

Drahtlose AE-Sensoren mit schwacher künstlicher Intelligenz (Wireless AE sensors with weak artificial intelligence)

Horst KÜHNICKE¹, Li WANG²

¹ Kühnicke Embedded Real Time (KERT), Dresden ² Kühnicke Embedded Real Time (KERT), Shenzhen, China

Kontakt E-Mail: kert@u-boehm.de

Kurzfassung. 2017 haben wir auf dem 21. Kolloquium Schallemission in Fulda die ersten Schallemissionssysteme mit dezentraler Signalverarbeitung vorgestellt. Dabei wurde die gesamte Signalverarbeitung in den Sensor verlagert. Zentral waren nur noch die Bedienung und die Ergebnisdarstellung mittels einer Webanwendung. Der Datenaustausch zwischen den Sensoren und dem Browser erfolgte über LAN oder WLAN.

Zur Zeit wird die 4. Generation der dezentralen AE-Systeme entwickelt. Im autarken Betrieb mit Lithium-Akkumulatoren spielt ein möglichst geringer Energieverbrauch eine wichtige Rolle. Der Artikel stellt zwei einfache Anwendungen künstlicher Intelligenz vor, die mit energiesparenden Algorithmen in Zusammenhang stehen.

Die erste KI-Anwendung betrifft die Signalformkompression "logarithmische Einhüllende", welche die notwendigen Taktraten des Systems wesentlich verringert. Informationen wie Polarität und Frequenzanteile gehen verloren. Für viele erfahrene Anwender ist diese Darstellung der Signalformen ungewohnt. Die eliminierten Informationsanteile werden durch die Prüfkörpergeometrie, die Materialeigenschaften, die Schädigungsmechanismen und das Sensorverhalten bestimmt. Viele dieser Einflüsse sind bekannt und können nachträglich in gewissem Umfang wieder ergänzt werden. Bewerkstelligt wird das durch ein maschinelles Verstärkungslernen. Damit können aus der Einhüllenden die ursprünglichen Signalformen zumindest annähernd nachgebildet werden.

Die Triangulation mittels Laufzeitdifferenzen wird konventionell optimiert. Im günstigsten Fall eines gleichseitigen Dreiecks belastet eine Ortung den Prozessor nur noch mit einer einzigen vektoriellen MAC-Operationen. Die mit realen Signalen auftretenden Ortungsfehler werden nicht durch den Ortungsalgorithmus hervorgerufen, sondern durch die nicht erfüllte Annahme einheitlicher Ausbreitungsgeschwindigkeiten zu allen Sensoren. Misst man eine zusätzliche Zeitdifferenz, lässt sich in vielen Fällen die Fehlerursache beheben. Dazu werden rechnerisch verschiedene Szenarien durchgespielt und die Variante ausgewählt, bei der alle gemessenen Zeitdifferenzen konsistent sind. Das Durchrechnen aller möglichen Korrekturvarianten erhöht den Rechenaufwand erheblich. Durch automatisiertes maschinelles Lernen wird für jeden Quellort eine statistische Erfolgsreihenfolge der Korrekturalgorithmen ermittelt, so dass nur wenige Varianten tatsächlich berechnet werden müssen. Wenn die Ortung online im Sensorsystem erfolgt, verlängert dies die Einsatzzeit der mit Akkumulatoren betriebenen Sensorsysteme.



1. Einführung

1.1 Dezentrale AE-Systeme

Üblicherweise wird in AE-Systemen eine zentrale Signalverarbeitung verwendet. In den Sensoren findet, wenn überhaupt, lediglich eine Impedanzanpassung oder Vorverstärkung statt. Die AE-Signale werden über Kabel an eine zentrale Verarbeitungseinheit übermittelt. Das hat den Vorteil, dass die Laufzeitdifferenzen für die Ortung einfach gemessen werden können. Die zentrale Signalverarbeitung erfordert bei großen Prüfobjekten jedoch viele unhandlich lange Kabel.



Abbildung 1 rechts 1.- links 4. Generation

In [1,2] wurde die 1. Generation der dezentralen Systeme vorgestellt. Zur Zeit ist bereits die 4. Generation in Entwicklung. Mit jeder Generation sind das Sensorvolumen verringert und die autarke Laufzeit verlängert worden. Abbildung 1 zeigt Sensoren der 1. und 4. Generation im gleichen Maßstab. Die in den Sensoren eingebauten Lithiumionen-Akkumulatoren erlauben in der 1. Generation einen autarken Betrieb von 8 Stunden. Die AE-Systeme der 4. Generation besitzen mit den internen Akkumulatoren typischerweise eine Laufzeit von einer Woche, in einigen Messregimen sogar bis zu einem Monat. Alle notwendigen Kabel sind kürzer als die Aufnehmerabstände. Die Gesamtkabellängen reduzieren sich, verglichen mit zentralen Systemen in Abhängigkeit von der Anzahl der Sensoren, auf bis zu 10 %. Drahtlose Signalübertragungstechniken werden in großem Umfang eingesetzt. Neben den Sensoren gehören zu den AE-Systemen der

4. Generationen sogenannte Mid-Devices (Abbildung 2 links). Jeweils vier Sensoren sind über Twisted-Pair-Kabel mit einem Mid-Device verbunden und bilden einen AE-Knoten. Die Einführung der AE-Knoten entlastet die stark genutzten IMS-Bänder. Die drahtlos zu übertragenden Datenmengen werden etwa um den Faktor 10 reduziert.

Die Kommunikation zwischen den Mid-Devices erfolgt mittels WLAN und sorgt für eine submikrosekundengenaue Synchronisation, die für die Ortung benötigt wird [3]. Außerdem erzeugen die Mid-Devices dynamische Webseiten für die Bedienung und die Ergebnisanzeige, auf die wahlweise drahtlos über WLAN oder mit Hilfe eines Mobilfunkanbieters über LTE-M1 zugegriffen werden kann. Auch eine kabelgebundene Kommunikation über SPE (Single Pair Ethernet) ist möglich.

Abbildung 2 (rechs) zeigt eine quadratische Anordnung der Sensoren. Die eingezeichneten Strichlinien verdeutlichen zwei grundsätzliche Varianten der Ortungsalgorithmen. Die drei rot gestrichelten Quadrate entsprechen den herkömmlichen Verfahren. Liegt die Quelle im Inneren eines der Quadrate, sprechen im Normalfall die vier Sensoren an den Eckpunkten zuerst an. Im rechten und linken Quadrat müssen für die Ortung keine Informationen zwischen den Mid-Devices ausgetauscht werden. Im mittleren Quadrat ist es notwendig, dass die Informationen von zwei Sensoren dem benachbarten Mid-Device gesendet werden. Es besteht die Möglichkeit, diesen bereits stark reduzierten Informationsaustausch völlig zu vermeiden, wenn die Ortung bezüglich der beiden gelben Strich-Punkt-Quadrate erfolgt. Ein Mid-Device mit seinen vier Sensoren liefert alle Informationen für die Ortung. Es müssen jetzt auch Quellen außerhalb der Sensorquadrate berücksichtigt werden. Die größeren Signallaufwege können durch geringfügig kleinere Sensorabstände kompensiert werden.

Dieses Prinzip der dynamischen Webanwendung ist für langsam ablaufende Prozesse wie Temperaturmessungen, DSL-Router-Bedienung u.ä. bekannt. Die fortschreitende Umsetzung des HTML5-Standards mit seinen leistungsfähigen APIs erlaubt es, Webanwendungen auch für schnelle Echtzeitprobleme wie die Schallemissionsanalyse zu entwickeln. Alle Echtzeit-Algorithmen werden in den Sensoren und Mid-Devices realisiert. Der Browser übernimmt nur Aufgaben mit geringen Echtzeitanforderungen wie z.B. die Ergebnisdarstellung. Damit ergeben sich folgende Vorteile:

- Das Schallemissionssystem kann durch jeden Rechner im Netz bedient werden.
- Es ist keine Installation spezieller Schallemissionssoftware auf dem Bedienrechner notwendig.
- Webanwendungen sind unabhängig vom Betriebssystem (Windows, Linux, Android oder macOS).
- Der vom Nutzer bevorzugte Browsertyp (Chrome, Firefox, Opera oder Edge) kann eingesetzt werden.
- Die nach dem Client-Server-Modell aufgebauten Schallemissionssysteme sind preiswert.
- Die Einbindung des Sensors im Netz erlaubt vielseitige Strukturen.

Die Leistungsfähigkeit der Systeme entspricht bis auf die folgenden beiden Ausnahmen der von modernen AE-Systemen mit zentraler Signalverwaltung und schnellen Computern:

- Das Vorzeichen des Ersteinsatzes (Momententensoranalyse) steht nicht zur Verfügung.
- Frequenzinformationen (Modalanalyse) gehen verloren.

Grund ist das eingesetzte Datenreduktionsverfahren logarithmische Einhüllende, das die notwendigen Taktraten reduziert und so wesentlich zum geringen Energieverbrauch beiträgt. Das System verbraucht typischerweise 250 mW pro Sensor.



Abbildung 2 AE-Knoten mit vier Sensoren (rechts) und Mid-Device der 4. Generation (links)

Neben der Einsparung von Kabeln ist die lange autarke Laufzeit ein Entwicklungsziel. Die in den folgenden Abschnitten vorgestellten KI-Methoden dürfen, um den Energieverbrauch klein zu halten, nicht mit hohen Rechenleistungen während der Messzeit verbunden sein. Komplizierte Berechnungen müssen möglichst in die Vor- oder Nachbereitung der Messung verschoben werden.

1.2 Schwache KI

Tabelle 1 zeigt Hypes und Winter der Künstlichen Intelligenz (KI). Ein solches Auf und Ab ist typisch für alle neuen Forschungsgebiete. Die KI-Winter waren aber besonders kalt. Die Forschungsetats fielen auf weniger als 1 % der Vorjahre. 1995 scheint die Normalisierungsphase zu beginnen. Ideen der KI werden mit anderen Algorithmen verknüpft und erfolgreich eingesetzt.

Jahr	Phase	Schwerpunkte
1962	1. Hype	Maschinelles Lernen
1974	1. Winter	Scheitern des maschinellen Übersetzens, Anstieg Produktionsausschuss
1980	2. Hype	Expertensysteme, LISP-Maschinen
1987	2. Winter	Niedergang LISP-Maschinenmarkt, viele medizinische Fehldiagnosen
1995	Stabil	Strategiespiele, Fuzzy-Logik, Suchmaschinen, gezielte Werbung,

Tabelle 1Hype-Zyklen der KI

Es besteht eine gewisse Gefahr, dass auch heute unberechtigte Erwartungen geweckt werden. Selbst die natürliche Intelligenz ist schwer zu definieren. Zum Beispiel sind IQ-Faktoren ein recht unvollkommenes Maß für die menschliche Intelligenz. Viele Wissenschaftler unterscheiden zwischen starker und schwacher KI. Starke KI zeichnet sich z.B. durch logisches Denkvermögen, Entscheidungs- und Planungsfähigkeit sowie durch Kombinination sehr unterschiedlicher Fähigkeiten zur Erreichung eines übergeordneten Ziels aus. Teilweise werden sogar eigenes Bewusstsein und Empathie in Aussicht gestellt. Bis heute gibt es keine Anwendungen der starken KI. Die Diskussionen sind rein hypothetisch.

Praktische Informatiker beschäftigen sich mit Methoden der schwachen KI. Sie erzielen erstaunliche Ergebnisse. Die schöpferische Leistung liegt aber bei den Menschen, welche die Algorithmen erstellen und nicht bei den Algorithmen selbst. Besonders bei unscharfen Fragestellungen oder Randbedingungen und dem Verzicht auf sehr hohe Präzision der Antworten sind KI-Methoden effizient. So geht es z.B. beim Schachspiel nicht darum, die Züge bis in sehr große Tiefen zu analysieren. Im Gegenteil, winzige überraschende eigene Fehler erhöhen die Gewinnchancen. Für sicherheitsrelevante oder ethische Fragestellungen ist eine strenge Kontrolle der Ergebnisse durch den Menschen notwendig.

Für das Gerätekonzept dezentrale AE-Systeme kommen nur Algorithmen in Frage, die mit kleinen Rechenleistungen auskommen.

2. KI zur Rekonstruktion der Signalformen



Abbildung 3 Funktionsblöcke für die Signalrekonstruktion

Abbildung 3 zeigt die Funktionsblöcke für die Signalformrekonstruktion aus der logarithmischen Einhüllenden. Kernstück ist der Random-Forest-Algorithmus. Das ist eine KI-Methode, die sich bezüglich Rechenleistung, Präzision, Nachvollziehbarkeit, Trainingszeit und Stabilität zwischen Entscheidungsbäumen und Neuronalen Netzen einordnet.

Das dezentrale AE-System misst diskrete Werte der Logarithmischen Envelope $E(t_k)$. Die Rekonstruktion soll die ursprüngliche Signalform wiederherstellen. Das ist natürlich nur in beschränktem Umfang möglich, da wichtige Informationen wie der Frequenzinhalt bei der Bildung der Envelope verlorengegangen sind. KI-Methoden sind für Aufgabenstellungen mit unvollständigen Inputs geeignet, wenn weniger präzise Antworten zugelassen werden können. Im vorliegenden Fall wird die Signalform am Sensor durch die Summe von Gaußschen Wellenpaketen Ψ i nachgebildet.

$$\Psi_i = A_i \sin\left(\omega_i t - \varphi_i\right) e^{\frac{-(t-t_i)^2}{2\sigma_i^2}}$$
(1)

Die Frequenzen ω_i und die Zentralwerte t_i liefert der Random-Forest-Algorithmus. Inputs sind der Sensorabstand, die Prüfkörpergeometrie und die Materialparameter. Die Varianzen σ_i^2 werden zum Schluss mit klassischen Ausgleichsrechnungen bestimmt. Die Phasen ϕ_i werden zufällig ausgewählt. Trainiert wird mit der Kombination aus AE- und Sensor-Modell, welche die Signalformen am Sensorausgang simuliert. Als Sensormodell wird eine einfache elektronische Ersatzschaltung verwendet. Das vereinfachte AE-Modell basiert auf Punktquellen an der Bauteiloberfläche. Die Quelle befindet sich an der gleichen oder an der gegenüberliegenden Fläche wie der Sensor. Die Beschränkung auf Quellen an der Oberfläche reduziert den Rechenaufwand und entspricht in vielen Fällen der Praxis. Die gefährlichsten Risse gehen von der Oberfläche aus. Abbildung 4 veranschaulicht eine mögliche Momententensorbasis mit ihreren Beachballdarstellungen. An der Oberfläche treten an Stelle von sechs nur noch drei unabhängige Komponenten M₁, M₂ und M₃ auf. Als Zeitfunktion wird ein Rechteckimpuls verwendet. Die Impulsbreite korreliert mit der Länge des Rissfortschritts. Die Ausbreitungseffekte werden mit einer asymptotischen Näherung der Verallgemeinerten Strahlentheorie berechnet [8].



Abbildung 4 Mögliche Basis von Momententensoren an der Oberfläche

Trainiert wird für eine bestimmte Bauteilgeometrie. Im Trainingsprozess werden die Werte α_1 , α_2 , α_3 , der Sensorabstand r und die Oberfläche zufällig ausgewählt, um unabhängige Signalformen als Input zu erzeugen. Die Software dieser Methode läuft auf einem vom AE-System abgesetzten Server.

Abbildung 5 zeigt ein Beispiel mit dem Sensorabstand r = 8 d. Die Plattenmoden haben sich noch nicht ausgebildet. Der Sensorabstand in Abbildung 6 beträgt 60 d. Zu sehen sind der S₁- und der A₁-Mode. Andere Moden liegen bei der betrachteten Aluminiumplatte (d = 20 mm) nicht im Frequenzbereich des Sensors (90 bis 270 kHz).

Wichtig ist zu beachten, dass die so berechneten Signalformen den ursprünglichen sehr nahe kommen. Sie können jedoch nicht dazu verwendet werden, Parameter abzuleiten, für welche die Frequenzinformationen zwingend notwendig sind.



Abbildung 5 Beispiel einer rekonstruierten Signalform in Quellnähe



Abbildung 6 Beispiel einer rekonstruierten Signalform in größerer Entfernung zur Quelle

3. KI zur Verbesserung der Quellortung



Fehler bei der Tayler-Linearisierung

Einen Überblick zur Anwendung von KI-Algorithmen zur Ortung findet man in Kapitel 2.3 des Reviews [7]. Schwerpunkt des folgenden Abschnitts sind Algorithmen, die nur eine geringe Rechenleistung benötigen und sich gut in das oben beschriebene dezentrale AE-System integrieren lassen.

Zunächst werden zwei klassische Ortungsalgorithmen genutzt, um einen Startwert für den Quellort zu bestimmen. Die verwendeten Verfahren **Tayler-Linearisierung** und **Vier-Sensor-Linearisierung** werden im Anhang beschrieben. Beide führen die Ortung auf die Lösung eines linearen Gleichungssystems zurück. Das erste stellt eine Näherungslösung mit drei Sensoren

dar. Bei dem zweiten wird die Linearisierung durch zusätzliche Informationen eines vierten Sensors erreicht. Beide Verfahren zeichnen sich durch eine außerordentlich geringe Prozessorlast aus.

Für ein gleichseitiges Dreieck ergibt die Tayler-Näherung (6) innerhalb der Dreiecksfläche einen Ortungsfehler von nur 6 % (Abbildung 7). Es ist das schnellste bekannte Ortungsverfahren.

Zur Verbesserung der Ortungsgenauigkeit wird ein Gitternetz über die Bauteiloberfläche gelegt. Als erster einfacher Schritt wird vor Messbeginn in jedes Flächenelement der Fehler des Näherungsverfahrens eingetragen. Während der Messung wird mit der Tayler-Linearisierung das Gitterelement berechnet und der abgespeicherte Fehler subtrahiert. Zusätzlich können die Ergebnisse von Messungen mit Testsignalen im Korrekturgitter berücksichtigt werden. Ist eine ausreichende Anzahl von Trainingssätzen vorhanden, können auch KI-Methoden zur Berechnung des Korrekturgitters genutzt werden. Der Vorteil besteht darin, dass die KI-Methoden auch für komplexe Bauteilgeometrien eingesetzt werden können. Nachteilig ist der hohe Aufwand. Soll eine akzeptable Präzision erreicht werden, ist für das Training eine sehr große Anzahl von Messungen notwendig. Die Methode ähnelt der Delta-T Mapping technique [11]. Sie unterscheidet sich nur im Auffinden der für einen Satz von Laufzeitdifferenzen zugehörigen Gitterzelle. Mit der Tayler-Linearisierung wird eine affine Abbildung mit weit weniger Rechenaufwand möglich.

Alle bisherigen Überlegungen gingen davon aus, dass die Ausbreitungsgeschwindigkeit der AE-Impulse zu allen Sensoren gleich ist. Das ist z.B. für reale Signale und feste Schwellwerte unter folgenden Bedingungen nicht exakt:

- Anisotropes Ausbreitungsmedium,
- Ausbildung von dispersiven Wellenmoden,
- kleine Signalamplituden in der Nähe des Schwellwerts.

Werden vier anstelle der notwendigen drei Sensoren verwendet, kann eine Linearisierung der Ortung ohne Näherungen vorgenommen werden [8,10]. Außerdem kann die Konsistenz der gemessenen drei Laufzeitdifferenzen dazu genutzt werden, die oben beschriebenen Fehlerquellen zu erkennen. Für jede Fehlerursache gibt es einfache Algorithmen zur Korrektur. Durch die serielle Anwendung aller Korrekturroutinen kann die mit dem besten Konsistenzverhalten ermittelt werden. Die Idee ist, die Fehlerursache durch bestärkendes Lernen vorherzusagen. Zu Beginn einer Messung werden alle Korrekturroutinen in zufälliger Reihenfolge durchgeführt und je nach Erfolg Gewinne gesammelt. Den Input Materialkonstanten, die Bauteilgeometrie und für jedes Ereignis bilden die Signalamplituden an den vier Sensoren. Der zu belohnende Output ist die Güte der Konsistenz. Übersteigt der Gewinn einer Routine deutlich den Wert der anderen Routinen, wird, solange nicht erhöhte Unkonsitenzen auftreten, diese Routine verwendet. Für alle anderen Routinen werden nur noch Stichproben in Abhängigkeit ihrer Gewinnsumme genommen. Die Rechenzeit sinkt im Vergleich zum Durchrechnen aller Fehlerursachen typischerweise auf etwa 20 %.

4. Anlagen – Linearisierung der Ortungsgleichungen

4.1 Taylor-Linearisierug

In der Ebene gilt für den Abstand *s*_{*ii*} zwischen den Punkten *i* und *j*:

$$s_{ij} = \sqrt{(x_i - x_i)^2 + (y_i - y_j)^2}$$
(2)

Indiziert man den Quellort mit 0, ergibt sich für die Laufzeitdifferenz Δ_{ij} :

$$\mathbf{v} \cdot \boldsymbol{\Delta}_{ij} = \boldsymbol{s}_{i0} - \boldsymbol{s}_{j0} \tag{3}$$

An der Stelle [$x = (x_i - x_j)/2$, $y = (y_i - y_j)/2$] verschwinden die Funktion selbst und alle geraden Ableitungen. Berücksichtigt man nur die 1. Ableitung, ist das Restglied 3. Ordnung.

$$\frac{\partial \Delta_{ij}}{\partial x_0} = \frac{2(x_i - x_j)}{v \cdot \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}$$

$$\frac{\partial \Delta_{ij}}{\partial y_0} = \frac{2(y_i - y_j)}{v \cdot \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}$$
(4)

Für die Quellkoordinaten x_0 und y_0 ergeben sich zwei lineare Gleichungen:

$$\Delta_{ij} = \frac{(x_i - x_j)(2x_0 - x_i - x_j) + (y_i - y_j)(2y_0 - y_i - y_j)}{v \cdot \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}$$

$$\Delta_{ik} = \frac{(x_i - x_k)(2x_0 - x_i - x_k) + (y_i - y_k)(2y_0 - y_i - y_k)}{v \cdot \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2}}$$
(5)

Die Lösung des linearen Gleichungssystems hat die Struktur:

$$x_0 = a_x \cdot \Delta_{ik} + b_x \cdot \Delta_{ij} + c_x$$

$$y_0 = a_y \cdot \Delta_{ik} + b_y \cdot \Delta_{ij} + c_y$$
(6)

Die Konstanten a_x , b_x , c_x , a_y , b_y und c_y hängen nur von den Sensorpositionen ab und müssen lediglich einmal vor der Messung berechnet werden. Für Prozessoren, die Multiply-Accumulate- und Single-Instruction-Multiple-Data-Operationen beherrschen, sind für die näherungsweise Ortung nach Gleichung (6) lediglich zwei arithmetische Befehle notwendig.

4.2 Vier-Sensor-Linearisierug

Wir schreiben Gleichung (3) für vier Sensoren auf und quadrieren:

$$(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 = (t_i - t_0)^2 \cdot v^2 \qquad i = 1, 2, 3, 4$$
(7)

Wählen Ursprung der Zeitachse so, dass $t_1 = 0$. Dann gilt für i = 1:

$$(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 = t_0^2 \cdot v^2$$
(8)

Nach Subtraktion der Gleichung (8) von den Gleichungen (7) mit den Indizes i = 2,3,4 ergeben sich drei lineare Gleichungen für die Unbekannten t_0 , x_0 und y_0 .

$$x_i^2 + y_i^2 - x_1^2 - y_1^2 + 2 \cdot x_0 \cdot (x_1 - x_i) + 2 \cdot y_0 \cdot (y_1 - y_i) = (t_i^2 - 2 \cdot t_0 \cdot t_i) \cdot v^2$$
(9)

Betrachtet man das rote Parallelogramm aus zwei gleichseitigen Dreiecken (Abbildung 8 rechts) mit der Grundseite a (x-Achse) und der Höhe h (y-Achse), folgt:

$$x_{2} = x_{1} + a; \ x_{3} = x_{1} + a/2; \ x_{4} = x_{1} - a/2$$

$$y_{2} = y_{1}; \ y_{3} = y_{1} + h; \ y_{4} = y_{1} + h$$
(10)

Die Lösung von Gleichung (10) lautet:

$$\begin{aligned} x_0 &= T_1 \cdot A_1 + T_0 \cdot T_2 \cdot A_2 + A_3 \\ y_0 &= T_3 \cdot A_4 + T_0 \cdot T_4 \cdot A_5 + A_6 \end{aligned} \tag{11}$$

Die T_i sind Funktionen der gemessenen Zeitdifferenzen. Auf den grünen Parabeln verschwindet der Nenner von T_0 . Für korrekt gemessene Zeitdifferenzen tritt das nur auf, wenn das Parallelogramm ein Randelement ist. Dieser Fall muss gesondert behandelt werden. Ist das Parallelogramm kein Randelement, liegt der zuerst angesprochene Sensor immer im stumpfen Winkel und der Quellort in großer Entfernung von der kritischen Parabel.

$$T_{1} = t_{4}^{2} - t_{3}^{2}; \quad T_{2} = t_{4} - t_{3}; \quad T_{3} = t_{4}^{2} + t_{3}^{2}; \quad T_{4} = t_{4} + t_{3}$$

$$T_{0} = \frac{(T_{1} + t_{2}^{2}) \cdot v^{2} - a^{2}}{T_{2} + t_{2}}$$
(12)

Die A_i hängen wieder nur von den Sensorpostionen ab und werden vor Beginn der AE-Messung berechnet.

Für das rote Rechteck (Abbildung 8 links) mit der Grundseite a (x-Achse) und der Höhe h (y-Achse) sind die Formeln noch einfacher:

$$\begin{array}{l} x_2 = x_1 + a; \ x_3 = x_1 + a; \ x_4 = x_1 \\ y_2 = y_1; \ y_3 = y_1 + h; \ y_4 = y_1 + h \end{array}$$
(13)

Die Lösung für das Rechteck lautet:

$$x_{0} = t_{2} \cdot (t_{2} - T_{0}) \cdot A_{1} - A_{2}$$

$$y_{0} = t_{4} \cdot (t_{4} - T_{0}) \cdot A_{3} - A_{4}$$
(14)

Mit T_0 und A_i :

$$\begin{aligned} x_0 &= t_2 \cdot (t_2 - T_0) \cdot A_1 - A_2 \\ y_0 &= t_4 \cdot (t_4 - T_0) \cdot A_3 - A_4 \end{aligned} \qquad T_0 = \frac{t_4^2 - t_3^2 + t_2^2}{t_4 - t_3 + t_2} \end{aligned} \tag{15}$$

Auf den grünen Geraden verschwindet der Nenner von T_0 . In diesem Fall ist $T_0 = 0$.



Abbildung 8 Beispiele für die Vier-Sensor-Linearisierung, links Rechteck, rechts zwei gleichseitige Dreiecke

5. Referenzen

- [1] H. Kühnicke (2017) "*AE-Sensor mit integriertem Schallemissionssystem*" Vortrag 19, 21. Kolloquium Schallemission Fulda, Vortrag 19
- [2] H. Kühnicke (2018) "*ZfP* 4.0 *Komplettes Schallemissionssystem im Sensorgehäuse*" DGZfP-Jahrestagung Leipzig, Poster 31
- [3] A. J. Brunner, H. Kühnicke, M. Oemus, L. Schubert, H. Trattnig (2019) "Drahtlose Übertragung von Schallemissionssignalen bei Strukturüberwachung: Anforderungen" 22. Kolloquium Schallemission und 3. Anwenderseminar Zustandsüberwachung mit geführten Wellen Karlsruhe, Vortrag 14
- [4] H. Kühnicke (2019) "Ortungssysteme mit wesentlich weniger oder ganz ohne Sensorkabel"
 22. Kolloquium Schallemission und 3. Anwenderseminar Zustandsüberwachung mit geführten Wellen Karlsruhe, Vortrag 13
- [5] L. Breiman (2001) "Random Forests" Machine Learning 45 5-32
- [6] N. F. Ince, Chu-Shu Kao, M. Kaveh, A. Tewfik, J. F. Labuz (2010), A Machine Learning Approach for Locating Acoustic Emission" EURASIP Journal on Advances in Signal Processing Volume, Article ID 89548
- [7] Sanjay Sengupta, Aloke Kumar Datta, Pijush Topdar (2015) "*Structural damage localisation by acoustic emission technique: A state of the art review*" Lat. Am. j. solids struct. Vol.12 no.8 Rio de Janeiro
- [8] H. Kühnicke (1986) "Beiträge zur quantitativen Analyse und Ortung von Schallemissionsburstsignalen" Habilitation, Fakultät für Naturwissenschaften der Universität Magdeburg

- [9] K. Aki, P. G. Richards (2002) "Quantitative seismology", Second Edition, ISBN 0-935702-96-2
- [10] V. Salinas, Y. Vargas, J. Ruzzante, L. Gaete (2010) *"Localization Algorithm for Acoustic Emission"* Physics Procedia 3 863–871
- [11] Safaa Kh. Al-Jumaili, Matthew R. Pearson, Karen M. Holford, Mark J. Eaton, Rhys Pullin (2016) "Acoustic emission source location in complex structures" Mechanical Systems and Signal Processing 72-73 513–524