

Modellierung und Simulation atypischer Merkmale bei Weichenstellstromkurven

Modelling and simulating the atypical features of switch engine current curves

Thorsten Neumann | Judith Heusel | Miguel del Alamo Ruiz | Daniela Narezo Guzmán | Susanne Reetz

Störungen elektromechanischer Weichen lassen sich oft anhand des zeitlichen Verlaufs der Motorstellstromaufnahme erkennen und analysieren. Die mathematische Beschreibung der Stellstromkurven anhand geeigneter statistischer und geometrischer Merkmale ist die Basis für eine fortschreitende Digitalisierung und Automatisierung der Prozesse zur Zustandsdetektion und Fehlerdiagnose. Der vorliegende Beitrag zeigt aktuelle Ansätze und diskutiert die Chancen und Herausforderungen der synthetischen Erzeugung von Daten mittels merkmalsbasierter Modelle für normale und anormale Stellstromkurven.

1 Einleitung und Motivation

Weichenstellstromkurven, wie sie inzwischen für viele Weichen im deutschen und europäischen Schienennetz kontinuierlich erfasst und aufgezeichnet werden [1], sind eine wichtige Datenquelle für die Weichenzustandsüberwachung und -diagnose im alltäglichen Bahnbetrieb. Abhängig vom Zustand der Weiche und deren Komponenten können diese Stellstromkurven eine Vielzahl von Auffälligkeiten aufweisen und damit Aufschluss über mögliche Primärfehler im Weichensystem geben. Externe Faktoren (z. B. Temperatur) beeinflussen die Form der Kurven zusätzlich [2]. Neben der heute üblichen manuellen Auswertung der Kurven durch geschultes Wartungspersonal bieten Verfahren zur Anomaliedetektion [3] und geeignete Diagnosemodelle [4] die Chance, zumindest Teile der Datenanalyse zu automatisieren und damit Wartungsaufwände und -kosten für eine flächendeckende Überwachung zu reduzieren bzw. die Effizienz zu erhöhen. In diesem Zusammenhang gewinnt die automatische Erfassung der Formeigenschaften der Stromkurven immer mehr an Bedeutung und ergänzt die bisher zur Anomaliedetektion verwendeten rein statistischen Kenngrößen. Diese geometrischen Kurvenmerkmale lassen sich dabei oft leichter physikalisch interpretieren und so besser konkreten Fehlern im Weichensystem zuordnen.

Diagnosemodelle, wie in [5], verwenden daher vor allem solche Merkmale als Evidenz. Jedoch ist deren formale mathematische Beschreibung einschließlich geeigneter Berechnungsvorschriften nicht trivial, wenn auch bei (hochgradig) atypischen Stellstromkurven mit sich ggf. überlagernden Auffälligkeiten zuverlässige Ergebnisse möglich sein sollen. Umgekehrt ist die computergestützte Berechnung, wie sie in Abschnitt 2.3 exemplarisch skizziert wird, eine unumgängliche Voraussetzung für die Integration der genannten Diagnosemodelle und ähnlicher Verfahren in einen operativen, automatisierten Prozess [6].

Die mathematische Präzisierung atypischer, vor allem geometrischer Merkmale kann ferner den Weg zu einer synthetischen Erzeu-

The current curves of point machines are a good indicator for identifying and analysing any faults in electro-mechanical switches. The mathematical representation of current curves based on their statistical and geometrical features is therefore essential for the ongoing digitalisation and automation of processes such as condition monitoring and fault diagnosis. This contribution presents recent results with regard to current curve modelling and discusses the chances and challenges of synthetically generating data using feature-oriented models for normal and abnormal current curves.

1 Introduction and motivation

Engine current curves, of the type continuously recorded for many point machines in both Germany and Europe [1], constitute an important data source for monitoring railway switches in daily operation. The current curves may include various possible abnormal features depending on the condition of the switch and its components. When taking external influences such as temperature or other factors [2] into account, these abnormalities often become good indicators of specific (primary) faults in the switch system. However, analysing current curves in this way is still difficult and usually requires qualified maintenance engineers and switch experts. Algorithms and models for anomaly detection [3] and diagnosis [4] were developed in the past in order to reduce the efforts and costs associated with area-wide switch monitoring. Within this context, modelling the shape properties of the current curves as “geometrical” features with better physical interpretability more and more complements the basic statistical time series features of the current curves used to date.

In fact, diagnostic models like those in [5] explicitly take geometrical features as evidence for reasoning. It is not trivial, however, to come up with a precise mathematical description (together with valid algorithms for their calculation) for all the relevant geometrical features. This especially holds, if the current curves are highly abnormal with potentially overlapping abnormal features. On the other hand, computer-based calculation (as exemplarily discussed in Section 2.3) is crucial for the integration of the diagnostic models mentioned above (or similar tools) into an operational and automatic process [6].

At the same time, mathematically strict descriptions of not only basic statistical, but also geometrical features potentially (i.e. with all due care) pave the way to synthetically generat-

gung auch auffälliger Stellstromkurven mittels Simulation eröffnen. Gerade wo aktuell und auf absehbare Zeit noch keine hinreichende Realdatenbasis vorhanden ist (vgl. [7]), soll damit die Grundlage für einen verstärkten Einsatz klassischer Ansätze des maschinellen Lernens im Bereich der Detektion und Klassifizierung von Weichenfehlern geschaffen werden.

Die folgenden Abschnitte einschließlich der Auswahl der Beispiele in Abschnitt 2 sowie der skizzierten Ansätze zur Simulation von Weichenstellstromkurven in Abschnitt 3 basieren maßgeblich auf der Analyse von Daten des Messsystems POSS [8] des niederländischen Infrastrukturdienstleisters Strukton Rail, wie sie u.a. im Rahmen des EU-Projekts In2Smart2 [9] für eine Vielzahl von sogenannten NSE-Weichen (NSE = Nederlandse Spoorwegen Elektrisch) bereitgestellt wurden. Es sei darauf hingewiesen, dass sich Form und Gestalt der Stellstromkurven je nach Modell, Hersteller oder Bauart des Weichenantriebs ggf. in Abhängigkeit vom Weichentyp unterscheiden.

2 Merkmale von Stellstromkurven

Die genaue Form gemessener Weichenstellstromkurven steht in engem Zusammenhang mit zahlreichen potenziellen Fehlerquellen des elektromechanischen Weichensystems. Verschiedene mechanische Widerstände lassen sich dabei z.B. oft durch erhöhte Stromstärken in bestimmten Bereichen der Kurve erkennen, während plötzliche Einbrüche der Stromstärke z.B. auf Probleme mit elektrischen Kontakten oder eine instabile Stromversorgung hindeuten können. Angesichts der Vielzahl möglicher, sich ggf. sogar überlappender Kurvenmerkmale erfordert die computergestützte Fehlerdetektion und -diagnose daher eine umfassende mathematische Beschreibung der statistischen und geometrischen Merkmale der Messkurven. Hinzu kommt, dass externe Einflussfaktoren wie Witterung und Temperatur oder Wartungseffekte berücksichtigt werden müssen (vgl. [10]).

Für die im Folgenden betrachteten NSE-Weichen stellt sich bei den Stellstromkurven im Normalfall über die Dauer des Weichenumlaufs von ca. 1,5 Sekunden ein Verlauf wie in Bild 1 skizziert ein: Nach dem Anlaufen des Motors nimmt die Stromstärke bis zum Ende der Entriegelung zunächst schnell ab, verharrt während des Umlaufs beider Zungen auf annähernd konstantem Niveau und fällt nach dem Verriegeln wieder auf (nahezu) null Ampere. Insbesondere die phasenbasierte Unterteilung der Stellstromkurven ist sehr nützlich bei der Modellierung und Berech-

ing abnormal, but realistic current curves via simulation (see Section 3). If successful, this could help overcome the common lack of suitable training and validation data (cf. [7]) for more effectively using machine learning within the context of detecting and classifying faults in the switch system based on current curve monitoring.

The discussions and examples provided in the following sections are mainly based on an analysis of current curve data provided for a number of NSE switches (NSE = Nederlandse Spoorwegen Elektrisch) by the Dutch company Strukton Rail via their POSS measurement system [8] within the context of the EU's In2Smart2 [9] project. Needless to say, the shape of the current curves may vary depending on the specific engine model and/or manufacturer as well as on the switch type in general.

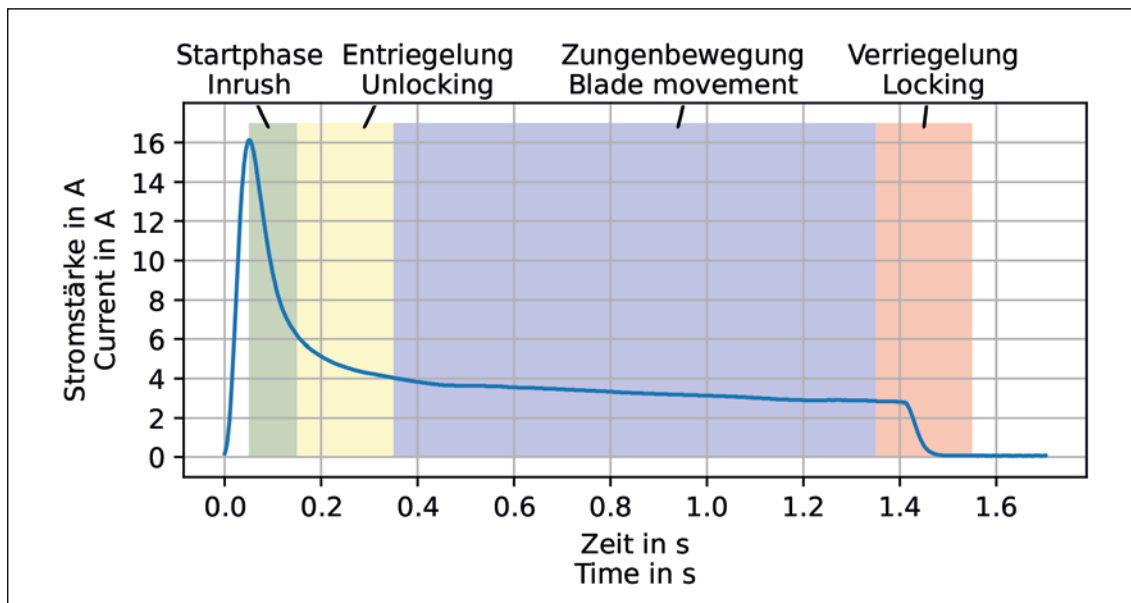
2 The features of current curves

The exact shape of the measured current curves is strongly related to numerous potential sources of error in the electro-mechanical system of a switch. Various forms of mechanical resistance are often represented by an increased current in some segments of the curve while sudden dips could indicate instabilities in the power supply, for instance. The large number of possible and sometimes overlapping faults means that a comprehensive mathematical representation of the current curves via statistical and geometrical features is required for automatic fault detection and diagnosis. Variations or changes in the curves depending on external influencing factors like the weather, as well as maintenance effects, have to be taken into account (cf. [10]).

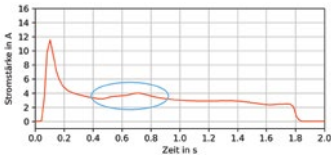
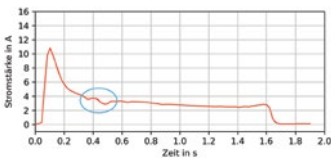
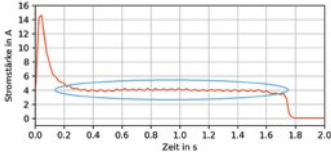
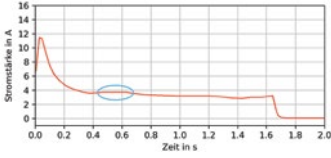
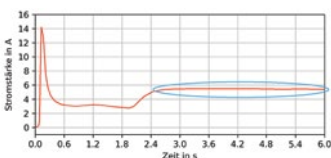
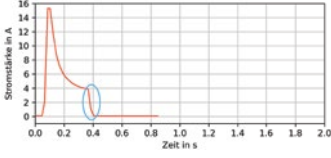
The current curves for NSE switches usually have a duration of about 1.5 seconds with the shape depicted in fig. 1: after the inrush peak, the current (measured in Amperes) quickly decreases up to the end of the unlocking phase. Then, it remains more or less constant during the movement phase and drops down to zero after the locking. The segmentation of current curves according to the aforementioned four phases (i.e., in-rush, unlocking, blade movement and locking) is quite helpful when deriving meaningful features. The way to use such

Bild 1: Typische NSE-Weichenstellstromkurve

Fig. 1: A typical NSE current curve



Tab. 1: Übersicht diagnoserelevanter geometrischer Merkmale von NSE-Stellstromkurven

	<p>Merkmal / Merkmalsgruppe: > Buckel</p> <p>Verbale Beschreibung: > Buckelartige Erhöhung der Stromstärke gegenüber der Normalkurve > Mehrere (auch überlappende) Buckel möglich</p> <p>Mögliche Interpretation / Fehlerquellen (Auswahl): > Erhöhter mechanischer Widerstand im Weichenstellvorgang > Abhängig von betroffener Phase sind zahlreiche Ursachen denkbar, z.B. falsch eingestellte Zungenroller, Verschmutzungen, schwergängiger Antrieb, ...</p>
	<p>Merkmal / Merkmalsgruppe: > Einbrüche</p> <p>Verbale Beschreibung: > Kurzzeitiger Abfall der Stromstärke im Kurvenverlauf in unterschiedlichem Ausmaß</p> <p>Mögliche Interpretation / Fehlerquellen (Auswahl): > Wackelkontakt in der Elektrik > Instabilität der Stromversorgung (insbesondere bei Ankopplung mehrerer Weichen)</p>
	<p>Merkmal / Merkmalsgruppe: > Kleine Variationen</p> <p>Verbale Beschreibung: > Oszillationen / zackiger Kurvenverlauf</p> <p>Mögliche Interpretation / Fehlerquellen (Auswahl): > Periodische Widerstände im Antrieb (Lager, Zahnräder) > Verschleiß elektrischer Kontakte im Elektromotor (Kohlebürsten)</p>
	<p>Merkmal / Merkmalsgruppe: > Temporäre Flachstellen</p> <p>Verbale Beschreibung: > Zeitweise konstante Stromstärke als Teil eines Buckels</p> <p>Mögliche Interpretation / Fehlerquellen (Auswahl): > Durchrutschen der Kupplung (z.B. aufgrund eines mechanischen Widerstands) > Stromstärkeniveau oder auch Fehlen der Flachstelle gibt Aufschluss über Zustand der Kupplung (zu frühes/ zu spätes Durchrutschen)</p>
	<p>Merkmal / Merkmalsgruppe: > Dauerhafte Flachstelle (auf hohem Niveau)</p> <p>Verbale Beschreibung: > Anstieg der Stromstärke auf hohes Niveau, danach konstant</p> <p>Mögliche Interpretation / Fehlerquellen (Auswahl): > Mechanische Blockade der Weiche, dadurch anhaltendes Durchrutschen der Kupplung bis zum Abbruch des Weichenstellversuchs > Abhängig von betroffener Phase sind zahlreiche Ursachen denkbar, z.B. Verklebung eines Schottersteins, ...</p>
	<p>Merkmal / Merkmalsgruppe: > Unvollständige Kurven</p> <p>Verbale Beschreibung: > Vorzeitiger Abbruch oder anderweitig unvollständige Stellstromkurve</p> <p>Mögliche Interpretation / Fehlerquellen (Auswahl): > Unvollständiger Weichenumlauf, da Weiche zuvor nicht in Ausgangslage war > Kurzschluss > Durchbrennen der Sicherung aufgrund anhaltend hoher Stromstärken (z.B. im Zusammenhang mit zu spätem Durchrutschen der Kupplung) > Fehler in der Messdatenaufschreibung/-übertragung</p>

nung geeigneter und für die Diagnose aussagekräftiger Merkmale. Die Verwendung dieser Merkmale für Zwecke der Anomaliedetektion und -diagnose ist ausführlicher in [6] beschrieben. Ein möglicher, auf dynamischer Zeitnormierung basierender Ansatz zur automatischen Segmentierung von Weichenstellstromkurven ist zudem in [5] skizziert.

2.1 Statistische Merkmale

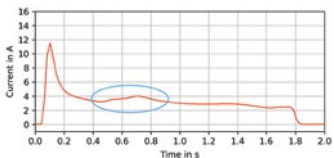
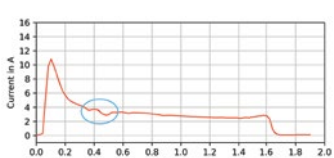
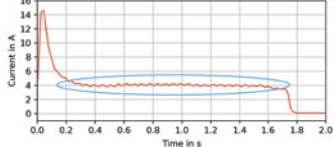
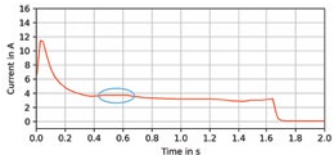
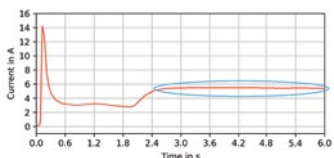

Statistische Merkmale verwenden einfache mathematische Kenngrößen der als Zeitreihe aufgefassten Stellstromkurven und sind daher leicht zu implementieren. Dabei können die Merkmale in vorteilhafter Weise sowohl für die jeweilige Kurve als Ganzes als auch pro Segment (d. h. Startphase, Entriegelung, Zungenbewegung und Verriegelung) berechnet werden. Einige Merkmale haben sich als gut geeignet zur Klassifikation von Stellstromkurven im Sinne der Anomaliedetektion (vgl. [11]) erwiesen. Eine aktuelle Implementierung, wie sie derzeit im

features for the purposes of anomaly detection and diagnosis is described in [6] in more detail. Furthermore, a possible approach to automatically segmenting current curves based on dynamic time warping can be found in [5].

2.1 Statistical features

Statistical features are based on simple mathematical quantities for the given time series and are thus easy to implement. They can be computed for the current curve in total or separately for each of its segments (i.e. inrush, unlocking, blade movement and locking) to better capture its phase-specific properties. Some of these features have been shown to be good indicators when trying to classify current curves into normal and abnormal ones (cf. [11]). A present realisation of this approach used by Strukton Rail in pilot operations (cf. [3]) is

Tab. 1: An overview of the relevant geometrical features of NSE current curves for diagnostic purposes

	<p>Feature (group): > Humps</p> <p>Verbal description: > Hump-like increase of the current in comparison to the normal curve > Multiple and overlapping humps are possible</p> <p>Possible interpretation / primary faults (selection): Increased mechanical resistance during the switch movement > Depending on the curve segment, various faults are possible, e.g. misadjusted rollers, pollution, tight engine, ...</p>
	<p>Feature (group): > Dips</p> <p>Verbal description: > Short decrease in the current > Amplitude may vary</p> <p>Possible interpretation / primary faults (selection): > Loose electric contact > Instable power supply (in particular in the case of multiple switches connected to the same power supply)</p>
	<p>Feature (group): > Small fluctuations</p> <p>Verbal description: > Oscillations/edgy curve</p> <p>Possible interpretation / primary faults (selection): > Periodic resistance inside the engine (bearings, gears) > Wear of electrical contacts in the motor (carbon brushes)</p>
	<p>Feature (group): > Temporary flat spots</p> <p>Verbal description: > Temporarily constant current as part of a hump</p> <p>Possible interpretation / primary faults (selection): > Slipping clutch (e.g., because of resistance at the switch mechanics) > The level of the current (or a missing flat spot in the case of high currents during the movement phase) can be an indicator of the condition of the clutch (i.e. slipping too early/ too late)</p>
	<p>Feature (group): > Persistent flat spots (at high level)</p> <p>Verbal description: > Increase in the current to a high level, then constant</p> <p>Possible interpretation / primary faults (selection): > Mechanical blockage of the switch, therefore continuous slipping of the clutch until the switch movement is aborted > Depending on the curve segment, various faults are possible, e.g., a blocking stone or other object hindering the movement, ...</p>
	<p>Feature (group): > Incomplete curves</p> <p>Verbal description: > Early drop in the current or an otherwise incomplete current curve</p> <p>Possible interpretation / primary faults (selection): > Incomplete movement when the switch blades have not been in their initial position before triggering the movement > Electrical short > Blown fuse because of sustained high currents (e.g., in combination with the clutch slipping too late) > Incorrect data logging or communication</p>

operativen Betrieb gemeinsam mit der Firma Strukton Rail getestet wird (vgl. [3]), verwendet im Kern die folgenden statistischen Kurvenmerkmale: Maximum, Minimum, Mittelwert, Median, Standardabweichung, Schiefe und Kurtosis. Hinzu kommen die Länge des Zungenbewegungssegments und der Kurve insgesamt sowie deren Integral. Durch die Differenzierung nach Phasen des Weichenumlaufs lassen sich im Falle detektierter Anomalien bereits erste Aussagen zu möglicherweise betroffenen Weichenkomponenten treffen (vgl. [6]). Eine tiefere Analyse im Sinne einer echten Fehlerdiagnose ist aufgrund der begrenzten Aussagekraft der eher unspezifischen, statistischen Merkmale jedoch meist nur eingeschränkt möglich.

2.2 Geometrische Merkmale

Statistische Merkmale spielen vor allem bei datengetriebenen Ansätzen des überwachten und unüberwachten Lernens eine Rolle.

based on the following statistical time series features: maximum, minimum, mean, median, standard deviation, skewness and kurtosis. Further used features include the duration of the movement phase as well as the (total) area under the curve. Since most of the features are considered per segment, it is not only possible to detect any anomalies, but also to get a first hint as to which switch components could have been affected in such a case (cf. [6]). However, more specific features are required for exactly identifying the root causes of any detected anomalies.

2.2 Geometrical features

The statistical features discussed above are often used in a data-driven context with supervised and unsupervised machine learning. In contrast to that, geometrical features character-

Die Charakterisierung verschiedener (visueller) Auffälligkeiten in den gemessenen Stellstromkurven mittels geometrischer Merkmale zielt hingegen auf die unmittelbare Einbeziehung von Expertenwissen in Form hybrider Modellierungsansätze, die auch bei geringerer Datenverfügbarkeit realisierbar sind. Da geometrische Merkmale unter Berücksichtigung technischen Anlagenwissens zudem meist gut physikalisch interpretierbar sind und oft in nachvollziehbarer (wenn auch selten eindeutiger) Relation zu möglichen Primärfehlern im Weichensystem stehen, eignen sie sich auch hervorragend zu Diagnosezwecken.

Ein entsprechendes Weichendiagnosemodell, welches neben diversen zusätzlichen Einflussfaktoren insbesondere geometrische Merkmale der Stellstromkurven als Evidenz verwendet, ist in seiner Grundstruktur z. B. in [5] beschrieben. Weitere Details inkl. der Ergebnisse einer szenariobasierten Evaluation und einer ersten abstrakten Modellanalyse mit Werkzeugen der Informationstheorie sollen zeitnah in einer weiteren Publikation (s. [12]) veröffentlicht werden. Mit Blick auf das genannte, gemeinsam mit Domänenexperten der Firma Strukton Rail entwickelte Modell stellt die Tab. 1 eine Übersicht und Beschreibung der nach Einschätzung der Autoren wichtigsten geometrischen Merkmale bereit.

Dabei sind die Merkmale – unterstützt durch grobe beispielhafte Zeichnungen – in erster Linie verbal beschrieben, sodass ein Mensch, der sich gemessene Stellstromkurven ansieht, grundsätzlich entscheiden kann, ob oder welche Merkmale konkret vorliegen. Jedoch ist die Charakterisierung auch in diesem Fall nicht immer eindeutig, und vor allem ist keine Automatisierung des Entscheidungsprozesses möglich. Hierfür ist zwingend deren mathematisch präzise Beschreibung einschließlich der Entwicklung zuverlässiger Berechnungsvorschriften erforderlich. Damit lassen sich dann geometrische Merkmale (ggf. auch gemeinsam mit den statistischen Merkmalen aus Abschnitt 2.1) für die Detektion auffälliger Stellstromkurven verwenden, wobei im Gegensatz zur binären Klassifikation wie in [13] (d.h. normal/anormal) in diesem Fall zusätzliche Aussagen zur Art der Auffälligkeit möglich sind (vgl. [6]). Ein Diagnosemodell wie in [5] ermöglicht unter Berücksichtigung der komplexen Abhängigkeiten der elektromechanischen Prozesse und Komponenten im Weichensystem ferner tiefergehende Analysen bezüglich der zugrundeliegenden Primärfehler.

Using the visual properties of current curves are more dedicated to hybrid models where expert knowledge (instead of data only) is a crucial element in the modelling process. This principally allows the creation of reasonable models even when respective data is missing or sparse. Moreover, geometrical features in the proposed sense are also well-suited to diagnostic purposes since they can usually be interpreted physically when taking technical knowledge about the considered assets into account. That is, relations between primary faults and specific geometrical features can often be postulated, although these relations are not unique in many cases. Therefore, diagnostic models like the ones in [5] do not only consider the influence of any relevant external factors, but also use geometrical features as evidence in a probabilistic way. Further details about the model from [5] can be found in a recently submitted manuscript (see [12]) which includes the results of a scenario-based evaluation as well as a deeper analysis of the model itself using information theory measures. Tab. 1 summarises and illustrates the most relevant geometrical features of NSE current curves from the authors' current perspective based on many discussions with domain experts from Strukton Rail during the model building process.

These verbal descriptions and exemplary illustrations should enable a human to roughly decide on the presence or absence of any such geometrical features in new current curves. Automating the process within the context of computer-based diagnostics, however, requires much stricter definitions, including explicit algorithms for computing the features that should be valid even in the case of very atypical current curves with various overlapping anomalies. As such, the geometrical features can directly complement the statistical features from Section 2.1 in the detection of anomalous current curves. Instead of a merely binary classification (cf. [13]), the geometrical features are expected to allow for more insights into the type of and reason for the anomalies (cf. [6]).

At the date of publication of this article, the mathematical modelling of the geometrical features from tab. 1 is still ongoing. Nonetheless, the following Section 2.3 is intended to present a preliminary example for a very common type of current curve anomaly.

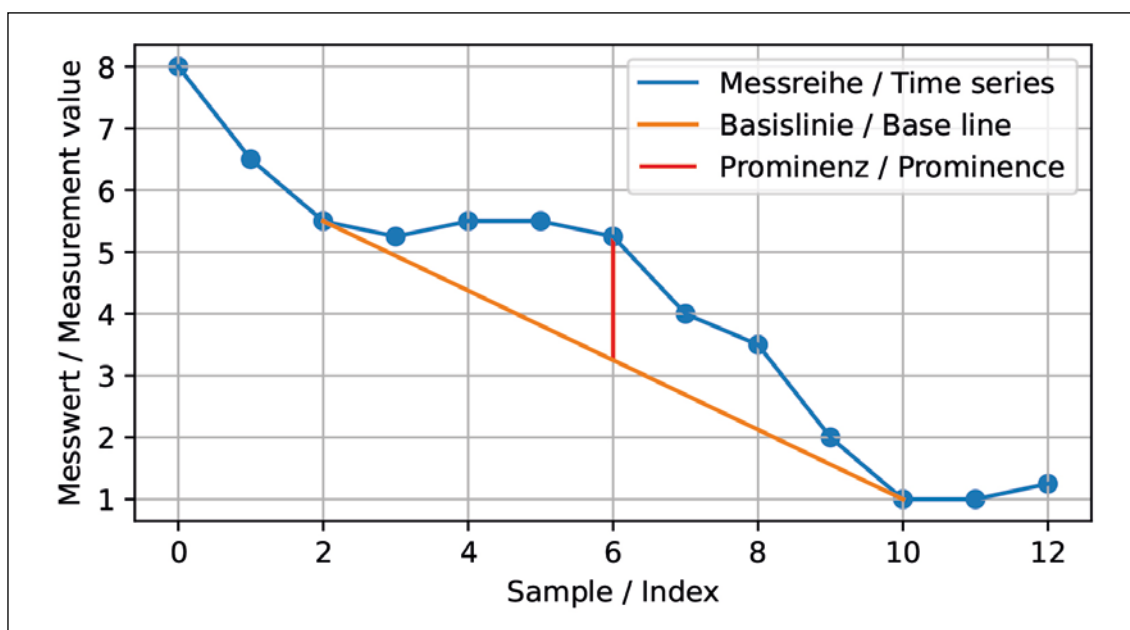


Bild 2:
Veranschaulichung der Definition eines Buckels

Fig. 2:
An illustration of the presented definition of humps

Die umfassende Modellierung der in Tab. 1 genannten geometrischen Merkmale ist zum Zeitpunkt des Erscheinens dieses Artikels zwar noch nicht abgeschlossen, im folgenden Abschnitt 2.3 soll aber zumindest kurz ein vorläufiges Beispiel skizziert werden.

2.3 Beispielhafte Modellierung eines geometrischen Merkmals

Kurze Phasen atypisch erhöhter Stromaufnahme im Kurvenverlauf („Buckel“) gehören zu den häufigsten Auffälligkeiten von Stellstromkurven und können zahlreiche Ursachen haben. Für eine Messzeitreihe (x_t) mit diskretem Zeitindex t sei ein (globaler) Buckel im Weiteren als zusammenhängende Teilzeitreihe von mindestens drei Datenpunkten derart definiert, dass mit deren Anfangszeitpunkt t_a und Endzeitpunkt t_e die Bedingung

$$x_t > x_{t_a} + \frac{x_{t_e} - x_{t_a}}{t_e - t_a} \cdot (t - t_a) \quad \text{für alle } t_a < t < t_e$$

erfüllt ist und gleichzeitig durch Hinzunahme weiterer Datenpunkte die zuvor genannte Bedingung verletzt wäre. Alle inneren Datenpunkte des Buckels liegen also oberhalb der geraden Verbindungslinie (Basislinie) zwischen $x(t_a)$ und $x(t_e)$, wobei t_a minimal und t_e maximal ist. Das Maximum der vertikalen Abstände zwischen den einzelnen Datenpunkten des Buckels und der Basislinie (Prominenz) oder alternativ die Fläche zwischen Messreihe und Basislinie sind neben weiteren denkbaren Kenngrößen hilfreiche Maße für die Ausprägtheit des Buckels. Bild 2 veranschaulicht die genannte Definition exemplarisch.

Buckel müssen demnach nicht notwendig überall konkav sein, und es können auch mehrere Buckel pro Zeitreihe auftreten. Gleichzeitig auftretende Einbrüche in den Stellstromkurven können allerdings zu einer fehlerhaften Detektion von Buckeln führen, weshalb die obige, dem aktuellen Implementierungsstand entsprechende Definition auch nur als vorläufig anzusehen ist. Dazu kommt, dass es mit dem bisherigen Ansatz notwendig ist, die Stellstromkurven am Anfang und am Ende geeignet zu beschneiden. Schon hieran zeigt sich, dass eine robuste Definition und Modellierung der in Tab. 1 zuvor verbal beschriebenen geometrischen Features keineswegs trivial ist.

Dennoch soll kurz demonstriert werden, dass bereits in der jetzigen Form Buckel und deren Entwicklung über die Zeit grundsätzlich gut erfasst werden können. Bild 3 zeigt hierzu reale Stellstromkurven einer Weiche aus den Niederlanden, bei der eine verbogene Weichenzunge über einen Zeitraum von mehreren Monaten (November 2020 bis April 2021) zunehmend zu mechanischen Spannungen beim Lösen des Weichenverschlusses und damit zu einem erhöhten Kraftaufwand im Antrieb führte. Farblich dargestellt sind ferner die Basislinien der per Algorithmus detektierten Buckel sowie die wachsende Prominenz des hier relevanten (rot hervorgehobenen) Buckels in der Entriegelungsphase. Gegebenenfalls vorhandene weitere definitionsgemäße Buckel mit einer Prominenz kleiner als 0,05 Ampere sind nicht explizit dargestellt.

3 Simulation von Stellstromkurven

Um neue Verfahren zur Anomaliedetektion und Diagnose erproben und validieren zu können, ist üblicherweise ein umfangreicher und annotierter Trainings- und Testdatensatz erforderlich. Leider fehlt in der Praxis jedoch gerade für atypische (z.T. aber auch normale) Stellstromkurven eine solche Datenbasis. So gibt es für selten auftretende Fehlermuster oder bestimmte Temperaturbereiche oft keine oder nur sehr wenige Datenbeispiele. Ein Lösungsansatz könnte es sein, fehlende annotierte

2.3 An example of geometrical feature modelling

Short periods of atypically increased values (“humps”) are one of the most common current curve anomalies and can be caused by many different things. Mathematically, given a time series (x_t) with a discrete time index t , a (global) hump can be defined as a (connected) subsequence $x(t_a), \dots, x(t_e)$ with the start point t_a and the end point t_e , such that there are at least three elements in this subsequence and

$$x_t > x_{t_a} + \frac{x_{t_e} - x_{t_a}}{t_e - t_a} \cdot (t - t_a) \quad \text{for all } t_a < t < t_e$$

while further pushing t_a to the left or t_e to the right would cause this condition to become violated. This means that all the inner points of a hump defined in this way are located above the straight (base) line between its start and end point. Fig. 2 gives a short illustration for better understanding. The maximum vertical distance between the hump and the base line (called the prominence) is a helpful quantity for rating the severity of the respective hump. Another measure, for instance, could be the area between the time series and the base line.

Obviously, humps do not necessarily have to be concave everywhere and the number of humps for a given time series is not limited to one. Dips in the current curve, however, can block the correct detection of humps based on the given definition which is therefore only a preliminary one. Also, pruning the time series at the inrush peak as well as before the final drop is required to avoid any unwanted artefacts in the hump localisation. Coming up with robust and valid models (i.e. strict mathematical definitions) for geometrical features as verbally described in tab. 1 is therefore by no means trivial.

Nonetheless, even in case of the limitations mentioned above, it is possible to demonstrate how the given definition allows trends in the current curves where humps grow over time to be automatically detected. Fig. 3 shows four chronologically ordered current curves of a real NSE switch from the Netherlands (November 2020 to April 2021) where a bent blade caused the locking mechanism to come under strain with growing tension and therefore increasing mechanical resistance during unlocking. Obviously, this is well reflected by the prominence values related to the algorithmically detected humps in the unlocking phase (marked by red base lines in the plot). Note that humps with prominences of less than 0.05 Amperes are not displayed for convenience.

3 Simulating current curves

Testing and validating new anomaly detection and diagnosis methods usually requires sufficiently large and reliably labelled training and test data sets. However, such a comprehensive pool of data is quite often missing in practice with regard to current curves. This particularly holds for current curves related to rare events or extreme temperatures where often just a few data examples are available (if at all) or when maintenance changes the switch-specific shape of a current curve calling for the timely re-training of any previously deployed anomaly detection models (cf. [14]). In order to overcome the problem of missing data, one might think about generating synthetic data through simulation. Needless to say, however, adequate mathematical models for the relevant properties of normal and abnormal current curves as discussed in Section 2 are then a crucial factor for good results.

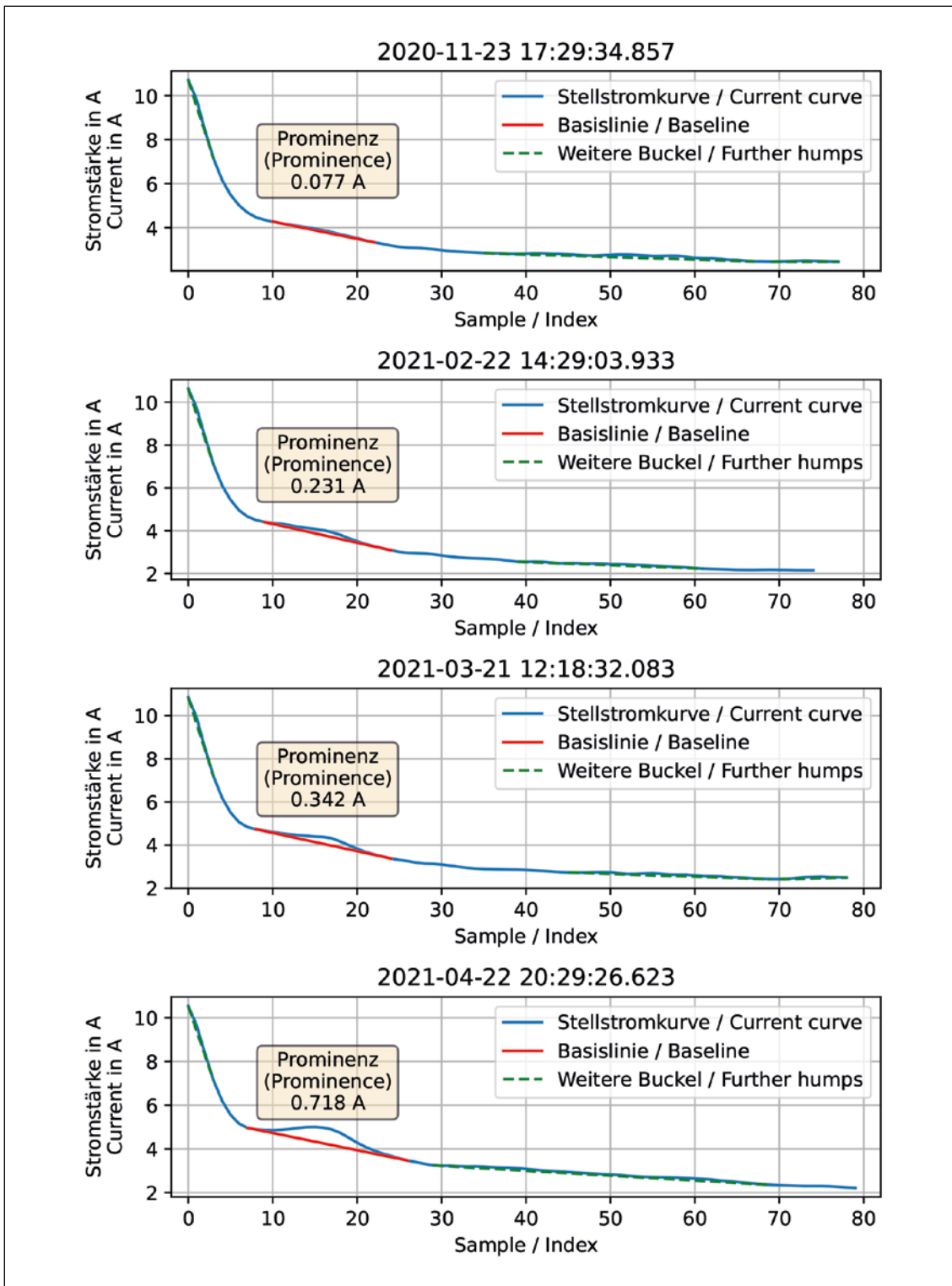


Bild 3: Beispiel eines sich über die Zeit entwickelnden Buckels in der Entriegelungsphase
 Fig. 3: An example of a deteriorating hump in the unlocking phase

Daten künstlich zu generieren. Nicht zuletzt hier spielen natürliche gute mathematische Modelle für relevante Kurvenmerkmale entsprechend Abschnitt 2 eine entscheidende Rolle. Eine realistische Simulation auch normaler Stellstromkurven hat darüber hinaus den Vorteil, dass z.B. nach Wartungseinsätzen mit daraus resultierenden plötzlichen Veränderungen des Weichenverhaltens unter Zuhilfenahme künstlich erzeugter Kurven (z.B. für kurzfristig nicht beobachtbare Temperaturbereiche) bereits nach kurzer Zeit ein ggf. erforderliches Re-Training von Modellen der Anomaliedetektion möglich ist (vgl. [14]).

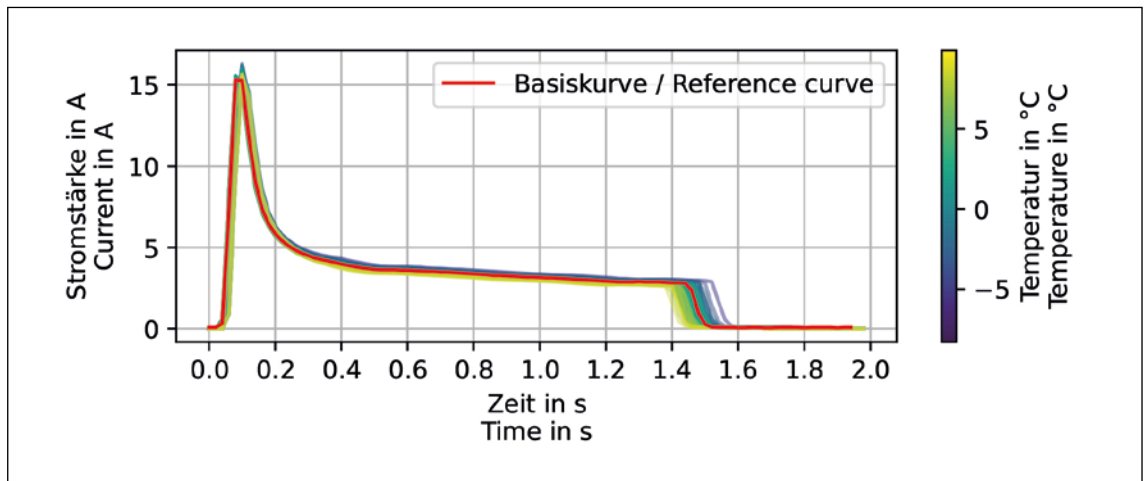
3.1 Simulating normal curves

Based on empirical data, it can be assumed that any variations caused only by temperature are well-covered by three statistical features: the curve's maximum, its median during the movement phase and its total length. Apart from that, the shape of the current curves is considered to be invariable given the same health condition of the switch.

In order to generate a synthetic curve in relation to a specific temperature, random numbers for the aforementioned features are drawn from suitable Gaussian distributions where

Bild 4: Synthetisch erzeugte, normale Stellstromkurven für verschiedene Temperaturen (Basiskurve fett dargestellt)

Fig. 4: Synthetically generated normal current curve for different temperatures (the reference curve plotted as a red line)



3.1 Simulation normaler Kurven

Der hier beschriebene Ansatz zur Simulation normaler Stellstromkurven basiert auf der durch Beobachtungen begründeten Annahme, dass deren rein temperaturabhängige Variation durch eine Kombination aus Maximum der Kurve, Median der Stromstärke während der Zungenbewegung sowie Länge der Kurve annähernd vollständig beschrieben ist. Bei ansonsten gleichem Weichenzustand ändert sich die Form der Umlaufkurve entsprechend nicht.

Zur Erzeugung einer künstlichen Stellstromkurve zu einer gegebenen Temperatur werden sodann durch zufälliges Ziehen Werte für die drei oben genannten Merkmale ausgewählt, wobei deren Verteilungsparameter zuvor z. B. unter Annahme einer Normalverteilung mit temperaturabhängigem Mittelwert aus realen Daten gelernt und ggf. mittels Extrapolation (basierend auf linearer Regression) geschätzt wurden. Anschließend wird eine im Vorhinein ausgewählte, repräsentative Basiskurve so manipuliert, dass sie hinsichtlich der drei genannten Merkmale mit den Zielwerten übereinstimmt. Hierzu wird die Kurve nach geeigneter Vorverarbeitung auf die gewünschte Länge gestreckt und anschließend an der Position des Maximums sowie während der Zungenbewegungsphase auf die gewünschten Werte skaliert. Bild 4 zeigt exemplarisch einige (normale) Stellstromkurven aus der Simulation für verschiedene Temperaturen im Vergleich zur verwendeten Basiskurve.

3.2 Simulation anormaler Kurven

Während normale Stellstromkurven – real oder simuliert – bei der Klassifizierung nach auffälligen und unauffälligen Kurven vor allem als Referenz wichtig sind, werden bei der Erprobung und Validierung neuer Verfahren zur Anomaliedetektion und Diagnose explizit auch (annotierte) anormale Kurven als Testdatensatz benötigt (Tab. 1).

Die Simulation anormaler Kurven erfolgt dabei aktuell in zwei Schritten: Zunächst wird entsprechend dem Vorgehen aus Abschnitt 3.1 eine für die gewünschte Temperatur normale Kurve erzeugt, welche dann um eine oder mehrere Auffälligkeiten erweitert wird. Auffälligkeiten können hierbei entweder durch erzwungene Abweichungen statistischer Kurvenmerkmale (z. B. Länge, Maximum) vom statistischen Normalverhalten erzeugt werden, oder sie ergeben sich aus der Manipulation einer simulierten Normalkurve durch Überlagerung mit bestimmten Fehlermustern entsprechend Tab. 1 unter Berücksichtigung der sie beschreibenden mathematischen Modelle.

Bild 5 zeigt exemplarisch einige synthetische Stellstromkurven mit jeweils einem Buckel in der Zungenbewegungsphase. Dabei kön-

the parameters (e.g., the temperature-dependent mean) have been learned in advance using real data with extrapolation based on linear regression. A carefully selected reference curve representing normal switch behaviour is then manipulated in such a way that the resulting curve perfectly agrees with these random feature values. That is to say, the base curve is stretched or compressed with regard to its length and scaled using a suitable function to exactly hit the chosen maximum at the inrush and median in the movement phase. Fig. 4 exemplarily shows some simulated (normal) current curves for different temperature values in comparison with the used reference line.

3.2 Simulating abnormal curves

While normal current curves (either real or simulated) are important as a reference when classifying new curves as normal or abnormal, systematic testing and validating methods for anomaly detection and diagnosis also require (labelled) abnormal curves representing various types of anomalies (tab. 1).

Currently, the simulation of abnormal current curves is realised as follows: first, a “normal” curve is generated for the given temperature according to the process from Section 3.1 which is secondly augmented by one or more anomalies depending on the specific requirements. This could involve forced deviations with regard to the parameters of the Gaussian distributions used for generating the “normal” curve or manipulations of the curve by means of its superposition with given anomaly patterns as in tab. 1. Here, mathematical models for formally describing the relevant geometrical feature (cf. Section 2.3) once again become important.

Fig. 5 exemplarily shows synthetic current curves for different temperatures based on the same reference curve as before, but all now with a hump in the movement phase. Note that parameters such as the length, location or prominence of such a hump can be varied freely within the simulation so that any further temperature dependencies or degradation effects, as in the example from Section 2.3, can be explicitly modelled. The detailed shape of the hump is defined more or less randomly or by a given function within this context. With regard to future versions, the hump shapes are further intended to be extracted from real data including valid estimates of the statistical distribution of the relevant shape parameters not only for humps, but for all types of anomalies. Needless to say, miss-

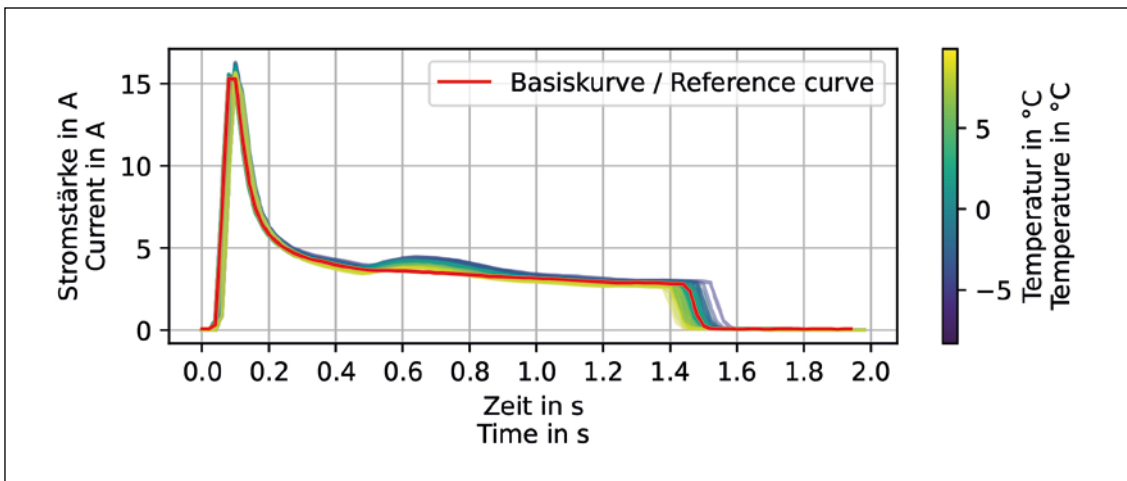


Bild 5: Synthetisch erzeugte, anormale Stellstromkurven für verschiedene Temperaturen (Basiskurve fett dargestellt)

Fig. 5: Synthetically generated abnormal current curve for different temperatures (the reference curve plotted as a red line)

nen in der Simulation insbesondere Parameter wie Länge, Position oder Prominenz der Buckel frei variiert werden, sodass Temperaturabhängigkeiten oder Degradationseffekte wie im Beispiel aus Abschnitt 2.3 explizit abgebildet werden können. Herausforderungen bestehen in der Ermittlung realistischer Form- und Eingangsparameter für die zu simulierenden Fehlermuster, dies insbesondere vor dem Hintergrund einer fehlenden oder nur schwachen Datengrundlage.

3.3 Grenzen des Simulationsansatzes / Diskussion

Erste Untersuchungen haben gezeigt, dass mit den zuvor beschriebenen Verfahren zur Simulation von Stellstromkurven eine Vergrößerung der Datenbasis sowie die Reproduktion vorhandener Datensätze grundsätzlich gut möglich ist. Auch die Extrapolation auf nicht beobachtete Temperaturbereiche liefert realistische Ergebnisse, hat jedoch gewisse Grenzen (vgl. [14]). Ungeachtet dessen darf natürlich ein grundsätzliches Problem in Bezug auf die Validität der Simulation nicht unberücksichtigt bleiben: Da diese insbesondere im Fall anormaler Kurven häufig auf wenigen realen Datenbeispielen basiert, ist eine umfassende Validierung nur eingeschränkt möglich. Wären hinreichend annotierte Validierungsdaten vorhanden, könnte man diese auch direkt zum Trainieren geeigneter Detektions- und Diagnosemodelle verwenden und bräuchte unter Umständen gar keine Simulation. Die unhinterfragte Verwendung synthetischer Stellstromkurven für KI-basierte Methoden birgt damit die Gefahr, dass in der Simulation unzureichend berücksichtigte Auffälligkeiten und Fehler am Ende auch bei der Detektion unerkannt bleiben oder zu unerwünschten Nebeneffekten führen. Um dieses Risiko zu minimieren, erfolgt die Bewertung der Simulation nicht nur mittels sorgfältiger Anwendung statistischer Testverfahren (vgl. [14]), sondern bindet stets auch direktes Expertenfeedback aus der Praxis eng mit ein.

Dabei ist wichtig, dass bei den simulierten Kurven eine gewisse Variabilität hinsichtlich der verwendeten Parameter und Formen gegeben sein muss, um zum einen eine Überanpassung der Modelle und Algorithmen zu vermeiden und gleichzeitig zufällige Variationen in den Realdaten hinreichend abbilden zu können. Darüber hinaus gilt, dass nicht zwingend alle formal denkbaren und synthetisch simulierbaren Überlagerungen auffälliger Merkmale physikalisch sinnvoll sind. Daher müssen in Zukunft nicht zuletzt auch die Auftretenswahrscheinlichkeiten entsprechender Merkmalskombinationen bei der Simulation von Stellstromkurven stärker berücksichtigt werden.

ing or sparse data may once again become a big challenge in this regard.

3.3 Limitations and discussion

Recent studies have shown that reconstructing existing current curves and creating new synthetic ones is possible with good success (cf. [14]). Extrapolation for as yet unseen temperatures has also yielded reasonable results, although the accuracy decreases over time. Apart from that, one fundamental problem with regard to validating the simulation must not be ignored: since the simulation of (especially abnormal) current curves is usually based on just a few real data examples, comprehensive and systematic validation with (labelled) ground truth data is hardly possible in practice. On the other hand, given that there was a sufficient set of training and test data, one could directly ask for the necessity of synthetic current curves.

Consequently, using simulated current curves for AI-based learning without questioning their overall validity can be misleading, as only anomalies previously observed in the modelling process will be detected. In order to minimise this risk, the evaluation of the simulation approach and its results does not only require carefully applied statistical tests (cf. [14]) where possible, but also takes expert feedback based on many years of practical experience in the field into account.

At the same time, it is also important to allow the synthetic curves to have some (random) variability with regard to the underlying parameters and shapes for the purpose of avoiding overfitting. Finally, it has to be mentioned that not all the mathematically possible combinations of anomalies (cf. tab. 1) are also valid from a physical perspective. Thus, future simulations should have a particular focus on the probabilities of occurrence with regard to the superposition of anomalies in the resulting synthetic current curves.

4 Conclusions

A comprehensive mathematical representation of current curves via statistical and geometrical features (“feature engineering”) is an essential prerequisite for the automation of anomaly detection and fault diagnosis. There has been relevant progress in recent years (cf. [6]) with regard to the binary classification in terms of differentiating normal and abnormal curves based on statistical features (cf. Section 2.1). More recent activities within the context of detailed fault diagnosis

4 Zusammenfassung und Ausblick

Die Beschreibung von Weichenstellstromkurven mittels statistischer und geometrischer Merkmale ist eine zentrale Voraussetzung für eine automatisierte Anomaliedetektion und Fehlerdiagnose. Gerade im Bereich der binären Klassifikation hinsichtlich anormaler Kurven basierend auf statistischen Merkmalen konnten in den letzten Jahren gute Fortschritte erzielt werden (vgl. [6]). Aktuelle Forschungen in Richtung einer echten Fehlerdiagnose (d.h. Identifizierung von Primärfehlern im Weichensystem basierend auf Stellstromkurven und weiteren Datenquellen) nehmen dabei immer mehr auch geometrische Kurvenmerkmale in den Blick. Für die nähere Zukunft ist daher die systematische Entwicklung robuster und mathematisch stichhaltiger Definitionen und Algorithmen u.a. für die Merkmale aus Tab. 1 angestrebt, um weitere Fortschritte in Richtung einer operativen Umsetzung und (Teil-)Automatisierung der Diagnose (z.B. basierend auf Diagnosemodellen wie in [5, 12]) zu ermöglichen.

Mit den in Abschnitt 3 beschriebenen und weiter zu entwickelnden Verfahren zur synthetischen Erzeugung realitätsnaher Stellstromkurven für intakte, vor allem aber auch fehlerhafte Weichen (vgl. [14]) soll ferner die Basis für eine verstärkte Anwendung klassischer Ansätze des maschinellen Lernens für Zwecke der Weichenzustandsüberwachung geschaffen werden. Simulierte Stellstromkurven könnten dann nicht nur für Demonstrations- und Testzwecke, sondern auch als Trainingsdaten verwendet werden, wo annotierte Realdaten nicht in hinreichendem Umfang zur Verfügung stehen. Neben algorithmischen Details ist die größte Herausforderung hier vor allem der Nachweis der Validität der mittels Simulation generierten Kurven. ■

Die dargestellten Forschungsergebnisse basieren auf Arbeiten, welche als Teil des Shift2Rail-Projekts IN2SMART2 (Grant Agreement 881574) im Rahmen des Forschungs- und Innovationsprogramms „Horizon 2020“ der EU durchgeführt wurden. Die Autoren bedanken sich bei der Firma Strukton Rail – namentlich bei Gerrit Schrijver, Arnout van den Berg, Douwe Buursma und Henk Samson – für ihre Unterstützung.

(i.e., automatically identifying primary faults based on current curves and further data sources) are focussing on geometrical features because of their good interpretability. The next step will be the systematic development of mathematically robust and meaningful models (including algorithms for extracting them from given current curves) for the geometrical features verbally described in tab. 1. Based on that, further progress is expected with regard to practically implementing and automating recent diagnostic models as described in [5] or [12] for evaluation in an operational environment.

Moreover, the goal is that the simulation of synthetic current curves not only for intact switches, but even more for impaired switches based on the concepts and methods from Section 3 will pave the way for the more extensive use of modern machine learning and artificial intelligence for the purpose of switch condition monitoring where sufficient (labelled) real data for training and validation is not available today. Needless to say, in addition to solving the algorithmic details, validating the simulation quality will constitute a crucial challenge for its successful future application. ■

This work has been partially funded by the In2Smart2 project under the European Union's Horizon 2020 research and innovation program (Grant No. 881574). The authors would like to thank Gerrit Schrijver, Arnout van den Berg, Douwe Buursma, and Henk Samson (all from Strukton Rail) for their support.

Ihre Innovationen für die **digitale Schiene** sind **jetzt** gefragt!
Präsentieren Sie Ihr Unternehmen zielgerichtet in SIGNAL+DRAHT.
Das international führende Fachmedium für die Leit-, Sicherungs- und Informationstechnologie.



DSTW
DIGITALISIERUNG
MOBILITÄT

ZUKUNFTSTECHNOLOGIE
AUTOMATISIERUNG

ILBS
ETCS
KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

LITERATUR | LITERATURE

- [1] GRT Global Rail Academy and Media GmbH: Digitale Weichendiagnose. URL <https://www.gleisbau-welt.de/lexikon/infrastruktur/weiche/digitale-weichendiagnose> – Überprüfungsdatum 2022-09-01
- [2] Narezo Guzmán, D.; Hadzic, E.; Baasch, B.; Heusel, J.; Neumann, T.; Schrijver, G.; Buursma, D.; Groos, J. C.: Anomaly Detection and Forecasting Methods Applied to Point Machine Monitoring Data for Prevention of Switch Failures. In: Proceedings of the 32nd International Congress and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management (COMADEM 2019) : Springer, 2019
- [3] Narezo Guzmán, D.; Hadzic, E.; Samson, H.; Van Den Broek, S.; Groos, J. C.: Detecting anomalous behavior of railway switches under real operation conditions: workflow and implementation. In: Proceedings of the Transport Research Arena 2020
- [4] Neumann, T.; Narezo Guzmán, D.; Groos, J. C.: Transparente Fehlerdiagnose bei Weichenstörungen mittels Bayes'scher Netze. Transparent failure diagnostics for railway switches using Bayesian networks. In: SIGNAL+DRAHT (111), 12/2019, S. 23–31
- [5] Reetz, S.; Neumann, T.; Schrijver, G.; Van Den Berg, A.: Kombination von Messdaten und wissensbasierter Modellierung zur Fehlerdiagnose bei Weichen : Connecting measurement data and knowledge-based engineering for heavy rail switch fault diagnosis. In: SIGNAL+DRAHT (113), 12/2021, S. 27–35
- [6] Narezo Guzmán, D.; Heusel, J.; Weik, N.; Reetz, S.; Buursma, D.; Van Den Berg, A.; Schrijver, G.; Neumann, T.; Van Den Broek, S.; Groos, J. C.: Towards the automation of anomaly detection and integrated fault identification for railway switches in a real operational environment. In: Proceedings World Congress on Railway Research 2022, 2022
- [7] Narezo Guzmán, D.; Neumann, T.; Groos, J. C.: Kontinuierliche Überwachung der LST mit eingebetteten Sensoren : Automatische Anomalie-Erkennung für die Leit- und Sicherungstechnik mit Verfahren der künstlichen Intelligenz: Aktuelle Forschungsschwerpunkte am Beispiel der Weiche. In: DER EISENBAHNINGENIEUR, 11/2018, S. 6–11
- [8] Redeker, F. R.: POSS®: Railway Condition Monitoring developed by a maintainer. In: 5th IET Conference on Railway Condition Monitoring and Non-Destructive Testing (RCM 2011), 2011, S. 1–5
- [9] SHIFT2RAIL: In2Smart 2: Intelligent Innovative Smart Maintenance of Assets by integRATED Technologies 2. URL https://projects.shift2rail.org/s2r_ip3_n.aspx?p=IN2SMART2 – Überprüfungsdatum 2022-09-01
- [10] Narezo Guzmán, D.; Hadzic, E.; Schuil, R.; Baars, E.; Groos, J. C.: Data-driven condition now- and forecasting of railway switches for improvement in the quality of railway transportation. In: Kulkarni, C. S.; Tinga, T. (Hrsg.): Proceedings of the European Conference of the PHM Society, 2018 (Proceedings of the European Conference of the PHM Society, 4)
- [11] Dutschk, B.; Groos, J. C.; Hadzic, E.; Böhm, T.: Deeper insight in railway switch condition nowcasting. In: WCCM 2017 - 1st World Congress on Condition Monitoring, 2017
- [12] Reetz, S.; Neumann, T.; Schrijver, G.; Van Den Berg, A.; Buursma, D.: Expert system based fault diagnosis for railway point machines. In: Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit (in Vorbereitung / in preparation)
- [13] Narezo Guzmán, D.; Hadzic, E.; Groos, J. C.: Anomaly detection model based on switch monitoring data to enable condition-based maintenance. In: Railway Technical Research Institute (Hrsg.): 12th World Congress on Railway Research, 2019
- [14] Del Alamo Ruiz, M.; Heusel, J.; Narezo Guzmán, D.: Synthetic data generation for condition monitoring of railway switches. In: Proceedings AI4RAILS 2022 : Springer, 2022 (Communications in Computer and Information Science)

AUTOREN | AUTHORS

Dr.-Ing. Thorsten Neumann

Wissenschaftlicher Mitarbeiter / Research Assistant
 Assetmonitoring and -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik / *Institute of Transportation Systems*
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt / *German Aerospace Center*
 Anschrift / Address: Rutherfordstraße 2, D-12489 Berlin
 E-Mail: thorsten.neumann@dlr.de

Dr. Judith Heusel

Wissenschaftliche Mitarbeiterin / Research Assistant
 Assetmonitoring and -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik / *Institute of Transportation Systems*
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt / *German Aerospace Center*
 Anschrift / Address: Lilienthalplatz 7, D-38108 Braunschweig
 E-Mail: judith.heusel@dlr.de

Dr. Miguel del Alamo Ruiz

Wissenschaftlicher Mitarbeiter / Research Assistant
 Assetmonitoring and -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik / *Institute of Transportation Systems*
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt / *German Aerospace Center*
 Anschrift / Address: Lilienthalplatz 7, D-38108 Braunschweig
 E-Mail: miguel.delalamoruiz@dlr.de

Dr. Daniela Narezo Guzmán

Wissenschaftliche Mitarbeiterin / Research Assistant
 Assetmonitoring and -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik / *Institute of Transportation Systems*
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt / *German Aerospace Center*
 Anschrift / Address: Rutherfordstraße 2, D-12489 Berlin
 E-Mail: daniela.narezoguzman@dlr.de

Susanne Reetz

Wissenschaftliche Mitarbeiterin / Research Assistant
 Assetmonitoring and -management
 Institut für Verkehrssystemtechnik / *Institute of Transportation Systems*
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt / *German Aerospace Center*
 Anschrift / Address: Lilienthalplatz 7, D-38108 Braunschweig
 E-Mail: susanne.reetz@dlr.de