

Schallemissionsanalyseverfahren in drahtlosen Sensornetzen zur Dauerüberwachung

Markus KRÜGER, Christian U. GROßE, MPA Universität Stuttgart
Panagiotis CHATZICHRISAFIS, IWB, Universität Stuttgart

Kurzfassung. Durch die Verwendung von intelligenten, drahtlosen Sensornetzwerken wird zukünftig ein breites Anwendungsfeld erschlossen, da derartige Monitoringssysteme gegenüber konventionellen Messsystemen einfacher zu applizieren und deutlich kostengünstiger sind. Derzeit wird an der MPA Universität Stuttgart an den Grundlagen für eine praxisnahe Bauwerksüberwachung auf der Basis von kabelgebundenen Systemen gearbeitet, die preiswert und flexibel ein-setzbar sind und u. a. die Anwendung von modernen Analyseverfahren der Schallemissionsanalyse ermöglichen. Dazu sind Arbeiten im Bereich der Sensortechnik, Mikrointegration (Motes) und der Datenanalyse (mit Schwerpunkt Schallemissionsanalyse) notwendig. Der vorliegende Beitrag beschreibt die hierbei verfolgten Lösungsansätze, die sich aufgrund der beschränkten Ressourcen teilweise deutlich von klassischen Schallemissionsanalyseverfahren unterscheiden.

Einführung

Die Schallemissionsanalyse hat sich als Werkzeug zur Charakterisierung von Schädigungsprozessen in vielen Bereichen der Werkstoffcharakterisierung wie auch der Dauerüberwachung von Maschinen oder Tragwerkstrukturen etabliert. Dennoch ist anzumerken, dass in Anbetracht der hohen Kosten für geeignete Schallemissionsmesssysteme und dem hohen Aufwand für eine kabelgebundene Installation eine breite Anwendung nur eingeschränkt zu verzeichnen ist.

In vielen vergleichbaren Bereichen werden zunehmend drahtlose Technologien für die Messwerterfassung im Zusammenhang mit der Zustandsüberwachung eingesetzt, wobei diese Technologien Kostenvorteile versprechen. Drahtlose Systeme auch für die Schallemissionsanalyse einzusetzen erscheint daher sinnvoll. Es ist allerdings zu beachten, dass es sich bei den drahtlosen Systemen um verteilte Systeme handelt, wobei insbesondere die Aspekte Stromverbrauch, beschränkte Hardwareressourcen, nutzbare Bandbreite und Zeitsynchronisation eine besondere Bedeutung im Hinblick auf die Schallemissionsanalyse haben. Viele der klassischen Verfahren der Schallemissionsanalyse können daher in drahtlosen Sensornetzwerken nicht bzw. nur eingeschränkt angewendet werden. Neue Methoden und Technologien, wie sie auszugsweise nachfolgend beschrieben werden, müssen somit entwickelt und untersucht werden.

1 Drahtlose Sensornetzwerke für die Schallemissionsanalyse (SEA)

1.1 Grundlagen und Restriktionen drahtloser Sensornetze

Drahtlose Sensornetze werden in einer Vielzahl praktischen Anwendungen wie beispielsweise Temperatur-, Feuchtigkeit- oder Dehnungsmessungen bereits eingesetzt. Hierbei werden relevante Daten mittels drahtloser Sensorknoten (Motes) an verschiedenen Stellen einer Struktur erfasst und dann per Funk an einen oder mehrere Zentralrechner versendet. Ein Zentralrechner, meist ein einfacher Industrie-PC, dient vornehmlich der Datenspeicherung und optional der erweiterten Datenanalyse. Ist zudem eine Datenfernübertragung zum Nutzer bzw. zum zuständigen Ingenieur erwünscht, so kann diese über geeignete Netzwerkverbindungen (GPRS, UTMS) hergestellt werden. Eine Datenvorverarbeitung findet in der Regel nur eingeschränkt statt bzw. verwendet nur recht einfache Algorithmen. In der Folge werden vorwiegend Rohdaten per Funk übertragen.

Es liegt auf der Hand, dass durch hohe Datenraten, wie sie üblicherweise bei der SEA zu erwarten sind, drahtlose Sensornetze schnell an ihre technischen Grenzen kommen. Besonders aufgrund des Strombedarfs – drahtlose Sensoren sind meist batteriebetrieben – und der damit verbundenen beschränkten Bandbreite sind daher intelligente Lösungsansätze erforderlich.

1.2 Anforderungen an Hard- und Software für die SEA

Im Allgemeinen besteht ein Mote daher aus einem Mikroprozessor mit angepasster Rechen- und Speicherkapazität, einem Funkmodul, geeigneten Signalkonditionierungsmodulen und A/D-Wandlern, einer adäquaten Stromquelle sowie einem oder mehreren Sensoren (Abbildung 1). Alle diese Komponenten sind im Hinblick auf einen geringen Stromverbrauch zu wählen, wobei insbesondere die Unterstützung von verschiedenen Möglichkeiten zur Reduzierung des Stromverbrauchs erforderlich ist. Mit dem höchsten Stromverbrauch weist die Datenübertragung per Funk auf, weswegen die Funkkommunikation auf ein Minimum zu beschränken ist. Eine Minimierung kann zunächst durch eine effiziente, bereits auf dem Mote ausgeführte Datenanalyse und -reduktion erreicht werden.

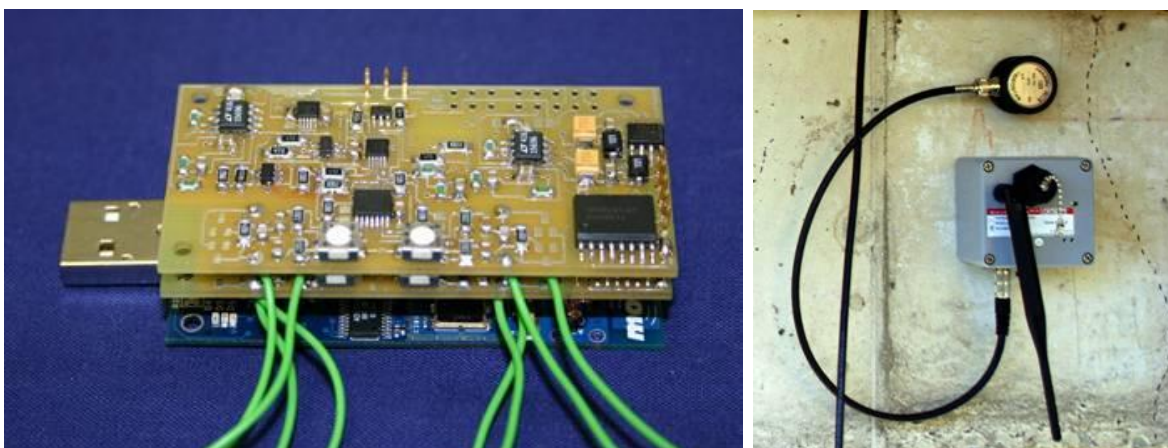


Abbildung 1: Mote bestehend aus Prozessorboard mit 4-Kanal-Signalkonditionierung für die SEA (links) und robuster Mote an einer Tragwerksstruktur (rechts)

Drahtlose Sensornetze und entsprechende Komponenten werden heutzutage für die verschiedensten Disziplinen entwickelt, wobei einige dieser Systeme speziell für eine intelligente Dauerüberwachung von Bauwerken geeignet erscheinen [14], [15]. Allerdings sind im Bereich der Netzwerksoftware und des Stromverbrauchs sowie der Datenverluste

noch nicht alle Probleme gelöst, weswegen an der Universität Stuttgart intensiv an der Weiterentwicklung von geeigneter Hard- und Software für drahtlose Sensornetzwerke gearbeitet wird [5], [9], [10], [12].

1.3 Software in drahtlosen Sensornetzen

Ein drahtloses Sensornetz besteht häufig aus einer Vielzahl einzelner Sensorknoten, die über eine drahtlose Funkverbindung die einzelnen Sensordaten zuverlässig an den Nutzer bzw. den verantwortlichen Ingenieur übertragen müssen. Grundsätzlich kommen für diesen drahtlosen Datentransfer einfache Star-Topologien oder Multihop-Topologien in Frage, wobei das hier vorgestellte System Multihopfunktionalität aufweist.

Der Festlegung der Netzwerkstrukturen und Übertragungsregeln, dem so genannten Routing, sowie insbesondere der Zeitsynchronisation im Hinblick auf die SEA ist hierbei erhöhte Aufmerksamkeit zu schenken. Für das Routing müssen Softwaremetriken bereitgestellt werden, die neben dem Stromverbrauch eine definierbare Datenverlustrate berücksichtigen, welche gerade noch akzeptabel ist. Die jeweils aktuellen Netzwerkpfade müssen kontinuierlich mittels geeigneter Softwarealgorithmen überprüft und gegebenenfalls automatisch angepasst werden, ohne dass der Nutzer aktiv reagieren muss [19], [20].

Sollen Messwerte von verschiedenen Sensorknoten unter Verwendung einer gemeinsamen Zeitbasis miteinander kombiniert und analysiert werden, so ist eine Zeitsynchronisation erforderlich. Eine hohe Genauigkeit in der Größenordnung von Millisekunden bis hin zu einigen Mikrosekunden wird beispielsweise bei der Detektion und Lokalisierung von Schädigungen mittels der Schallemissionsanalyse oder der Untersuchung des Tragverhaltens mit der Modalanalyse benötigt. Derartige Genauigkeiten sind in der Regel nur mit speziellen Algorithmen zu erreichen, wobei der Aufwand für die Zeitsynchronisation und damit der Strombedarf mit zunehmender Anzahl der Motes im Netzwerk deutlich ansteigen [17], [19]. Bei dem vorliegenden drahtlosen Sensornetzwerk wurden mit speziellen Algorithmen nach [16] und [17] eine Zeitsynchronisationsgenauigkeit zwischen zwei Motes in der Größenordnung von weniger als 100 μ s erreicht.

Insbesondere bei der Zeitsynchronisation deutet sich an, dass konventionelle Ansätze zur Schallemissionsanalyse nicht für drahtlose Sensornetze geeignet sind.

2 Lösungsansätze für die SEA in drahtlosen Sensornetzen

2.1 Methoden der Daten- und Signalanalyse

Im Gegensatz zu einfachen Telemetriesystemen wird bei intelligenten Sensornetzen ein Teil der Datenanalyse lokal in einem Mote durchgeführt. Zu den Aufgaben eines Motes gehört daher neben der Datenerfassung auch die Daten- bzw. Signalanalyse zur Ermittlung möglicher Schädigungen oder Bauteilveränderungen, wobei im Hinblick auf die Stromersparung und die beschränkte Bandbreite bei der Funkübertragung zudem die Datenreduktion eine große Rolle spielt.

Die Datenanalyse und -reduktion reicht von einfachen Funktionen wie MAX, MIN, AVERAGE usw. bis hin zu komplexeren Analysen wie beispielsweise der Ermittlung maßgebender Eigenfrequenzen oder der Dämpfung unter Berücksichtigung von verschiedenen äußeren Einwirkungen. Weitere Beispiele komplexerer Analysen sind etwa die Seilkraftbestimmung in Schrägseilbrücken [2] oder die Schallemissionsanalyse zur Detektion von Bruchprozessen [4], [5], [6], [7], [8], [11], [12], [13], welche hohe Anforderungen an drahtlose Sensornetze stellt und bei denen optimierte Analysemethoden, wie nachfolgend gezeigt, unabdingbar sind.

Je nach Komplexität und benötigter Rechenleistung können die verwendeten Analyseverfahren an verschiedenen Stellen des Sensornetzes, d.h. innerhalb eines Motes oder aber im Zentralrechner integriert werden, wobei in einem Mote neben digitalen zudem noch analoge Methoden verwendet werden können (vgl. Abbildung 2).

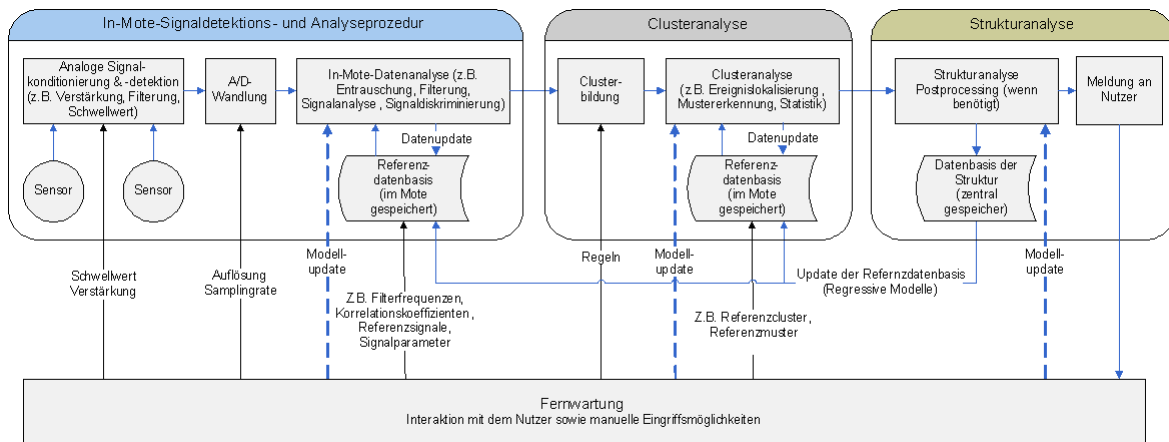


Abbildung 2: Prozessschema für die intelligente Bauwerksüberwachung.

2.2 Analoge Signalverarbeitung

Einer der grundlegenden Entwurfsprinzipien bezüglich der Aufzeichnung von Schallemissionen mittels drahtloser Sensoren ist zunächst wiederum die Stromersparung. Abbildung 3 zeigt schematisch eine einfache analoge Schaltung, mittels derer transiente Signale von piezokeramischen Sensoren effizient für die Digitalisierung vorkonditioniert werden können. Die Schaltung besteht aus zwei Vorverstärkern sowie einem dazwischen geschalteten Komparator. Weiterhin sind ein einfacher analoger Hochpassfilter (Standard 150 Hz) sowie ein Tiefpassfilter (10-ter Ordnung mit 50 kHz, optional 25 kHz) implementiert, die hardwareseitig für die jeweilige Anwendung angepasst werden können. Am Komparator kann ein Schwellwert per I²C-Bus in 127 Schritten programmiert werden, wobei bei Überschreiten des eingestellten Schwellwertes ein Interrupt ausgelöst wird, der dann den Mikrocontroller aus einem Schlafmodus wecken kann bzw. die Digitalisierung des anliegenden Signals automatisch startet. In der vorliegenden Ausführung ist eine 2-kanalige Lösung dargestellt, welche, wie nachfolgend noch erläutert, einige Vorteile hinsichtlich der SEA aufweist. Die Stromaufnahme der gesamten analogen Schaltung beträgt weniger als 800µW, was gegenüber dem Stromverbrauch des Mikrocontrollers bei voller Leistung (ca. 40mW) eine deutliche Verminderung des Stromverbrauchs darstellt und damit einen längeren autonomen Batteriebetrieb ermöglicht.

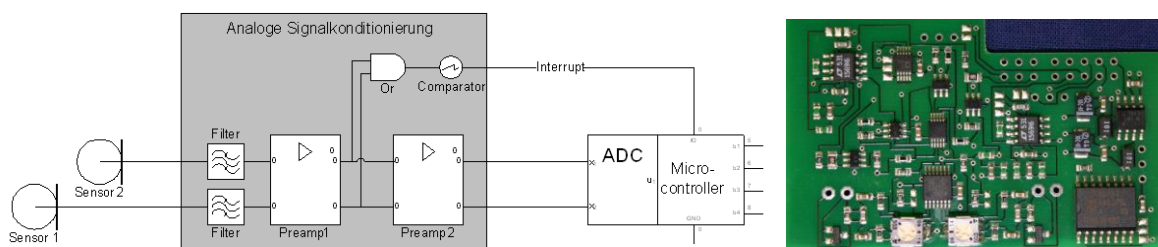


Abbildung 3: Analoge Signalkonditionierung mit Interruptgenerierung (schematisch & Prototyp)

2.3 Digitale Signaldiskriminierung

Als ein zweiter Schritt steht nach der analogen Signalvorkonditionierung die digitale Signalverarbeitung innerhalb eines Motes an. Sie dient im Weiteren dazu, die aufgezeichneten Signale zu charakterisieren und zu klassifizieren. Die dazu verwendeten Methoden sind vielfältig, daher werden nachfolgend auszugsweise nur zwei Klassifizierungsalgorithmen aufgeführt, die sich als geeignet erwiesen haben [8].

Der erste Algorithmus nutzt als Funktion das Powerspektrum der aufgezeichneten Schallemission, welches wie folgt berechnet wird:

$$S_i(k) = \left| \sum_{l=0}^{N-1} s_i(l) \cdot e^{-\frac{2 \cdot \pi \cdot j \cdot l \cdot k}{N}} \right|, \quad (1)$$

$s_i(n)$ ist hierbei das n -te Sample des Sensors i und N bezeichnet die Anzahl der aufgezeichneten und betrachteten Samples des Signals. Durch Vergleich der Powerspektren verschiedener aufgezeichneter und auch vorab gespeicherter Signale kann eine Klassifizierung vorgenommen werden.

Eine weitere Variante ergibt sich aus der Anwendung des Hinkley-Kriteriums in einer leichten Modifikation, bei der ein Trend von der Summe der quadrierten Signalamplituden abgezogen wird. Diese Methode wurde bereits erfolgreich zur Bestimmung des Ersteinsatzes von Schallemissionen eingesetzt [3]. Der Trend wird dabei so bestimmt, dass die Funktion $u(n)$ für $n=N$ zu 0 wird. Zudem wird eine Normierung vorgenommen, welche eine Klassifizierung der einzelnen Signale vereinfacht. Die Funktion $u(n)$ beschreibt demnach ein Energielevel innerhalb des Signals in Abhängigkeit von der Zeit (vgl. Abbildung 4), der sich gut für eine Klassifizierung eignet. Mathematisch wird die Klassifikationsfunktion wie folgt beschrieben:

$$u(n) = \sum_{l=1}^{l=n} s^2(l) - \frac{n}{N} \cdot \sum_{l=1}^{l=N} s^2(l) \quad (2)$$

Beachtet werden muss bei beiden Klassifizierungsalgorithmen allerdings, dass die Ergebnisse dieser Transformation stark vom Frequenzgehalt des aufgezeichneten Signals beeinflusst werden, so dass vorab eine geeignete Bandpassfilterung vorgenommen werden muss.

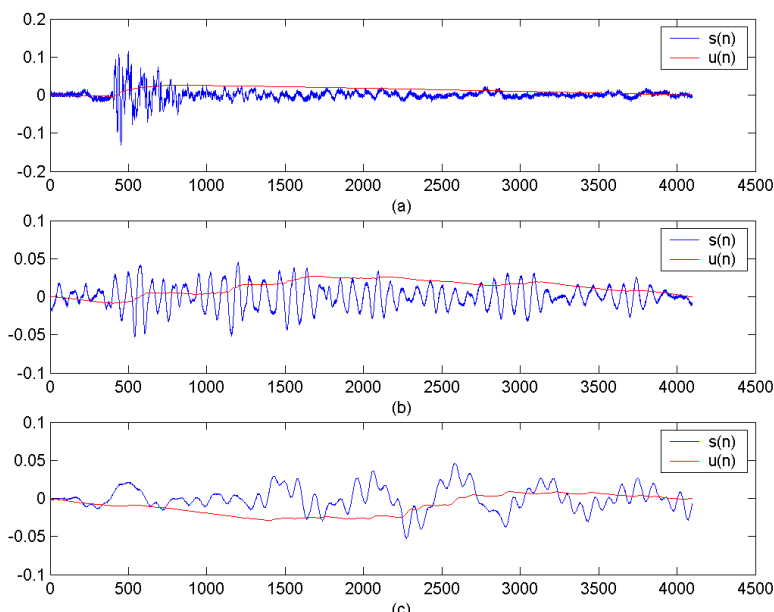


Abbildung 4: Typische $u(n)$ -Funktionen für unterschiedliche Schallemissionen $s(l)$. [8]

2.4 Adaptive Methoden der Signalanalyse und –klassifizierung

Wird eine Schallemissionsanalyse an realen Strukturen angewendet, so ist eine Klassifizierung der aufgezeichneten Signale aufgrund vorhandener Störgeräusche sowie struktur- und materialbedingter Variation der Signalform nicht mehr trivial und auch nicht mehr durch einfache Filterung zu bewerkstelligen. Es bietet sich daher an, Clusteranalysen vorzunehmen, bei denen bestimmte Ähnlichkeiten der Signale dazu genutzt werden, diese in Kategorien einzuteilen. Zunächst sind hierfür geeignete Algorithmen bereitzustellen, welche sich für eine Klassifizierung der aufgezeichneten Schallemissionen eignen, da die rechnergestützte Untersuchung des transienten Schallemissionssignals selbst nur unzureichende Klassifizierungen zulässt. Eine Auswahl möglicher Klassifizierungsalgorithmen wurde im vorherigen Abschnitt bereits angesprochen.

Sind solche Klassifizierungsalgorithmen gefunden, so ist in einem weiteren Schritt anhand von geeigneten Variablen, die die Eigenschaftsausprägungen der Signale – nachfolgend als Objekte bezeichnet – gut wiedergeben, eine Klassifizierung vorzunehmen. Die Eigenschaftsausprägung kann durch die gesamte Klassifizierungsfunktion gegeben sein oder aber durch daraus extrahierte Werte. Für die unter (2) beschriebene Funktion wäre dies beispielsweise der Trend sowie das jeweilige Minimum und Maximum der Funktion mit den zugehörigen Zeitpunkten n , was einen Eigenschaftsraum mit 5 Variablen ergibt.

Da häufig äußere Einflüsse auf die Signalform nicht eindeutig von vornherein bestimmbar sind, erfolgt die Klassifizierung Idealerweise iterativ in einem Lernprozess in mehreren Rechenschritten. Bewährt hat sich hierzu beispielsweise der k-means-Algorithmus, bei dem eine Anzahl von k Clustern und eine Funktion zur Bestimmung des Mittelpunktes eines Cluster genutzt wird [1]. Prinzipiell läuft der Algorithmus wie folgt ab:

1. Initialisierung, bei der k Clusterzentren entweder rein zufällig oder definiert vorgegeben werden.
2. Zuordnung der Objekte zu dem ihm am nächsten liegenden Clusterzentrum.
3. Neuberechnung der Clusterzentren der jeweiligen Cluster.
4. Wiederholung ab Schritt 2, falls eine Änderung der Zuordnung der Objekte vorliegt, ansonsten Abbruch.

Der Vorteil des k-means-Algorithmus liegt in dem Anfangs noch nicht endgültig festgelegten Clusterzentrums für die Klassifizierung, so dass dieser Algorithmus nach einer Lernphase auch die spezifischen Randbedingungen bei der untersuchten Struktur berücksichtigen kann. Der k-means-Algorithmus muss allerdings auch nicht notwendigerweise konvergieren. D.h. aber auch, je besser die Klassifizierungsalgorithmen für die aufgezeichneten Schallemissionen sind, desto eher konvergiert der Algorithmus. Ebenso ist offensichtlich, dass eine wohlüberlegte Festlegung der benötigten Clusterzentren vorab die Iterationsschritte deutlich vermindert, wenn nicht gar überflüssig macht. Dies ist dann der Idealfall, bei dem eine Klassifizierung der Schallemissionen anhand der Klassifizierungsalgorithmen und den festgelegten Eigenschaftsräumen bzw. Clusterzentren einfach auf einem Mote durchgeführt werden kann. Über die konkrete Anwendung des k-means-Algorithmus zur der Klassifizierung von Schallemissionen wird in [8] berichtet.

2.5 Lokalisierungsmethoden

Neben der Diskriminierung und Klassifizierung der aufgezeichneten Schallereignisse ist eine Lokalisierung der Schallemissionen und damit die Identifikation potenzieller Schädigungsbereiche im Bauwerk ein Ziel der Schallemissionsanalyse. Dafür werden derzeit Verfahren auf der Basis von Arraytechniken entwickelt. Anhand verschiedener Labor- und Felduntersuchungen wurden an der MPA Stuttgart bereits verschiedene Array-Beamformingverfahren auf ihre Eignung zur Strukturüberwachung mittels drahtloser Sen-

sornetze hin untersucht und weiterentwickelt [5], [7], [8], [11] und [13]. Einzelheiten hierzu sind den entsprechenden Quellen zu entnehmen. Nachfolgend wird ausschließlich auf einfache Arraytechniken kurz eingegangen, welche sich aus den konzeptionellen Überlegungen hinsichtlich der Schallemissionsanalyse mittels drahtloser Sensornetze ergeben.

2.5.1 Einfache Arrayverfahren

Ein relativ einfacher Ansatz zur Verwendung einer Arrays ergibt sich in der Nutzung von 2 Sensoren (vgl. auch Abbildung 3) an einem Mote. Dazu wird der dem Schallereignis näher gelegene Sensor zunächst zur Triggerung der Datenaufzeichnung genutzt, wobei anschließend das Schallerereignis mit beiden Sensoren synchronisiert aufgezeichnet wird. Der Sensorabstand ist hierbei so groß zu wählen, dass nach dem Auslösen des Triggers genügend Zeit vergeht, um den Microcontroller aufzuwecken und die Datenaufzeichnung zu starten (Anmerkung: im DMA-Betrieb werden max. etwa $10\mu\text{s}$ ab Erkennung Interrupt für den Start der Messung benötigt). Ein Sensorabstand von 200 mm auf Betonbauwerken ergibt beispielsweise eine maximale Laufzeitdifferenz der P-Welle von etwa $50\mu\text{s}$. Dies entspricht bei einer Samplingrate von 50 kHz, welche bei der aktuellen Hardware verwendet wird, einem Zeitunterschied von 10 Samples und damit einer Art Pretrigger. Bei unter einem Winkel von 45° einfallenden Wellen liegt unter Annahme einer planaren Wellenfront immerhin noch eine Laufzeitdifferenz von etwa $35\mu\text{s}$ vor. Diese Zeitdifferenzen reichen oft aus, um auch den Ersteinsatz des Signals mit dem zweiten Sensor aufzuzeichnen.

Durch der konstruktiven Überlagerung der Zeitsignale der beiden Sensoren bei gleichzeitiger Variation der relativen Zeitverschiebung der beiden Signale untereinander kann ergibt sich eine Maximierungsaufgabe. Die Lösung dieser Aufgabe liefert den Backazimuth vom Array-Zentrum zum Ort (bzw. Epizentrum) der Schallemission (vgl. auch [5], [7], [8], [11] und [13]) und damit einen guten Anhaltspunkt für den Ort der Schädigungsentwicklung. Bei zwei Sensoren ist der Backazimuth allerdings rotationssymmetrisch um die Sensorachse angeordnet, weswegen nur eine grobe Orientierung gegeben ist. Weiterhin muss auch beachtet werden, dass bei der Überlagerung die unterschiedlichen Wellengeschwindigkeiten von Kompressions-, Scher- und Oberflächenwelle verschiedene Maxima bewirken können, welche zu Fehlern in der Bestimmung des Backazimuths führen, wobei der Fehler umso größer wird, je größer der Sensorabstand ist.

3 Zusammenfassung

Drahtlose Sensornetze erfordern aufgrund der beschränkten Ressourcen spezielle Lösungen, falls diese für die Schallemissionsanalyse verwendet werden sollen. Hohe Einschränkungen bestehen vornehmlich im Hinblick auf Samplingraten, Bandbreite bei der Funkübertragung und Speicher- und Rechenkapazität auf den Motes. Eine möglichst frühzeitige Vorverarbeitung der relevanten Schallemissionen ist daher unabdingbar. Analoge Schaltungen und Filter sind hier zunächst am besten geeignet, da hier mit nur geringem Strombedarf eine Vielzahl von Störgeräuschen herausgefiltert werden kann. Die digitale Signalverarbeitung ist dann ein weiterer Schritt, mit dem Schallemissionen genauer klassifiziert werden können, so dass nur noch eine minimal Menge an Daten über das drahtlose Sensornetz übertragen werden müssen. Für die meisten Anwendungen sind weiterhin anwendungsspezifische Klassifizierungsmethoden erforderlich, weswegen adaptive bzw. lernfähige Verfahren zur Mustererkennung bevorzugt einzusetzen sind. Der vorgestellte k-means-Algorithmus ist ein Beispiel für ein solches Verfahren, welches seine Eignung für die Klassifizierung von Schallemissionen bereits gezeigt hat. Unter der Verwendung der vorgestellten Methodologien ist es möglich, Schallemissionsanalyseverfahren auch in drahtlosen Sensornetzen für die Dauerüberwachung von Bauwerken einzusetzen.

Danksagung

Große Teile der dargestellten Arbeiten wurden von der Europäischen Gemeinschaft im Rahmen des Projektes „Sustainable Bridges“ gefördert. Dabei wurden die Entwicklungen im Bereich drahtloser Sensornetzwerke insbesondere in enger Kooperation mit der EMPA in Dübendorf vorangetrieben.

Referenzen

- [1] Charalampidis, D.: A modified K-means Algorithm for Circular Invariant Clustering, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 27, No. 12, 2005, pp. 1856-1865.
- [2] Feltrin, G., Meyer, J., Bischoff, R.: A Wireless Sensor Network for Force Monitoring of Cable Stays. In IABMAS'06 - Third International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management. July 16-19, 2006. Porto: Taylor & Francis.
- [3] Große, C.U., Reinhardt H.W.: Entwicklung eines Algorithmus zur automatischen Lokalisierung von Schallemissionsquellen. Die Materialprüfung 41, 1999.
- [4] Große, C.U., Finck, F., Kurz J.H., Reinhardt, H.W.: Improvements of AE technique using wavelet algorithms, coherence functions and automatic data analysis techniques, J. of Constr. and Build. Mat., 18 (3), 2004, pp 203-213.
- [5] Große, C.U., Glaser, S.D., Krüger, M.: Condition monitoring of concrete structures using wireless sensor networks and MEMS. Proc. SPIE Vol. 6174, Smart Structures and Materials: Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems (eds. Masayoshi Tomizuka, Chung-Bang Yun, Victor Giurgiutiu), 2006, pp 407-418.
- [6] Große, C.U., Gehlen, C., Glaser, S.D.: Sensing methods in civil engineering for an efficient construction management in Advances in Construction Materials. Springer publ., Heidelberg, 2007, pp 553-566
- [7] Große, C.U., Ohtsu, M. (eds.): Basics and Applications of Acoustic Emission Testing in Civil Engineering, Springer publ., Heidelberg, 2007, ca. 420 p (in print).
- [8] Große, C.U., Krüger, M., Chatzichrisafis, P.: Acoustic emission techniques using wireless sensor networks. In: International Conference "Sustainable Bridges – Assessment for Future Traffic Demands and Longer Lives", Wrocław, Poland, October 10-11, 2007, (in print).
- [9] Krüger, M., Große, C.U.: Structural Health Monitoring with Wireless Sensor Networks. In: H.W. Reinhardt (ed.). Otto-Graf-Journal 15 (2004), Stuttgart: IWB.
- [10] Krüger, M., Große, C.U., Marrón, P.J.: Wireless Structural Health Monitoring using MEMS. In: W.M. Ostachowicz et al. (eds). Damage Assessment of Structures, 4th – 6th July 2005, Proc. Intern. Symp., Gdansk, Poland, Zürich: Trans Tech.
- [11] Krüger, M., Große, C.U., Kurz, J.: Acoustic emission analysis techniques for wireless sensor networks used for structural health monitoring. In: IABMAS'06 - Third International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management. July 16-19, 2006. Porto: Taylor & Francis.
- [12] Krüger, M. Große, C.U.: Beitrag zur intelligenten Bauwerksüberwachung mit drahtlosen Sensornetzwerken. In: Bautechnik. Ernst&Sohn, Volume 84, Issue 7 (July 2007), pp 502-508.
- [13] Kurz, J.H.: Verifikation von Bruchprozessen bei gleichzeitiger Automatisierung der Schallemissionsanalyse an Stahl- und Stahlfaserbeton. Doctoral Thesis, Institute of Construction Materials, Stuttgart University, 2006.
- [14] Liu, L., Yuan, F.G., Design of Wireless Sensor for High Frequency Applications. In: Fu-Kuo Chang (ed.), Structural Health Monitoring 2005; Proc. Intern. Symp., Stanford, 12-14 September 2005. Lancaster: DEStech Publications.
- [15] Lynch, J.P., Design of a Wireless Active Sensing Unit for Localized Structural Health Monitoring. Journal of Structural Control and Health Monitoring, John Wiley & Sons, 12 (3-4): 405-423.
- [16] Maroti, M., et al.: The flooding time synchronization protocol. In: Proceedings of the 2nd International ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys 04): November 3, 2004. Baltimore, MD: Association for Computing Machinery (ACM), pp 39-49.
- [17] Maroti, M., Kusy, B., Simon, G., Ledeczi, A.: Robust Multi-Hop Time Synchronization in Sensor Networks, in Proceedings of the International Conference on Wireless Networks (ICWN 2004).
- [18] Römer, K., Elson, J., Wireless sensor networks: A new regime for time synchronization. SIGCOMM Comput. Commun. Rev., 33(1), 2003, pp 149-154.
- [19] Römer, K., Frank, C., Marrón, P.J., Becker, C., Generic role assignment for wireless sensor networks. In Proc. of the 11th ACM SIGOPS European Workshop, 2004, pp 7-12.
- [20] Saukh, O., Marrón, P.J., Lachenmann, A., Gauger, M., Minder, D., Rothermel, K., Generic Routing Metric and Policies for WSNs. In: Proceedings of the European Workshop on Sensor Networks 2006.