes and its application to the analysis of autoregressive moving average processes. In: *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 26 (1), S. 363–387. DOI: 10.1007/BF02479833.

Aki, Keiiti.; Richards, Paul G.: 1980: *Quantitative Seismology: Theory and Methods*. In: *Volume I: WH Freeman & Co.*

Arthur, David; Vassilvitskii, Sergei (2007): k-means++: The advantages of careful seeding. In: *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*. Society for Industrial and Applied Mathematics, S. 1027–1035.

Bacher, Johann; Pöge, Andreas; Wenzig, Knut (2010): *Clusteranalyse: Anwendungsorientierte Einführung in Klassifikationsverfahren*: Oldenbourg Verlag.

Baer, Manfred; Kradolfer, Urs (1987): An automatic phase picker for local and teleseismic events. In: *Bulletin of the Seismological Society of America* 77 (4), S. 1437–1445.

Barth, Markus (1979): *Introduction to Seismology*. 2. Aufl. Boston: Birkhauser.

Bartoli, Ivan; Marzani, Alessandro; Di Lanza Scalea, Francesco; Viola, Erasmo (2006): Modeling wave propagation in damped waveguides of arbitrary cross-section. In: *Journal of Sound and Vibration* 295 (3–5), S. 685–707. DOI: 10.1016/j.jsv.2006.01.021.

Bracewell, Ron (1965): The fourier transform and its applications. In: *New York* 5.

Calomfirescu, Mircea (2008): *Lamb waves for structural health monitoring in viscoelastic composite materials*. Berlin: Logos (Science-Report aus dem Faserinstitut Bremen, 3).

Castaings, Michel; Hosten Bernard; Kundu, Tribikram (2000): Inversion of ultrasonic, plane-wave transmission data in composite plates to infer viscoelastic material properties. In: *5NDT6 & E International* 33 (6), S. 377–392. DOI: 10.1016/S0963-8695(00)00004-9.

- Chui, Charles K. (1992): An introduction to wavelets. Boston: Academic Press (Wavelet analysis and its applications, 1).
- Cohen, Leon (1989): Time-frequency distributions-a review. In: *Proceedings of the IEEE* 77 (7), S. 941–981. DOI: 10.1109/5.30749.
- Dai, Hengchang; MacBeth, Colin (1995): Automatic picking of seismic arrivals in local earthquake data using an artificial neural network. In: *Geophysical journal international* 120 (3), S. 758–774.
- Davies, David L.; Bouldin, Donald W. (1979): A cluster separation measure. In: *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* (2), S. 224–227.
- Ding, Chris; He, Xiaofeng (2004): K-means clustering via principal component analysis. In: *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*. ACM, S. 29.
- Dunn, Joseph C. (1974): Well-separated clusters and optimal fuzzy partitions. In: *Journal of cybernetics* 4 (1), S. 95–104.
- Eaton, Mark J.; Pullin, Rhys; Holford, Karen M. (2012): Towards improved damage location using acoustic emission. In: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science* 226 (9), S. 2141–2153. DOI: 10.1177/0954406212449582.
- Enoki, Minami; Kishi, Teruo (1988): Theory and analysis of deformation moment tensor due to microcracking. In: *International Journal of Fracture* 38 (4), S. 295–310.
- Fukunaga, Yuko; Kishi, Teruo (1986): Progress in Acoustic Emission III. In: *Jap. Soc. of Non-Destr. Insp., Tokyo*, S. 722–731.
- Gabor, Dennis (1946): Theory of communication. Part 1: The analysis of information. In: *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering* 93 (26), 429-441(12). Online verfügbar unter <http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ji-3-2.1946.0074>.
- Grabec, Igor (1978): Application of correlation techniques for localization of acoustic emission sources. In: *Ultrasonics* 16 (3), S. 111–115. DOI: 10.1016/0041-624X(78)90036-7.

Grosse, C. U. (2000): WinPecker-Programm zur vollautomatischen dreidimensionalen Lokalisierung von Schallemissionsquellen. In: Kolloquium Schallemission, DGZfP Berichtsband, Bd. 72, S. 191–204.

Grosse, C. U.; Reinhardt, H. W. (1999): Entwicklung eines Algorithmus zur automatischen Lokalisierung von Schallemissionsquellen. In: *Die Materialprüfung* 41, S. 342–347.

Grosse, Christian (1996): Quantitative zerstörungsfreie Prüfung von Baustoffen mittels Schallemissionsanalyse und Ultraschall. *Dissertation Universität Stuttgart*

Grosse, Christian U. (1999): Grundlagen der Inversion des Momententensors zur Analyse von Schallemissionsquellen. In: *Werkstoffe und Werkstoffprüfung im Bauwesen. Festschrift zum 60*, S. 82–105.

Grosse, Christian U.; Ohtsu, Masayasu (2008): Acoustic emission testing. [basics for research, applications in civil engineering]. Berlin: Springer.

Grosse, Christian, U.; Finck, Florian; Kurz, Jochen H.; Reinhardt, Hans-Wolf (2004): Improvements of 5AE6 technique using wavelet algorithms, coherence functions and automatic data analysis. In: *Construction and Building Materials* 18 (3), S. 203–213. DOI: 10.1016/j.conbuildmat.2003.10.010.

Hamstad, Marvin A. (2007): Acoustic emission signals generated by monopole (pencil lead break) versus dipole sources: finite element modeling and experiments. In: *Journal of Acoustic Emission* 25, S. 92–106.

Hamstad, Marvin A. (2008): Comparison of wavelet transform and Choi-Williams distribution to determine group velocities for different acoustic emission sensors. In: *Journal of Acoustic Emission* 26, S. 40–59.

Hamstad, Marvin A.; O’GALLAGHER, A.; Gary, J. (2002): A wavelet transform applied to acoustic emission. In: *Journal of Acoustic Emission* 20, S. 39–61.

Heisenberg, Werner (1927): Über den anschaulichen Inhalt der quantentheoretischen Kinematik und Mechanik. In: *Zeitschrift für Physik* 43 (3-4), S. 172–198. DOI: 10.1007/BF01397280.

Hildyard, Mark W.; Napier, Jemina A.L.; Spottiswoode, S. M.; Sellers, E.; Linzer, L. M.; Kataka, M. O. (2006): New criteria for rockmass stability and control using integration of seismicity and numerical modelling.

- Hinkley, David V. (1971): Inference about the change-point from cumulative sum tests. In: *Biometrika* 58 (3), S. 509–523.
- Hsu, Nelson N.; Breckenridge, F. R. (1981): Characterization and calibration of acoustic-emission sensors. In: *Materials Evaluation* 39 (1), S. 60–68.
- Hubert, Lawrence; Arabie, Phipps (1985): Comparing partitions. In: *Journal of classification* 2 (1), S. 193–218.
- Hubert, Lawrence; Schultz, James (1976): Quadratic assignment as a general data analysis strategy. In: *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology* 29 (2), S. 190–241.
- Joswig, Manfred (2004): Nanoseismic Monitoring-Part I: Theory and First Applications. In: *Geophysical Journal International*, submitted.
- Kaiser, Joseph (1950): Untersuchungen über das Auftreten von Geräuschen beim Zugversuch. Technische Hochschule München.
- Kishimoto, Kikuo; Inoue, Hirotsugu; Hamada, Makoto; Shibuya, Toshikazu (1995): Time frequency analysis of dispersive waves by means of wavelet transform. In: *Journal of Applied Mechanics* 62 (4), S. 841–846.
- Kohonen, Teuvo; Maps, Self-Organizing (1995): Springer series in information sciences. In: *Self-organizing maps* 30.
- Kurz, Jochen H.; Grosse, Christian U.; Reinhardt, Hans-Wolf (2005): Strategies for reliable automatic onset time picking of acoustic emissions and of ultrasound signals in concrete. In: *Ultrasonics* 43 (7), S. 538–546. DOI: 10.1016/j.ultras.2004.12.005.
- Kurz, Jochen Horst (2006): Verifikation von Bruchprozessen bei gleichzeitiger Automatisierung der Schallemissionsanalyse an Stahl- und Stahlfaserbeton.
- Lamb, Horace (1917): On waves in an elastic plate. In: *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character*, S. 114–128.
- Landau, Lev Davidovič; Heber, Gerhard; Lifšic, Evgenij Michajlovič; Schöpf, Hans-Georg (1991): Elastizitätstheorie. 7. Aufl. Berlin: Akad.-Verl. (Lehrbuch der theoretischen Physik / von L.D. Landau, 7).

- Landis, Eric N.; Shah, Surendra P. (1995): Frequency-dependent stress wave attenuation in cement-based materials. In: *Journal of Engineering Mechanics* 121 (6), S. 737–743.
- Lloyd, Stuart (1982): Least squares quantization in PCM. In: *Information Theory, IEEE Transactions on* 28 (2), S. 129–137.
- Loève, Michel: Probability theory. 1963: Van Nostrand, Princeton, NJ.
- Maeda, Naoki (1985): A method for reading and checking phase times in auto-processing system of seismic wave data. In: *Zisin* 38 (3), S. 365–379.
- Manthei, Gerd; Eisenblätter, Jürgen; Dahm, Torsten (2001): Moment tensor evaluation of acoustic emission sources in salt rock. In: *Construction and Building Materials* 15 (5), S. 297–309.
- McLaskey, Gregory C.; Glaser, Steven D. (2009): High-fidelity conical piezoelectric transducers and finite element models utilized to quantify elastic waves generated from ball collisions. In: SPIE Smart Structures and Materials+ Nondestructive Evaluation and Health Monitoring. International Society for Optics and Photonics, 72920S-72920S.
- McLaskey, Gregory C.; Glaser, Steven D. (2012): Acoustic Emission Sensor Calibration for Absolute Source Measurements. In: *Journal of Nondestructive Evaluation* 31 (2), S. 157–168. DOI: 10.1007/s10921-012-0131-2.
- Mertins, Alfred (2013): Signaltheorie. Grundlagen der Signalbeschreibung, Filterbänke, Wavelets, Zeit-Frequenz-Analyse, Parameter- und Signalschätzung ; mit 5 Tabellen ; [mit Online-Service]. In: *Signaltheorie*.
- Möser, Michael; Kropp, Wolfgang (2010): Körperschall. Physikalische Grundlagen und technische Anwendungen. 3. Aufl. Heidelberg, New York: Springer.
- National Instruments: Dokumentation National Instruments LabView 2012, Beschreibung SubVI FFT.
- Neau, G.; Deschamps, M.; Lowe, M. J.S. (2001): Group velocity of lamb waves in anisotropic plates: comparison between theory and experiments. In: REVIEW OF PROGRESS IN QUANTITATIVE NONDESTRUCTIVE EVALUATION: Volume 20, Bd. 557. AIP Publishing, S. 81–88.

- Ohtsu, Masayasu (1991): Simplified moment tensor analysis and unified decomposition of acoustic emission source: application to in situ hydrofracturing test. In: *Journal of Geophysical Research: Solid Earth (1978-2012)* 96 (B4), S. 6211–6221.
- Pearson, Karl (1901): LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. In: *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 2 (11), S. 559–572.
- Pollock, Adrian A. (1986): Classical wave theory in practical AE testing. In: *Progress in Acoustic Emission III. Tokyo, Japan*, S. 21–24.
- Prosser, W. H.; Hamstad, M. A.; Gary, J.; O’Gallagher, A. (1999): Finite element and plate theory modeling of acoustic emission waveforms. In: *Journal of Nondestructive Evaluation* 18 (3), S. 83–90.
- Prosser, William H. (1996): Advanced AE techniques in composite materials research. In: *Journal of Acoustic Emission* 14, S1-S11.
- Rand, William M. (1971): Objective criteria for the evaluation of clustering methods. In: *Journal of the American Statistical association* 66 (336), S. 846–850.
- Robertson, Howard Percy (1929): The uncertainty principle. In: *Physical Review* 34 (1), S. 163.
- Rose, Joseph L. (1999): *Ultrasonic waves in solid media*. Cambridge, New York: Cambridge University Press.
- Sause, Markus G. R.; Gribov, Alexander; Unwin, Anthony R.; Horn, Siegfried (2012): Pattern recognition approach to identify natural clusters of acoustic emission signals. In: *Pattern Recognition Letters* 33 (1), S. 17–23. DOI: 10.1016/j.patrec.2011.09.018.
- Sause, Markus G. R.; Horn, Siegfried (2013): Quantification of the Uncertainty of Pattern Recognition Approaches Applied to Acoustic Emission Signals. In: *Journal of Nondestructive Evaluation* 32 (3), S. 242–255. DOI: 10.1007/s10921-013-0177-9.
- Sause, Markus G.R.; (2016) *In situ monitoring of fiber-reinforced composites, Theory, basic concepts, methods, and applications*. Cham: Springer International Publishing
- Schechinger, Barbara (2006): *Schallemissionsanalyse zur Überwachung der Schädigung von Stahlbeton*. Zürich: Institut für Baustatik und Konstruktion, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (IBK-Bericht, 295).

- Schofield, B. H. (1963): Acoustic emission under applied stress. DTIC Document.
- Schubert, Konstantin J.; Herrmann, Axel S. (2011): On attenuation and measurement of Lamb waves in viscoelastic composites. In: *Composite Structures* 94 (1), S. 177–185. DOI: 10.1016/j.compstruct.2011.07.003.
- Sedlak, Petr; Hirose, Yuichiro; Khan, Sabrina A.; Enoki, Manabu; Sikula, Josef (2009): New automatic localization technique of acoustic emission signals in thin metal plates. In: *Ultrasonics* 49 (2), S. 254–262.
- Shannon, Claude Elwood (1949): Communication in the presence of noise. In: *Proceedings of the IRE* 37 (1), S. 10–21.
- Thenkl, T., Altmann, D., Vallen, H. (2016): Quantifying location errors. In: *A - A (e)* 1000 (1)
- Todoroki, A., Yoshida, J.: (2006): Electrical resistance change of unidirectional CFRP due to applied load. In: *Jsm International Journal Series A-solid Mechanics and Material Engineering* 47, S. 357-354
- Tou, Julius T. (1979): DYNOC—A dynamic optimal cluster-seeking technique. In: *International Journal of Computer & Information Sciences* 8 (6), S. 541–547.
- Vallen, Hartmut; Vallen, Jochen: Freeware zur Überlagerung von Dispersionskurven und Waveletdiagrammen für die Schallemissionsanalyse.
- Vallen GmbH (2013): Visual AE-Suite. Dokumentation. Version R2013.0809.1.
- Vallen Systeme GmbH (2013): AGU-Vallen Wavelet. Version Release R2013.0809.
- Viktorov, Igor Aleksandrovich (1967): Rayleigh and Lamb waves: physical theory and applications: Plenum press New York (147).
- Walnut, David F. (2002): An introduction to wavelet analysis: Springer.
- Wang, Lei; Yuan Fuh-Gwo (2007): Group velocity and characteristic wave curves of Lamb waves in composites: Modeling and experiments. In: *Composites Science and Technology* 67 (7–8), S. 1370–1384. DOI: 10.1016/j.compscitech.2006.09.023.
- Widrow, Bernard (1961): Statistical analysis of amplitude-quantized sampled-data systems. In: *American Institute of Electrical Engineers, Part II: Applications and Industry, Transactions of the* 79 (6), S. 555–568.

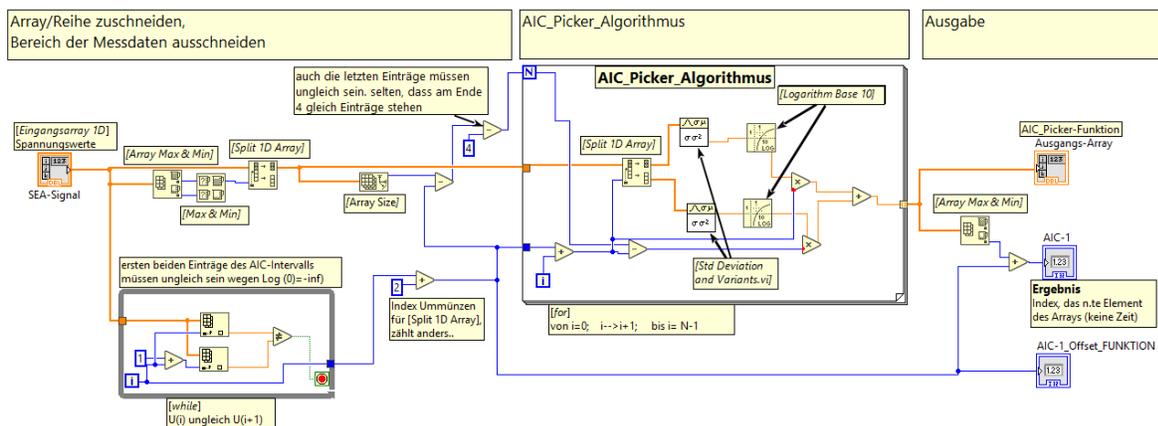
Zhang, Haijiang; Thurber, Clifford; Rowe, Charlotte (2003): Automatic P-wave arrival detection and picking with multiscale wavelet analysis for single-component recordings. In: *Bulletin of the Seismological Society of America* 93 (5), S. 1904–1912.

Ziola, Steven M.; Gorman, Michael R. (1991): Source location in thin plates using cross-correlation. In: *The Journal of the Acoustical Society of America* 90 (5), S. 2551–2556. DOI: 10.1121/1.402348.

A Anhang

A.1 AIC-Picker als (SubVi) in LabView 2012

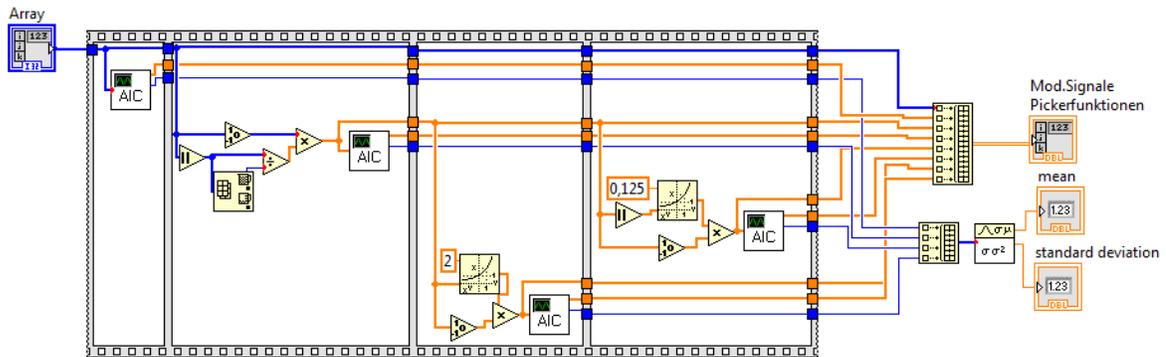
Eingang für den AIC-Picker ist als eindimensionales Array mit SEA-Spannungswerten umgesetzt. Die einzelnen Werte des Arrays entsprechen den detektierten Spannungswerten eines SEA-Signals. Der Zeitschritt der abgetasteten Spannungswerte ist für die gezeigte Umsetzung nicht relevant, solange es sich um äquidistante Zeitschritte handelt. Als Ausgabe erhält man bei dem Code dementsprechend keine Startzeit, sondern einen Index. Die Umrechnung auf Zeit findet im außerhalb des dargestellten Codes statt. Neben dem Index, der den Startwert des Signals berechnet wird, gibt das VI auch die AIC-Picker-Funktion aus, ebenfalls als eindimensionales Array. Zur besseren Nachvollziehbarkeit sind die Namen der verwendeten LabView-Blöcke in eckigen Klammern und kursiv hinzugeschrieben [*Blockname*].



Im linken Bereich wird das Array zugeschnitten, es endet bei seinem Minimum oder seinem Maximum (das spätere Ereignis der beiden), und sorgt dafür dass, die ersten beiden Werte unterschiedlich sind $\log(0) \rightarrow$ unendlich. Die Länge N der for-Schleife wird auf die Länge des übrig gebliebenen Arrays gelegt. Die Zählervariable i teilt das Array an der i-ten Stelle. Am Ausgang ist die Parametrierung der Art gestellt, dass jeder Durchlauf i genau einen Wert zum Ausgangs-Array beisteuert.

A.2 Umsetzung modifizierter AIC-Picker in LabView

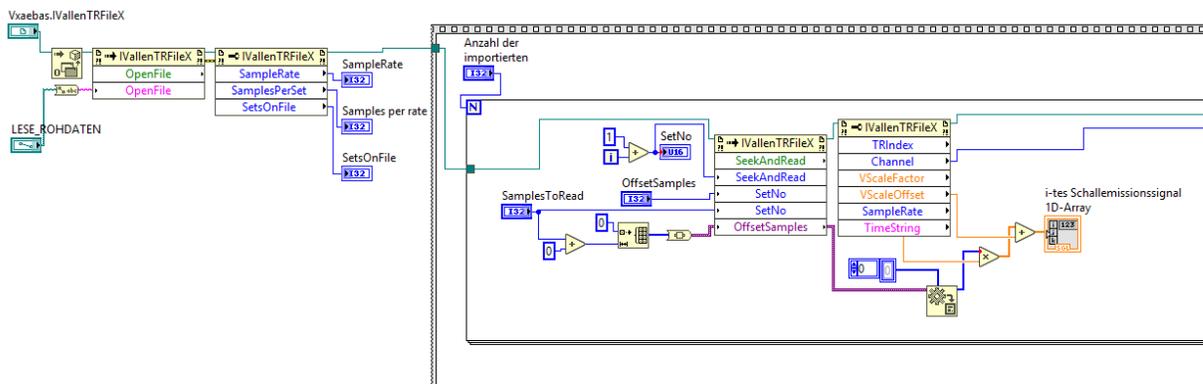
Der dargestellte Code führt den AIC-Picker 4-mal durch, (1-Originalsignal, 2: normiertes Signal, 3: mit hart codierten Variationskoeffizient 2, 4: mit hart codierten Variationskoeffizient 0,125).



Der obere Ausgangsblock (rechts oben) enthält das Eingangssignal, die modifizierten Eingangssignale und die einzelnen AIC-Picker-Funktionen (Original und modifiziert). Der untere Block enthält die bestimmten Startwerte der einzelnen AIC-Picker (als Indizes) sowie den Mittelwert und deren Standardabweichung.

A.3 Zugriff auf Vallen-Trace-Daten mit LabView

Der Zugriff der SEA-Daten (Vallen Systeme/VisualAE) mit LabView erfolgt über eine ActiveX-Schnittstelle. Der Zugriff (beispielhaft) auf die transienten Datensätze wurde folgendermaßen umgesetzt:



Die transienten Signale sind initial im Integer Format abgelegt und können mit Hilfe von VScaleFactor und vScaleOffset in die gemessenen Spannungswerte übertragen werden.

A.4 Winkelabhängigkeit der Plattenwellen an einer unidirektionalen CFK-Platte

Da die verwendete Platte nicht groß genug war, um die Reflexionen vom Signal sauber zu trennen, sind diese Messergebnisse im Anhang platziert worden. Im Gegensatz zu einer Aluminiumplatte (vgl. Abb. 4.2) sind bei einer CFK-Platte neben der Geometrie auch die anisotropen mechanischen Eigenschaften sowie die Winkelabhängigkeit der Platte interessant.

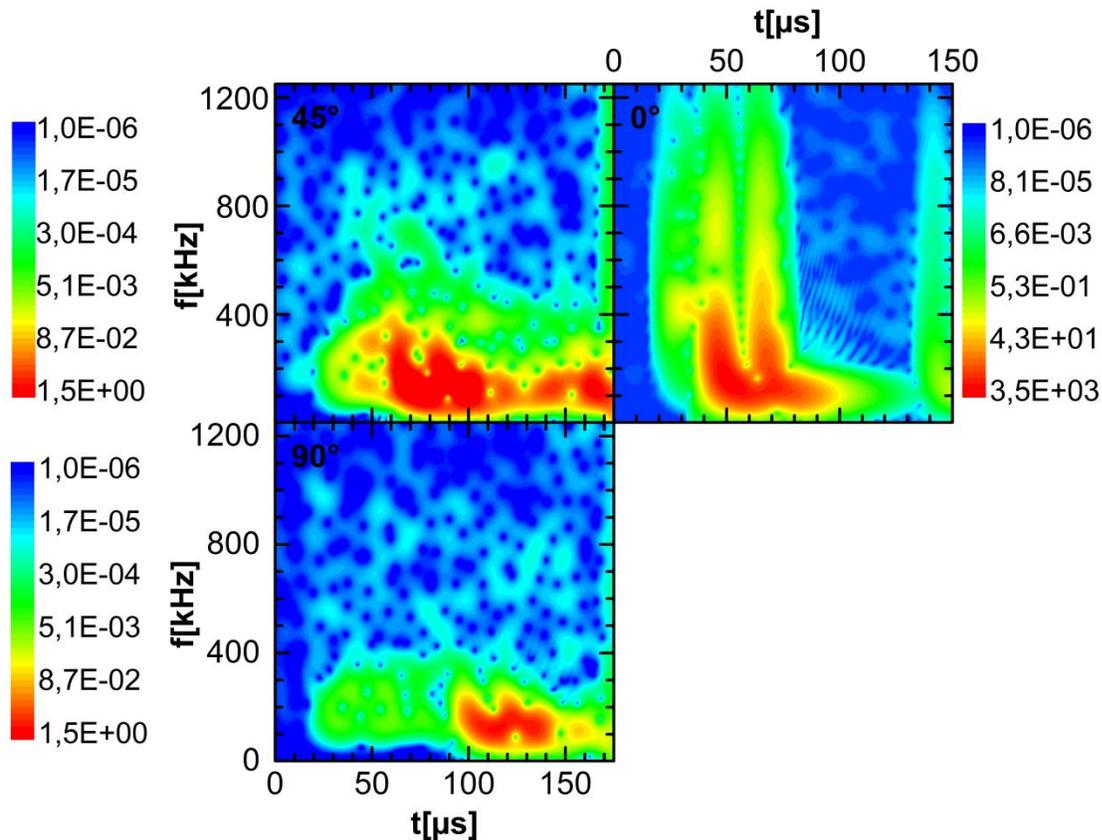


Abb. A.1 Plattenwelle in einer unidirektionalen CFK-Probe (Fasern entlang 0°); es wurde derselbe Bleistiftminenbruch mit drei baugleichen Sensoren gemessen. Die dargestellten Signale unterscheiden sich lediglich in der Ausbreitungsrichtung in Bezug zur Faserrichtung.

Abb. A.1 zeigt einen Bleistiftminenbruch, der mit drei baugleichen Sensoren detektiert wurde. Die Strecke zwischen Schallquelle und Sensor bildet mit der unidirektionalen Faserichtung einen Winkel. Die Entfernung der künstlichen Schallquelle zu den einzelnen Sensoren entspricht $150(\pm 1)$ mm.

Für faserverstärkte Kunststoffe ist sowohl die Ausbreitungsgeschwindigkeit als auch Ausbreitungsfrequenz für unterschiedliche Richtung verschieden. Die Ausbreitung der verschiedenen Moden wurde bereits umfassend von (Wang und Yuan Fuh-Gwo 2007) untersucht. Der Einfluss der Winkelabhängigkeit kann für 3-Punktbiegeproben kompensiert werden, indem man näherungsweise die Wellenausbreitung entlang einer Dimension annimmt.

Danksagung

Anschließend möchte ich mich bei all denen bedanken, die mich bei der Entstehung dieser Doktorarbeit in fachlicher oder freundschaftlicher Hinsicht unterstützt haben. Insbesondere gilt mein Dank:

Prof. Dr. Christian Große, für die hervorragende, umfangreiche und kompetente Betreuung dieser Arbeit. Häufig brachten mich seine Anregungen weiter. Zudem will ich mich bei ihm für sein Vertrauen und seine Geduld bedanken, die die Fertigstellung dieser Arbeit positiv beeinflusst haben.

Prof. Dr. Markus Sause und Prof. Dr. Peter Mayr, die sich bereit erklärt haben, die Zweitkorrektur und den Vorsitz für diese Arbeit zu übernehmen.

der BMW AG, für die Möglichkeit, diese Doktorarbeit anzufertigen sowie für die Benutzung der Laborgeräte und der finanziellen Unterstützung.

bei allen Mitarbeitern vom cbm (TUM). Mit eurer Hilfe konnte ich mich schnell in der Thematik der Schallemissionsanalyse zu Recht finden.

Dr. Heinrich Meyer, für die persönliche und fachliche Unterstützung, die mir den Einstieg ins Unternehmen sehr erleichtert haben.

Peter Jahnke, für die kollegiale Zusammenarbeit, die gute Betreuung, den fachlichen Diskussionen und vor allem für den freundschaftlichen Umgang miteinander.

allen Mitarbeitern der Labortechnik für das kollegiale Umfeld. Ich bin froh, dass ich meine Doktorandenprogramm in so einer großartigen Gruppe absolvieren konnte.

