

Holistische Weichenzustandsüberwachung: Bisherige und zukünftige Entwicklungen

Holistic point condition monitoring: what has been done and what's next?

Thorsten Neumann | Susanne Reetz | Jörn Groos

Dieser Beitrag gibt aus Sicht der Forschung am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) einen Überblick über bisherige und zukünftige Trends im Bereich der holistischen Weichenzustandsüberwachung als Teil einer angestrebten prädiktiven und präskriptiven Instandhaltung. Ausgehend von der strombasierten Anomaliedetektion werden verschiedene Entwicklungsstränge bis hin zu aktuellen Forschungsergebnissen zum Zusammenwirken von Weichenantrieb und weiteren Systemkomponenten einschließlich des Gleisoberbaus nachgezeichnet. Zukünftig stehen verstärkt auch der Ausbau von Datenintegrationsplattformen und kausale Analysemethoden im Fokus.

1 Einleitung

Eisenbahnweichen zählen aufgrund ihrer Bauform mit zahlreichen beweglichen und festen Bauteilen und Komponenten sowie infolge ihrer Funktion beim Gleiswechsel zu den besonders beanspruchten Elementen der Schieneninfrastruktur. Gleichzeitig bedeutet eine Funktionsstörung oder ein Defekt hier oft unmittelbar eine merkliche Einschränkung des Bahnbetriebs – angefangen bei Verspätungen bis hin zu Zugausfällen. Weiterhin entstehen signifikante Sicherheitsrisiken, falls z. B. schwerwiegende Abweichungen vom Sollzustand nicht rechtzeitig erkannt und behoben werden. Zu überwachen sind unter anderem der Weichenantrieb, die Weichenzungen, Herzstücke, Schwellen, Befestigungen, die gleisgeometrischen Parameter der Weiche und so weiter. Zum Einsatz kommen dabei in der Praxis fest etablierte und in den einschlägigen Richtlinien verankerte Verfahren und Ansätze, die bei entsprechender Einhaltung vor allem die Sicherheit des Bahnbetriebs gewährleisten sollen. Hierzu gehören insbesondere regelmäßige Mess- und Inspektionsfahrten mit speziellen Messzügen sowie manuelle Gleis- und Weicheninspektionen vor Ort. Vielerorts spielen zudem Methoden und Sensoren zur Weichenstellstromüberwachung eine wichtige Rolle (z. B. [1, 2]). Der zunehmende Effizienzdruck aufgrund begrenzter finanzieller Ressourcen bei gleichzeitig steigenden Anforderungen an die Zuverlässigkeit und Pünktlichkeit im Bahnbetrieb sowie der zunehmende Fachkräftemangel geben jedoch Anlass, mehr und mehr auch innovative, datenbasierte und automatisierte Ansätze zur Weichenzustandsüberwachung marktreif zu entwickeln und auszurollen. Forschungseinrichtungen und Unternehmen beschäftigen sich daher seit vielen Jahren intensiv mit Sensortechnologien und Datenanalysemethoden einschließlich Künstlicher Intelligenz (KI) zur Verbesserung der Zustandsüberwachung jeweils spezifischer Weichenkomponenten mit deren jeweiligen potenziellen

This article provides an overview of previous and future trends in the field of holistic point condition monitoring from the perspective of the research undertaken at the Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR). The goal is to enable the next steps towards predictive and prescriptive maintenance. Starting with actuating current-based anomaly detection, the lines of development can be traced through to current research results into the interaction between the point machine and other system components, including the track superstructure. In the future, the focus will increasingly fall on the expansion of data integration platforms and causal analytics.

1 Introduction

Due to their design with numerous moving and fixed parts and components, as well as their role enabling a change of tracks, railway points are among the rail infrastructure elements that are most subject to particular stresses. At the same time, a malfunction or defect here often immediately results in noticeable restrictions to rail operations ranging from delays to train cancellations. Furthermore, significant safety risks arise if, for example, any major deviations from the nominal state are not detected and rectified in good time.

The point machines, blades, frogs, sleepers, fastenings, track geometry, etc. all need to be monitored. This involves procedures and approaches that have been firmly established in practice and are anchored in the relevant guidelines, which are primarily intended to ensure the safety of rail operations when adhered to. This particularly includes regular measurement and inspection runs with specialised measurement trains as well as manual track and point inspections on site. Methods and sensors for point actuating current monitoring often play an important role too (e.g. [1, 2]).

However, the increasing pressure to improve efficiency due to limited financial resources combined with rising demands on reliability and punctuality in rail operations and the growing shortage of skilled workers are prompting the development and market roll-out of increasing numbers of innovative, data-based and automated approaches to point condition monitoring. Research institutions and companies have therefore been working intensively for many years on sensor technologies and data analysis methods, including artificial intelligence (AI), to improve the condition monitoring of the individual point components with their respective potential fault conditions. For example, acceleration sensors are used on the track [3, 4] or on regu-

Fehlzuständen. Verwendet werden z. B. Beschleunigungssensoren im Gleis [3, 4] oder auf regulär verkehrenden Schienenfahrzeugen [5, 6], dazu die Bilddatenanalyse mit Kameradaten unterschiedlicher Auflösung und Perspektive [7], Ultraschall [8], Magnetfeldsensorik [9] oder laserbasierte Messsysteme [10].

Die in jüngerer Zeit gesammelten Erfahrungen bestätigen, dass die isolierte Betrachtung der verschiedenen Weichenkomponenten – auch in Kombination mit neueren Methoden der KI – für eine prädiktive Instandhaltung von Weichen als Ganzes letztlich nicht ausreicht [11]. Vielmehr ist eine integrierte Datenauswertung notwendig, die neben der konkreten, teilweise auch organisationsübergreifenden Zusammenführung und Synchronisation der verschiedenen oben genannten Datenquellen einschließlich der Witterung zusätzlich auch Störungsmeldungen und detaillierte Informationen über durchgeführte Wartungen und Instandsetzungen berücksichtigt.

Bereits seit einigen Jahren stehen Ansätze und Verfahren für eine solche holistische Zustandsüberwachung im Fokus der Forschungsarbeiten am DLR-Institut für Verkehrssystemtechnik. Der vorliegende Beitrag zeichnet in diesem Zusammenhang ausgehend von der klassischen Stellstromüberwachung und angefangen bei ersten konzeptionellen Überlegungen zur Gestaltung eines geeigneten algorithmischen Modells für eine holistische Weichenzustandsdiagnose die Beiträge des DLR in diesem Bereich nach. Abschließend werden aktuelle Herausforderungen und Potenziale für zukünftige Weiterentwicklungen dargestellt.

2 Stellstrombasierte Weichenzustandsüberwachung

Im Zuge des Weichenumlaufs von elektromechanischen Weichen, wie sie im Folgenden betrachtet werden, können zahlreiche Fehler oder Anomalien auftreten, die sich oft in einem erhöhten mechanischen Widerstand bei der Zungenbewegung oder beim Weichenverschluss äußern. Hinzu kommen elektrische Effekte, die je nach Typ und Bauform der Weiche bzw. des Weichenantriebs einen Einfluss auf den genauen zeitlichen Verlauf der Stromaufnahme – auch Stellstromkurve genannt – haben. Im einfachsten Fall vergleicht man diesen mit einer zuvor bestimmten Referenzkurve und kennzeichnet signifikante Abweichungen als Alarmer. Eine umfassende Zustandsbeurteilung ist damit allerdings in der Regel nicht möglich. Ebenso wenig reicht dieser einfache Ansatz aus, um daraus im Abgleich mit realen Störungsdaten rein datenbasiert eine für die Praxis hinreichend verlässliche Schätzung der verbleibenden Nutzungsdauer (engl. RUL = Remaining Useful Life) abzuleiten, wie in [12] gezeigt werden konnte. Vielmehr ist eine sehr viel detailliertere Analyse der gemessenen Stellstromkurven notwendig, die unter anderem auch die Witterungsbedingungen zum Zeitpunkt der Messung mitberücksichtigen muss. Ferner ist es in Anlehnung an die üblichen Prozessschritte im „Prognostics and Health Management“ (PHM) häufig sinnvoll, in der Analyse bewusst zwischen der Erkennung (Detektion) auffälliger Stellstromkurven (Anomalien) und deren Interpretation im Sinne der Zustandsdiagnose zu unterscheiden [13].

2.1 Anomaliedetektion

Bild 1 zeigt eine typische Stellstromkurve für einen NSE2-Weichentrieb [14], wie er in den Niederlanden verbreitet ist. Ein Großteil der in den weiteren Abschnitten zitierten Arbeiten des DLR bezieht sich auf diese Art von Stellstromkurven. Will man die durchaus komplexe Struktur solcher Kurven nicht nur visuell, sondern vor allem mathematisch greifbar machen, ohne sie zu stark zu vereinfachen, liegt

larly operating rail vehicles [5, 6], as well as image data analysis using camera data of different resolutions and perspectives [7], ultrasound [8], magnetic field sensors [9] or laser-based measurement systems [10].

Recent experience has confirmed that the isolated consideration of the various point components, even in combination with state-of-the-art methods involving AI, is ultimately insufficient for the predictive maintenance of points as a whole [11]. Rather, integrated data analysis is required. This means the consolidation and synchronisation of the aforementioned data sources among different stakeholders as well as taking into account the weather conditions, fault messages and detailed information on the maintenance and repairs that have been carried out.

For some years now, approaches to and procedures for such holistic condition monitoring have been the focus of research work undertaken at the DLR Institute of Transportation Systems. This article traces the DLR's contributions within this context, starting with common actuating current curve monitoring and beginning with initial conceptual considerations on the design of a suitable algorithmic model for holistic point condition diagnosis. Finally, the current challenges and potential for future developments are discussed.

2 Point machine monitoring using actuating current curves

Numerous faults or anomalies can occur over the course of moving the blades of electromechanical points, such as those considered below, which often manifest themselves in increased mechanical resistance during point movement or point closure. In addition, there are electrical effects which, depending on the type and design of the point or point machine, influence the current consumption when actuating the point; also known as the actuating current curve. In the simplest case, these current curves are compared with a previously determined reference curve and significant deviations are marked as alarms. However, a comprehensive health status assessment is not usually possible using this approach. Nor is this simple approach sufficient to derive a purely data-based estimate of the point's remaining useful life (RUL) that is reliable enough for practical use in comparison with real fault data, as was shown in [12]. Instead, a much more detailed analysis of the measured actuating current curves is required, which must also take into account the climatic conditions at the time of measurement. Furthermore, in line with the usual process steps in "Prognostics and Health Management" (PHM), it often makes sense to make a conscious distinction in the analysis between the recognition (detection) of anomalous actuating current curves (anomalies) and their interpretation in terms of failure root cause diagnosis [13].

2.1 Anomaly detection

Fig. 1 shows a typical actuating current curve for an NSE2 point machine [14], as is common in the Netherlands. Much of the DLR's work cited in the following sections refers to this type of actuating current curve. If the complex structure of such curves is to be made not only visually, but above all mathematically tangible without oversimplifying it, it makes sense to first describe various characteristic (statistical) features and then, if necessary, to perform a dimensional reduction adapted to the data structure. Various statistical features were therefore calculated in [15], which were then compressed into two abstract parameters using a principal component analysis (PCA). Outliers or trend changes in the time series of these parameters compared to an

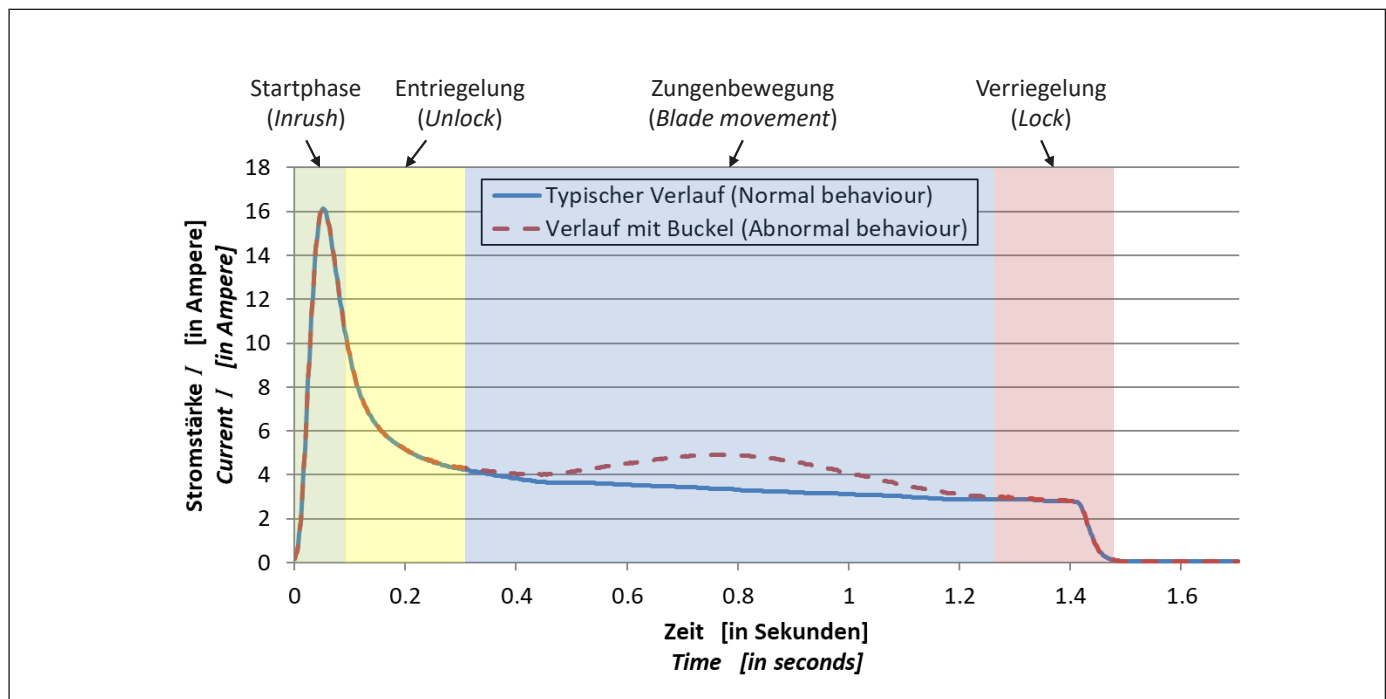


Bild 1: Normale und anormale NSE-Stellstromkurven

Fig. 1: The normal and abnormal actuating current curves of an NSE point machine

es nahe, zunächst verschiedene charakteristische Merkmale (sog. Features) zu beschreiben und anschließend ggf. eine an die Datenstruktur angepasste Dimensionsreduktion vorzunehmen. In [15] wurden daher diverse statistische Features berechnet, die anschließend mittels einer Hauptkomponentenanalyse (PCA) zu zwei abstrakten Kenngrößen komprimiert wurden. Ausreißer oder Trendveränderungen in den Zeitreihen dieser Kenngrößen gegenüber einem aus den Daten zuvor abgeleiteten, angenommenen Normalzustand deuten dabei auf Anomalien bzw. mögliche Fehler in der Weiche hin, wie am Beispiel eines korrodierenden Getriebes im Weichenantrieb exemplarisch gezeigt werden konnte.

Teilweise hohe Fehlalarmraten bei gleichzeitig ungenauen und unvollständigen Referenzinformationen zum tatsächlichen Zustand (Ground Truth) machten jedoch weitere Überlegungen zur Verbesserung der Anomaliedetektion notwendig. Über mehrere Arbeiten hinweg [16, 17, 18] wurde daher zunächst versucht, durch geeignete Normierung der Features die Temperaturabhängigkeit der Stellstromkurven zu kompensieren. Zusätzlich wurden einzelne Stellstromkurven manuell von Experten aus der Praxis mit Zustandsinformationen bzw. einer Experteneinschätzung annotiert, um darüber eine bessere Validierung der entwickelten Algorithmen zu ermöglichen.

Basierend auf den temperaturnormierten Features wurde sodann der zuvor skizzierte PCA-Ansatz durch einen auf der Berechnung von Isolation Forests [19] aufsetzenden Anomaliewert (Anomaly Score) ersetzt [20]. In einer weiter ausgereiften Form des Verfahrens folgten schließlich in langjähriger Forschungspartnerschaft mit Strukton Rail die Implementierung und ein Pilotbetrieb in operativer Umgebung mit einer größeren Weichenpopulation in den Niederlanden [21]. Dabei wurden erstmals auch gezielt durch die geometrische Form der Stellstromkurven motivierte Merkmale – insbesondere auf erhöhte mechanische Widerstände zurückzuführende „Buckel“ während des Zungenumlaufs (Bild 1) – integriert, um die Diagnosefähigkeit der eingesetzten Algorithmen zur Anomaliedetektion zu verbessern.

assumed normal state previously derived from the data indicate any anomalies or possible errors in the point, as could be shown by the example of a corroding gearbox in the point machine.

However, in some cases high false alarm rates combined with inaccurate and incomplete reference information on the actual state (ground truth) made further considerations necessary to improve the anomaly detection. Over the course of several studies [16, 17, 18], an attempt was therefore first made to compensate for the temperature dependence of the actuating current curves by means of the suitable normalisation of the features. In addition, individual actuating current curves were manually annotated by experts from the field with status information or an expert assessment in order to enable better validation of the developed algorithms.

Based on the temperature-normalised features, the previously outlined PCA approach was then replaced with an anomaly score [20] based on the calculation of isolation forests [19]. In a more mature form of the method, a pilot implementation and demonstration in an operating environment with a larger population of points in the Netherlands [21] was carried out within the context of an existing long-term research partnership with Strukton Rail. Features specifically motivated by the geometric shape of the actuating current curves – in particular “humps” that occur due to increased mechanical resistance during point rotation (fig. 1) – were integrated for the first time in order to improve the diagnostic capability of the used anomaly detection algorithms.

2.2 Holistic diagnostic approaches

Mathematical models for diagnosing failure root causes in complex systems have long been known from the field of medicine, amongst others [22]. It was therefore logical to transfer the methodological approaches used there to railway points with their large number of interacting components and possible malfunctions. Some fundamental questions regarding the suitability

2.2 Holistische Diagnoseansätze

Unter anderem aus dem Bereich der Medizin kennt man schon lange mathematische Modelle zur Ursachendiagnose in komplexen Systemen [22]. Insofern lag es nahe, die dort verwendeten methodischen Ansätze auch auf Eisenbahnweichen mit ihrer Vielzahl an interagierenden Komponenten und möglichen Fehlzuständen zu übertragen. Ausgehend von ersten konzeptionellen Überlegungen zur Beschreibung einer generischen Weiche in Form eines modular aufgebauten, sogenannten Bayes'schen Netzes [23] wurden dabei zunächst einige grundsätzliche Fragen zu dessen methodischer Eignung im Sinne einer holistischen (d.h. komponentenübergreifenden) Weichenzustandsdiagnose beantwortet [24]. Im Vordergrund stand das Ziel, die Weiche zumindest im beweglichen Zungenbereich (inkl. Weichenantrieb) möglichst in ihrer ganzen Komplexität, aber gleichzeitig ohne eine – zweifellos sehr viel kompliziertere – detaillierte physikalische Modellierung quantitativ zu beschreiben und potenzielle Multi-Fehlzustände – soweit möglich – in all ihren Abhängigkeiten gezielt mit den Stellstrommessungen (bzw. daraus geeignet abgeleiteten Features) rechnerisch in Beziehung zu setzen.

Bild 2 zeigt in diesem Zusammenhang eine stark vereinfachte, schematische Darstellung eines solchen Diagnosemodells (vgl. [25]). Ein erstes, zu Demonstrationszwecken erstelltes, vollständig parametrisiertes Beispielmodell aus einer frühen Phase der Entwicklung findet sich etwa in [26].

Ähnlich wie am Ende von Abschnitt 2.1 beschrieben, zeigte sich auch hier die Notwendigkeit, vor allem geometrische Features der Stellstromkurven (z. B. „Buckel“, Abflachungen, Oszillationen, Abbrüche) explizit in die Modellierung zu integrieren [27]. Die präzise mathematische Beschreibung und algorithmische Berechnung dieser Features gestaltet sich aufgrund der speziellen Struktur realer Stellstromkurven (vgl. Bild 1) jedoch ungleich aufwendiger als die Ermittlung gängiger Standardkenngrößen aus der Statistik. Schon die automatisierte und zugleich sachlich zutreffende Segmentierung der gemessenen Stellstromkurven in

ity of such an approach in terms of a holistic (i.e. cross-component) point condition diagnosis have been answered [24] on the basis of the initial conceptual considerations for the description of a generic point in the form of a modular, so-called Bayesian network [23]. The main objective was to quantitatively describe the point in all its complexity, at least in the vicinity of its moving parts (including the point machines), but at the same time without any detailed physical modelling, which is undoubtedly much more complicated, and to mathematically relate any potential multi-failure states in all their dependencies to the actuating current measurements (or features suitably derived from them) as far as possible.

Fig. 2 shows a highly simplified, schematic representation of just such a diagnostic model (see [25]). An initial, fully parameterised example model created for demonstration purposes from an early phase of development can be found in [26].

Similar to the description at the end of Section 2.1, the need to explicitly integrate the geometric features of the actuating current curves (e.g. “humps”, flat spots, oscillations, breaks) into the modelling was also evident here [27]. The precise mathematical description and algorithmic calculation of such features, however, turned out to be much more challenging than the determination of the common standard statistical parameters which is due to the complex structure of the real actuating current curves (fig. 1). Even the automated and at the same time factually accurate segmentation of the measured actuating current curves into the various phases of the point rotation is not trivial (cf. [28]).

A comprehensive diagnostic model was finally designed and roughly parameterised in collaboration with point maintenance experts from Strukton Rail on the basis of the findings of a dedicated measurement campaign to generate abnormal actuating current curves by means of deliberately created fault states in the point machine and the point blades [25]. The subsequent evaluation based on various hypothetical fault scenarios showed that the model is qualitatively plausible to a large extent, although

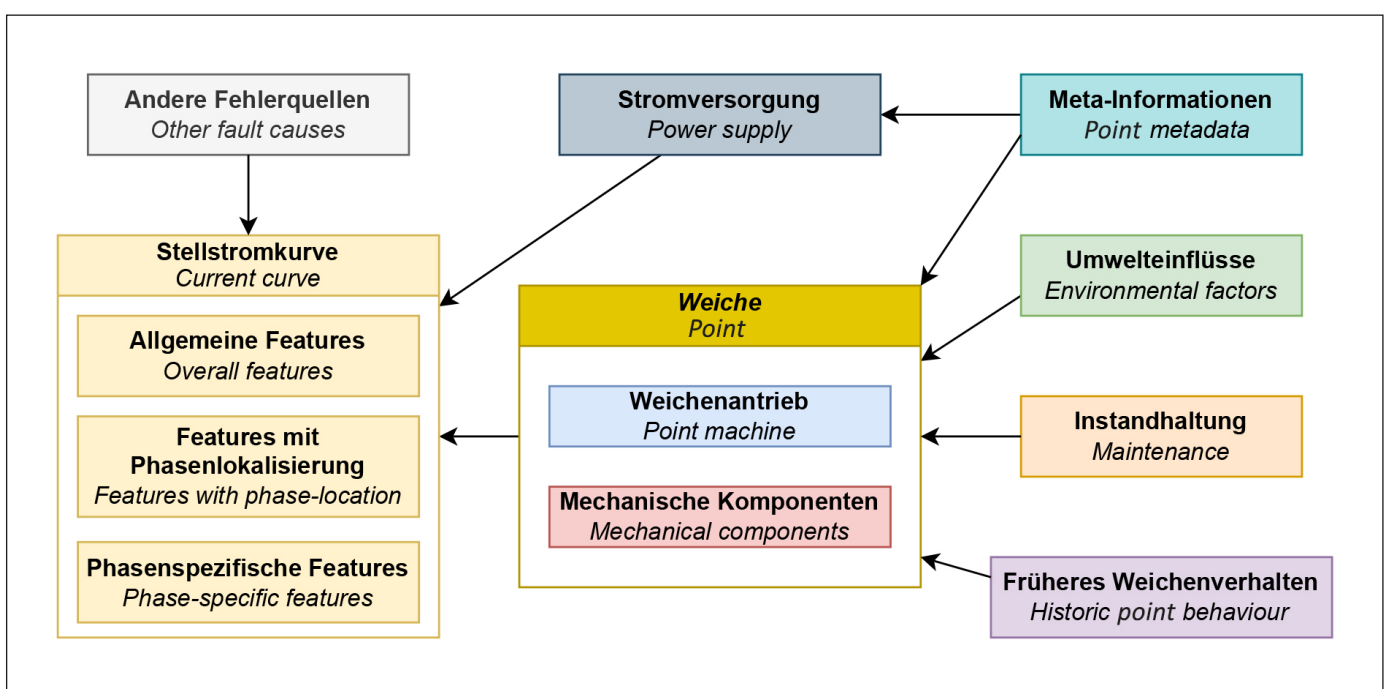


Bild 2: Diagnosemodell (schematische Darstellung)

Fig. 2: A diagnostic model (schematic)

die verschiedenen Phasen des Weichenumlaufs ist nicht trivial (vgl. [28]).

Unterstützt durch Erkenntnisse einer dezidierten Messkampagne zur Generierung anormaler Stellstromkurven mittels bewusst hergestellter Fehlzustände des Weichenantriebs und der Zungen konnte schließlich in [25] gemeinsam mit Weicheninstandhaltungsexperten der Firma Strukton Rail ein umfassendes Diagnosemodell erstellt und grob parametrisiert werden. Die anschließende Evaluation basierend auf verschiedenen hypothetischen Störungsszenarien zeigte, dass das Modell qualitativ in weiten Teilen plausibel ist, für einen Praxiseinsatz allerdings noch Verbesserungen notwendig sind. Angesichts des angestrebten Detailgrads des Diagnosemodells stellt sich die vorhandene Datenlage hierfür jedoch bis heute noch als unzureichend dar (vgl. auch Abschnitt 3). Darüber hinaus wurde deutlich, dass eine zuverlässige Diagnose sich aufgrund der Vielzahl zusätzlich zu kontrollierender Einflussparameter (u.a. Instandhaltung, Umweltbedingungen, Zugverkehr) anders als die bisher beschriebenen Ansätze nicht nur isoliert auf einzelne Stellstromkurven beschränken darf, sondern diese sowohl im historischen Verlauf der einzelnen Weiche als auch als Teil des insgesamt überwachten Weichenkollektivs betrachten muss. Dies führt zu den in Abschnitt 2.3 beschriebenen weichenübergreifenden Analysen.

2.3 Weichenübergreifende Analysen

Anknüpfend an das Thema der Anomaliedetektion (siehe Abschnitt 2.1), aber aufbauend auf einer verbesserten Berechnungsmethodik für bestimmte Features zur Beschreibung von „Buckeln“ in den Stellstromkurven aus dem Kontext der Diagnosemodelle (vgl. Abschnitt 2.2) wurde in der erst kürzlich erschienenen Publikation [29] ein neuartiger Weichenzustandsindikator entwickelt, der einerseits eine Vergleichbarkeit zwischen Weichen desselben Typs ermöglicht und zu diesem Zweck andererseits Temperatureffekte durch eine geschickte Verteilungstransformation kompensiert. In den Indikatorzeitreihen konnten dabei basierend auf den über mehr als zwei Jahre vorliegenden Daten von insgesamt 58 Weichen aus den Niederlanden z. B. Instandhaltungseinsätze und deren Nachhaltigkeit im Sinne der Zustandsdegradation identifiziert werden. Dabei gab es sowohl Fälle langanhaltender Verbesserungen des Weichenzustands, aber auch Eingriffe, die sich gemäß dem skizzierten Zustandsindikator als nur sehr kurz wirksam herausstellten.

Der Zustandsindikator adressiert somit gleichermaßen sowohl kurzfristige Änderungen im Weichenverhalten (z. B. durch spontane Weichenstörungen oder in Reaktion auf eine durchgeführte Instandsetzung) als auch mittel- und langfristige Trends, wie sie für eine prädiaktive Instandhaltung oder auch Lebenszyklusbetrachtungen (RUL-Betrachtungen) von Bedeutung sind. Ein robustes weichenübergreifendes Zustandsranking innerhalb des betrachteten Weichenkollektivs ermöglicht perspektivisch zudem eine zielgerichtete Ressourcen-Allokation im Bereich der Wartung und Instandsetzung. Ein nach ersten Rückmeldungen auch für die Praxis sehr gewinnbringender Pilotbetrieb in operativer Umgebung wurde inzwischen gemeinsam mit der Firma Strukton Rail aus den Niederlanden realisiert und wird nun weiter ausgebaut und optimiert.

3 Integration weiterer Datenquellen

Bereits in Abschnitt 2.2 wurde erwähnt, dass als eine der großen Hürden für ein tatsächlich holistisches Diagnosemodell für Weichen neben der grundsätzlichen Komplexität des Problems nicht zuletzt auch die verfügbare Datenlage zu nennen ist. Obwohl in

improvements are still necessary for practical use. However, the available data is still insufficient in light of the desired level of detail of the diagnostic model (see also Section 3).

In addition, it also became clear that, unlike the approaches described so far and because of the large number of additional influencing parameters to be monitored (including maintenance, environmental conditions, train traffic), a reliable diagnosis cannot be limited to the individual actuating current curves, but must consider them both within the historical progression of the individual point and as part of the overall monitored point collective. This leads to the cross-point analyses described in Section 2.3.

2.3 Cross-point analyses

A new type of point health indicator has been developed in a recently published paper [29] that follows on from the topic of anomaly detection (see Section 2.1), while building on an improved calculation of certain features to describe the “humps” in the actuating current curves from the context of the diagnostic models (see Section 2.2). On the one hand, it enables comparability between points of the same type and on the other hand compensates for temperature effects by means of a clever distributional transformation. Based on more than two years of data retrieved from a total of 58 points in the Netherlands, it then proved possible to identify maintenance operations and their sustainability in terms of condition degradation in the indicator time series. There were cases of long-lasting improvements in the health of the points, but also interventions that, according to the outlined health indicator, only proved to be effective for a very short time.

That is to say that the health indicator obviously addresses both short-term changes in point behaviour (e.g. due to spontaneous point malfunctions or in response to repair actions) as well as the medium and long-term trends that are important for predictive maintenance or lifecycle considerations (RUL). A robust cross-point condition ranking within the considered point collective also enables the targeted allocation of resources with regard to maintenance and repair. A very valuable pilot demonstrator has recently been implemented with Strukton Rail from the Netherlands in an operating environment based on some of the initial feedback and this is now being further expanded and optimised.

3 Integrating further data sources

As already mentioned in Section 2.2, one of the major hurdles to a truly holistic diagnostic model for points not only involves the fundamental complexity of the problem, but also the available data. Although a great deal of data on rail infrastructure and its health is already regularly collected in practice, wide accessibility, even within the same company, is still limited for historical reasons and the data is insufficiently synchronised for holistic analyses. In addition, existing data structures and management often require complex adjustments when transferring them to new research and application scenarios.

A start was therefore made on building up a comprehensive data set [30] that is tailored as well as possible to the current issues in collaboration with the project partners in the ongoing EU IAM4Rail project. The aim is to extend the actuating current-based point condition analysis (see Section 2) to also investigate the influences and effects of other (track) parameters on point behaviour and the associated fault conditions. The rel-

der Praxis bereits sehr viele Daten zur Bahninfrastruktur und deren Zustand regelmäßig erhoben werden, liegen diese historisch bedingt oft noch sehr verteilt und für holistische Analysen nicht hinreichend synchronisiert vor. Zudem erfordern existierende Datenstrukturen und das Datenmanagement häufig aufwendige Anpassungen bei der Übertragung auf neue Forschungs- und Anwendungsszenarien.

In Zusammenarbeit mit Projektpartnern im laufenden EU-Projekt IAM4Rail wurde daher vor einiger Zeit damit begonnen, einen umfassenden Datensatz aufzubauen [30], der möglichst gut auf die aktuellen Fragestellungen zugeschnitten ist. Ziel ist es, in Erweiterung der stellstrombasierten Weichenzustandserfassung (siehe Abschnitt 2) – wie bereits durch die holistischen Diagnoseansätze in Abschnitt 2.2 vorgezeichnet – auch die Einflüsse bzw. Auswirkungen anderer (Gleis-)Parameter auf das Weichenverhalten und damit verbundene Fehlzustände zu untersuchen. Bestätigung findet das Thema unter anderem in der aktuellen Technikstrategie der Deutschen Bahn AG (siehe [31]: S. 103).

Aktuelle Beispiele (siehe Abschnitt 3.1) sind die Betrachtung der Wechselwirkung zwischen gemeinsamer Stromversorgung mehrerer Weichen und dem jeweils einzelnen, per Stellstromkurve überwachten Weichenantrieb, oder das Zusammenspiel zwischen Auffälligkeiten beim Weichenumlauf und Eigenschaften des Gleisoberbaus (z. B. Gleisgeometrie, Hohllagen). Hinzu kommt die Frage nach dem möglicherweise dominierenden Einfluss der Instandhaltung in den Datenzeitreihen. Fallspezifisch können und sollen so ausgewählte, im Diagnoseansatz aus Abschnitt 2.2 bisher durch Experten nur geschätzte bzw. postulierte Wirkungszusammenhänge datenbasiert verifiziert und nach Möglichkeit quantifiziert werden.

3.1 Aktuelle Beispiele und Analyseergebnisse

In der Praxis erfolgt die Stromanbindung der Weichenantriebe eines Stellwerkbereichs gelegentlich in Gruppen. Durch parallele Messung der anliegenden Versorgungsspannung konnte hierbei nachgewiesen werden, dass neben Witterungseinflüssen auch (oft stufenhaft auftretende) Veränderungen in der Stromversorgung (minimale) Variationen in einzelnen der aus den Stellstromkurven abgeleiteten Features hervorrufen können. Vor allem bei gleichzeitig umlaufenden Weichen mit zeitlich leicht versetzt überlappenden Stellstromkurven entstehen oft sichtbare Schwankungen in den Kurven derselben Weichengruppe, die unter Umständen leicht mit sich anbahnenden Fehlzuständen verwechselt werden können [32]. Will man demnach die Stellstromüberwachung im Kontext einer prädiktiven Instandhaltung zur bewusst frühzeitigen Erkennung und Prognose von möglichen Störungen verwenden, darf dieser Effekt nicht unberücksichtigt bleiben.

Weiterhin wurde in [33] erstmals systematisch untersucht, wie Merkmale der Gleisgeometrie im Bereich der Weichen mit mechanischen Widerständen während des Weichenumlaufs (inkl. Ent- und Verriegelung) korrelieren. Als besondere Herausforderung stellte sich dabei die geringe Frequenz an (messzugbasierten) Gleisgeometriemessungen im Vergleich zur Häufigkeit zustandsverändernder Wartungseingriffe beim Weichenantriebssystem (inkl. der beweglichen Weichenkomponenten) heraus.

3.2 Datenintegrationsplattformen

Grundlage für eine langfristig erfolgreiche Entwicklung holistischer Diagnoseansätze ist wie dargestellt die systematische Zusammenführung und Synchronisation möglichst aller hierfür relevanten Daten mit einheitlichen Schnittstellen und aufeinander abgestimmten Datenmodellen. Nahezu alle großen Inf-

evance of this topic has also been confirmed in the current technology strategy at Deutsche Bahn AG (see [31]: p. 103).

Current examples (see Section 3.1) include the consideration of the interaction between the common power supply of a given point group and the individual point machines monitored by the actuating current curve or the interaction between anomalies in the point rotation and the properties of the track superstructure (e.g. track geometry, voiding). In addition, there is also the question of the possibly dominant influence of maintenance on the data time series. Selected causal relationships that have so far only been estimated or postulated by experts in the diagnostic approach from Section 2.2 can and should then be verified on a case-specific basis and, if possible, quantified by data.

3.1 Current examples and the analysis results

In practice, the electric power supply to the point machines in a given interlocking area is sometimes performed in groups. By measuring the supply voltage in parallel to the actuating current, it has been possible to prove that, in addition to climatic influences, (often stepwise) changes in the power supply voltage can cause (minimal) variations in the individual time series derived from the actuating current curves. Visible fluctuations often occur in the curves of the same group of points, which can easily be mistaken for looming fault states [32], particularly in the case of simultaneously actuated point machines with slightly shifted overlapping current curves. Therefore, this effect must not be ignored if current curve monitoring is to be used within the context of predictive maintenance for the early detection and prognosis of possible faults.

Furthermore, [33] systematically investigated for the first time how the track geometry characteristics in the vicinity of the points correlate with the mechanical resistances during point rotation (including unlocking and locking). The temporal sparsity of (measurement train-based) track geometry data compared to the relatively large number of condition-affecting maintenance interventions in the point drive system (including the movable point components) proved to be a particular challenge.

3.2 Data integration platforms

As described above, the basis for the successful development of holistic diagnostic approaches involves the systematic consolidation and synchronisation of as much relevant data as possible with clear interfaces and coordinated data models. Almost all the major infrastructure managers have therefore been working on the development, expansion and optimisation of corresponding data integration platforms in their respective companies. Examples include Deutsche Bahn AG's DIANA platform [34], the ProRail Monitoring Platform in the Netherlands [35], ÖBB's "Data Science Hub" [36] and SBB's RCM approach [37]. European initiatives such as Gaia-X [38] with the creation of federated data spaces [39], in which the DLR is also involved, have the additional goal of promoting the exchange of data between the involved stakeholders and establishing a data economy. Standardised processes and interfaces are intended to reduce the organisational, legal and technical barriers.

In addition, various manufacturers of railway infrastructure components and/or sensor hardware have been developing increasing numbers of software-based platform solutions for data integration in the area of infrastructure condition monitoring as a new business model for several years now (see [11]).

rastrukturbetreiber beschäftigen sich daher – teils schon lange – mit dem Aufbau, der Erweiterung und der Optimierung entsprechender Datenintegrationsplattformen in ihrem jeweiligen Unternehmen. Zu nennen sind beispielsweise die DIANA-Plattform der Deutschen Bahn AG [34], die ProRail Monitoring Plattform in den Niederlanden [35], der „Data Science Hub“ der Österreichischen Bundesbahnen (ÖBB) [36] oder der RCM-Ansatz der Schweizerische Bundesbahnen AG (SBB) [37]. Europäische Initiativen wie Gaia-X [38] mit dem Aufbau föderierter Datenräume [39], an denen auch das DLR beteiligt ist, haben das zusätzliche Ziel, den Datenaustausch zwischen den jeweils beteiligten Stakeholdern und die Etablierung einer Datenökonomie zu fördern. Einheitliche Prozesse und Schnittstellen sollen dabei organisatorisch, rechtlich und technisch bedingte Hemmnisse abbauen.

Hinzu kommt, dass auch diverse Hersteller von Eisenbahninfrastrukturkomponenten und/oder Sensorhardware seit einigen Jahren zunehmend softwarebasierte Plattformlösungen zur Datenintegration im Bereich der Infrastrukturzustandsüberwachung als neues Geschäftsmodell entwickeln (vgl. [11]).

4 Zusammenfassung und Ausblick

Der Blick auf aktuelle Trends im Kontext der datenbasierten Zustandsüberwachung der Schieneninfrastruktur zeigt deutlich, wie holistische Ansätze einschließlich dem hierzu notwendigen weiteren Ausbau im Bereich des Datenmanagements immer mehr Bedeutung gewinnen. Die in den vorangegangenen Abschnitten zitierten Beiträge des DLR (vgl. auch Bild 3), motivieren ein starkes, integriertes Zusammenwirken von erfahrenen Weicheninspektoren und -instandhaltern auf der einen Seite und in der Bahndomäne geschulten Datenwissenschaftlern auf der anderen Seite. Nicht zuletzt aufgrund der starken Dominanz der Instandhaltung im Hinblick auf Varianzen und Trendbrüche in den Messdaten steht dabei auch die Ertüchtigung der Instandhaltungsdokumentation als Referenz für überwachte Lernverfahren und zur Validierung neuer datengetriebener Ansätze des Zustandsmonitorings im Fokus (vgl. [33]).

4 Summary and outlook

A look at current trends within the context of the data-based condition monitoring of rail infrastructure clearly shows how holistic approaches, including the necessary further expansion in the field of data management, are becoming increasingly important. The DLR's contributions cited in the previous sections (see also fig. 3) are providing motivation for strong, integrated collaboration between experienced inspection staff and maintenance engineers on the one hand and data scientists trained in the rail domain on the other. Not least due to the dominance of maintenance with regard to variances and trend breaks in the measurement data, the focus is also on upgrading the maintenance documentation as a reference for supervised learning procedures and for validating new data-driven approaches to health monitoring (cf. [33]).

It should also be mentioned that the current AI-based methods for data analysis are based almost exclusively on statistical associations (e.g. correlations) in the available measurement data. For the purposes of reliable diagnosis (see Section 2.2), the knowledge about causal dependencies between the different variables and components is even more important, however. In the future, the question will therefore arise as to how exactly causal learning or other causality-based analytic methods can help further improve holistic point condition diagnosis. An initial corresponding pilot study [40] has showed promising results using the example of weather-dependent insulation resistance measurements from interlocking monitoring [41], which are now to be transferred to other components of the railway infrastructure. ■

Acknowledgement

Funded by the European Union. The views and opinion expressed are, however, those of the author(s) only and do not necessarily reflect those of the European Union or Europe's Rail Joint Undertaking. Neither the European Union nor the granting authority can be held responsible for them. The pro-

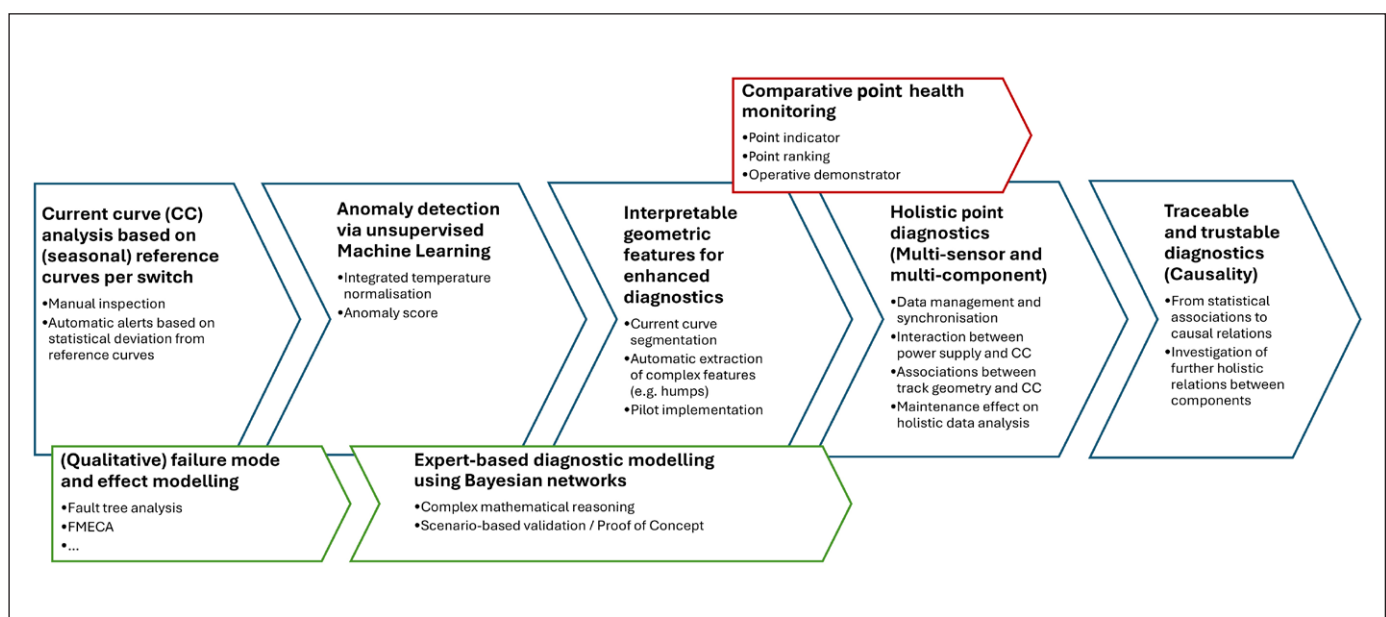


Bild 3: Überblick über die beschriebenen Entwicklungsstränge

Fig. 3: Overview of the lines of development as described in this article

Festzuhalten ist ferner, dass aktuelle KI-basierte Methoden zur Datenanalyse nahezu ausschließlich auf statistischen Assoziationen (z. B. Korrelationen) in den vorhandenen Messdaten beruhen. Gerade für eine zuverlässige Diagnose (vgl. Abschnitt 2.2) sind aber auch die kausalen Abhängigkeiten zwischen den verschiedenen Variablen und Komponenten von Bedeutung. Zukünftig stellt sich somit die Frage, wie genau kausales Lernen oder andere auf Kausalität beruhende Analysemethoden helfen können, die holistische Weichenzustandsdiagnose weiter zu verbessern. Eine erste entsprechende Pilotstudie [40] zeigte am Beispiel von witterungsabhängigen Isolationswiderstandsmessungen aus der Stellwerksüberwachung [41] durchaus vielversprechende Ergebnisse, die nun auch auf andere Komponenten der Bahninfrastruktur zu übertragen sind. ■

Danksagung

Gefördert durch die Europäische Union. Die geäußerten Ansichten und Meinungen sind jedoch ausschließlich die der Autor(en) und spiegeln nicht notwendigerweise die der Europäischen Union oder des Europe's Rail Joint Undertaking wider. Weder die Europäische Union noch die Bewilligungsbehörde können dafür verantwortlich gemacht werden. Das Projekt FP3-IAM4Rail (Grant Agreement Nr. 101101966) wird vom Europe's Rail Joint Undertaking und dessen Mitgliedern unterstützt.

Die Autoren bedanken sich bei der Firma Strukton Rail für die langjährige partnerschaftliche Zusammenarbeit.



LITERATUR | LITERATURE

- [1] Stoll, H.; Bollrath, B. (2002): Weichendiagnosesystem SIDIS W, SIGNAL+DRAHT (94) 4/2002, S. 26-29
- [2] Redeker, F.R. (2011): POSS®: Railway Condition Monitoring developed by a maintainer, 5th IET Conference on Railway Condition Monitoring and Non-Destructive Testing, RCM 2011, 29.-30.11.2011, Derby, UK
- [3] Gerber, U.; Fengler, W.; Zoll, A.: Das Messsystem ESAH-M, EIK (Eisenbahn Ingenieur Kompendium) 2016, S. 49-62
- [4] Thomma, L.; Reetz, S.; Neumann, T. (2023): Zustandsüberwachung des Weichenoberbaus mit streckenseitigen Beschleunigungssensoren – Literaturrecherche zum aktuellen Forschungsstand zu streckenseitigen Sensoren, EI – DER EISENBAHNINGENIEUR 11/2023, S. 32-37
- [5] Heusel, J.; Baasch, B.; Roth, M.; Jahan, K.; Groos, J.C. (2025): Analysis of switch passage patterns for positioning and condition monitoring applications using axle-box acceleration data, 8th International Congress and Workshop on Industrial AI and eMaintenance, IAI 2025, 13.-15.5.2025, Luleå, Schweden
- [6] Sandner, C. (2022): Charakterisierung von Einzelfehlern im Eisenbahnoberbau aus Messfahrten der Regelinspektion und dem Fahrwegmonitoring mit Regelzügen, Dissertation, Technische Universität München
- [7] Jahan, K.; Lähns, A.; Tiecken, J.; Tiecken, S.; Groos, J.C. (2026): AI-Enabled Classification of Railway Switch Components Using Camera Data to Support Component-Specific Axle Box Acceleration-Based Condition Monitoring, Transport Research Arena, TRA 2026, 18.-21.5.2026, Budapest, Ungarn
- [8] Saftinspect Consortium (2020): Automated ultrasonic scanner monitors railway frogs, URL: <https://cordis.europa.eu/article/id/422302-automated-ultrasonic-scanner-monitors-railway-frogs> (Letzter Zugriff: 05.06.2026)
- [9] Chandran, P.; Rantatalo, M.; Odelius, J.; Lind, H.; Famurewa, S. M. (2019): Train-based differential eddy current sensor system for rail fastener detection, Meas. Sci. Technol. 30 (12), 125105, DOI: 10.1088/1361-6501/ab2b24
- [10] Ye, J.; Stewart, E.; Zhang, D.; Chen, Q.; Thangaraj, K.; Roberts, C. (2021): Integration of Multiple Sensors for Noncontact Rail Profile Measurement and Inspection, IEEE Trans. Instrum. Meas. 70, S. 1-12, DOI: 10.1109/TIM.2020.3042297
- [11] Schneditz-Bolfras, F. (2026): What Actually Works: Data Driven Prediction for Reliable Turnouts, Railway Diagnostics and Monitoring Conference 2026, 16.-17.4.2026, Hamburg, Deutschland
- [12] Böhm, T. (2018): Präzise Prognose von Störungen an Eisenbahnweichen, Dissertation, Technische Universität Braunschweig
- [13] Atamuradov, V.; Medjaher, K.; Dersin, P.; Lamoureux, B.; Zerhouni, N. (2017): Prognostics and Health Management for Maintenance Practitioners – Review, Implementation and Tools Evaluation, International Journal of Prognostics and Health Management 8(60), S. 1-31, DOI: 10.36001/ijphm.2017.v8i3.2667
- [14] VRS Railway Industry (2022): NSE point machine, URL: https://www.vrsrail.nl/sites/vw_vrs/files/webcomposer/5815--Point%20Machines%20NSE%20%28VRS%20Infosheet%202022%29.pdf (Letzter Zugriff: 05.06.2026)
- [15] Narezo Guzman, D.; Neumann, T.; Groos, J.C. (2018): Kontinuierliche Überwachung der LST mit eingebetteten Sensoren, EI – DER EISENBAHN-INGENIEUR 11/2018, S. 6-11
- [16] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Schuil, R.; Baars, E.; Groos, J.C. (2018): Data-driven condition now- and forecasting of railway switches for improvement in the quality of railway transportation, European Conference of the PHM Society, 3.-6.7.2018, Utrecht, Niederlande
- [17] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Baasch, B.; Heusel, J.; Neumann, T.; Schrijver, G.; Buursma, D.; Groos, J.C. (2019): Anomaly Detection and Forecasting Methods Applied to Point Machine Monitoring Data for Prevention of Switch Failures, 32nd International Congress and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management, COMADEM 2019, 3.-5.9.2019, Huddersfield, UK
- [18] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Groos, J.C. (2019): Anomaly detection model based on switch monitoring data to enable condition-based

maintenance, 12th World Congress on Railway Research, WCRR 2019, 28.10.-1.11.2019, Tokyo, Japan

[19] Sharova, E. (2018): Unsupervised anomaly detection with isolation forest, Proceedings of the PyData, 27.-29.4.2018, London, UK

[20] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Samson, H.; Van Den Broek, S.; Groos, J.C. (2020): Detecting anomalous behavior of railway switches under real operation conditions: workflow and implementation, Transport Research Arena, TRA 2020, 27.-30.4.2020, Helsinki, Finnland

[21] Narezo Guzman, D.; Heusel, J.; Weik, N.; Reetz, S.; Buursma, D.; Van Den Berg, A.; Schrijver, G.; Neumann, T.; Van Den Broek, S.; Groos, J.C. (2022): Towards the automation of anomaly detection and integrated fault identification for railway switches in a real operational environment, 13th World Congress on Railway Research, WCRR 2022, 6.-10.6.2022, Birmingham, UK

[22] Heckerman, D.E.; Nathwani, B.N. (1992): Toward normative expert systems: Part II. Probability-based representations for efficient knowledge acquisition and inference, *Methods of Information in Medicine* 31(2), S. 106–116

[23] Charniak, E. (1991): Bayesian networks without Tears, *AI Magazine Winter 1991*, S. 50–63

[24] Neumann, T.; Narezo Guzman, D. (2019): Bayesian network design for fault diagnostics of railway switches, European Safety and Reliability Conference, ESREL 2019, 22.-26. September 2019, Hannover, Deutschland

[25] Reetz, S.; Neumann, T.; Schrijver, G.; Van Den BERG, A.; Buursma, D. (2024): Expert system based fault diagnosis for railway point machines, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit 238(2), S. 214–224

[26] Neumann, T.; Narezo Guzman, D.; Groos, J.C. (2019): Transparente Fehlerdiagnose bei Weichenstörungen mittels Bayes'scher Netze, *SIGNAL+DRAHT* (111) 12/2019, S. 23–31

[27] Neumann, T.; Heusel, J.; Del Aalamo Ruiz, M.; Narezo Guzman, D.; Reetz, S. (2023): Modellierung und Simulation atypischer Merkmale bei Weichenstellstromkurven, *SIGNAL+DRAHT* (115) 1+2/2023, S. 53–63

[28] Reetz, S.; Neumann, T.; Schrijver, G.; Van Den Berg, A. (2021): Kombination von Messdaten und wissensbasierter Modellierung zur Fehlerdiagnose bei Weichen, *SIGNAL+DRAHT* (113) 12/2021, S. 27–35

[29] Reetz, S.; Neumann, T.; Buursma, D.; Roodenburg, W. (2026): Robust health indicator and rankings for railway point machines using motor current curves, *Intelligent Transportation Infrastructure*, DOI: 10.1093/iti/liag005

[30] Neumann, T.; Tiecken, J.; Buursma, D.; Baasch, B.; D Miguel, J.C.; Rodriguez-Arana, B.; Alvarado, U. (2024): Boosting Holistic Railway Infrastructure Monitoring and Health Prediction by Integrated Data Sets and Analysis, Transport Research Arena, TRA 2024, 15.-18.4.2024, Dublin, Irland

[31] Deutsche Bahn AG (2026): Infrastrukturzustands- und -entwicklungsbericht 2025, URL: https://www.eba.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/Finanzierung/IZB/IZB_2025.html?nn=1689606 (Letzter Zugriff: 10.06.2026)

[32] Reetz, S.; Buursma, D.; Lawate, A.J. (2026): Impact of voltage supply fluctuations on the condition monitoring of railway point machines. International Congress and Workshop on Industrial AI and eMaintenance, A14Rail 2025, 13.-15.5.2025, Luleå, Schweden

[33] Reetz, S.; Neumann, T.; Groos, J.C.; Buursma, D.; Roodenburg, W. (2026): Multi-modal data analysis for railway switch monitoring: Point machine motor currents, track geometry, and maintenance records, *Applied Sciences*, MDPI (eingereicht)

[34] Hampel, M.; Rees, G.; Brandes, C. (2017): Weichendiagnose mit DIANA – wenn die Infrastruktur online geht, *EI – DER EISENBAHNINGENIEUR* 6/2017, S. 6–10

[35] Van Driel, J. (2026): Watch out, we are monitoring you – or ProRail Monitoring: the road from data to information, Railway Diagnostics and Monitoring Conference 2026, 16.-17.4.2026, Hamburg, Deutschland

[36] Geerts, E. (2021): From data to predictive maintenance at ÖBB, URL: <https://www.railwaygazette.com/infrastructure/2021/08/17/from-data-to-predictive-maintenance-at-obb/> (Letzter Zugriff: 12.06.2026)

[37] SBB (2026): Rail Condition Monitoring: RCM DX Viewer, URL: <https://company.sbb.ch/de/bahnentwicklung/bahnbetrieb/bahninformatik/anlagenmanagement/rcm.html> (Letzter Zugriff: 12.06.2026)

[38] Linder, C.; Ortiz, N. (2025) Chancen aus der Initiative Gaia-X für die Bahnindustrie. *ETR – Eisenbahntechnische Rundschau* 3/2025, S. 10–12

[39] Ortiz N.; Linder, C.; Uschok, A.R.; Kürschner, M. (2025): Federated Data Spaces für den Bahnsektor: Ein technischer Einblick. *ETR – Eisenbahntechnische Rundschau*, 7-8/2025, S. 30–33

[40] Neumann, T.; Rabel, M.; Popescu, O.I.; Gerhardus, A. (2025): Causal Discovery for Railway Health Condition Monitoring – A Case Study, 5th International Railway Symposium Aachen, IRSA 2025, Aachen, Deutschland

[41] Heusel, J.; Groos, J.C. (2021): Analysis of Systematic Influences on the Insulation Resistance of Electronic Railway Interlocking Systems, International Congress and Workshop on Industrial AI, IAI 2021, 25.–27.5.2021, Luleå, Schweden

AUTOR | AUTHOR

Dr.-Ing. Thorsten Neumann

Wissenschaftlicher Mitarbeiter / *Scientific Researcher*
 Assetmonitoring und -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)
 Anschrift / Address: Rutherfordstraße 2, D-12489 Berlin
 E-Mail: thorsten.neumann@dlr.de

Susanne Reetz

Wissenschaftliche Mitarbeiterin / *Scientific Researcher*
 Assetmonitoring und -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)
 Anschrift / Address: Lilienthalplatz 7, D-38108 Braunschweig
 E-Mail: susanne.reetz@dlr.de

Dr. Jörn Groos

Gruppenleiter / *Group Leader*
 Assetmonitoring und -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)
 Anschrift / Address: Lilienthalplatz 7, D-38108 Braunschweig
 E-Mail: joern.groos@dlr.de