

Schallemissionsmessungen zur Spanndrahtbruchererkennung

Frederik Wedel¹, Max Käding² und Steffen Marx¹

¹*Institut für Massivbau, Leibniz Universität Hannover, Deutschland*

²*Marx Krontal Partner, Hannover, Deutschland*

KURZFASSUNG:

Die Schallemissionsanalyse zur Spanndrahtbruchererkennung etabliert sich in Deutschland als Verfahren zur Überwachung vorgespannter Konstruktionen. Das Interesse liegt dabei auf der zuverlässigen Erkennung von Spanndrahtbrüchen, also der Beschreibung des Quellmechanismus. Zwei Forschungsschwerpunkte gehen damit einher, die hier thematisiert und erste Ergebnisse vorgestellt werden: Einerseits gilt es die Kette von der Signalentstehung, Signalübertragung bis hin zur aufgezeichneten Welle allgemeingültig zu formulieren, um Rückschlüsse auf den Quellmechanismus zu ziehen. Andererseits werden maschinelle Lernverfahren angewendet, um das Potential solcher Methoden auf diese Art von Daten aufzuzeigen. Nach Berechnung von Merkmalen aus dem Frequenzraum konnte bei einer Klassifikation von Hammerschlag-Signalen eine Genauigkeit von 98 % erreicht werden.

Keywords: Spannbeton, Schallemission, Monitoring, Merkmale, Maschinelles Lernen, Klassifikation

ABSTRACT:

Acoustic emission analysis for tendon wire break detection is establishing itself in Germany as a method for monitoring of prestressed structures. The focus lies in the reliable detection of tendon wire breaks, i.e. the description of the source mechanism. Two main areas of research are associated with this, which are discussed in this paper: On the one hand, the measurement chain for describing the signal transmission from signal generation to the recorded wave must be formulated in a generally valid way in order to draw conclusions about the source mechanism. On the other hand, machine learning methods are used to show the potential of such methods for this kind of data. After calculating features from the frequency space, an accuracy of 98 % could be achieved with a classification.

Keywords: prestressed concrete, acoustic emission, monitoring, features, machine learning, classification

1 EINLEITUNG

Zur Erhöhung der Tragfähigkeit bei gleichzeitiger Minderung von Querschnittsabmessungen werden Betonkonstruktionen häufig vorgespannt. Gerade im Brückenbau aber zunehmend auch beim Turmbau von Windenergieanlagen kommen solche Verfahren zum Einsatz. Die Vorspannung wirkt dabei der Entstehung von Zugkräften bzw. der Dekompression entgegen, wodurch die Standsicherheit erhöht wird. Es muss daher sichergestellt werden, dass sich die Vorspannung über die Bauwerkslebensdauer im ordnungsgemäßen Zustand befindet. Etwaige Schäden wie Spanndrahtbrüche dürfen daher nicht unentdeckt bleiben. Sie können aus Ermüdung, (Spannungsriß-)Korrosion oder statischer Überlastung resultieren.

Grundsätzlich gibt es für verschiedene Anwendungsfälle unterschiedliche Arten der Vorspannung. Im Brückenbau kommt häufig die interne Vorspannung mit nachträglichem Verbund zum Einsatz. Die hochfesten Spannstähle liegen dabei in nachträglich mit Mörtel verpressten Hüllrohren im Inneren des Betonkörpers. Bei Windenergieanlagen befinden sich die Spannglieder im Turminnenen und sind nicht im Verbund. Für den Korrosionsschutz sind sie dennoch in der Regel mit Fett verpresst. Schrägkabelbrücken verfügen mit ihren Kabeln ebenfalls über vorgespannte Stahlseile.

Grundsätzlich existieren verschiedene Verfahren zur Bewertung des Spanngliedzustands mit dem Ziel, kritische Schädigungszustände frühzeitig vorhersagen zu können. Visuelle Verfahren sind in der Regel nicht geeignet, da die vorgespannten Stähle meistens von außen nicht zugänglich bzw. sichtbar sind. Besser geeignet sind magnetische Verfahren, welche vor allem an freiliegenden Kabeln zur zerstörungsfreien Prüfung angewandt werden. Hierbei wird das Phänomen ausgenutzt, dass sich an Bruchstellen von Spanndrähten magnetische Streufelder einstellen (Dipolverteilung), die mit Hallsonden gemessen werden können. Diese Verfahren erfordern jedoch regelmäßig wiederkehrende Einsätze, um die Schadensentwicklung bewerten zu können. Die Schallemissionsmessung (SE oder engl. acoustic emission (AE)) hat sich dem gegenüber als passives Verfahren zur dauerhaften Beobachtung der Spanngliedzustände als besonders geeignet herausgestellt (Schacht G. 2019). Sein Ursprung liegt in der Druckbehälterprüfung schwer zugänglicher Behälter. Mit dem Verfahren können akustische Signale infolge von Leckagen oder Korrosionsprozessen aufgezeichnet und ausgewertet werden.

Da die Sensoren in der Regel sehr empfindlich sind, werden neben potentiellen Schadsignalen (Spanndrahtbrüche) auch alle weiteren akustischen Signale aus dem Betrieb oder aus Umweltrandbedingungen aufgezeichnet. In der großen Masse der Daten gilt es dann bei der Auswertung die Nutzsignale von den Schadsignalen sinnvoll zu trennen. Hierzu ist es erforderlich, die Phänomene beschreiben zu können, die bei der Signalentstehung und -ausbreitung relevant sind.

Im Fokus der nachfolgend dargestellten Forschungsschwerpunkte stehen in diesem Zusammenhang die modellbasierte Beschreibung des Spanndrahtbrüches und die Auswertung der Massendaten mithilfe von Machine-Learning-Methoden (ML).

2 STAND DER TECHNIK

2.1 Methodik der Schallemissionsanalyse

Für die Durchführung von Schallemissionsmessungen zur Spanndrahtbruchererkennung werden akustische Sensoren an verschiedenen Bauteilen appliziert. Bei Spannbetonbauwerken mit internen Spanngliedern können die Sensoren nicht direkt am Spannglied oder am Verankerungskörper appliziert werden. Sie werden daher auf der umliegenden Betonoberfläche angebracht. Die Sensoren werden mittels Koppelmittel (z.B. Wachs oder Heißkleber) formschlüssig an der Oberfläche des Bauteils befestigt und sind mit dem Messgerät verbunden. Der Umstand, dass der Sensor also nicht direkt am Entstehungsort appliziert werden kann, bringt den Effekt mit sich, dass das aufgenommene Signal verschiedenen Einflüssen unterliegt, was es in seiner Charakteristik ändert. Dabei ist zu beachten, dass dieses Signal abhängig von dreierlei Faktoren ist: dem Quellmechanismus, dem Materialpfad und der Messkette (Eitzen D. 1984). Für solche Betrachtungen ist es daher erforderlich, die Veränderungen des Signals durch den Materialpfad und die Messkette bei der Interpretation zu berücksichtigen (siehe). Die Messung erfolgt aufgrund von sehr großen Datenmengen in der Regel ereignisgesteuert. Das bedeutet, dass eine Messung bzw. Aufzeichnung von Signalen erst dann ausgelöst wird, wenn das Messsignal einen bestimmten Schwellwert überschreitet.

2.2 Datenerfassung durch SE-Messungen

Das grundlegende Vorgehen für die Detektion und Klassifikation eines Schadereignisses mittels AE ist es, ein Zeit-Amplituden-Signal aufzuzeichnen und auszuwerten. Das Signal wird von Sensoren geliefert, die physikalische Größen an der Oberfläche des Körpers (hier. Schwingungen) erfassen. Mit der Betrachtung des aufgezeichneten Signals können Rückschlüsse auf den Quellmechanismus und somit auf den Schaden erfolgen (Ohno K. 2010, Ono, K. 2011).

Von der Signalentstehung bis hin zur Visualisierung und Interpretation ergibt sich daher eine Signalkette nach Bild 1.

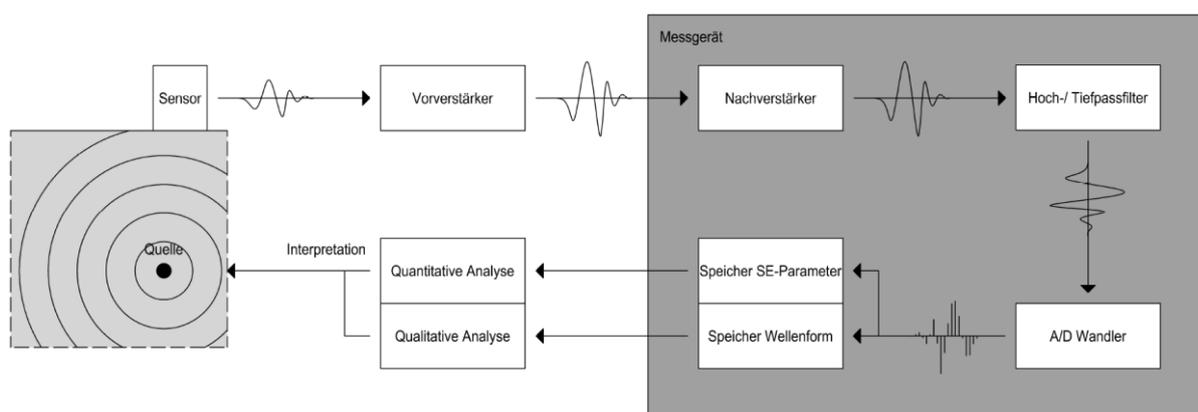


Bild 1: Signalkette bei Durchführung von Schallemissionsmessungen (Fricker S. 2009)

Nach Bild 1 werden zwei Arten von Informationen über das Signal gespeichert: einerseits die SE-Parameter und andererseits das transiente Signal als Wellenform selbst. Die Parameter (siehe Abschnitt 2.3) benötigen nur wenig Speicherplatz (je Signal etwa 20 Werte), während die Aufzeichnung des gesamten Signals je nach Erfassungseinstellung (Abtastrate, Schwellwert, etc.) bei etwa 10^4 - 10^5 Werten je Signal liegt. Der Speicherbedarf ist damit um den Faktor 100 bis 5000 größer, sodass bei Langzeitmessungen erhebliche Datenmengen anfallen können.

2.3 Interpretation von Signalen

Die Auswertung der Daten erfolgt wie in Bild 1 dargestellt, über zwei verschiedene Ansätze. Weiter verbreitet ist die Methode der quantitativen Analyse der SE-Parameter. Ein beispielhaftes transientes Signal ist mit der Definition einiger Parameter in Bild 2 dargestellt.

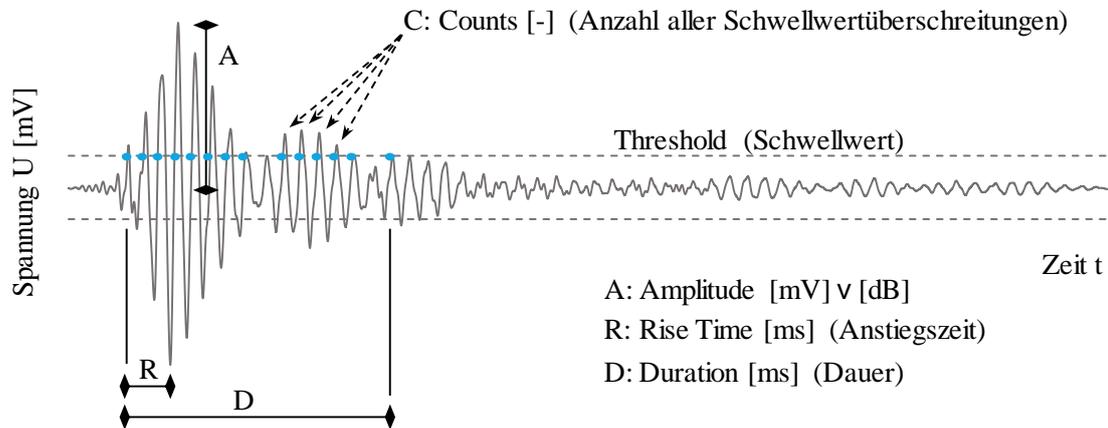


Bild 2: Darstellung eines transienten Signals mit Definition einiger SE-Parameter

Die reine Betrachtung der Parameter ist für eine Bestimmung des Quellmechanismus oft zu ungenau, da die komplexen Zusammenhänge unberücksichtigt bleiben (Geometrie, Material, Wellenmodi), die für die Wellenform verantwortlich sind (Grosse C. 2008).

Der zweite Ansatz zur Auswertung der gemessenen Signale ist die Betrachtung der gesamten Welle bei der qualitativen Auswertung nach Bild 1. Dieser ist meist sehr viel komplexer und benötigt komplexe Algorithmen, die eine Bewertung möglich machen. Als zweiter Forschungsschwerpunkt sei daher die Dateninterpretation als kombinierte Betrachtung der Parameter und des Signals selbst zur Identifikation des Quellmechanismus genannt: Abschnitt 3.2.

2.4 Anwendungen im Brückenbau

Das Prinzip der Schallemissionsanalyse wurde Anfang der 90er Jahre erstmals zur Detektion von Drahtbrüchen im Brückenbau angewendet (Carlos M. 2000). Zu diesem Zeitpunkt war die Methodik bereits gut entwickelt und wurde bspw. im Druckgerätebau und an Stahlbrücken zahlreich praktisch eingesetzt (Hopwood T. 1987). Aufbauend auf diesen Erfahrungen wurde das Verfahren an Hänge- bzw. Schrägkabelbrücken mit dem Ziel eingesetzt, die aufwändigen Inspektionen der Tragseile zu reduzieren. Zur Überwachung von Spannbetonbrücken wurde diese Methode erst etwas später verwendet. Der Anlass hierfür war die in den 1980er und 1990er Jahren zunehmende Anzahl von Schadensfällen infolge von Spannungsrissskorrosion (SpRK), die in den einbetonierten Spanngliedern zu Drahtbrüchen führte und von außen i. d. R. unerkant blieb. Cullington evaluierte daher das Verfahren im Jahr 1997 am Huntington Eisenbahnviadukt (Cullington D. 2001). Durch Yuyama und Fricker fanden weitere, vergleichbare Anwendungen im Spannbetonbrückenbau mit flächendeckender Instrumentierung des Bauwerks statt (Yuyama S. 2007, Fricker S. 2009). Bei diesen Untersuchungen konnte die Eignung des Verfahrens mittels künstlich erzeugter Drahtbrüche erfolgreich nachgewiesen werden. Fricker gelang es sogar spontane Drahtbrüche durch anschließende Bauteilöffnungen zu verifizieren.

In Deutschland wurde im Mai 2018 die erste Spannbetonbrücke mit einem Schallemissionsmonitoringsystem ausgerüstet. Das Bauwerk wurde 1959 als längs vorgespannte Betonbrücke im Freivorbau errichtet und zählt damit zu den Pionierbauwerken der ersten Generation dieser Bauweise (Käding M. 2019). Typisch für diese Zeit, wurde es mit einem vergüteten Spannstahl hergestellt, der gegenüber der SpRK als besonders gefährdet einzustufen ist. In Kombination mit einem geringen Anteil schlaffer Bewehrung besteht für die Stennerbrücke (Bild 3) zumindest rechnerische die Gefahr ohne Vorankündigung zu versagen. Spanndrahtbrüche, die infolge der SpRK auftreten, sollten daher mit diesem Messverfahren detektiert und so Rückschlüsse auf die Aktivität des Korrosionsprozesses gezogen werden.



Bild 3: Die Stennerbrücke in Hagen/Hohenlimburg

Die Anwendung des Verfahrens erfordert es, die Prozesse zu verstehen, die bei der Signalentstehung während des Drahtbruchs und der Wellenausbreitung im Beton stattfinden. Auf dieser Basis kann die Messtechnik und das Messlayout richtig gewählt bzw. auf das Schädigungssignal abgestimmt werden. Diese Grundlagen sind ebenso erforderlich, um eine erfolgreiche Analyse und sichere Differenzierung von den Nebengeräuschen bspw. durch Verkehr, Regen, Hagel oder anderen äußeren Ereignissen am Bauwerk vornehmen zu können. Ein Forschungsziel am Institut für Massivbau ist es daher, die Elemente der Signal- bzw. Messkette möglichst allgemeingültig zu beschreiben. Hierzu zählen:

Quelle → Kanal → Kopplung → Sensor → Messgerät → Auswertung

Ein weiteres Forschungsziel liegt in der Klassierung der aufgezeichneten Signale zur Bestimmung des Quellmechanismus mithilfe von Machine-Learning-Methoden (ML). Die Ergebnisse erster Arbeiten in beiden Bereichen werden im Folgenden vorgestellt.

3 FORSCHUNGSSCHWERPUNKTE:

3.1 Quellmechanismus

Der Spanndrahtbruch ist ein spontanes, schlagartig ablaufendes Ereignis, bei dem im Vergleich zu anderen SE-Quellen, wie bspw. der Rissbildung im Beton, eine hohe Menge elastischer Energie freigesetzt wird. Die Menge dieser Energie ist abhängig von der Vordehnung des Drahtes und den mechanischen Randbedingungen in der Verbundzone. Je besser der Verbund ausgebildet ist, desto weniger kann sich der Draht frei rückverformen. Die Draht- bzw. Rippengeometrie kann diese Effekte begünstigen. Gleiches gilt, wenn bei Litzen die Verdrillung der Einzeldrähte zusätzliche Reibung und Pressung verursacht. Diese Faktoren beeinflussen jedoch nicht nur das Bruchsignal, sondern auch die charakteristische Abstrahlung von Bruchort. In erster Linie breiten sich die Wellen entlang des Drahtes

aus. Dieser wirkt als 1-dimensionaler Leiter. In der Kontaktzone werden die Wellen auf das angrenzende Material in Abhängigkeit der vorliegenden Randbedingungen übertragen. Liegt bspw. ein sehr loser Kontakt vor, wird sich das Signal vorrangig nur im Spanndraht ausbreiten.

Die Analyse von Drahtbrüchen erfolgte bisher weitestgehend datenbasiert und fokussiert eher die Detektion der Ereignisse. Numerische Untersuchungen zur Wellenausbreitung an Spanngliedern bzw. Spanndrahtlitzen wurden von Bartoli, Nuerca und Schubert durchgeführt (Bartoli I. 2012, Nucera C. 2011, Schubert F. 2002). Sie betrachten jedoch nicht den Drahtbruch als Signalquelle und die anschließende Abstrahlung vom Quellort. Die im Folgenden vorgestellten Untersuchungen sollen hierfür die ersten Grundlagen schaffen. Hierzu wurde ein FE-Modell in ABAQUS implementiert. Das Modell wurde als Betonscheibe mit den Abmessungen 10x10x0,3 cm mit einem mittig angeordneten Stahlstab von 0,5 cm Breite entworfen, um die Ausbreitung zunächst in der zweidimensionalen Ebene zu betrachten (siehe Bild 4, links).

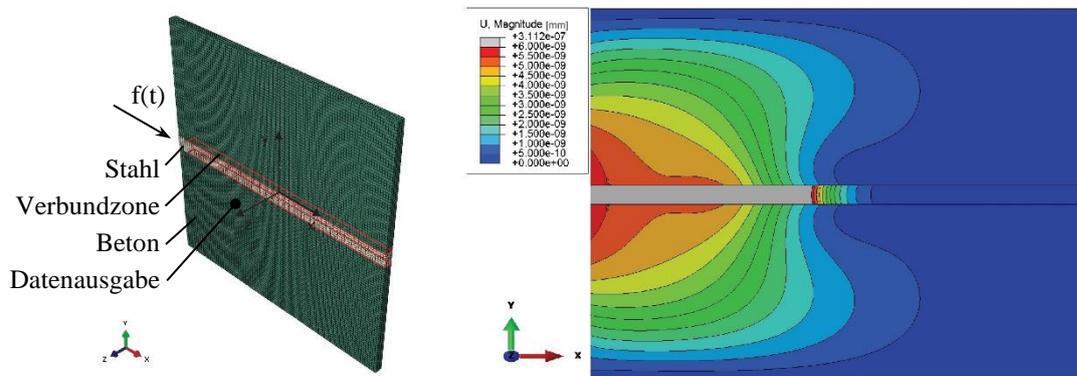


Bild 4: FE-Modell (links) und Systemverschiebungen infolge der Anregung ($t=10^{-5}$ s)

Bei heterogenen Materialien wie Beton nimmt die Streuung infolge der unterschiedlichen Materialien und der Vielzahl an Grenzflächen bei der Wellenausbreitung eine wichtige Rolle ein. Der größte Kontrast existiert hierbei beim Wellenübergang zu Lufteinschlüssen oder Rissen, da keine Energie übertragen wird. Es ist bekannt, dass Streuung an Grenzflächen vor allem dann auftritt, wenn die Wellenlänge kleiner als der Streukörper ist. Andernfalls werden diese nicht einzeln wahrgenommen und es kommt nur zu einer geringen zusätzlichen Dämpfung (Schechinger B. 2006, Kappahn G. 1990). Für Beton können diese Effekte unter der Voraussetzung, dass die geometrischen Abmessungen der Bestandteile nicht überschritten und nur ein bestimmter Frequenzbereich (hier: $f_{max} < 200$ kHz) untersucht wird, vernachlässigt werden. Die Modellstruktur kann dann vereinfacht als homogen mit linear elastischen Materialparametern entworfen und die Dämpfung durch einen Faktor berücksichtigt werden. Diese Annahme wurde durch die Untersuchungen anderer Autoren bestätigt (Kennedy T. 2008, Woo J. 2007).

Im vorliegenden Fall wurde mit dem Ansatz der Rayleigh-Dämpfung gearbeitet. Die Dämpfungsparameter wurden einerseits numerisch mittels Modalanalyse und andererseits experimentell an zwei Betonbalken, bestehend aus einem C20/25 und C45/55, ermittelt und verglichen. Die Balken sind unterschiedlich lang (46 und 90 cm), haben jedoch die gleichen Querschnittsabmessungen (12x12 cm). Sie wurden mit einem Hammer zur Schwingung angeregt und die Systemantwort gemessen. Bei der Auswertung wurde der ungestörte Ausschwingvorgang betrachtet und mit einer Exponentialfunktion angenähert. Die Dämpfungswerte der numerischen und

experimentellen Untersuchungen wurden anschließend auf die Grundfrequenz des betrachteten Ausschwingvorganges normiert, um die Abhängigkeit zwischen der Abnahme der Amplitude und der Wellenlänge zu berücksichtigen (Cremer L. 1982). Die normierten Dämpfungswerte weichen ca. 5 %, voneinander ab. Es kann daher von einer ausreichend hohen Übereinstimmung zwischen dem Modell und den realen Betonbalken für den betrachteten Frequenzbereich ausgegangen werden. Für die weiteren Materialparameter wurden die Eigenschaften eines Beton C30/37 und von Stahl zugrunde gelegt.

In der Kontaktzone zwischen dem Stahl und Beton wurde eine Verbund-Schlupf-Beziehung basierend auf dem Model Code 90 (CEB 1991) mit dem Penalty-Verfahren berücksichtigt. Diese wurde, mit Ausnahme eines kurzen Bereichs in der Lasteinleitungszone, über die gesamte Stahllänge gleich angesetzt. Im Rahmen einer statischen Untersuchung wurde die Kraftübertragung validiert. Am numerischen Modell wurde hierzu u. a. die Verankerungslänge abgeschätzt und mit einer händischen Rechnung verglichen. Es konnte eine sehr gute Übereinstimmung festgestellt werden.

Ausgehend von diesen plausibilisierenden Betrachtungen wurden die Berechnungen der kurzen, hochdynamischen Systemantworten mittels expliziter Integration durchgeführt. Zum Erreichen einer numerischen Stabilität und um die gewünschte Frequenz ausreichend genau auflösen zu können, sind für dieses Verfahren sehr kleine Integrationszeitschritte und Elementgrößen erforderlich. Vielfach wird empfohlen, dass die kleinste aufzulösende Wellenlänge λ_{min} durch mindestens 20 Elementknoten abgebildet wird (Bartoli I. 2012, Nucera C. 2011, Woo J. 2007). Die Elementgröße wurde nach diesem Ansatz mit $L_e = \lambda_{min} / 20$ abgeschätzt und zu 0,5 mm gewählt. Der Zeitschritt Δt wurde mit $\Delta t \leq L_e / c$ bestimmt und bei diesen Berechnungen zu 0,01 μs gewählt.

Zur Beschreibung der Wellenausbreitung wurde das Modell am freien Spanndrahtende mit einer Funktion $f(t)$ angeregt (siehe Bild 4, links), der ein Sinus-Ansatz zugrunde liegt und die in Abhängigkeit einer Grenzfrequenz variiert werden kann (siehe Bild 5, rechts). Durch diese Funktion wird eine impulsartige Einwirkung simuliert, wie sie bei Bruchprozessen üblicherweise auftritt. Es werden hierdurch hauptsächlich p-Wellen (Schechinger B. 2005) hervorgerufen, die in Längsrichtung des Spannstahls wirken. In Bild 4 (rechts) ist die Ausbreitung der Wellen qualitativ dargestellt. Es zeigt sich, dass entlang des Stahls eine konzentrierte vorlaufende Wellenfront entsteht und der Stab als Wellenleiter wirkt. Bei der Übertragung in den Beton resultiert hieraus eine Richtungsabhängigkeit. Betragsmäßig stehen die übertragenen Dehnungen bei diesem Modell in einem linearen Verhältnis zur definierten Verbundspannung.

Im Folgenden wurde weiterhin der Einfluss der Anregung mit verschiedenen Grenzfrequenzen betrachtet. Hierzu wurden die Ergebnissignale an einem Punkt im Beton ausgegeben (siehe Bild 4, links). Die Anregungsfunktion ist dadurch charakterisiert, dass sie mit zunehmender Grenzfrequenz zunehmend an Steilheit gewinnt. Hierdurch werden einerseits die Dauer der Einwirkung als auch der Energieeintrag in das System reduziert. Dieser Zusammenhang ist auch in den Ergebnissen wiederzufinden. In Bild 5 (links) sind die Frequenzspektren der Signale zur jeweiligen Anregungsfunktion dargestellt. Mit abnehmender Grenzfrequenz nehmen die Amplituden der Signale zu. Auffällig ist, dass hiervon unabhängig bestimmte Frequenzbereiche (ca. 14, 28 und 42 kHz) besonders hervortreten.

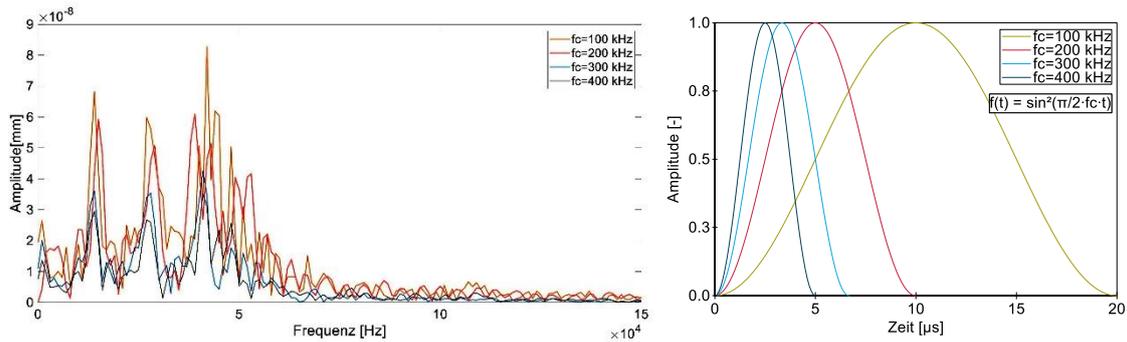


Bild 5: Frequenzspektren der Systemantwort (links) auf die Anregung mit unterschiedlicher Grenzfrequenz (rechts)

Die numerischen Ergebnisse wurden in diesem Zusammenhang mit experimentellen Versuchen verglichen. An den bereits erwähnten Betonbalken wurden Spanndrahtbrüche durch elektrochemische Korrosion provoziert. Die Drähte lagen örtlich über eine sehr begrenzte Länge frei ohne Verbund (ca. 1 cm). Die Signale dieser Brüche wurden nahe des Bruchortes aufgezeichnet. In Bild 6 sind die Frequenzspektren dieser Signale abgebildet. Ähnlich zu den numerischen Ergebnissen treten auch hier bestimmte Frequenzbereiche in einem ähnlichen Muster hervor.

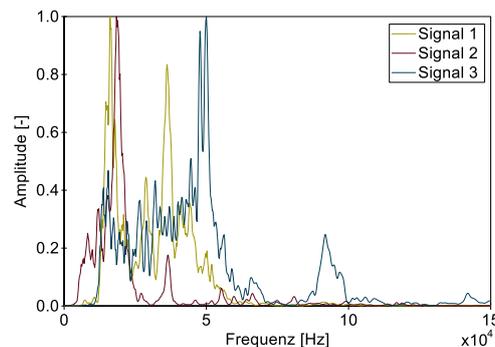


Bild 6: Frequenzspektren von 3 Drahtbruchsignalen

Das entwickelte FE-Modell ist in der aktuellen Version eine einfache Abbildung der realen Verhältnisse, die bei der Signalentstehung und -ausbreitung beim Drahtbruch vorliegen. Die bisher getroffenen Annahmen konnten experimentell bestätigt werden und weisen auf eine gute Vergleichbarkeit hin, so dass hiermit eine Grundlage für die Fortsetzung der Untersuchungen geschaffen wurde. In geplanten Simulationen und vergleichenden Messungen soll die Komplexität des Modells weiter erhöht und die Einflussparameter qualitativ und quantitativ beschrieben werden.

3.2 Merkmalsextraktion und Klassifikation

Wie bereits in Abschnitt 2.3 erwähnt, reicht eine parameterbasierte Auswertung zur Bestimmung des Quellmechanismus in der Regel nicht aus. Um Verfahren zur Identifikation von Quellmechanismen zu testen wurde eine Datenbank mit Schallemissionssignalen angelegt. Diese wurde mit unterschiedlichen Signaleintragungen an verschiedenen Positionen an einem Betonkörper erzeugt. Bild 7 zeigt beispielhaft zwei Signale und deren Parameter von Signalen unterschiedlicher Quellmechanismen. In diesem Fall ist die Quelle ähnlich, da es sich bei beiden Signalen um Hammerschläge auf einen Betonkörper handelt, jedoch wurden unterschiedliche Hammer genutzt und eine Reproduzierbarkeit des Signals ist bei händischem Signaleintrag in der Regel nicht gegeben. Dennoch wurde darauf geachtet, die Schlagkraft und die Position des Signaleintrags konstant zu halten.

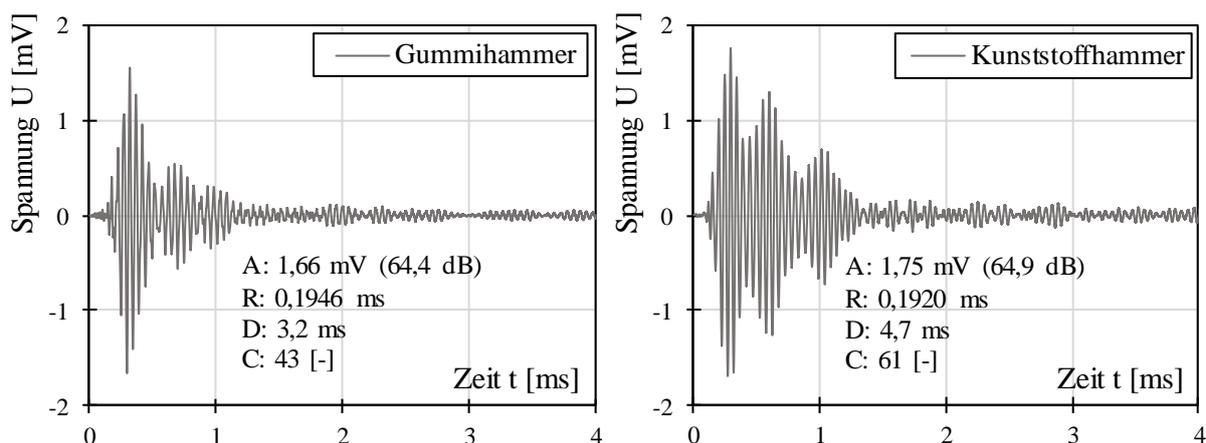


Bild 7: Signale unterschiedlicher Quellmechanismen

Neben den dargestellten Signalverläufen sind die Parameter aller Hammerschläge in Bild 8 dargestellt. Es wurden je Hammer etwa 600 Schläge durchgeführt. Es ist zu erkennen, dass sich die Parameter nur wenig voneinander abheben und eine visuelle Trennung der Signale nach dem Quellmechanismus höchstens im linken Diagramm denkbar ist. Grundsätzlich ist jedoch zu erkennen, dass der Kunststoffhammer in der Regel größere Werte (Amplitude, Rise Time, Counts und Duration) hervorruft als der Gummihammer.

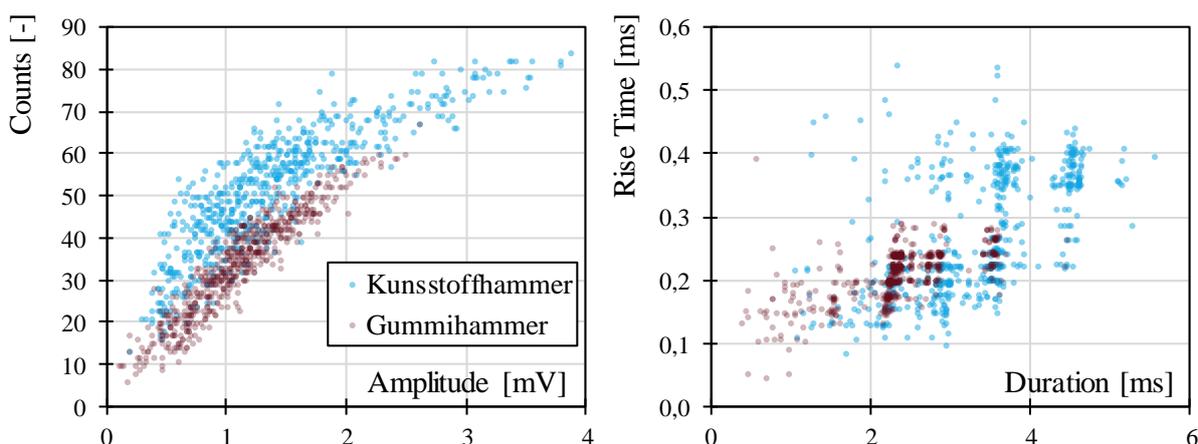


Bild 8: Parameter verschiedener Signale im Parameterraum, jeweils 600 Schläge je Hammer

Diese Parameter finden Eingang in eine Klassifikation. Da im Vorfeld nicht bekannt ist, welcher Klassifikationsalgorithmus sich für das dargestellte Problem am besten eignet, werden mehrere getestet und gegenübergestellt. Dazu wird die open source library von „scikit-learn“ verwendet. Die Programmierung erfolgt in Python. Die Ergebnisse sind in Tabelle 1 dargestellt. Insgesamt wurden 10 Algorithmen getestet, wovon die drei besten dargestellt sind. Das Datenset wird dafür in 66 % Trainingsdaten womit die Algorithmen angeleitet werden und 33 % Testdaten mit denen eine Validierung stattfindet zufällig aufgeteilt. Dieser Vorgang wird mehrfach wiederholt und der Mittelwert bestimmt (cross validation). In Tabelle 1 ist die mittlere Genauigkeit angegeben, also der Durchschnitt der vom Algorithmus prozentual vorgenommenen Zuordnung der Daten in die jeweils richtige Klasse. Es werden als Merkmale zunächst nur die SE-Parameter genutzt, wie sie in Bild 2 beschrieben und in Bild 8 dargestellt sind.

Tabelle 1: Ergebnisse der Klassifikationen als mittlere Genauigkeit (mean test score)

Merkmale für Klassifikation	Gaussian Process Classifier (GP)	Random Forest Classifier (RF)	Multi-layer Perceptron Classifier (MLP)	Durchschnitt
2 D, R	85,00 %	88,21 %	86,07 %	86,43%
3 A, C, D	89,12 %	90,52 %	89,61 %	89,75%
4 A, C, D, R	90,60 %	91,92 %	90,93%	91,15%
Durchschnitt	88,24%	90,22%	88,87%	

Grundsätzlich ist zu erkennen, dass bei einer höheren Anzahl an Merkmalen bessere Ergebnisse erzielt werden. Dies bestätigt sich auch bei weiteren Untersuchungen (siehe Tabelle 2). Obwohl die in Bild 8 gezeigten Messdaten augenscheinlich nicht auseinander zu halten sind, gelingt den ML-Methoden eine Genauigkeit von knapp 92 %. Wenn nur zwei Merkmale zur Klassifikation genutzt werden, wird das beste Ergebnis mit den Parametern „Duration“ und „Rise Time“ erzielt. Dies ist vergleichbar mit dem rechten Diagramm aus Bild 8. Es wäre an dieser Stelle denkbar gewesen, dass das beste Ergebnis mit den Merkmalen „Amplitude“ und „Counts“ erreicht worden wäre (Bild 8, links), da dort eine visuelle Trennung der Signale zumindest vorstellbar gewesen wäre. Der Algorithmus erreicht mit diesen Parametern immerhin noch 87,47 %, allerdings handelt es sich dabei um den Gaussian Process Classifier.

Wie bereits in Absatz 2.3 genannt, soll eine kombinierte Betrachtung von SE-Parametern und des gesamten Signals zur Steigerung der Genauigkeit erfolgen. Der Fokus liegt im vorliegenden Fall auf zwei Eigenschaften: Energie (E) und Schwerpunktwellenlänge (f_c , spectral centroid). In beiden Fällen werden weitere Parameter aus der Wellenform bzw. aus dem Frequenzspektrum (siehe bspw. Bild 6) extrahiert, die Eingang in die Klassifikation finden.

Die Energie beschreibt die Stärke einer SE-Quelle und wird nach

$$E = \int_D U^2(t) dt \quad (1)$$

mit $U(t)$ als Verlauf des Signals (Spannung). Je Wellenform (Signal) wird somit ein weiterer Parameter ermittelt, der zur Klassifikation genutzt werden kann.

Als zweiter Schritt in der Merkmalsextraktion werden Schwerpunktwellenlängen bestimmt. Sie werden in der digitalen Signalverarbeitung eingesetzt, um das Frequenzspektrum zu beschreiben. Oft wird in diesem Zusammenhang von der Klangfarbe gesprochen. Sie werden berechnet indem eine Fourier-Transformation in den Frequenzraum vorgenommen wird und anschließend das gewichtete Mittel der Frequenzen mit den Magnituden gebildet wird. Zur Berechnung wird die open source library „Librosa“ genutzt.

$$f_{c,i} = \frac{\sum_{n=0}^N f(n)x(n)}{\sum_{n=0}^N x(n)} \quad (\text{mit } i \text{ als } i\text{-tes Fenster}) \quad (2)$$

Dieses vorgehen wird nicht auf das gesamte Signal, sondern auf Bereiche des Signals angewandt, da vermutet wird, dass unterschiedliche Bereiche des Signals mehr oder weniger gute Rückschlüsse auf das Signal zulassen. Es wird also eine Fensterfunktion über das Signal geschoben mit der Breite n_{fft} und der Schrittweite l_{hop} . Da diese Parameter entscheidend für die Merkmalsextraktion sind, wird hier ebenfalls eine Parameterstudie durchgeführt.

Je Signal und Fenster i ergibt sich damit eine Schwerpunktwellenlänge, die zur Klassifikation genutzt werden kann.

Die Ergebnisse der Untersuchungen sind in Tabelle 2 dargestellt. Der Übersicht halber sind nur noch die höchsten Genauigkeiten dargestellt. Die Abkürzungen beziehen sich auf den genutzten Klassifikator (siehe Tabelle 1).

Tabelle 2: Ergebnisse der Klassifikationen mit Erweiterung des Parameterraums als mittlere Genauigkeit

Merkmale für Klassifikation	n_{fft}	l_{hop}	mean test score	Steigerung
4 A, C, D, R	-	-	91,92 % (RF)	(Bezug)
5 A, C, D, R, E	-	-	92,50 % (GP)	+ 0,58 %
6 A, C, D, R, E, $f_{c,0}$	0,0512 ms	0,0256 ms	95,80 % (MLP)	+ 3,88 %
6 A, C, D, R, E, $f_{c,1}$	0,0512 ms	0,0256 ms	95,30 % (GP)	+ 3,38 %
6 A, C, D, R, E, $f_{c,2}$	0,0512 ms	0,0256 ms	93,40 % (GP)	+ 1,48 %
6 A, C, D, R, E, $f_{c,3}$	0,0512 ms	0,0256 ms	93,90 % (GP)	+ 1,98 %
11 A, C, D, R, E, $f_{c,0} - f_{c,5}$	0,0512 ms	0,0256 ms	96,46 % (MLP)	+ 4,54 %
11 A, C, D, R, E, $f_{c,0} - f_{c,5}$	0,2048 ms	0,0512 ms	96,87 % (GP)	+ 4,95 %
6 $f_{c,0} - f_{c,5}$	0,2048 ms	0,0512 ms	75,68 % (MLP)	- 16,24 %
15 A, C, D, R, E, $f_{c,0} - f_{c,9}$	0,4096 ms	0,0512 ms	98,02 % (GP)	+ 6,10 %

Aus der Tabelle geht hervor, dass die Genauigkeit durch Zugabe der Energie des Signals als Merkmal um etwa 0,58 % gesteigert werden kann. Durch Hinzufügen weiterer Parameter wie der Schwerpunktwellenlänge kann eine erneute Verbesserung der Ergebnisse erzielt werden. Je nach Fenster i und dessen Eigenschaften (n_{fft} und l_{hop}) kann durch Hinzufügen einer einzigen Schwerpunktwellenlänge das Ergebnis um 3,88 % verbessert werden. Aus der Tabelle geht ebenfalls hervor, dass die verschiedenen Schwerpunktwellenlängen $f_{c,i}$ unterschiedliche Verbesserungen der Ergebnisse bewirken, wodurch geschlussfolgert werden kann, dass Bereiche am Signalanfang besseren Aufschluss über das Quellsignal geben. Insgesamt kann bestätigt werden, dass eine höhere Anzahl an Schwerpunktwellenlängen bessere Ergebnisse liefert, wobei bei ausschließlicher Betrachtung dieser Parameter nur eine Genauigkeit von etwa 76 % erreicht werden kann. Das beste Ergebnis wird mit allen untersuchten Parametern erzielt und liegt bei 98,02 %.

Zwischen den Untersuchungen mit einfachen SE-Parametern wie der Amplitude, den Counts, der Duration und der Rise Time kann durch Hinzufügen von Parametern, die das gesamte Signal betrachten, bzw. eine Betrachtung des Frequenzgehaltes beinhalten, eine Steigerung der Genauigkeit von 6,1 % erreicht werden.

Diese Untersuchungen zeigen, dass es für den vorliegenden Fall grundsätzlich möglich ist, Signale sehr ähnlichen Ursprungs anhand einfacher Parameter auseinander zu halten. Zusätzlich kann durch eine Betrachtung des gesamten Signals die Genauigkeit weiter erhöht werden.

Mit den dargestellten Untersuchungen konnte gezeigt werden, dass Machine-Learning-Methoden für die Bestimmung von Quellmechanismen ein großes Potential aufweisen. In Zukunft gilt es weitere Merkmale zu extrahieren, um die Genauigkeit weiter zu steigern. Für die Methode der Schallemissionsmessung zur Erkennung von Spanndrahtbrüchen ist daher anzunehmen, dass ML-Algorithmen so trainiert werden können, dass Bruchsignale automatisch erkannt werden.

In künftigen Untersuchungen soll daher eine Übertragung der gezeigten Verfahren auf Signale von Spanndrahtbrüchen im Fokus stehen.

4 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Die vorgestellten Ergebnisse sind das Resultat erster Untersuchungen von zwei Forschungsschwerpunkten, die sich mit der Schallemissionsanalyse als Methode zur Überwachung vorgespannter Konstruktionen befassen.

Anhand eines numerischen Modells wurde ein Ansatz gezeigt, den Spanndrahtbruch qualitativ zu beschreiben. Es ist es gelungen, Frequenzspektren von im Modell erzeugten Signalen mit am realen Bauteil aufgezeichneten Sensormessungen zu vergleichen und eine größere Übereinstimmung zu erhalten. In weiteren Untersuchungen sollen die Einflussparameter auf das Signal und seine Ausbreitung im Bauteil weiter erforscht und beschrieben werden.

Weiterhin wurden im Labor erzeugte impulsartige Signale anhand verschiedener Signalparameter mithilfe von Machine-Learning-Methoden klassifiziert. Je nach Art und Anzahl der Merkmale sowie des verwendeten Algorithmus werden damit Genauigkeiten bis 92 % erreicht. Durch die Ermittlung weiterer Merkmale wie die Energie oder die Schwerpunktwellenlänge aus dem Frequenzraum des Signals konnte eine Genauigkeitssteigerung um 6,1 % auf etwa 98 % erreicht werden. Dies zeigt das enorme Potential der Anwendung dieser ML-Verfahren auf solch komplexe Daten großer Menge. Der Fokus künftiger Forschungen liegt in der Übertragung dieser Verfahren auf die Thematik der Erkennung von Spanndrahtbrüchen.

LITERATUR

- Bartoli, I., Castellazzi, G., Marzani, M. & Salamone, S. (2012): Prediction of stress waves propagation in progressively loaded seven wire strands. Proc. SPIE 8345, Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems , doi: 10.1117/12.915297
- Carlos, M. F., Cole, P. T., Vahaviolos, J. & Halkyard, T. (2000): Acoustic emission bridge Inspection/monitoring strategies. In: Alampalli, S. (Hrsg.): Structural Materials Technology: An NDT Conference. Atlantic City, 2000, S. 179-183
- Comite euro-international du beton (1991): CEB-FIP MODEL CODE 1990. London: Thomas Telford, 1991. ISBN: 0 8277 1696 4.
- Cremer, L. & Heckl, M. (1982): Körperschall. Berlin, Heidelberg, New York : Springer-Verlag, 1982. ISBN 978-3-662-08185-3.
- Cullington, D. W., Paulson P. & Elliott P. (2001): Continuous Acoustic Monitoring of Grouted Post-Tensioned Concrete Bridges. NDT&E International (Non Destructive Test & Evaluation) 34(2), S. 95–106
- Eitzen, D. G. & Wadley, H. N. G. (1984): Acoustic Emission: Establishing the Fundamentals, Journal of Research of the National Bureau of Standards, Vol 89, No. 1, January-February
- Fricker, S. (2009): Schallemissionsanalyse zur Erfassung von Spanndrahtbrüchen bei Stahlbetonbrücken. Dissertation ETH Zürich, Zürich, 168 S.
- Grosse, C. U. & Linzer, L. M. (2008): Signal-Based AE Analysis. In (Hrsg) Grosse, C. U. & Ohtsu, M.: Acoustic Emission Testing.
- Hopwood, T. & Prine, D. W. (1987): Acoustic Emission Monitoring of In-Service Bridges. Transportation Cabinet Commonwealth of Kentucky and Federal Highway Administration U.S. Department of Transportation

- Käding, M., Schacht, G., Bolle, G. & Marx, S. (2019): Monitoring spannungsrissskorrosionsgefährdeter Brücken, 10. Symposium Experimentelle Untersuchung von Baukonstruktionen. Schriftenreihe konstruktiver Ingenieurbau Dresden, Heft 48, S. 97-108
- Kappahn, G. (1990): Messtechnische Grundlagen der Schallemissionsanalyse als Prüfverfahren an nichtmetallischen Baustoffen. Technische Hochschule Leipzig, Dissertation, (1990), 123 S.
- Kennedy, T. C. & et al. (2008): Finite element modeling of wave propagation in concrete. Oregon Department of Transportation (2008)
- Nucera, C. & di Scalea, F. L. (2011): Nonlinear ultrasonic guided waves for prestress level monitoring in prestressing strands for post-tensioned concrete structures. in Proc. SPIE 7981, Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems (2011), doi: 10.1117/12.880291
- Schubert, F & Marklein, R. (2002): Numerical Computation of Ultrasonic Wave Propagation in Concrete Using the Elastodynamic Finite Integration Technique (EFIT). in: IEEE Ultrasonics Symposium: Seiten 799-804
- Ohno, K. & Ohtsu, M. (2010): Crack classification in concrete based on acoustic emission. Construction and Building Materials Nr. 24. Ausgabe 12 (2010): Seiten 2339-2346.
- Ono, K. (2011): Acoustic emission in materials research-A review. Journal of acoustic emission Nr. 29 (2011): Seiten 284-309.
- Schacht, G., Käding, M., Bolle, G. & Marx, S. (2019): Konzepte für die Bewertung von Brücken mit Spannungsrissskorrosionsgefahr, Beton- und Stahlbetonbau 114 (2019), Heft 2, S. 85-94, Ernst & Sohn. DOI: 10.1002/best.201800087
- Schechinger, B. (2005): Schallemissionsanalyse zur Überwachung der Schädigung von Stahlbeton. s.l. : ETH Zürich, 2005. Dissertation.
- Woo, J., Kim, J., Cho, H. & Na, W. (2007): Finite Element Simulation of Elastic Wave Propagation in a Concrete Plate - Modeling and Damage Detection. J. Ocean Eng. Technol 2 (6) (2007): 26-33
- Yuyama, S.; Yokoyama, K.; Niitani, K.; Ohtsu, M.; Uomoto, T. (2007): Detection and evaluation of failures in high-strength tendon of prestressed concrete bridges by acoustic emission. Journal of Construction and Building Materials 21(3), S. 491–500
DOI 10.1016/j.conbuildmat.2006.04.010