



Bild: Industrieblick - Fotolia

Aus den mechanischen Schwingungen lässt sich auf den Zustand einer Maschine oder Anlage schließen. Dies ermöglicht eine zuverlässige Fehlerprognose.

MM INFO

SCHADENSPROGNOSE

■ Die Methode der Schwingungsanalyse zur Schadensprognose stellt Dr. Patrick Bangert auf der 4. VDI-Fachtagung Schwingungsanalyse & Identifikation am 15. und 16. März 2016 in Fulda vor.

■ Er erläutert am Beispiel von Windenergieanlagen, wie das System entwickelt und in der Praxis zum Einsatz gebracht wurde.

■ In diesem Jahr stehen auf der Tagung Beiträge aus den Branchen Automobil, Antriebstechnik, Maschinenbau, Energietechnik und Luftfahrt auf dem Programm.

■ Unter anderem werden die Themen nichtlineares Resonanzverhalten von Elektromotoren, Zustandsüberwachung mit modularen Sensorsystemen sowie Auslegung von Mehrmasseendämpfern für Werkzeugmaschinen und modellgestützte Überwachung von Torsionsschwingungen in großen Turbomaschinen erörtert.

www.vdi.de/schwingungsanalyse

SCHWINGUNGSANALYSE ZUR SCHADENSFRÜHERKENNUNG

Fehler in Maschinen und Anlagen kündigen sich zum Teil durch ein verändertes Schwingungsverhalten an. Das Erfassen und Analysieren des Schwingungsspektrums ermöglicht eine **frühzeitige Fehlerprognose**. Dies vermeidet Fehlfunktionen und Produktionsausfälle.

Patrick Bangert und Andreas Mühlbauer

Viele Probleme in Maschinen und Anlagen äußern sich in einem auffälligen Schwingungsverhalten an bestimmten Punkten. Bringt man dort einen Sensor an und misst die Schwingungen, kann die Auswertung dieser Messungen das zugrunde liegende Problem vor dem Schadenseintritt identifizieren. Mit Unterstützung von Bosch Rexroth Monitoring Systems und GTF Freese hat Algorithmica Technologies ein Verfahren entwickelt, mit dem sich die Korrelation der Schwingungsmessung mit dem Ausgangsproblem herstellen lässt, um frühzeitig zu reagieren.

Dr. Patrick Bangert ist Geschäftsführer der Algorithmica Technologies GmbH, 28203 Bremen. Dipl.-Phys. Andreas Mühlbauer ist freier Journalist, Heidelberg. Weitere Informationen: Patrick Bangert, Tel. (04 21) 16 14-94 27, p.bangert@algorithmica-technologies.com

Das dabei verwendete System mit derselben angewandten Methodik eignet sich für die Überwachung von Kraftwerken, chemischen Anlagen, Werkzeugmaschinen oder Windenergieanlagen, um nur einige Beispiele zu nennen. Ebenso lassen sich Fehler in einzelnen Lagern, Getrieben, Generatoren, Kompressoren, Turbinen und weiteren Komponenten erkennen.

SCHADENSPROGNOSE ERMÖGLICHT PRÄVENTIVE INSTANDHALTUNG

Das Grundproblem der Instandhaltung liegt darin, dass in der Regel erst reagiert wird, wenn bereits ein Fehler vorliegt. Diese Reparaturen erfolgen dann unter großem Zeitdruck. Der Kunde bezahlt nicht nur die eigentlich notwendigen Reparaturkosten, sondern

auch Kollateralschäden, die oft ein Vielfaches der eigentlichen Reparatur ausmachen. Hinzu kommt der Produktionsausfall und Ersatzteile müssen entweder vorgehalten oder eilig bestellt werden.

Die Schadensprognose ermöglicht hingegen eine präventive Instandhaltung. Wenn bekannt ist, dass eine Anlage ausfallen wird und wann, so lässt sich die Reparatur planen und die Anlage rechtzeitig abschalten und reparieren. Dies spart Kosten, und Kollateralschäden entstehen nicht. Der Produktionsausfall ist beschränkt auf die normale Reparaturdauer. Eine solche Prognose lässt sich für viele technische Probleme nach der im Folgenden beschriebenen Methode erstellen.

Die sensorisch erhobenen Messdaten ergeben ein Schwingungsspektrum: Man definiert zunächst einen Frequenzbereich $[f_a, f_b]$ und teilt diesen in gleich große Abschnitte auf. Da man in der Spektralanalyse häufig mit Fourier-Transformationen arbeitet und diese mit dem FFT-(Fast-Fourier-Transform-)Algorithmus behandelt werden, bietet es sich an, eine Potenz von 2 als Anzahl der Frequenzen zu wählen. Übliche Größen sind dabei $2^{10} = 1024$, $2^{11} = 2048$, $2^{12} = 4096$ und $2^{13} = 8192$. Eine niedrigere Anzahl würde zu einer zu groben Auflösung führen und eine höhere Anzahl zu einer zu großen Datenmenge. Für jede Frequenz misst man nun in gleichen Zeitabständen die Stärke, also die Amplitude der Schwingung. Wie viele Messungen nötig sind, hängt von den physikalischen Gegebenheiten oder von der Dynamik des Systems ab und muss von Fall zu Fall entschieden werden (Bild 1).

Optische Spektralanalysen beispielsweise chemischer Verbindungen lassen sich anhand der Spektrallinien sehr präzise durchführen. Diese Analyse ist weitestgehend automatisch möglich. Sie basiert auf der mathematischen Datenbereinigung und Bestimmung der Lage und Form der Spektrallinien (Höhe, Breite, Fläche) sowie auf dem Wissen, welche Elemente welche Spektrallinien hervorrufen.

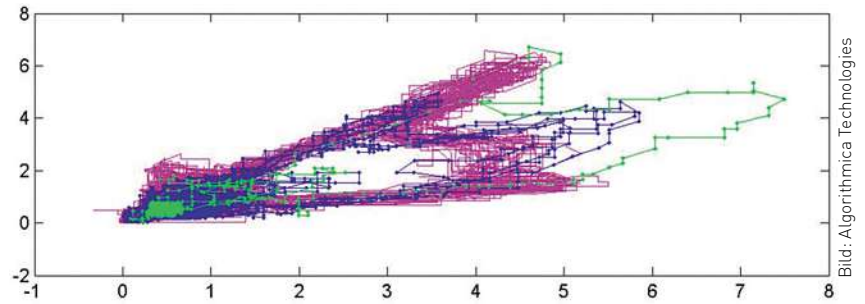


Bild 1: Vergleich zweier Vibrationen. Meistens bewegen sie sich in einem normalen Bereich. Die Abweichung vom Normalbetrieb wird sichtbar, ist modellierbar und vorhersehbar.

Bild: Algorithmica Technologies

Die Analyse mechanischer Schwingungsspektren wird durch zwei Faktoren erschwert:

- Zum einen ist die Messung sehr viel ungenauer als eine optische Spektralmessung, insbesondere in Bezug auf Hintergrundgeräusche und Störfaktoren. Schwingungen werden notwendigerweise im laufenden Betrieb unter unterschiedlichen Randbedingungen ermittelt.
- Zudem fehlt in den meisten Fällen die Kenntnis der Korrelation zwischen den gemessenen Schwingungen und technischen Problemen beziehungsweise dem Normalzustand. Selbst der „Normalzustand“ ist bei einem schwingenden Gerät ein Zusammenspiel vieler Betriebs- und Schwingungszustände (Bild 2).

Darüber hinaus ändert sich das Schwingungsverhalten beispielsweise in Abhängigkeit von Hersteller, Typ oder Alter des Gerätes.

RÜCKSCHLUSS VON SCHWINGUNGSZUSTAND AUF FEHLFUNKTION IST MÖGLICH

Dennoch ist es möglich, anhand der Schwingungszustände auf den Betriebszustand und eventuelle Fehlfunktionen oder Schäden zu schließen. Zunächst sammelt man Spektren über einen Zeitraum, der Normalzustände ebenso umfasst wie verschiedene Problemfälle. Diese Spektren müssen nun bereinigt

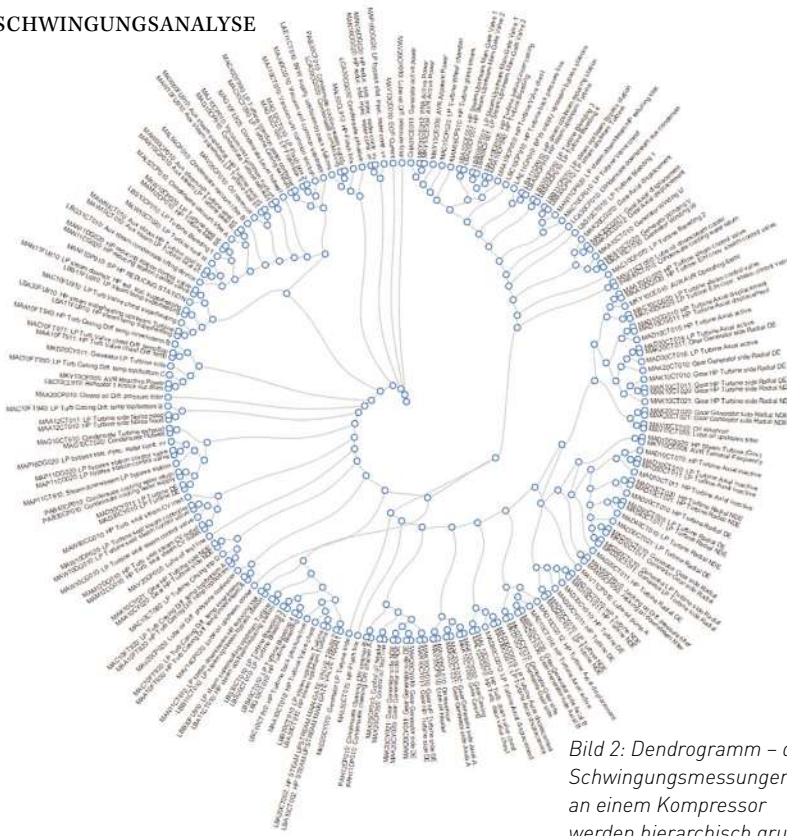


Bild: Algorithmica Technologies

Bild 2: Dendrogramm – die Schwingungsmessungen an einem Kompressor werden hierarchisch gruppiert (jeweils zwei Sensoren). Über eine Historie von Monaten lässt sich je nach datentechnischen Ähnlichkeiten erkennen, welche Sensoren korrelationsmäßig am ehesten zusammengehören.

werden, indem man das Rauschen und die Hintergrundgeräusche eliminiert.

Es gibt prinzipiell zwei Wege, ein Spektrum zu entrauschen. Der einfachere Weg ist der rein mathematische. Dazu werden die Spektren per FFT in den Frequenzbereich transformiert und mittels eines Bandpassfilters die niedrigen und die hohen Frequenzen am Rand des Spektrums gelöscht. Das so beschnittene Spektrum durchläuft daraufhin ein sogenanntes Wiener-Filter, welches das Rauschen unterdrückt und das Signal glättet. Anschließend wird das Spektrum wieder zurück in den Amplitudenbereich transformiert. Das Wiener-Filter ist ein allgemeines Rauschfilter, basierend auf der Annahme, dass die Störgeräusche normalverteilt sind. Weil dies natürlich in der Realität nie genau der Fall ist, benötigt man den Bandpass ebenfalls.

Wie viele der niedrigen und hohen Frequenzen abgeschnitten werden müssen, hängt von der Anlage und ihrer Umgebung ab. Man kann dies visuell abschätzen, indem man sich einige transformierte Spektren aus Normalzuständen ansieht und beobachtet, ab welchen Frequenzen am Rande des Spektrums die Kurve signifikant ansteigt. Die Kanäle darüber und darunter können als Rauschen betrachtet werden.

Die zweite Möglichkeit, ein Spektrum zu entrauschen, ist, das Spektrum des Hintergrundgeräusches gesondert zu erfassen und vom gesamten Spektrum zu subtrahieren. Dazu muss man an einem geeigneten Punkt im System eine zweite Schwingungsmessung installieren, die ausschließlich den Hintergrund misst. Dieses Vorgehen verlangt allerdings gesonderte Hard- und Software sowie Rechenaufwand. Weil nicht alle Störgeräusche auf diese Weise zu beseitigen sind, sollte man die oben beschriebene mathematische Analyse auch hier durchführen.

Bild 3 zeigt den Unterschied zwischen einem Rohspektrum und einem mathematisch entrauschten

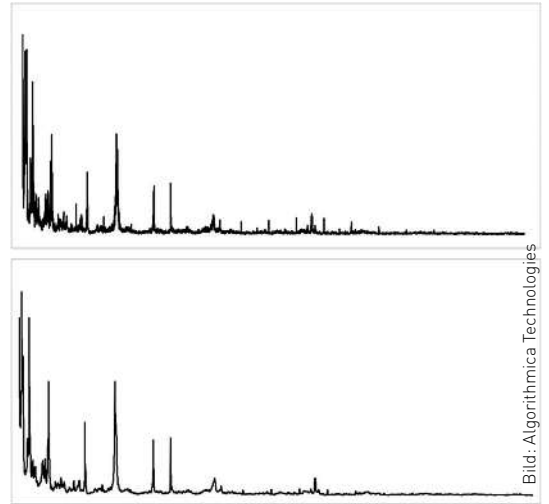


Bild: Algorithmica Technologies

Bild 3: Oben ein Rohspektrum und unten ein gefiltertes Spektrum. Zu erkennen sind die deutlicheren Linien und das reduzierte Rauschen nach dem Filtern.

Spektrum. Erst nach der Bereinigung lässt sich die Lage, Höhe, Breite und Fläche einer Spektrallinie ausgekräftigt bestimmen.

Aufgrund des Rauschens ist die Höhe der Spektrallinien nur ungenau bekannt. Das führt zu der Konsequenz, dass sich die Abwesenheit einer Linie (Höhe gleich oder sehr nahe null) empirisch nicht feststellen lässt. Auch eine sehr hohe Linie hat keine genau bestimmbare Höhe. Die Amplitude unterliegt daher einer großen Unschärfe. Diese lässt sich ermitteln, indem man viele technisch gleiche Normalzustände vergleicht und annimmt, die Linienhöhen wären alle in Realität gleich hoch gewesen. Es ergibt sich eine Verteilung an Abweichungen um einen Durchschnitt. Diese Verteilung sollte in etwa die Form einer Normalverteilung haben. In dem Fall kann man als Unschärfe ein Vielfaches der Standardabweichung heranziehen. Angebracht ist ein Faktor von 2 oder 3, weil dieser fast alle Fälle einschließt. Gleichzeitig darf der Faktor nicht so groß sein, dass die Linienhöhe zur Unbekannten wird.

Im Spektrum aus Bild 3 lassen sich von etwa neun Linien deren Lage, Höhe, Breite und Fläche bestimmen. Die Fläche ist in der Regel von Höhe und Breite ableitbar und daher keine unabhängige Variable. Damit bleiben drei Kennzahlen pro Linie. Die Datenreduktion eines Spektrums ist notwendig, um höhere Analysen durchzuführen.

ZEITREIHENANALYSE ÜBER ALLE SPEKTREN LIEFERT INFORMATION ÜBER EINZELMERKMALE

Weil die Korrelation zwischen Schadensmechanismus und Spektrallinien von Faktoren wie Hersteller und Alter des Gerätes abhängt, verwendet man eine Zeitreihenanalyse aus dem Bereich des maschinellen Lernens. Zunächst erfolgt die Analyse der Gesamtheit aller Spektren über einen möglichst langen Zeitraum. Durch Extrahieren der Merkmale aus jedem Einzelspektrum ergibt sich eine zeitliche Evolution aller Merkmale. Einzelne Linien treten auf, verschwinden wieder, werden stärker, breiter oder wieder schwächer.

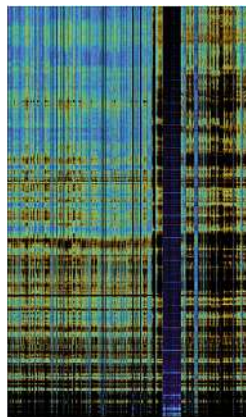


Bild 4: Ein Spektrogramm, in dem die Frequenzen von niedrig bis hoch über der Zeit (circa sechs Monate) aufgetragen sind. Die Farben stellen die Amplituden dar. Leicht zu erkennen ist eine Außerbetriebsphase am Anfang des letzten Drittels der Zeit und eine deutliche Zustandsveränderung hin zu mehr Schwingungen kurz davor.

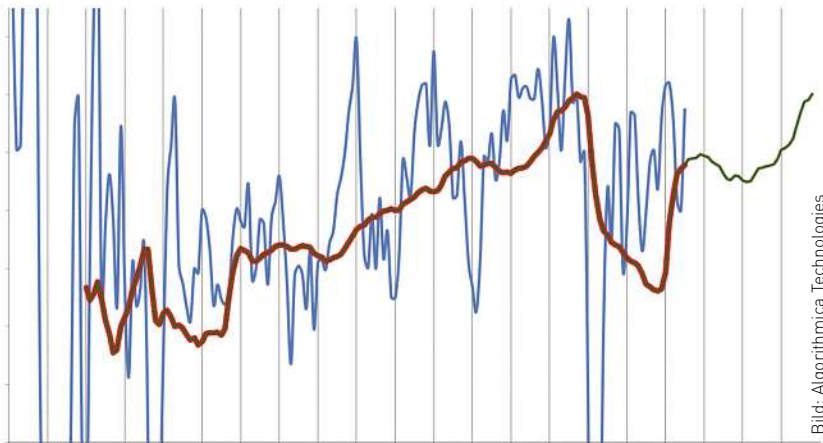


Bild 5: Die Sensoren-Messwerte (blau) sowie die geglätteten Werte (rot) im Vergleich. Die grüne Kurve zeigt die Prognose für das Schwingungsverhalten. In der Vergangenheit liegen die rote und die grüne Kurve übereinander, dort war die Vorhersage also sehr zuverlässig. Nun extrapoliert die Prognose in die Zukunft und erkennt dort einen Anstieg der Vibration, was zu einem Ausfall führen würde. Beim höchsten Punkt der rot-grünen Kurve gab es bereits einen Ausfall, worauf die Abschaltung der Anlage und der Rückgang der Vibrationen erfolgte.

Die Evolutionskette lässt sich in einem Spektrogramm wie in Bild 4 darstellen. Zusätzlich erfasst man die Zeitpunkte aller Schadensereignisse in diesem Zeitraum und klassifiziert sie nach Schadensart.

Nun benötigt man eine numerische Größe pro Schadensart, die sich anhand der Spektralmerkmale errechnen lässt und die einen Grenzwert immer dann und nur dann überschreitet, wenn der relevante Schadensmechanismus wirkt. Dies lässt sich durch eine lineare Funktion mit entsprechenden Koeffizienten, sprich eine Regressionsgerade, darstellen. Das Entscheidende ist nun, die Schadenssignale frühzeitig zu prognostizieren und rechtzeitig abzustellen.

NACH DER ANALYSE STEHT EIN SIGNAL PRO SCHADENSART ZUR VERFÜGUNG


Zur Prognose steht nach obiger Analyse ein zeitliches Signal pro Schadensart zur Verfügung. Dies bedeutet eine deutliche Komprimierung der empirischen Messdaten. Dadurch mitteln sich diverse Störfaktoren aus der Analyse heraus und das Resultat ist stabil und robust. Der gegenwärtige Zustand eines Schadensmechanismus hängt nicht nur von der jüngsten, sondern auch von einer längeren Vergangenheit ab. Das bedeutet, dass die Variable der Zeit eine wichtige Rolle in der Prognose spielt.

Um mittels maschinellen Lernens eine Zeitreihe zu prognostizieren, die von einer längeren Vergangenheit abhängt, kommen rekurrente (rückgekoppelte) neuronale Netze zum Einsatz. Ein sogenanntes Echo State Network (ESN) hat die passenden mathematischen Eigenschaften für diese Aufgabe [1]. Die Forschung zeigt exzellente Resultate in der Nutzung von ESNs in der Prognose von Zeitreihen. Ist das ESN erfolgreich ermittelt, liefert es zuverlässige Prognosen für die Zeitreihe, auf die es trainiert wurde.

ESNs haben die Eigenschaft, dass sie „updatefähig“ sind. Wird also neues empirisches Wissen durch weitere Messungen gesammelt, so kann dieses Wissen ohne ein komplettes Neutraining in die Koeffizientenstruktur des ESN eingebracht werden. Dieser Vorgang kann vollautomatisiert mit derselben Parametrisierung ablaufen wie das ursprüngliche Training.

Die Methode hat Algorithmica Technologies exemplarisch an vier Windenergieanlagen (WEA) erprobt. Jede Anlage hatte in dem ausgewählten Zeit-

raum genau einen Schaden, und alle vier Schäden waren von derselben Art – eine Stegablösung im Rotorblatt. Von zwei der Anlagen war bekannt, wann der Schaden auftrat. Anhand der Messdaten und Schadenszeiten wurde das Modell erstellt und auf die Daten der beiden anderen WEA angewendet. Damit war das System in der Lage, den Schaden mit einer Vorlaufzeit von fünf Tagen korrekt zu prognostizieren (Bild 5). Außer Spektraldaten von Schwingungssensoren wurden keine weiteren Messwerte zur Analyse herangezogen. Die Analysten hatten für die Modellerstellung nur die Information, wann der Schaden bei zwei der Anlagen stattfand; Details über die Art des Schadens waren bekannt.

Ferner wurden auch keine nicht vorhandenen Schäden fälschlich prognostiziert. Das Verfahren ist somit praxistauglich. Der große Vorteil gegenüber herkömmlichen Methoden ist der hohe Automatisierungsgrad nach der erstmaligen Einrichtung, da sich das Modell selbst aktuell hält und vollautomatisiert Prognosen erstellt. 

LITERATUR

- [1] Bangert, Patrick: Optimization for Industrial Problems, Springer Verlag, 2012