

Aspekte einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung

(Teil 1) Informative Merkmalsextraktion als Basis einer zuverlässigen Zustandsdiagnose

René Schenkendorf
Thomas Böhm

Die gestiegenen und zum Teil konfliktären Anforderungen an die Eisenbahninfrastrukturbetreiber bezüglich Wirtschaftlichkeit und Verfügbarkeit haben unter anderem zu einem Umdenken im Instandhaltungsmanagement geführt. Es wurde erkannt, dass die zustandsabhängige, präventive Instandhaltung einen wichtigen Beitrag leisten kann, den Verkehrsträger Schiene wettbewerbsfähiger zu gestalten. Generell spiegelt die wachsende Anzahl von Fachbeiträgen und Forschungsprojekten zum Thema der zustandsabhängigen präventiven Instandhaltung in den unterschiedlichsten Anwendungsfeldern das aktuelle hohe Interesse der Forschung hierzu wider. Die gestiegene Menge am Markt verfügbarer Diagnosesysteme verdeutlicht darüber hinaus die wirtschaftliche Relevanz des Themas. Das Institut für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) hat es sich in diesem Kontext zur Aufgabe gemacht, bahnspezifische Zustandsdiagnosemethoden weiterzuentwickeln und diese als Innovationsbegleiter von Infrastrukturbetreibern in die Praxis mitzuüberführen. Der vorliegende Beitrag soll einen aktuellen Einblick über das grundsätzliche Vorgehen, auftretende Probleme und verschiedene Lösungsansätze geben. Der Schwerpunkt liegt dabei insbesondere auf der Merkmalsextraktion als zentrale Komponente der zustandsabhängigen präventiven Instandhaltung.

Grundlagen

Bevor auf die Merkmalsextraktion eingegangen werden kann, muss zunächst geklärt werden, was unter der zustandsabhängigen präventiven Instandhaltung zu verstehen ist. Bekanntlich verfolgen die Eisenbahninfrastrukturbetreiber seit jeher eine präventive, also eine vorbeugende, Instandhaltungsstrategie. Diese ist jedoch in der Regel fristenbasiert, d.h. nach einem vorab festgelegten Zeitintervall erfolgt die Instandhaltungsmaßnahme unabhängig vom eigentlichen Zustand des betroffenen Infrastrukturelements. Die Zeitintervalle können auf den Erfahrungen und Statistiken der in der Vergangenheit aufgetretenen Fehler basie-

ren oder auf groben Belastungskategorien. Mitunter berücksichtigen sie den Durchschnittswert bis zum erwarteten Fehlereintritt einer Infrastrukturelemente. Aufgrund der räumlichen, klimatischen und betrieblichen Einflussfaktoren, welchen die Eisenbahninfrastruktur ausgesetzt ist, ist es leicht nachvollziehbar, dass eine feste, statische Größe meist unzulänglich ist. Ungünstige klimatische Bedingungen als auch erhöhte betriebliche Belastungen in bestimmten Bereichen der Eisenbahninfrastruktur führen dazu, dass Komponenten vorzeitig altern und ausfallen. Unvorhergesehene Ausfälle führen zu ungeplanten und somit meist teuren Instandhaltungsmaßnahmen. Der Reisende spürt dies am deutlichsten durch die daraus resultierenden Verspätungen. Abhilfe kann hierbei die zustandsabhängige präventive Instandhaltung schaffen. Anstatt allein auf feste Inspektionszeitintervalle zu vertrauen, wird der tatsächliche, individuelle Zustand der Infrastrukturelemente erfasst und ausgewertet. Vorzeitige Alterungseffekte, sich anbahnende Ausfälle oder abrupte Störungen werden offenbart und können in die aktuelle Instandhaltungsplanung eingearbeitet werden. Einige der hierzu notwendigen Schritte werden in den nachstehenden Abschnitten näher beschrieben.

Elemente der zustandsabhängigen präventiven Instandhaltung

Will man den aktuellen Zustand eines Infrastrukturelements erfassen, müssen entsprechende Sensoren verbaut und Messdaten erhoben werden. Hierbei sind folgende zwei Aspekte wichtig: (I) der Zustand der Infrastrukturelemente muss sich anhand der erhobenen Messungen rekonstruieren lassen und (II) die Häufigkeit der Messungen muss hinreichend hoch sein, um frühzeitig Änderungen der betrachteten Infrastrukturelemente detektieren zu können. Bei Weichendiagnosesystemen werden beispielsweise bei jedem Umstellvorgang einer Weiche, Messungen der Stromaufnahme erhoben (in der Regel innerhalb weniger Minuten bis Stunden), wohingegen für die Detektion von Oberbauveränderungen eine wöchentliche bis monatliche Befahrung mit entsprechender Messtechnik ausgerüsteter Züge genügen kann. Sind beide Anforderungen erfüllt, lassen sich in einem ersten Schritt Merkmale aus den Messdaten extrahieren. Die Merkmale spiegeln den ak-

tuellen Zustand wider und werden genutzt, um Zustandsänderungen festzustellen, den aktuellen Zustand zu klassifizieren oder um die verbleibende Restlebenszeit (engl. remaining useful life, [RUL]) zu prognostizieren. An dieser Stelle sei angemerkt, dass die technischen, hardwareseitigen Herausforderungen und das zu bewältigende Datenmanagement nicht Bestandteil des aktuellen Beitrags sind – der interessierte Leser ist auf [1], [2] und die darin enthaltenen Referenzen verwiesen.

Merkmalsextraktion

Die Verwendung der (Roh)-Messdaten ist aus mehreren Gründen nur selten sinnvoll. Denn die zu vergleichenden Messreihen können eine unterschiedliche Länge aufweisen – so kann ein Weichenumlauf derselben Weiche je nach Situation 5 bis 6 Sekunden betragen. Wird die entsprechende Stromaufnahme des Weichenantriebs mit einer Frequenz von 20 Hz aufgezeichnet (Abtastrate von 0,05 Sekunden), weisen die Messreihen 100 bis 120 Datenpunkte auf. Ein direkter Vergleich ist somit nur eingeschränkt möglich. Ebenfalls kann es zu einem zeitlichen Versatz in den Datenaufzeichnungen kommen, welcher bei einem direkten Vergleich zu starken Abweichungen führen würde, obwohl im eigentlichen Verlauf keine Änderungen auftreten. Alternativ werden aus den (Roh)-Messdaten aussagekräftige Merkmale extrahiert. Die so gewonnenen Kenngrößen sind eher geeignet, um über einen längeren Zeitraum hinweg, die Gesundheit von Infrastrukturelementen zuverlässig zu erkennen. Grundsätzlich lassen sich die Merkmale folgendermaßen unterscheiden:

Geometrische und statistische Kenngrößen

Im Fall der geometrischen Kenngrößen wird die Ursprungsform des Signals (Messreihe) betrachtet und es werden entsprechende Merkmale ermittelt. Hierzu gehören beispielsweise der Flächeninhalt unter der Messkurve, Minimal- und Maximalwerte der Messreihe bzw. die Energie des Messsignals. Bei den statistischen Kenngrößen hingegen bleibt die zeitabhängige Änderung der Messdatenpunkte einer einzelnen Messreihe unberücksichtigt. Vielmehr wird die Verteilung der Messdatenpunkte näher analysiert und ist so zum Beispiel mittels eines Histogramms darstellbar. Mögliche statistische

Kenngößen sind: Mittelwert, Modalwert, Median, Standardabweichung, Schiefe, oder Krümmung der Messdatenverteilung.

Frequenzbereich

Darüber hinaus lassen sich die Daten via Integraltransformation / z-Transformation [3] in den Frequenzbereich abbilden. Die Frequenzanteile (periodische Änderungen) der erfassten Messdaten können somit bestimmt und als mögliche Merkmale genutzt werden. Möchte man jedoch zusätzlich wissen, in welchem Bereich der Messreihe sich diese Änderungen im Messverlauf ergeben (zu Beginn oder erst am Ende der Messaufzeichnung), kann auf die zeit-/skalenbasierte Analyse zurückgegriffen werden.

Zeit-/Skalenbasierte Analyse

Die zeit-/skalenbasierte Analyse erlaubt eine Lokalisierung von Eigenschaften einer Messreihe. Somit ist es möglich zu bestimmen, ob die Messreihe gewisse Eigenschaften im Anfangs-, Mittel- oder Endbereich der aktuell betrachteten Messreihe aufweist. Dies ist insbesondere für eine nachgelagerte Fehlerlokalisierung (Bestimmung der fehlerhaften Subkomponente) hilfreich. Die Durchführung der zeit-/skalenbasierten Analyse erfolgt grundsätzlich nach folgendem Schema: Jede Messreihe wird durch die Skalenbereichskoordinate erweitert, sodass es zu jedem Messpunkt neben der Zeitabhängigkeit (Messzeitpunkt) auch einen Skalierungsparameter gibt. Eine weitere Dimension der Messreihe wird erschlossen, welche einen signifikanten Hub bei der Nutzbarkeit der Messinformation liefert. Die Erweiterung in den Skalenbereich kann auf unterschiedliche Weise erfolgen. Nachstehend sind exemplarisch die sogenannte Angle-Measure-Technik (AMT) als auch die Wavelet-Analyse näher beschrieben.

Bei der Angle Measure Technik [4] wird zunächst ein Datenpunkt der Messreihe ausgewählt. Dieser Datenpunkt dient als Mittelpunkt M , eines Kreises mit einem vorgegebenen Radius r . Die Schnittpunkte des so erzeugten Kreises mit dem Verlauf der Messreihe bestimmen zwei weitere Punkte, (L, R), links und rechts vom Mittelpunkt. Mit den so erzeugten Punkten werden zwei Geraden definiert, die durch die Punkte L und M bzw. durch R und M verlaufen. Der Winkel, α , zwischen den beiden Geraden dient als Maß für die Komplexität des Signals. Er bestimmt wie stark sich der Messvektor an der Stelle M für einen definierten Radius r ändert (Abb. 1). Bei der Analyse werden verschiedene Mittelpunkte als auch Radien ausgewertet und können zum Zweck der Merkmalsbildung verrechnet werden. Interessanterweise hat dieses Verfahren viel gemein mit dem Wandersehen-Messprinzip (Dreipunktsignal), welches für die vor Ort messtechnische Beurteilung der Gleislage

verwendet wird [5]. Die gemessene Pfeilhöhe korreliert hierbei mit dem zuvor beschriebenen Winkel. Hohe (geringe) Pfeilhöhen würden einem großen (kleinen) Winkel entsprechen.

In der Signalanalyse hat in den vergangenen Jahren die Wavelet-Analyse [6] große Beachtung gefunden. Wavelet steht in diesem Zusammenhang für kleine Welle (engl. wave) und beschreibt definierte Referenzfunktionen, die typischerweise einen wellenförmigen, abklingenden Verlauf aufweisen. Hat man eine geeignete Referenzfunktion („Ur-Wavelet; engl. „Mother“-Wavelet) gewählt, kann diese unterschiedlich stark gestreckt oder gestaucht werden. Dies wird über einen entsprechenden Skalierungsparameter bestimmt. Im Anschluss daran wird das skalierte Wavelet mit der Messreihe an einem gewählten Messdatenpunkt verglichen. Ähnlich wie bei der Bestimmung von Spaltmaßen anhand von definierten Messlehren, wird überprüft, wie gut das skalierte Wavelet mit dem aktuellen Bereich der Messreihe übereinstimmt. Bei Passgenauigkeit liefert das Verfahren eine Kennzahl vom Betrag 1, Abweichungen hingegen führen zu einer Reduktion dieser Größe. Auch hier gilt, für die Analyse werden verschiedene Messdatenpunkte als auch Skalierungen ausgewertet und für die Merkmalsextraktion geeignet zusammengefasst.

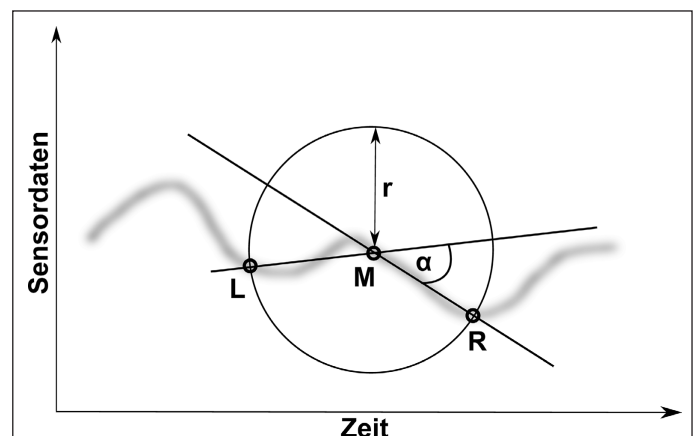
Nachdem exemplarisch gezeigt wurde, wie sich Merkmale aus den Datenaufzeichnungen extrahieren lassen, stellt sich die Frage, welcher dieser Ansätze die informativsten Merkmale erzeugt. Als informativ gelten in diesem Zusammenhang Merkmale, die am ehesten auf zustandsrelevante Änderungen in den zu vergleichenden Messreihen hindeuten und somit eine frühzeitige Fehlerdetektion ermöglichen. Hierbei ist festzustellen, dass die Verfahren für jedes individuelle Problem zu wählen und anzupassen sind. Eine langjährige Praxiserfahrung aus der Instandhaltung als auch das Expertenwissen bzgl. der einzusetzenden Verfahren sind hierbei unerlässlich. Der Abschnitt Demonstration zeigt deutlich, wie wichtig

eine sorgfältige Methodenauswahl für die zustandsabhängige präventive Zustandsdiagnose ist. Doch zunächst soll abschließend auf Möglichkeiten der Merkmalsauswertung eingegangen werden.

Merkmalsauswertung

Sind informative Merkmale für eine spezifische Infrastrukturkomponente gewählt, ergeben sich mehrere Möglichkeiten, diese Merkmale für die zustandsabhängige präventive Zustandsdiagnose zu nutzen. Dies hängt zunächst einmal davon ab, ob die ermittelten Merkmale eine allmähliche Veränderung wiedergeben können oder ob sie vielmehr plötzlich auftretende Abweichungen erfassen. Im ersten Fall kann ein gewisser Trend der Merkmalsänderung beobachtet und mit vorab festgelegten Fehlergrenzwerten verglichen werden. Ebenfalls ist eine Vorhersage der zukünftig zu erwartenden Merkmalsänderung mit geeigneten Prognosemodellen realisierbar. Hiermit lässt sich unter anderem die zu erwartende verbleibende Restlebenszeit (RUL) der überwachten Infrastrukturkomponente berechnen. Die Planbarkeit von anstehenden Instandhaltungsmaßnahmen wird erleichtert, so können beispielsweise der aktuellen Situation angepasste Handlungsmaßnahmen umgesetzt werden. Die algorithmische Implementierung der Zustandsprognose basiert häufig auf Filter-Verfahren [7, 8]. Nicht immer jedoch zeigen die gewonnenen Merkmale eine stetige Entwicklung auf. Vielmehr können abrupte Merkmalsänderungen auf sich andeutende bzw. bereits eingetretene Fehler hindeuten und müssen zuverlässig erkannt werden [9]. Insbesondere das Messrauschen erschwert hierbei jedoch die Detektion der plötzlichen Merkmalsänderungen, da die Merkmale zwangsläufig einer natürlichen Schwankung unterliegen. Eine mögliche Abhilfe kann die im vorherigen Abschnitt vorgestellte Wavelet-Analyse schaffen. Diese erlaubt auch bei nicht zu vermeidenden Schwankungen/Unsicherheiten innerhalb der berechneten Merkmale eine Bestimmung von abrupten Änderun-

Abb. 1: Schematische Darstellung der Angle Measure Technik (AMT)



gen. Prinzipiell können sogar verschiedene Änderungstypen anhand der Wavelet-Analyse unterschieden werden [10]. So kann beispielsweise bestimmt werden, ob eine sprungförmige (dauerhafte) oder eher impulsförmige (kurzzeitige) Merkmalsänderung vorliegt.

Demonstration

Da das Institut für Verkehrssystemtechnik neben der Zustandsüberwachung des Oberbaus [11, 12] insbesondere auf dem Gebiet der Weichendiagnose eine langjährige Erfahrung [13, 14] besitzt, erfolgt die Darstellung der unterschiedlichen Merkmalsänderung anhand der Stromumlaufkurve eines

Weichenantriebs. Die aufgenommene Leistung des Weichenantriebs korreliert mit der zu verrichtenden Kraft beim Umlegen der Weiche. Sich andeutende Weichenfehler, wie Zungenschwergang oder Verschlussfehler, sind somit prinzipiell anhand der Stromkurve erkennbar. Der Bereich der Umlaufkurve, welcher für den eigentlichen Umstellvorgang der Weiche relevant ist, wird in der Abb. 2(a) herausgestellt und dient nachfolgend der weiteren Analyse.

Gegenüberstellung der Merkmale

Insgesamt sollen drei verschiedene Stromumlaufkurven beziehungsweise der daraus generierten Merkmale miteinander vergli-

chen werden. Die Stromumlaufkurve aus Abb. 2(a) dient hierbei als Referenzkurve und beschreibt einen unauffälligen, fehlerfreien Weichenumlauf. Die Stromumlaufkurven Fehlerbild 1 und Fehlerbild 2 hingegen zeigen eine deutliche Abweichung zur Referenzkurve. Bei Fehlerbild 1 kommt es zu einem periodischen Schwingen aufgrund eines Zungenschwergangs, wohingegen ein sich anbahnender Verschlussfehler bei Fehlerbild 2 dargestellt ist.

In einem ersten Schritt wird der Flächeninhalt unter den Stromumlaufkurven verglichen und entspricht somit dem Standardverfahren, wie es bereits einige proprietäre Weichendiagnosesysteme implementiert haben. Die relativen Änderungen in den so erzeugten Merkmalen sind in Abb. 3(a) wiedergegeben. Offensichtlich ergeben sich für die drei betrachteten Stromumlaufkurven nahezu identische Flächeninhalte. Die zuvor beschriebenen Abweichungen in den Kurven kürzen sich heraus und sind anhand des Flächeninhalts unglücklicherweise nicht detektierbar.

Alternativ wird im zweiten Schritt die Angle-Measure-Technik für die Merkmalsbestimmung ausgewertet. Die resultierenden sogenannten Skalogramme sind in den Abb. 2(b), 4(c) und 4(d) zu sehen. Diese unterscheiden sich deutlich und geben die charakteristischen Eigenschaften der Stromumlaufkurven angemessen wieder. Die Koeffizienten können aufsummiert und, eine geschickte Wahl des Skalenbereichs vorausgesetzt, als Merkmal genutzt werden (s. Abb. 3(b)). Die Unterschiede der Stromumlaufkurven spiegeln sich jetzt in den nun deutlich unterschiedlichen Ausprägungen des AMT-Merkmals wider. Somit stellt AMT für diesen konkreten Anwendungsfall ein geeignetes, informatives Merkmal für die zustandsabhängige präventive Instandhaltung dar, wohingegen die alleinige Betrachtung des Flächeninhalts unzulänglich ist und daher eine ungünstige Wahl wäre.

Ganz ähnliche Resultate wie bei AMT konnten mit der Wavelet-Analyse erzielt werden und sind daher nicht noch einmal separat aufgelistet. Die Wavelet-Analyse selbst findet jedoch bei der nachstehenden Merkmalsauswertung Verwendung.

Merkmalsanalyse

Nachdem AMT als ein geeignetes, informatives Merkmal für die Weichendiagnose bestimmt wurde, kann dieses für die Zustandsbeurteilung bzw. Zustandsprognose genutzt werden. In den folgenden Beispielen wurden hierzu simulierte, am Rechner erzeugte Messdaten, verwendet.

Trendanalyse

Eine allmählich zunehmende Verschlechterung des Weichenumlaufs (Zungenschwer-

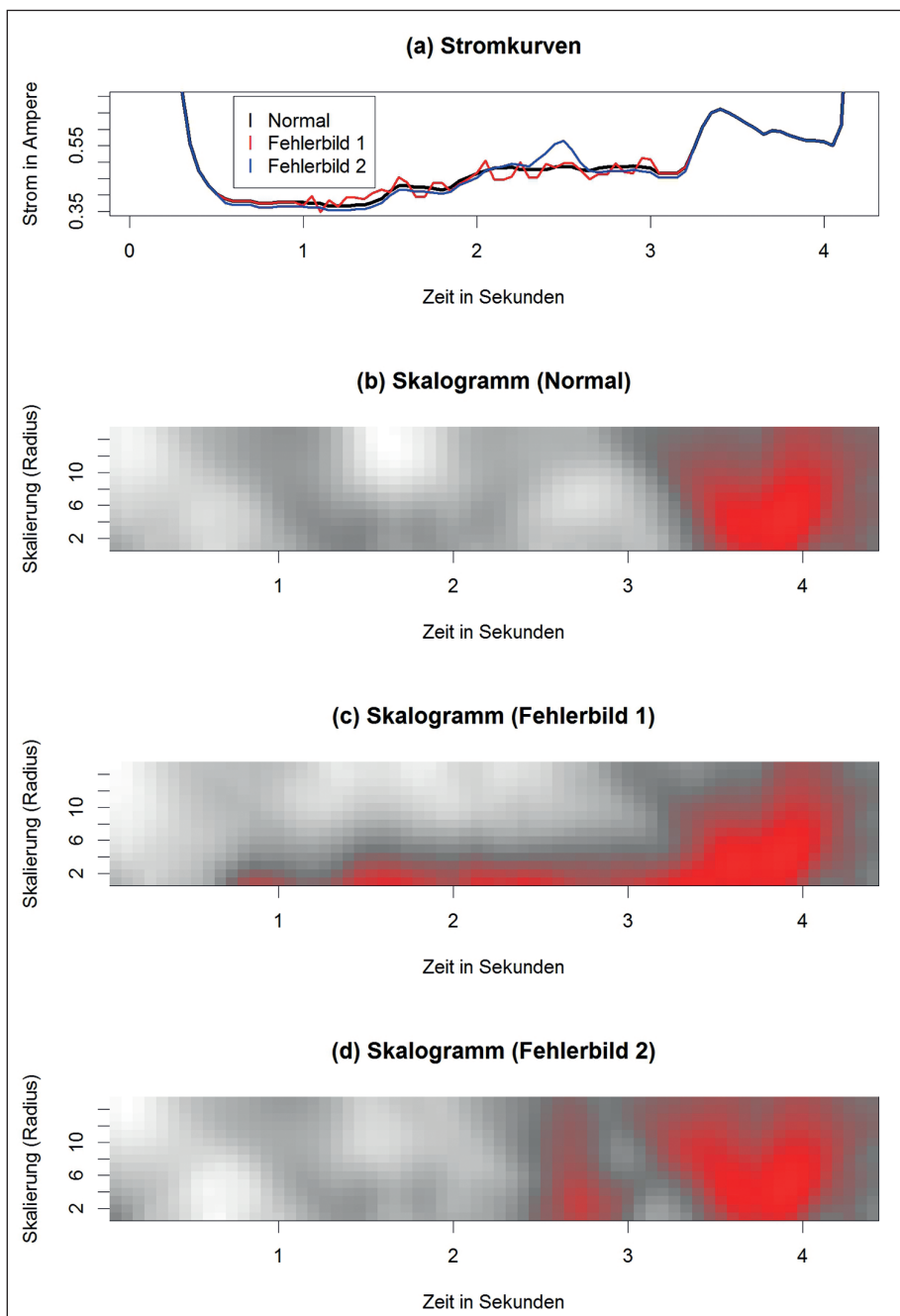
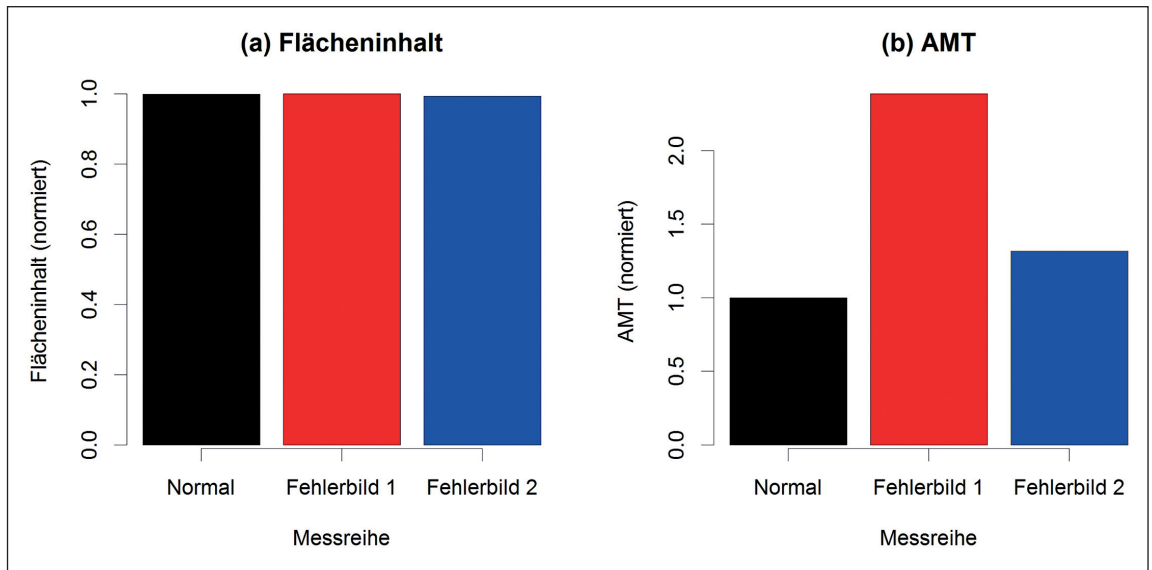


Abb. 2: Die Strommesskurven (a) und die dazugehörigen Skalogramme (b)-(d), Rotfärbung deutet auf hohe AMT Werte hin.

Abb. 3: Vergleich der Merkmale Flächeninhalt (a) und AMT (b) für die betrachteten Weichenumläufe



gang) steht im Fokus der Betrachtung. Das Ziel eines Weichendiagnosealgorithmus muss es sein, diesen Prozess zuverlässig zu beschreiben und im Idealfall dessen Entwicklung vorherzusagen. Beispielhaft ist eine solche Merkmalsänderung in Abb. 4(a) zu sehen. Anfänglich weisen die AMT-Werte, welche aus den Stromdaten

der Weichenumläufe ermittelt wurden, keine eindeutige Tendenz auf. Vielmehr sieht man die natürliche Variabilität der Messreihen, verursacht durch Messungenauigkeiten und Störgrößen. Im zweiten Abschnitt ist ein Anstieg erkennbar, Ursache hierfür sind zunehmende Schwankungen in den betrachteten Stromlaufkurven,

welche durch einen Zungenschwergang hervorgerufen werden. Wurde diese Merkmalsentwicklung erkannt, kann die weiter zu erwartende Merkmalsänderung anhand geeigneter Prognosemodelle vorhergesagt werden. Eine Schätzung der verbleibenden Restlebenszeit (RUL) der Weiche ist somit möglich.



Die ganze Welt setzt auf die Schiene.



Setzen Sie auf uns. **DB International**



Engineering. System Consulting. Business Consulting.

Wir entwickeln weltweit intelligente Verkehrssysteme für dynamische Wirtschaftsregionen. Von der Idee bis zur Realisierung, für Projekte jeder Größenordnung – made by Deutsche Bahn.

Für Menschen. Für Märkte. Für morgen.

www.db-international.de

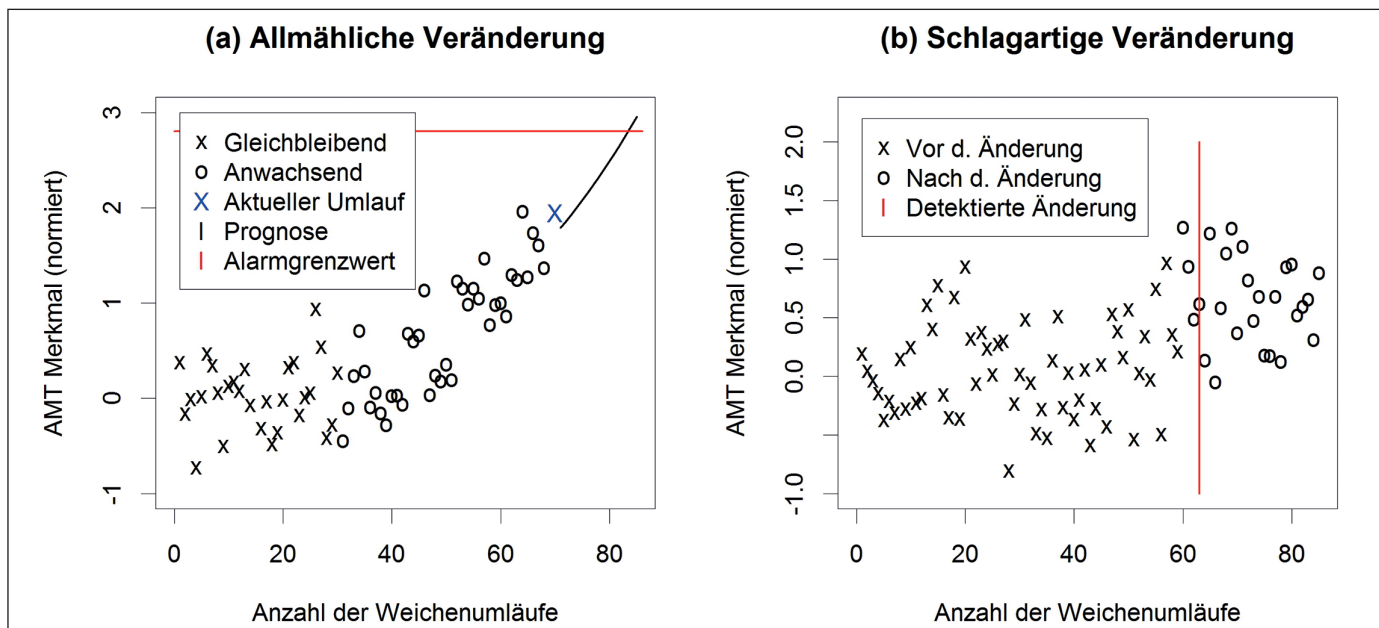


Abb. 4: Merkmale können genutzt werden, um (a) einen Trend zu erkennen bzw. (b) schlagartige Veränderungen zu detektieren.

Diskontinuitäten

Abrupte Änderungen in den Stromlaufkurven sind, wie bereits im Abschnitt Grundlagen erwähnt, mittels Wavelet-Analyse bestimmbar. So kann eine schlagartige Änderung, welche beispielsweise durch eine abgebrochene Zungenrollvorrichtung (Spröbruch) hervorgerufen wurde, erfasst und für die Weichenzustandsdiagnose verwendet werden. Ein entsprechendes Szenario ist in der Abb. 4(b) zu sehen. In der Merkmalsaufzeichnung ist eine abrupte Änderung beim 60. Weichenumlauf simuliert, welche durch die natürliche Schwankung des ermittelten Merkmals (Messunsicherheiten, Störgrößen) versteckt ist. Ein allmählicher Anstieg in den AMT-Werten wäre ebenfalls denkbar, jedoch eine Fehlinterpretation. Der Wavelet-Analyse gelingt es dennoch, diese verdeckte, schlagartige Zustandsänderung erfolgreich zu detektieren. Mit einer angepassten, zeitnahen Instandhaltungsmaßnahme kann nun darauf reagiert werden, bevor es zu einem eventuellen Totalausfall der Weiche kommt.

Fazit

Wie gezeigt wurde, können Zustandsänderungen von Infrastrukturelementen anhand von geeigneten Sensordaten ermittelt werden. Der hierzu wichtige Schritt der Merkmalsbestimmung machte deutlich, dass die Qualität dieser datengetriebenen Zustandsbeurteilung von der Art des analysierten Merkmals abhängt. Eine geschickte, der Situation angepassten Merkmalsbestimmung, ermöglicht eine frühzeitig Detektion von Zustandsänderungen. Kontinuierliche Entwicklungen als auch abrupte Störungen werden offenbart, die Instandhaltungsplanung kann somit bedarfsgerecht angepasst werden.

Damit stellt die zustandsabhängige präventive Instandhaltung eine sinnvolle Ergänzung bisheriger Instandhaltungsstrategien dar. Für eine noch verlässlichere Zustandsbeurteilung ist es in der Praxis jedoch oftmals nötig, mehrere verschiedene Merkmale zeitgleich zu betrachten. Wie dies zum Zweck der Zustandsbeurteilung am sinnvollsten umgesetzt werden kann, wird Schwerpunkt eines zukünftigen Beitrags sein.

LITERATUR

[1] Leining, M.; Elsweiler, B.: Signaltechnik 4.0 – Industrialisierung der Signaltechnik, in: Deine Bahn, Heft 01|2014
 [2] Lüddecke, K.; Böhm, T.: Vom Sensor bis zur Entscheidung: Effizienz in der gesamten Verarbeitungskette, in: Signal + Draht, Heft 7+8|2014
 [3] Kiencke, U; Jäkel, H.: Signale und Systeme, Oldenbourg Verlag, 2008
 [4] Andrie, R.: A new method for characterising the complexity of geomorphic lines, in: Mathematical Geology, Heft 26|1994
 [5] Marx, L.; Mossemann, D.; Kullmann, D.: Arbeitsverfahren für

die Instandhaltung des Oberbaus, Eisenbahn-Fachverlag GmbH, 2004
 [6] Teolis, A.: Computational Signal Processing with Wavelets, Birkhäuser Verlag, 1998
 [7] Köhler, B.-U.: Konzepte der statistischen Signalverarbeitung, Springer, 2005
 [8] Lall, P.; Lowe, R.; Goebel, K.: Prognostics Health Management of Electronic Systems Under Mechanical Shock and Vibration Using Kalman Filter Models and Metrics, in: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Heft 01|2012
 [9] Kimotho, J.K.; Sextro, W.: An approach for feature extraction and selection from non-trending data for machinery prognosis, in: Proceedings of the European Conference of the PHM Society, Nantes, 2014
 [10] Mallat, S.; Zhong, S.: Characterization of Signals from Multiscale Edges, in: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Heft 07|1992
 [11] Lüddecke, K.; Kluge A.: Mobiles Labor RailDrIVE - synchrone Erfassung von Sensordaten, in: EI - DER EISENBAHNINGENIEUR, Heft 01|2014
 [12] Linder, C.; Lackhove, C.; Schenkendorf, R.: Prognoseverfahren zur Gleislageabweichung bei Einzelfehlern, in: EI Heft 02|2014
 [13] Böhm, T.: Zustandsorientierte Instandhaltung bei Eisenbahnweichen, in: Berichte aus dem DLR-Institut für Verkehrssystemtechnik; Next Generation Railway System, Vol. 18|2012
 [14] Böhm, T.: Genauigkeitsverbesserung der Diagnose von Eisenbahnweichen, in: EI Heft 12|2012



Dr.-Ing. René Schenkendorf
 rene.schenkendorf@dlr.de



Dipl.-Ing.-Inf. Thomas Böhm
 Gruppenleiter
 Life Cycle Management
 thomas.boehm@dlr.de

beide Autoren
 Deutsches Zentrum für
 Luft- und Raumfahrt e.V.
 Institut für Verkehrssystemtechnik
 Abteilung Bahnsysteme,
 Braunschweig

Summary

Aspects of data-driven and condition-based maintenance

Condition-based preventive maintenance usefully complements existing maintenance strategies of railway infrastructure operators. In order to achieve a reliable status diagnosis of infrastructure components, further to an appropriate sensor technology, it is particularly important to determine and evaluate informative characteristics of the measured data. The present contribution intends to give an insight into the related basic procedures and illustrate the issue by means of selected examples.