

Entwicklung und Validierung von Weichenanomalie-Detektionsverfahren

Praxistaugliche und interpretierbare Lösungen durch die Zusammenarbeit mit Wartungsanalytikern von Strukton Rail

DANIELA NAREZO GUZMAN |
JUDITH HEUSEL | NORMAN WEIK |
DOUWE BUURSMAN

Das Überwachungssystem POSS von Strukton Rail (SR) erfasst kontinuierlich den Stromverbrauch von Weichenantrieben, um deren Zustand zu überwachen. Basierend auf dieser Datengrundlage werden Wartungsmaßnahmen geplant. Dieser Beitrag berichtet über die gemeinsamen Forschungsaktivitäten vom Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) und SR zur Entwicklung und Verbesserung von Algorithmen zur automatisierten Fehlererkennung. Ziel ist es, Anomalien und Fehler der Weichen zu erkennen, Warnmeldungen zu generieren und diese in ein umfassendes Zustandsüberwachungssystem zu integrieren. Hierzu werden in enger Kooperation Verfahren entwickelt, die das Expertenwissen der Wartungsanalytiker (WA) berücksichtigen. Die Verfahren, ihre prototypische Implementierung im SR Kontrollzentrum und erste Ergebnisse der Validierung werden nachfolgend vorgestellt.

Eisenbahnweichen sind zentrale Elemente der Schieneninfrastruktur; ihr einwandfreies Funktionieren ist wesentlich für einen reibungslosen und sicheren Bahnverkehr. Gleichzeitig sind Weichen aufgrund ihrer komplexen Bauweise, hoher mechanischer Belastungen und umweltbedingter Einflüsse besonders anfällig für Störungen. Laut [1] wird bis zu 28% der gesamten Wartungskosten für den Oberbau von Eisenbahnen in der EU für Weichen ausgegeben. In der Praxis werden Überwachungssysteme entwickelt, getestet und eingesetzt [2, 3], um über Sensoren kontinuierlich den Zustand der Weichen feststellen und bei sich abzeichnenden Fehlern schnell reagieren und somit Kosten und Gefahren reduzieren zu können.

Von den über 20 typischen Fehlzuständen an Weichen, die durch Verschmutzung, lose oder beschädigte Teile, Zungenblockaden usw. verursacht werden [4], wirken sich die meisten auf die für die Umstellung der Weichenzungen benötigte Kraft und die damit einhergehende und messtechnisch leicht zu erfassende Stromaufnahme der Stellmotoren aus [5]. Der Verlauf der Leistungsaufnahme während des Umstellvorgangs folgt einer von der Bauweise abhängigen charakteristi-

schen Stromumlaufkurve. Die gemeinsamen Arbeiten von DLR und SR konzentrieren sich auf die Überwachung von elektromechanischen Weichen des in den Niederlanden weit verbreiteten Typs NSE (Niederlandse Spoorwegen Elektrisch). Die den charakteristischen Phasen der Weichenumstellung (z. B. Bewegung der Zungen, Lösen des Verschlusses) entsprechenden Abschnitte der Kurven werden als Segmente bezeichnet. Mit Ausnahme des Segments, in dem sich die Zungen bewegen, sind die Längen der Segmente näherungsweise konstant für wiederholte Umlaufvorgänge (Start des Motors: 0,1 Sekunden, Lösen und Schließen des Verschlusses: jeweils 0,2 Sekunden) (Abb. 3). Außerdem hängen die Charakteristika der Kurven systematisch von der Temperatur ab: Beispielsweise verlängert sich die gesamte Dauer des Umlaufes, je kälter es ist (Abb. 1). Darüber hinaus existieren weitere Einflussfaktoren auf die Form und Entwicklung der Kurven: Beispielsweise kann sich mit der Zeit und Belastung durch überfahrende Züge die exakte Kurvenform im Verlauf der Zungenbewegung verändern, was jedoch oftmals keine unmittelbaren Auswirkungen auf die

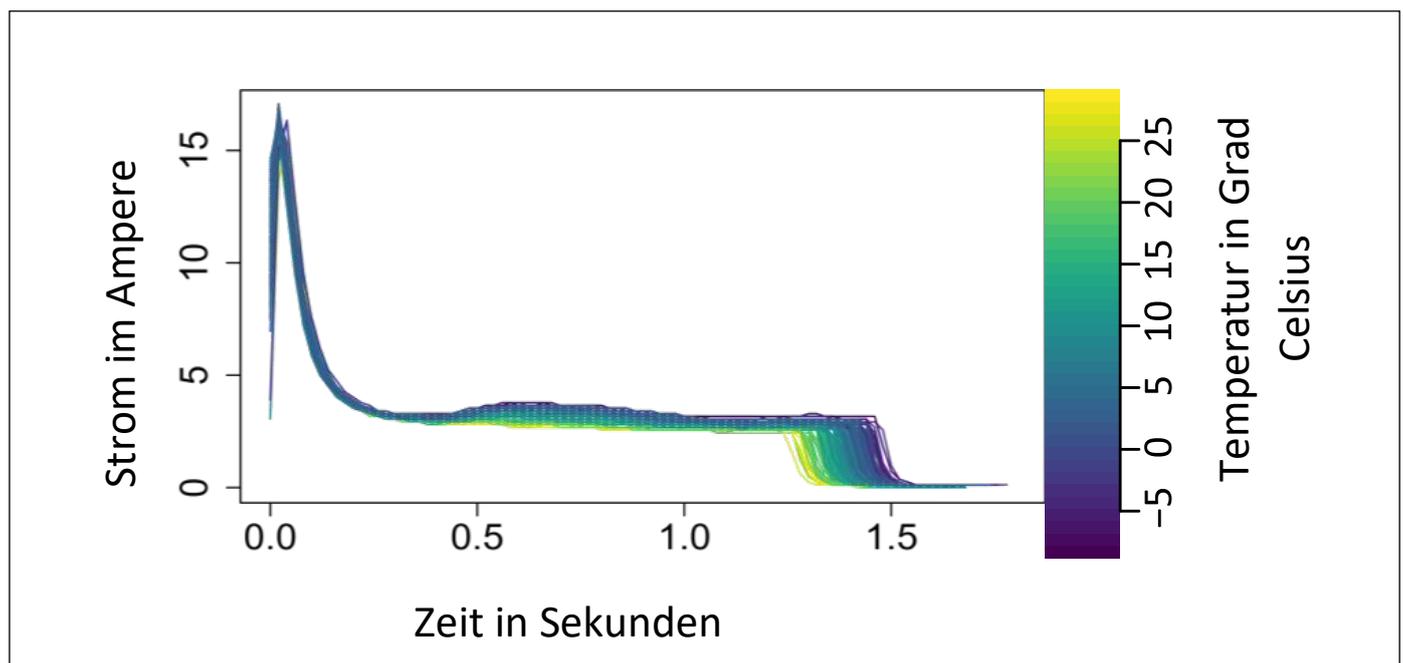


Abb. 1: Einfluss der Temperatur auf die Stromumlaufkurven

Quelle: DLR

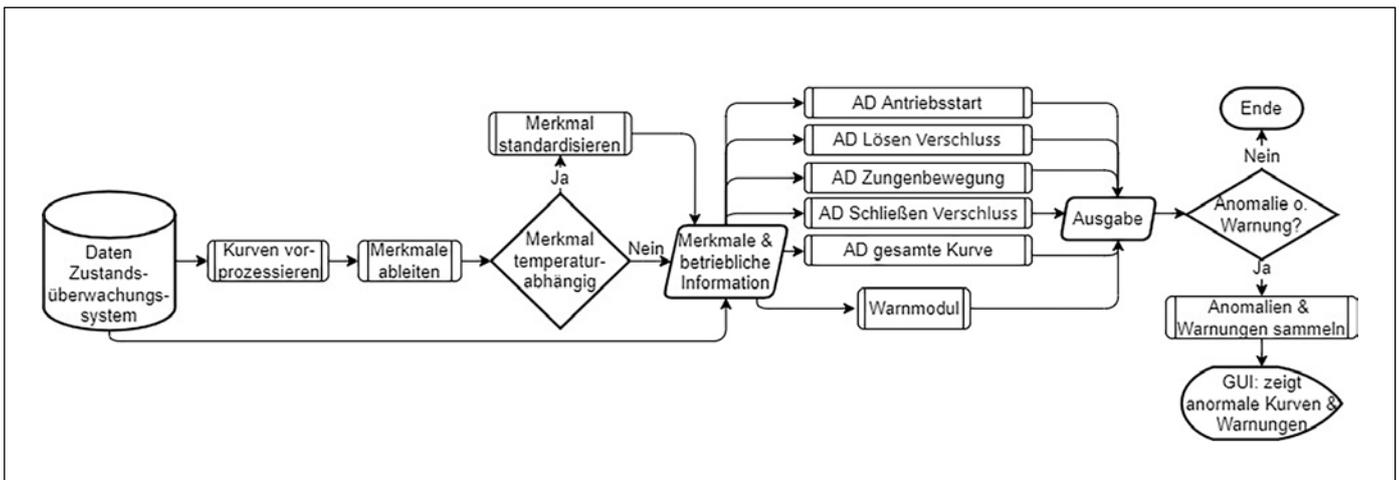


Abb. 2: Automatisierter Arbeitsablauf im SR-Kontrollzentrum

Quelle: Übersetzung einer angepassten Abbildung aus [6]

Funktionsfähigkeit bzw. Verfügbarkeit der Weiche hat. Diese graduelle Entwicklung ist jedoch für das Wartungsmanagement ebenfalls interessant, da hiermit ggf. ein Degradationsverhalten ermittelt werden kann. Grundsätzlich ist zu sagen, dass die generelle Charakteristik des Verlaufs der Stromaufnahme durch die Bauweise gegeben ist, jede Weiche jedoch in Abhängigkeit von den lokalen Betriebsbedingungen individuelle Eigenschaften aufweist, wobei die Informationen zu Umwelt- und Betriebsbedingungen (wie z. B. Sonneneinstrahlung) größtenteils unbekannt sind. Auffälligkeiten der Kurve weisen auf Fehlzustände hin und können z. B. durch eine während der Zungenbewegung erhöhte Stromaufnahme oder eine längere Umlaufdauer gegeben sein. Es gibt Fehlertypen, die eine bestimmte Signatur in den Kurven hinterlassen. Um datenwissenschaftliche

Merkmale und Parameter zu definieren, mit deren Hilfe diese Signaturen erfasst werden können, ist der Austausch mit Anlagenexperten unabdingbar.

Erkennung der Fehlzustandsentwicklung in der Betriebsumgebung

Der Arbeitsablauf zur Anomaliedetektion (AD) (vgl. [6]) kombiniert Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI) mit Expertenwissen, um Fehler, anomales Verhalten und Weichendegradation zu erkennen. Das Hauptziel ist dabei, die WA bei der Identifizierung fehlerhafter Weichen und bei der Ableitung von Instandhaltungsmaßnahmen zu unterstützen. Perspektivisch soll mittels der vorgestellten Methodik eine weitgehend automatisierte Fehlerdiagnose und eine Fokussierung der Arbeit von WA auf wesentliche und kritische Entwicklungen ermöglicht werden.

Der Informationsfluss ist in Abb. 2 dargestellt. Gegenwärtig werden zu Entwicklungs- und Validierungszwecken 30 an das Überwachungssystem POSS angeschlossene Weichen in den Niederlanden betrachtet. Für diese werden jeweils stündlich die zuletzt erfassten Kurven sowie die zeitlich zugehörige Lufttemperatur in der näheren Umgebung gesammelt. Anschließend werden die Kurven vorprozessiert [6]. Im nächsten Schritt werden Merkmale aus den Kurven abgeleitet und ggf. bezüglich ihrer Temperaturabhängigkeit bereinigt (s. [7]).

Die Merkmale werden anschließend mit allgemeinen betrieblichen Informationen (z. B. Uhrzeit, Bewegungsrichtung der Zungen) gespeichert und in sechs unabhängigen Teilprozessen analysiert. Die Teilprozesse unterscheiden sich hinsichtlich der betrachteten Kurvensegmente und entsprechenden Merk-



Bahnübergangssysteme



SCHNELL & UNKOMPLIZIERT

schneller Einbau mit kurzen Sperrzeiten
macht sich für Sie in barer Münze bezahlt!



SICHER & VERLÄSSLICH

STRAIL® für unterschiedliche Belastungen
und Klimabedingungen.



WELTWEIT VERBAUT

mehr als 80.000 Mal jahrzehntelange
Erfahrungen sichern ausgereifte Systeme.



LANGE LEBENSDAUER

verlässlich seit 1976 mit nahezu
wartungsfreien Bahnübergangssystemen



STRAIL auf der
InnoTrans in Berlin

HALLE 25
STAND 370

WIR FREUEN UNS
AUF IHR KOMMEN!

KRAIBURG STRAIL GmbH & Co. KG

Göllstraße 8 // 84529 Tittmoning //
www.strail.de

@strail_official

@kraiburg_strail

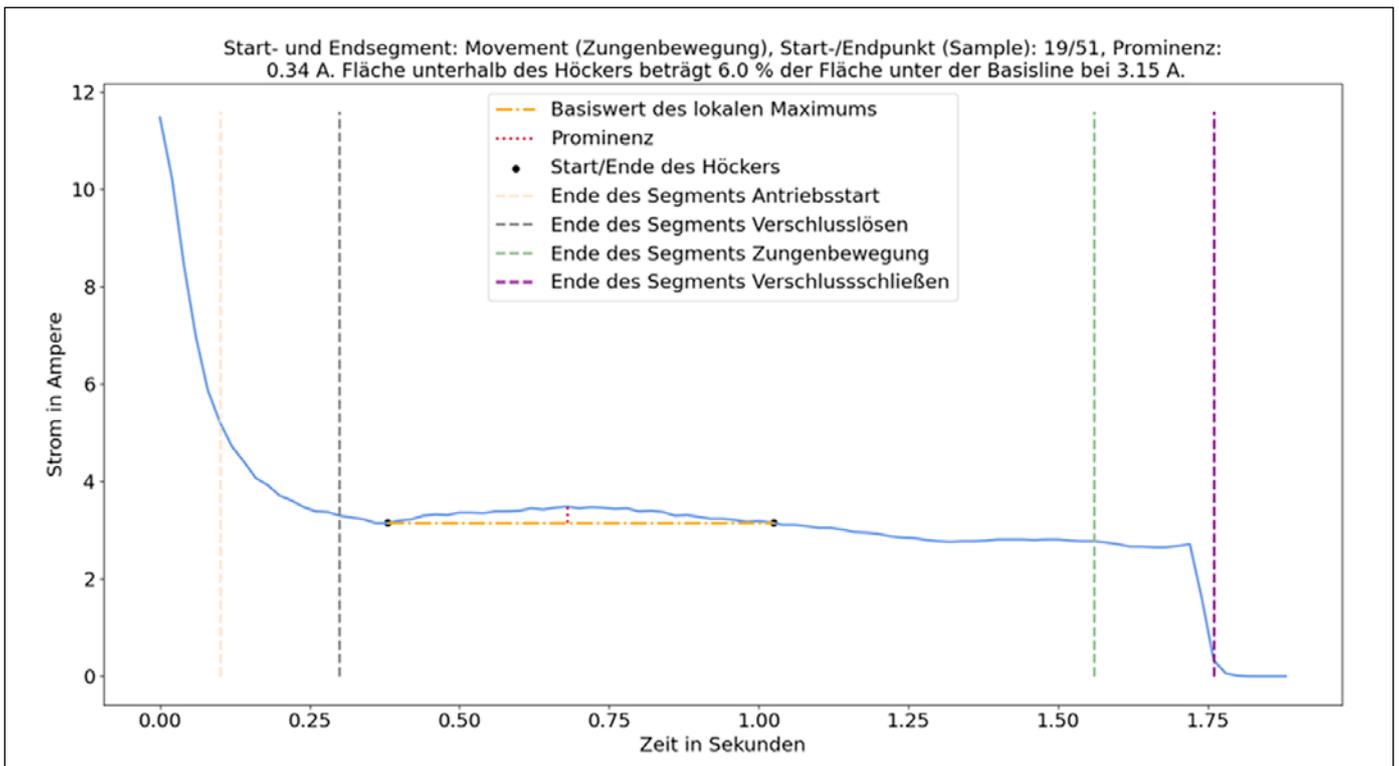


Abb. 3: Stromumlaufkurve mit Höcker im Movement-Segment (Zungenbewegung), dazugehörige relevante Merkmale (Prominenz, Basiswert, Start/Ende) bzw. Warnmeldung (s. Bildüberschrift). Senkrechte Linien zeigen die Segmente. *Quelle: DLR*

male (verschiedene sog. AD-Pipelines) sowie der Art der bereitgestellten Information (AD und spezifische Warnmeldungen). Im letzten Schritt werden Anomalien und Warnmeldungen gesammelt und über eine graphische Be-

nutzeroberfläche (GUI) den WA zur Verfügung gestellt. Über die GUI ist darüber hinaus der Zugriff auf weitere Tools und Datensätze gegeben, sodass den Experten ein komplettes Bild der betrachteten Weiche vorliegt.

Anomaliedetektion (AD)

Das derzeit umgesetzte AD-Modell beruht auf unüberwachten maschinellen Lernmethoden. Eingabe für das Modell sind aus den Kurven abgeleitete standardisierte und

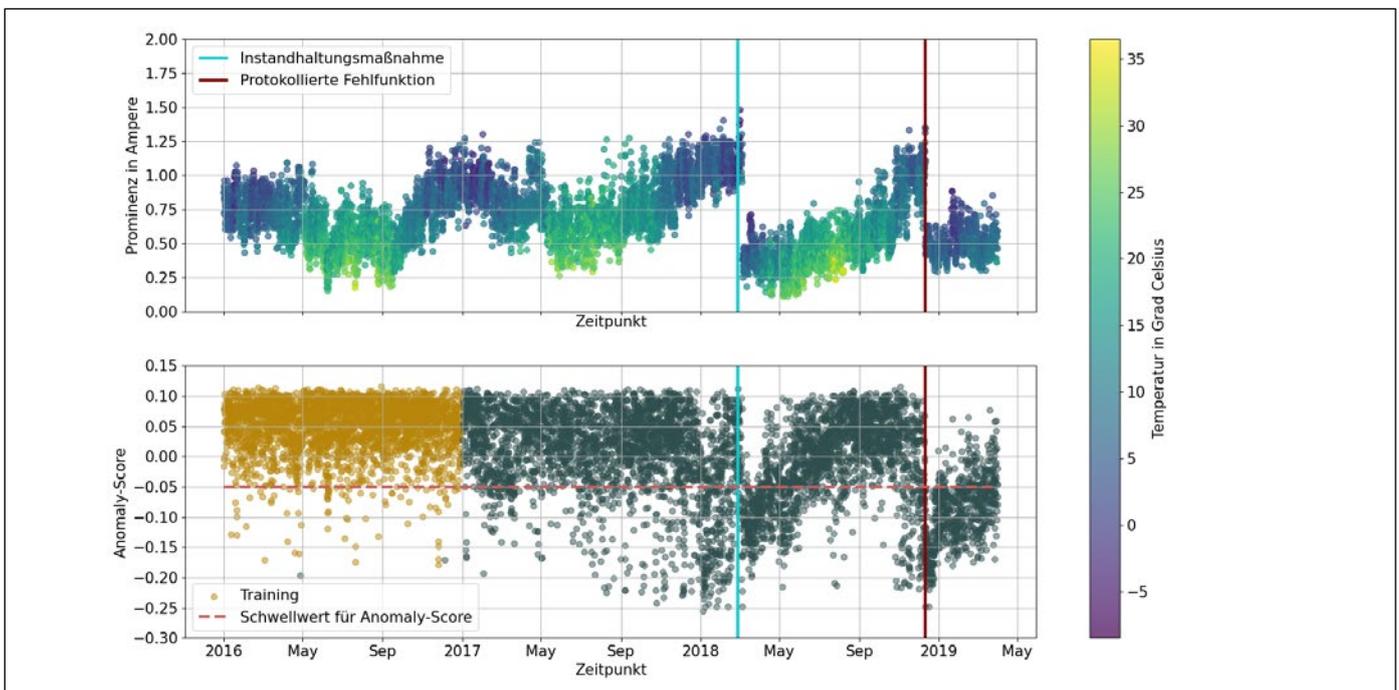


Abb. 4: Zeitliche Evolution der Prominenz von Höckern, die im Unlock-Segment (Lösen des Verschlusses) aller Kurven beginnen (o.); zeitliche Evolution des Anomaly-Scores der gesamten Kurve (u.). Trainiert wurde das AD-Modell mit Kurven aus dem Jahr 2016 (ockerfarben), wobei statistische Ausreißer aus dem Trainingsdatensatz entfernt werden. Schwellwert von -0.05 (waagerechte gestrichelte Linie). Zeitpunkte der Beauftragung einer Instandhaltungsmaßnahme und der Meldung einer Fehlfunktion der Weiche (senkrechte Linien). *Quelle: DLR*

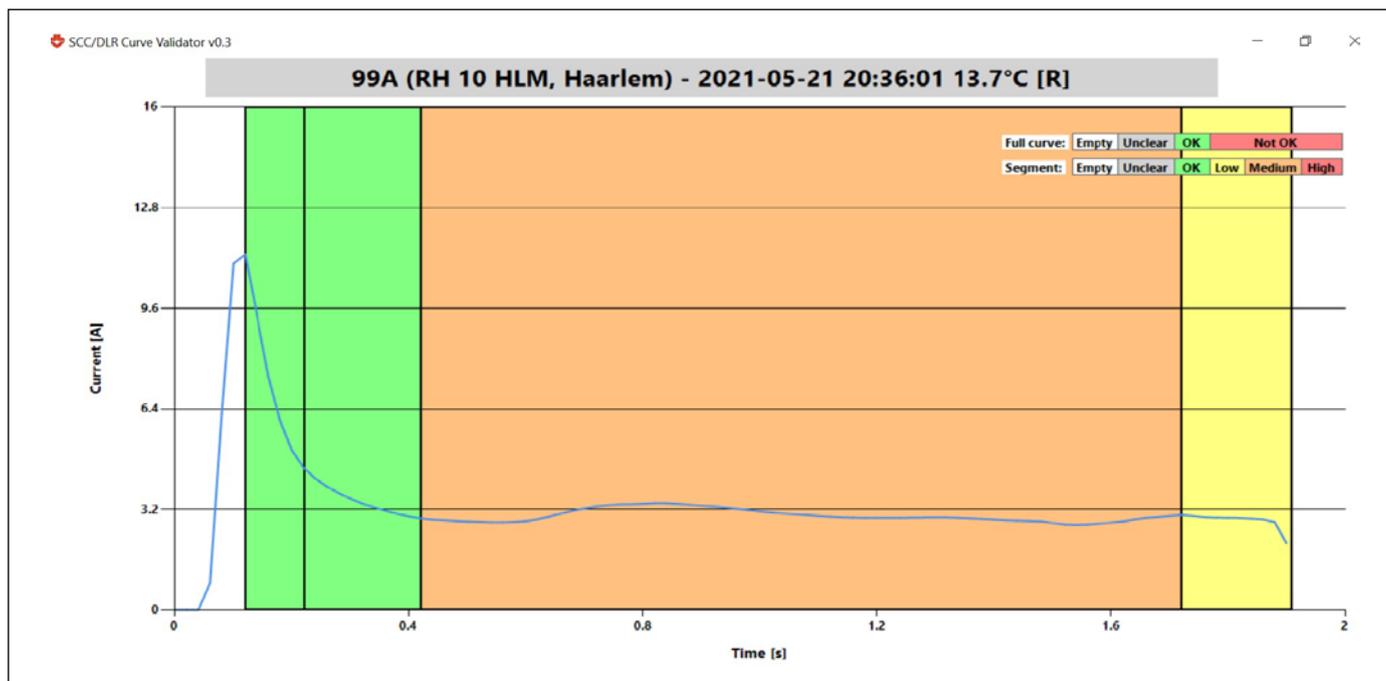


Abb. 5: GUI für die Bewertung von Kurven und Kurvensegmenten (durch Trennlinien visualisiert)

Quelle: SR

dadurch weitgehend temperaturunabhängige Merkmale (z.B. der Medianwert der Kurve, vgl. [6]). Das Modell muss zunächst auf historischen normalen Kurven trainiert werden, die über einen möglichst weiten Temperaturbereich gemessen wurden. Mit normalen Kurven sind hier Kurven gemeint, die das typische Verhalten einer Weiche darstellen – im Gegensatz dazu sind anormale Kurven solche, die untypisches Verhalten darstellen. Wenn eine bestimmte Fehlersignatur über einen nennenswerten Teil des Trainingszeitraums in den Kurven vorhanden und somit typisch ist, wird das AD-Modell das entsprechende Verhalten der Merkmale als normal lernen. Einmal trainiert, wird das AD-Modell rekursiv in fünf parallelen Pipelines implementiert. Hierdurch können die Fehlerart und die Ursache des Fehlverhaltens weiter eingegrenzt werden. Die Ausgabe des Modells für jedes Segment der Kurve, der sogenannte Anomaly-Score, ist ein Indikator für anomales Verhalten; dabei wird ein benutzerdefinierter Schwellwert verwendet, um die nur leicht anomalen Kurven auszu-blenden.

Modul zur Warnung vor fehlerspezifischen und betrieblichen Auffälligkeiten

Um den praktischen Nutzen der AD-Pipelines zu erhöhen, wird die Ausgabe mit Warnmeldungen über Auffälligkeiten der Kurve und deren zeitlicher Entwicklung kombiniert. Diese Warnungen basieren ebenfalls auf aus den Kurven extrahierten Merkmalen, haben jedoch zusätzlich einen direkten Bezug zu bestimmten Fehlertypen, da sie die spezifische Signatur des Fehlers erfassen (s. Abschnitt Ergebnisse). Dies erlaubt, ein feh-

lerspezifisches Muster im Weichenverhalten selbst dann zu erkennen, wenn dies über eine längere Zeit inklusive des Trainingszeitraums ein konstantes, nicht degradierendes Verhalten aufweist und somit durch unüberwachte Lernmethoden nicht als anomal identifiziert wird. Warnungen werden auch dann erzeugt, wenn Auffälligkeiten im Betrieb der Weiche auftreten, z.B. wenn die sogenannte Ruhezeit zwischen zwei konsekutiven Umläufen zu kurz ist. Dies ist in der Regel ein Hinweis darauf, dass die Weiche während dieses Zeitraums gewartet wurde, was praktisch bedeutet, dass detektierte Anomalien während dieses Wartungsfensters vernachlässigt werden können. Anders als das AD-Modell stützt sich das Warnmodul nicht auf Trainingsdaten, sondern erfordert genaues Expertenwissen und vordefinierte Parameter.

Ergebnisse

Anhand eines Beispiels wird nachfolgend die Wirkungsweise der Algorithmik innerhalb des Arbeitsablaufs im Kontrollzentrum demonstriert. Abb. 3 zeigt eine Kurve mit einem sog. Höcker, d.h. einem lokalen Anstieg des aufgenommenen Stroms, der durch einen vorübergehenden zusätzlichen mechanischen Widerstand (z.B. durch einen Grat an einem Gleitstuhl) verursacht wird, den der Motor beim Bewegen der Weichenzungen überwinden muss. Wichtige Merkmale sind Beginn und Ende des Höckers, seine Ausprägung (sog. Prominenz) und der zugehörige Basiswert. Je nach Segment, in dem sich ein Höcker befindet (mehrere Segmente können betroffen sein), liegt eine andere Ursache zugrunde. Abb. 4 (oben) zeigt den zeitlichen Verlauf des Prominenzwertes von detektierten Höckern

mit Start im Unlock-Segment (Lösen des Verschlusses), die bei 99,92 % aller erfassten Kurven zwischen 2016 und April 2019 für diese Weiche und diese Bewegungsrichtung erkannt wurden. Es ist zu sehen, dass die Höcker über mehrere Jahre präsent waren und dass die Prominenz eine systematische Temperaturabhängigkeit besitzt (die Prominenz ist größer, je kälter die Lufttemperatur). Vergleicht man die Datenpunkte im Bereich kalter Temperaturen Anfang 2016, 2017 und 2018, so sieht man, dass die Prominenz über die Jahre steigt, bis Anfang 2018 eine Instandhaltungsmaßnahme durchgeführt wird. Zu diesem Zeitpunkt ändern sich die Werte der Prominenz abrupt, steigen anschließend jedoch wieder, bis Ende 2018 eine Fehlermeldung ausgelöst wird. Nach der Behebung finden sich deutlich reduzierte Prominenzwerte, was aus Instandhaltungssicht wünschenswert ist.

Abb. 4 (unten) zeigt den zugehörigen zeitlichen Verlauf des Anomaly-Scores für die gesamte Kurve. Alle nicht herausgefilterten (s. Beschreibung der Abb. 4) erfassten Kurven im Jahr 2016 gehören zum Trainingsdatensatz des AD-Modells. Das Modell beurteilt deswegen Höcker, die im Unlock-Segment starten und Prominenzwerte von bis ca. 1 Ampere haben, als normal. Bis Ende 2017 ist der Anteil an Anomalien (Punkte unterhalb der gestrichelten Linie) nicht viel größer als im Trainingsjahr. Im ersten Quartal 2018 bis zur Instandhaltungsmaßnahme steigt der Anteil detektierter Anomalien, vermutlich verknüpft mit im Vergleich zum Trainingszeitraum gesteigener Prominenz des Höckers. Zum Zeitpunkt der Instandhaltungsmaßnahme ist ein deutlicher Sprung im Verlauf

erkennbar – sowohl bei Prominenz (Abb. 4, oben) als auch beim Anomaly-Score (Abb. 4, unten) – vermutlich verursacht durch die Änderungen, die die Instandhaltungsmaßnahme im Verhalten der Weiche verursacht hat. Im Sommer 2018 ist der Anteil der Anomalien wieder geringer, erhöht sich jedoch wieder kurz vor der Ende 2018 aufgetretenen Fehlfunktion. Die Arbeiten an der Weiche zur Behebung der Fehlfunktion führten dazu, dass das mit den Daten von 2016 trainierte Modell nahezu alle nachfolgend erfassten Kurven als anormal bewertet.

Anhand dieses Beispiels kann man erkennen, dass das AD-Modell Anomalien detektiert, wenn sich der Prominenzwert der Höcker in Bezug auf den Trainingsdatensatz zu ändern beginnt, d.h. die Ausgabe des AD-Modells ist ein allgemeines Maß für Änderung. Das Warnmodul sendet detaillierte Informationen bezüglich des Vorhandenseins von Höckern, selbst wenn diese das typische Verhalten dieser Weiche darstellen und daher nicht mit anormalem Verhalten in Bezug auf den verfügbaren Trainingszeitraum verbunden sind. Der WA kann fundierte Entscheidungen bezüglich der Wartung unter Berücksichtigung der Entwicklung der Variablen treffen, die mit dem Funktionszustand der Weiche verbunden sind.

Im Dialog mit den Experten

Für die Bewertung und Ableitung von Leistungskennzahlen für die oben beschriebene Methodik benötigt man zahlreiche mit dem tatsächlichen Zustand der Weichen annotierte Kurven (sog. Ground-Truth-Datensatz). Eine Validierung der Ergebnisse durch die WA ist notwendig, um z. B. bestimmte Parameter oder Schwellwerte im Arbeitsablauf anzupassen. Es ist wichtig, dass die WA nicht zu viele Warnungen bzw. Anomalien angezeigt bekommen, sondern die Ausgaben der Modelle an deren Kapazitäten angepasst sind, sodass die dringendsten Fehler identifiziert und behandelt werden können. Außerdem ist eine positive Bewertung der Zuverlässigkeit der Modelle durch die WA wichtig, um Vertrauen in die AD und die Warnungen zu gewinnen.

Eine erste umfassende Validierung der Methodik wird in naher Zukunft durchgeführt. Die WA interagieren dazu mit einer speziell für diesen Zweck programmierten GUI (Abb. 5), welche nacheinander und in randomisierter Reihenfolge eine Auswahl historischer Kurven präsentiert und verschiedene farbcodierte Bewertungsoptionen für die Kurve und ihre Segmente zur Auswahl stellt. Die Bewertung der WA wird dann mit der Ausgabe des AD-Modells verglichen und auf Übereinstimmung geprüft. Man kann erwarten, dass z. B. für Weichen, bei denen über einen langen Zeitraum Höcker auftraten (wie im Beispiel Abb. 3), die Einschätzung des WA nicht mit der Ausgabe des AD-Modells über-

einstimmen wird. Wenn die analysierte Kurve einen Höcker hat, wird der Analyst wahrscheinlich auswählen, dass das Segment oder die Segmente, über die sich der Höcker erstreckt, sowie die gesamte Kurve nicht o.k. sind. In diesem Beispiel sieht das AD-Modell das Vorhandensein von Höckern jedoch als normales Verhalten an, da es mit solchen Daten trainiert wurde. Weiterhin kann der Vergleich zwischen Warnungen und der Analytenseinschätzung hilfreich sein, um zu definieren, ob bzw. wie Schwellwerte angepasst werden müssen.

Langfristig soll die Bewertung von Kurven durch WA online und vergleichbar zu der hier vorgestellten, prototypischen Einbettung und GUI-Interaktion erfolgen. Einerseits sollen so die WA in ihrer täglichen Arbeit unterstützt werden: Die eingegebenen Informationen können dann im System gespeichert und zu einem späteren Zeitpunkt abgerufen und genutzt werden, was Wartungsentscheidungen durch die Möglichkeit zur Verwendung einer Bewertungshistorie unterstützt. Andererseits bietet eine langfristige Einbettung der Kurvenbewertung in den Alltag der WA die Möglichkeit, die vorgestellte Methodik und Weiterentwicklungen kontinuierlich zu validieren und zu verbessern.

Fazit

Unüberwachte Lernmethoden zur AD von Weichenzustands-Überwachungsdaten ermöglichen die Erfassung komplexer Zusammenhänge sowie unbekannter Fehler oder Fehlerkombinationen, die jedoch oftmals nur eingeschränkt interpretierbar sind. Vor diesem Hintergrund wurde von DLR und SR ein Arbeitsablauf entwickelt, welcher AD-Methoden mit einem Modul kombiniert, das Warnungen auf Basis der Identifikation von spezifischen, durch WA definierten Fehlersignaturen in Stromlaufkurven in realer Betriebsumgebung generiert. Hierdurch können die Interpretierbarkeit der Ergebnisse und die Zuverlässigkeit der Fehlererkennung erhöht werden.



Dr. Daniela Narezo Guzman

Wiss. Mitarbeiterin
Institut für Verkehrssystemtechnik
Deutsches Zentrum für Luft und
Raumfahrt e.V. (DLR), Berlin
daniela.narezoguzman@dlr.de



Dr. Norman Weik

Wiss. Mitarbeiter
Institut für Verkehrssystemtechnik
Deutsches Zentrum für Luft und
Raumfahrt e.V. (DLR), Braunschweig
norman.weik@dlr.de

Aktueller Fokus der Arbeiten ist die Verfeinerung der Merkmale von relevanten Signaturen (z. B. Höckern), welche auf von WA als hochrelevant eingestufte Fehlertypen hindeuten. Weiter wird gegenwärtig eine erste Validierung der Ergebnisse für ausgewählte Kurven von zehn Weichen aus einem Zeitraum von über zwei Jahren durchgeführt. Somit kann ein umfassenderes und für WA leichter interpretierbares Bild des Weichenzustands erreicht werden. ■

Danksagung

Dieses Projekt wurde durch das Shift2Rail Joint Undertaking (JU) finanziert (Grant Agreement No. 881574). Das JU erhält Unterstützung vom Forschungs- und Innovationsprogramm Horizon 2020 der Europäischen Union (EU) sowie weiteren Mitgliedern des JU Shift2Rail neben der EU.

QUELLEN

- [1] INNTRACK (2009): Deliverable 1.4.6 - A report providing detailed analysis of the key railway infrastructure problems and recommendations as to how appropriate existing cost categories are for future data collections
- [2] Deutsche Bahn AG (2020): Für bessere Pünktlichkeit...: <https://www.deutschebahn.com/resource/blob/6868306/00d5be4699441637ae4c19129e28ef99/Download-Smar-te-Weichen-Rahmenvertrag-data.pdf>
- [3] Kassa, E.; Saramota, J.; Skavhaug, A. (2021): Monitoring of Switches and Crossings/Tracks Using Smart Sensors. In: Galeazzi, R.; Kjartansson Danielsen, H.; Kjær Ersbøll, B. et al. (eds): Intelligent Quality Assessment of Railway Switches and Crossings. Springer Nature, pp 149–166
- [4] García Márquez, F. P.; Lewis, R. W.; Tobias, A. M. et al. (2008): Life cycle costs for railway condition monitoring. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 44: pp 1175–1187
- [5] INNTRACK (2009): Deliverable 3.3.2 - Available sensors for railway environments for condition monitoring
- [6] Narezo Guzman, D.; Heusel, J.; Weik, N. et al. (2022): Towards the automation of anomaly detection and integrated fault identification for railway switches in a real operational environment: (im Druck). In: *Proceedings World Congress on Railway Research 2022*
- [7] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Baasch, B. et al. (2020): Anomaly Detection and Forecasting Methods Applied to Point Machine Monitoring Data for Prevention of Railway Switch Failures. In: Ball, A.; Gelman, L.; Rao, B.K.N. (eds): *Advances in Asset Management and Condition Monitoring*, vol 166. Springer International Publishing, Cham, pp 307–318



Dr. Judith Heusel

Wiss. Mitarbeiterin
Institut für Verkehrssystemtechnik
Deutsches Zentrum für Luft und
Raumfahrt e.V. (DLR), Braunschweig
judith.heusel@dlr.de



Douwe Buursma

Datenanalytiker
Strukton Rail, NL-Maarssen
douwe.buursma@strukton.com