

Ingenieurbauwerke – Konzepte zur leistungsfähigen Sensordatenüberwachung

Eckhard Kempkens und Felix Sawo

Derzeit beruht das Erhaltungsmanagement von Brücken vornehmlich auf turnusmäßigen visuellen Bauwerksprüfungen. Schäden werden häufig erst entdeckt, wenn sie offensichtlich sind – was unwirtschaftlich ist. Schäden und kritische Reaktionen des Bauwerks kündigen sich allerdings oftmals schon im Inneren der Struktur, in nicht einsehbaren Bereichen und durch die tatsächlich vorliegenden, aber oft nicht genau bekannten Einwirkungen auf das Bauwerk an. Bestands- und Neubau-Brücken sollten daher in der Lage sein, bereits frühzeitig und ergänzend zu den Bauwerksprüfungen Auskunft über ihren Zustand und dessen Entwicklung geben zu können. Benötigt werden hierzu flexible und modular anpassbare Systeme zur messtechnischen Unterstützung in und am Bauwerk, differenzierte Bewertungsverfahren und ein entsprechend erweitertes Erhaltungsmanagement. Hinsichtlich einer messtechnischen Instrumentierung am Bauwerk sind zum einen leistungsfähige und dauerhafte Sensorik zur Erfassung von Einwirkungen und Bauteilreaktionen an diesem sowie zum anderen eine intelligente Messdatenverarbeitung zur Plausibilisierung, Fusion, Interpolation und Reduktion von Sensordatenströmen vor Ort erforderlich. Der Beitrag fasst im Rahmen aktueller Forschung untersuchte Ansätze und Realisierungsmöglichkeiten zur Sensordatenanalyse und -überwachung – wie sie insbesondere zur Sicherstellung belastbarster, stark fehlerminimierter Zustandsinformationen erforderlich sind – unter praktischen Gesichtspunkten einer Umsetzung bei der Überwachung von Brückenbauwerken zusammen. Verschiedene Verfahrensansätze werden hinsichtlich Einsatzbereich, Aufwand und Nutzen diskutiert. Die gewonnenen Erkenntnisse sind von allgemeiner Bedeutung und daher auf andere Bereiche des Erhaltungsmanagements von Infrastruktur übertragbar.

At present, bridge maintenance management typically consists of regular visual building inspections. Structural damage frequently remains undiscovered until it becomes clearly visible – a situation which makes little economic sense. However, it is often the case that damage and critical reactions to a bridge's internal structure occur in inaccessible and concealed places, and are caused by actual but often unknown effects on the construction. Existing as well as newly-constructed bridges should therefore be able to provide information about their condition and development at an early stage in addition to the building inspections. To achieve this, flexible and adaptable modular systems are required in and on the bridge structures to provide measurement-technology support, together with differentiated evaluation procedures and a correspondingly enlarged maintenance management programme. On the one hand, the instrumentation required must consist of capable and durable sensor technology to register the exposure on the structures and the reactions of individual structural components, on the other hand smart measurement data processing to ensure the plausibility, fusion, interpolation and reduction of sensor data streams in situ is necessary. This article summarizes approaches and prospects of realization to a high-capable sensor data analysis and monitoring concept – especially in the context of needed securing reliable information with a minimized margin of error about the condition of a structure – which have been examined in the context of current research with a focus on practical aspects of implementation monitoring bridge structures. The discussion examines various methodical approaches with regard to areas of application and input-to-benefit-ratio. The findings of this article are of general interest and therefore transferable to other areas of infrastructure maintenance management.

Verfasseranschriften:
Dipl.-Ing. E. Kempkens,
kempkens@bast.de,
Bundesanstalt für
Straßenwesen,
Brüderstraße 53,
51427 Bergisch Gladbach;
Dr.-Ing. F. Sawo,
felix.sawo@knowtion.de,
Knowtion UG
(haftungsbeschränkt),
Pfinztalstraße 90,
76227 Karlsruhe

1 Handlungsbedarf im Erhaltungsmanagement

Das Bundesfernstraßennetz (BFSt), das mit seiner zentralen Lage in Europa die Hauptlast des europäischen Binnenmarktes mit zunehmend steigenden Verkehrsaufkommen zu tragen hat, beinhaltet über 39.400 Brückenbauwerke mit einer Brückenflä-

che von ca. 30 Mio m². Das Gesamtanlagevermögen dieser Bauwerke beträgt ca. 45 Mrd. Euro. Für die Erhaltung dieser Bauwerke ist die kontinuierliche Beobachtung und Prüfung des Bestandes eine wichtige Aufgabe der Straßenbauverwaltungen. Zustandsnoten ergeben sich aus regelmäßigen, handnah durchgeführten (Sicht-)Prüfungen im Rahmen der Bau-

werksprüfungen nach DIN 1067 und berücksichtigten Schadensbewertungen hinsichtlich Standsicherheit, Dauerhaftigkeit und Verkehrssicherheit [1, 2]. Die Straßenbauverwaltungen der Länder verwenden die Ergebnisse der Bauwerksprüfung als Grundlage für ihre Erhaltungsplanungen. Die derzeitige Vorgehensweise ist in erster Linie schadensbasiert und reaktiv, da

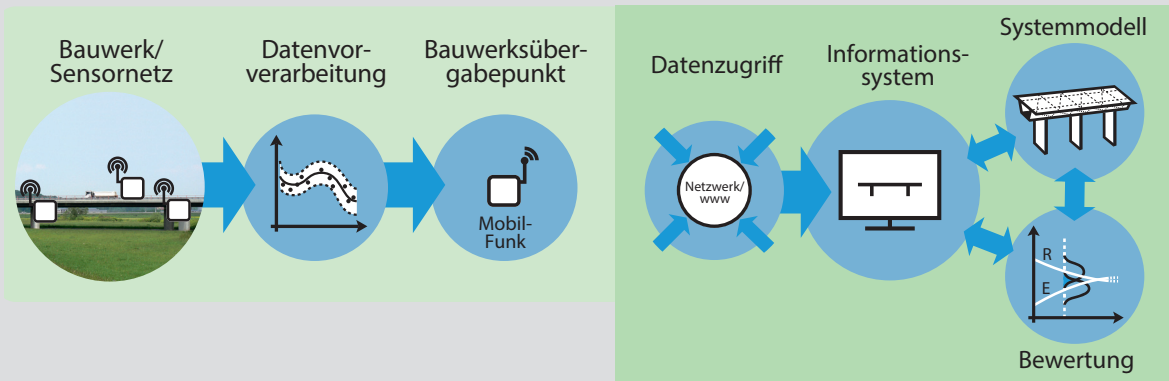


Bild 1: Intelligente Brücke – modular anpassbare Systeme zur Erfassung und ganzheitlichen Bewertung relevanter Informationen von Einwirkungs- und Widerstandsveränderungen an Brückenbauwerken

Schäden im Rahmen von turnusmäßigen Überprüfungen erst entdeckt werden, wenn sie offensichtlich sind und zu diesem Zeitpunkt oftmals zu hohen Instandhaltungskosten führen.

Um auch perspektivisch unter begrenzten Budgetvorgaben eine zuverlässige Straßeninfrastruktur aufrechterhalten zu können, ist es notwendig, neue innovative Ansätze in das Erhaltungsmanagement zu integrieren, die eine frühzeitige Schadenserkennung ermöglichen. Dieses insbesondere hinsichtlich einer Zustandserfassung der Bauwerke, idealerweise auch in Echtzeit. Notwendig ist daher die Konzeption und Entwicklung eines bauwerksindividuell anpassbaren modularen Systems zur Bereitstellung relevanter Informationen über Einwirkungs- und Widerstandsveränderungen an Brückenbauwerken einschließlich einer bauwerksgerechten, zustandsparameterübergreifenden Bewertung der vorliegenden Situation. Dies kann durch eine objektbezogene, d. h. bauwerksindividuelle, Auslegung der Instrumentie-

rung der Bauwerke mit Sensorik realisiert werden. Derart gewonnene Sensordaten sollen im Bereich der BFSt zu Fernüberwachungszwecken in Echtzeit sowie zur Prognose der Zustandsentwicklung mittels programmgestützter Brückenbauwerks-Strukturmodelle und Schädigungsmodelle dienen, in denen Schädigungsaspekte von Bauteilen und ihre statische Relevanz in Bezug auf das Gesamtbauwerk miteinander verknüpft sowie nachfolgend bewertet werden (Bild 1). Ferner ist eine Gewinnung von Prozessdaten für sich an Beanspruchungen anpassende (adaptive) Bauwerke vorstellbar (z. B. lastabhängige Steuerung der Vorspannung von Spanngliedern).

2 Konzept eines leistungsfähigen Sensordatenüberwachungs- und -analysesystems

Für die oben genannten geplanten Einsatzbereiche ist die Erzeugung belastbarer, extrem fehlerminimierter Zustandsin-

formationen durch ein robust angelegtes messtechnisches Zustandserfassungskonzept unabdingbar. Einen maßgeblichen Beitrag hierzu liefert ein leistungsfähiges Sensordatenüberwachungs- und -analysesystem (vgl. Block „Datenvorverarbeitung“, Bild 1), welches einer weiteren Datenverarbeitung bzw. -nutzung vorgeschaltet ist.

Wesentliche Aufgaben eines solchen Systems sind (Bild 2):

- **Plausibilisierung von Sensordaten** durch Detektion von Sensorsignalfehlern, verursacht durch Ausfall, Alterung, verschiedene im Instrumentierungsaufbau vorherrschende Störeinflüsse wie Leitungsbüßersprechen, Einstreuungen durch elektromagnetische Felder, Drift usw., Qualitätsaussage möglich.
- **Fusion von Sensordaten** (Zusammenführung und Informationsintegration) gleichartiger bzw. unterschiedlicher Mess- bzw. Erfassungsgrößen zur Ermittlung von bauwerks- bzw. bauteilbezogenen Zustandsaussagen.

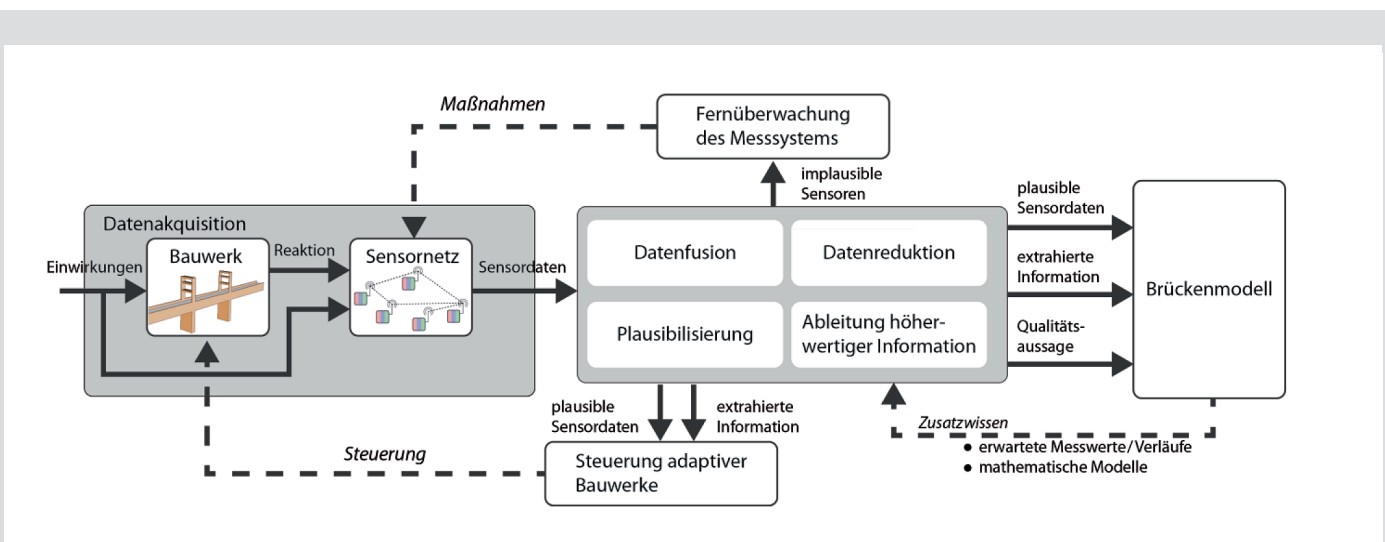


Bild 2: Konzept des Sensordatenüberwachungs- und Analysesystems

	Plausibilisierung	Fusion von Sensordaten	Interpolation	Ableitung höherwertiger Information	Datenreduktion
Modellbasierte Analyseverfahren					
Statistische Analyseverfahren					
Wertebereichs- und Trendüberwachung					

Tabelle 1: Einsatzbereiche der verschiedenen Verfahrensarten

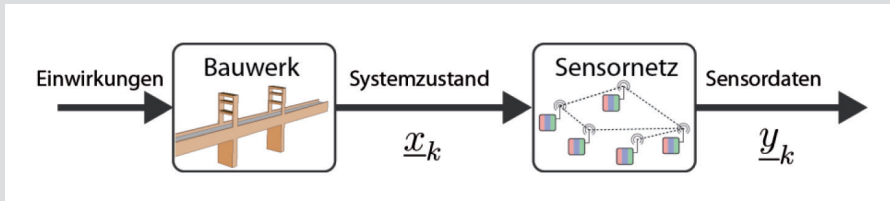


Bild 3: Modellhafte Darstellung der Bauwerks- bzw. Bauteileigenschaften und Messeigenschaften

sen und Zustandsaussagen bilden, soll die Modellvorstellung in Bild 3 dienen.

2.2 Modellbasierte Analyseverfahren

Modellbasierte Analyseverfahren können zielführend zur Darstellung von Sensorinformationen bzw. Zustandsaussagen (u. a. Datenfusion), zur Plausibilitätssteigerung und zur Datenreduktion eingesetzt werden (Tabelle 1). Im Allgemeinen wird ein explizites mathematisches Modell angenommen, welches die physikalischen bzw. chemischen Eigenschaften und Zusammenhänge des zu verfolgenden Prozesses beschreibt: z. B. zeitunabhängige Stoffgesetze, analytische Lebensdauermodelle sowie z. B. Modelle zur Beschreibung des Last- und Verformungsverhaltens eines Bauwerks. Je genauer die Modellierung des abzubildenden physikalischen Prozesses erfolgt, desto genauer ist auch das Ergebnis der ermittelten Zustandsdaten. Hierzu ist eine Vielzahl an zunächst unbekanntem bzw. zu bestimmenden physikalischen/chemischen Parametern zu implementieren. Bei einem inhomogenen System wie Bauwerksbauteilen sind diese Parameter ortsabhängig. Hierdurch kann ggf. für solche Modelle eine hohe Komplexität und ein hoher Rechenaufwand entstehen, insbesondere wenn Sensordaten lokal vor Ort, d. h. in einem Sensorknoten, ausgewertet und überprüft werden sollen. Daher ist es lohnenswert, vereinfachte Modelle als Annäherung zu finden, die für eine Plausibilisierung und Sensorfusion der Mess- und Erfassungsdaten ausreichen [4–6].

2.3 Statistische Analyseverfahren

Statistische Analyseverfahren (insbesondere die maschinellen Lernverfahren) eignen sich insbesondere zur Plausibilitätssteigerung sowie der Extraktion höherwertiger Information, d. h. dem automatisierten Erkennen fachtechnischer Sachverhalte (Tabelle 1). Die besondere Eigenschaft der maschinellen Lernverfahren

- **Interpolation von Sensordaten** als Eingangsgrößen programmgestützter Schadensprognosealgorithmen, zeitliche und räumliche Interpolation zur Erzeugung plausibler Datenströme, erforderlich u. a. zur Unterdrückung von Sensorsignalfehlern.
- **Ableitung höherwertiger Information (automatisiert)** zu ausgewählten Zustandsparametern mit dem Ziel des selbstständigen Erkennens fachtechnischer Sachverhalte mit jeweils zuvor definiertem messtechnischem bzw. bauwerksbezogenem Aussagegehalt.

Die letzten drei Funktionen ermöglichen zudem eine Datenreduktion der Erfassungsdaten, sodass sich der Auslegungsumfang von Datenübertragungskanälen und Energieversorgungskomponenten reduzieren lässt. Die Funktionen sollen auch baulich nah am Sensor durchgeführt werden können. Daher ist insbesondere aus Datenübertragungs- bzw. Rechenlastgründen eine Weiterverwendung von z. T. intern im System als Rechendatum anfallenden Prognoseinformationen zu den Erfassungsdaten in den eingangs erwähnten Brücken-Struktur- und Schädigungsmodellen konzeptionell nicht vorgesehen.

2.1 Methodischer Ansatz

Zur Erzeugung einer robusten Zustandsdatensituation sind für das geforderte technische Anspruchsniveau einfache Überwachungs- und Analyseverfahren basierend z. B. auf Wertebereichs- und Trendüberwachung von Messgrößen aufgrund ihres Detektionsverhaltens bzw. mangelnder Korrekturmöglichkeiten feh-

lerhafter Daten unzureichend (Tabelle 1). Algorithmische Verfahren, beruhend auf probabilistischen Ansätzen unter Berücksichtigung von signalstochastischen bzw. -theoretischen Gesichtspunkten sowie Ansätzen der künstlichen Intelligenz, können im Bereich der messtechnischen Zustandserfassung an Bauwerken bezogen auf das oben geforderte Aufgabenspektrum zu einer beträchtlichen Leistungssteigerung beitragen. Derartige Verfahren werden derzeit bereits erfolgreich in vielen Bereichen der Technik, u. a. Automotive, Luftfahrt, Medizintechnik, Automationstechnik, aber auch in Anwenderprogrammen bei Mobiltelefonen (z. B. Erhöhung der Genauigkeit der Positionsbestimmung von GPS-Navigationsanwendungen) eingesetzt.

Ziel dieses Fachbeitrags ist es, Ergebnisse einer als Machbarkeitsstudie angelegten Untersuchung unter Berücksichtigung realer Sensordaten [3] mit Erfolg versprechenden Realisierungsansätzen für ein leistungsfähiges, möglichen zukünftigen betrieblichen Anforderungen an Brückenbauwerke genügenden Sensordatenüberwachungs- und -analysesystem vorzustellen. Hierbei werden modellbasierte Analyseverfahren und maschinelle Lernverfahren einbezogen.

Zur Ermittlung von Daten zu Einwirkungen (z. B. Verkehrslast, Frost-Tau-Wechsel-Beanspruchung) und Widerständen (Korrosionsbeständigkeit, aktuell vorliegendes Widerstandsmoment usw.), d. h. der Erfassung des aktuellen Bauteil- bzw. Systemzustands des Brückenbauwerks x_k mit seinen Einwirkungs-, Dauerhaftigkeits- und Tragfähigkeitsparametern, welche dann die Grundlage für weitere Analy-

liegt im Gegensatz zu den modellbasierten Analyseverfahren in ihrer selbstständigen Lernfähigkeit, d. h. basierend auf einem Trainingsdatensatz können diese selbstständig bestimmte Aufgaben erlernen, ohne explizit dafür programmiert zu werden (kein physikalisches Modell erforderlich). Die Leistungsfähigkeit und die Möglichkeit der Erfüllung der gestellten Aufgaben hängen von der Struktur und Anordnung der Verfahren ab. Die Aufgabe bei derartigen Verfahren besteht darin, eine Informations-Verarbeitungsstruktur für bestimmte Aufgabenstellungen zu finden und zu optimieren. Ist diese einmal für eine bestimmte Problemklasse bzw. einen bestimmten Sensortyp definiert, können die Verfahren diese Struktur automatisch durchführen und dessen Parametrierung und somit das Verhalten selbstständig erlernen [7, 8].

Tabelle 1 gibt eine derzeitige Einschätzung der Einsatzbereiche für die beiden Verfahrensarten im Vergleich zu den Einfachst-Verfahren auf Grundlage der in dieser Studie gewonnenen Erkenntnisse. Hier-nach ist erkennbar, dass mit beiden Verfahrensarten alle erforderlichen Aufgaben-

stellungen vom Grundsatz her abgedeckt werden können (grüne Felder).

2.4 Modellbasierte Analyseverfahren – Modellierung des System- und Messverhaltens

Im Allgemeinen dient ein mathematisches Modell der Beschreibung eines Systems oder Prozesses wie beispielsweise einer Verformung des Bauwerks unter Last. Dieses Modell setzt sich aus einer Modellstruktur sowie Modellparametern zusammen. Es werden Beziehungen zwischen Eingangsgrößen und Ausgangsgrößen abgebildet, z. B. die Last als Eingangsgröße und die zugehörige Durchbiegung (Beanspruchung) eines Bauteils als Ausgangsgröße. Als Systemzustand x_k werden die physikalischen Größen bezeichnet, die den Zustand des abzubildenden physikalischen Prozesses eindeutig beschreiben. Je nach Art des Systems, das beschrieben werden soll, können verschiedene physikalische/chemische Größen als Zustandsvariable verwendet werden, bei mechanischen Systemen in der Regel Wege, Winkel, Geschwindigkeiten und Beschleunigun-

gen. Die annähernde Modellierung erfolgt durch eine Systemgleichung [6].

Sensoren, welche in gleicher Weise auf der Grundlage physikalischer bzw. chemischer Gesetzmäßigkeiten arbeiten, können ebenfalls als zu beschreibendes physikalisches System dargestellt werden. Messfehler und besondere Eigenschaften der Sensoren (z. B. nichtlineare Messfunktion, Temperatureinfluss usw.) können hierbei in einer Messgleichung erfasst werden. y_k repräsentiert die Sensordaten, wie sie unmittelbar am Ausgang eines Sensors vorliegen.

Bild 4 veranschaulicht das Vorgehen anhand einer Multiringelektrode mit integriertem Temperatursensor (PT 1000), welche die Parameter Temperatur T und Betonfeuchte f_b in einem Massivbauteil durch eine jeweilige Änderung des elektrischen Widerstands (R_t und R_f) darstellt.

Bild 5 zeigt allgemein, wie ein zu betrachtendes System (physikalischer Vorgang im Bauteil) sowie der Messvorgang selbst gemeinsam modelliert werden können. Die Systemgleichung beschreibt näherungsweise (deterministisch) das Bauteilverhalten in Bezug auf vorgegebene physika-

A WIRTGEN GROUP COMPANY

Kompakt und flexibel

DIE H COMPACTLINE
ALLROUNDER FÜR DEN ERDBAU







CLOSE TO OUR CUSTOMERS. Kompakte Bauform, innovative Antriebstechnik, intuitive Bedienung und perfekte Sichtverhältnisse – damit überzeugen die Walzenzüge der Serie H CompactLine. Das ist schon immer das, was unsere Kunden brauchen. So geht CLOSE TO OUR CUSTOMERS® bei HAMM.

www.hamm.eu

HAMM AG · Hammstr. 1 · D-95643 Tirschenreuth · Tel +49 (0) 9631 80-0

Bild 4: Definition des Systemzustandes und Sensordaten am Beispiel einer Multi-ringelektrode [9]

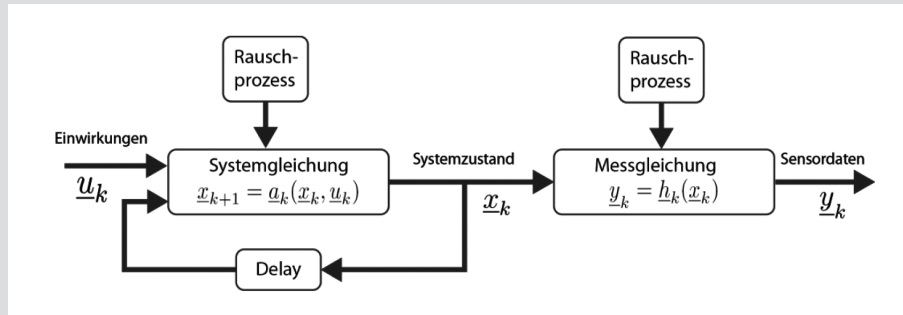
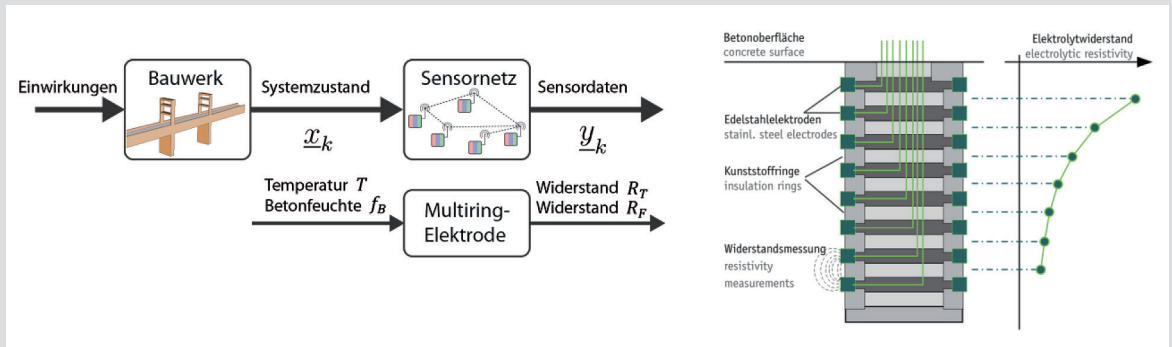


Bild 5: Modellierung des Bauteil- und Messverhaltens

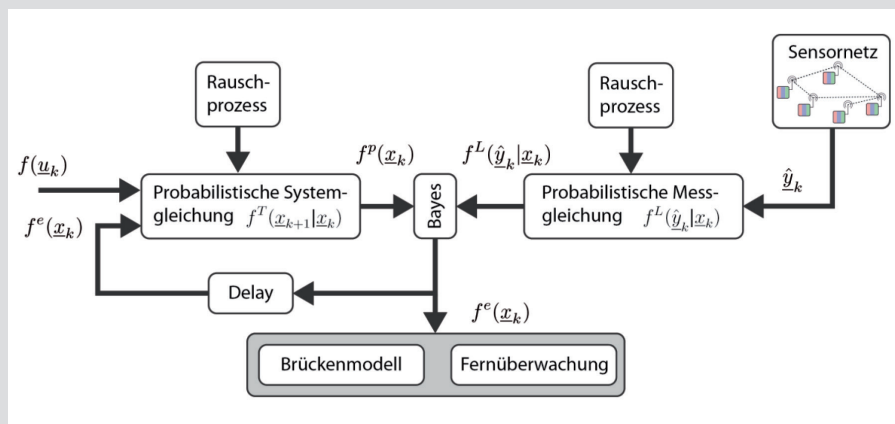


Bild 6: Realisierung eines modellbasierten Zustandsschätzers durch Bildung der Umkehrfunktion der Messgleichung

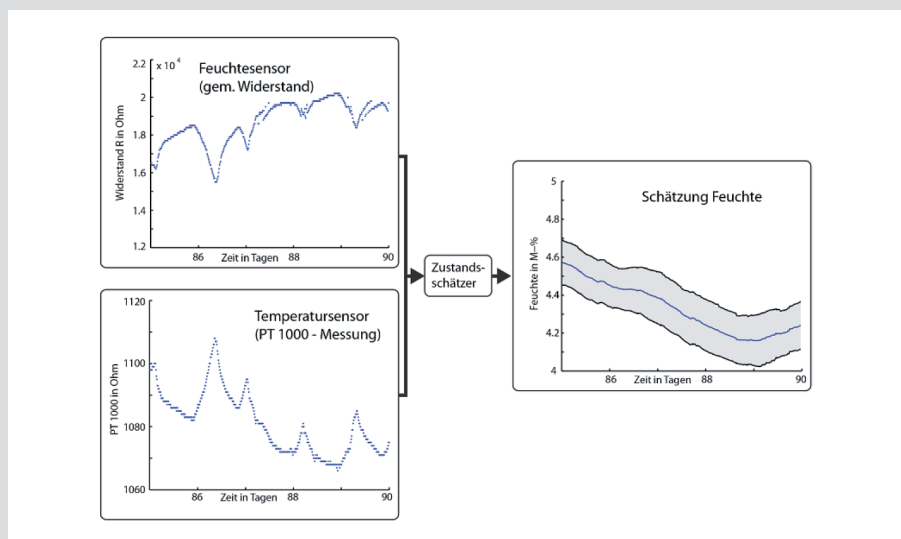


Bild 7: Datenfusion – modellbasierter Zustandsschätzer – Abschätzung von Feuchteverlauf und Streuung

liche Parameter, die Messgleichung den nicht-idealen Messvorgang. Der Datenfluss in Bild 5 kann somit als Nachbildung der real vorliegenden Verhältnisse im Bauteil sowie beim Messvorgang angesehen werden (Realisierung für zeitdiskrete, d. h. Messintervallbezogene Messwerte).

Durch Bildung der Umkehrfunktion der Messgleichung und die nun in diese modifizierte Messgleichung vorgenommene Einspeisung der am Bauwerk erfassten Messwerte y_k (Bild 6) lassen sich – bedingt durch das implementierte physikalische Systemmodell sowie die berücksichtigten Eigenschaften des Messvorgangs – Messfehler reduzieren (Kalman-Filter). Zudem sind hiermit für einen vorgegebenen Zustandsparameter des Bauteils zukünftige Messwerte prognostizierbar (modellbasierter Zustandsschätzer). Algorithmisch werden Systemgleichung und Messgleichung probabilistisch behandelt. So lassen sich Unschärfen in der Beschreibung des Systemzustandes durch die Systemgleichung – d. h. die Ermittlung der Zustandsgrößen – sowie Messunsicherheiten durch als eingangs angenommene Wahrscheinlichkeitsverteilungen (Normalverteilungen) vorgeben. Diese werden durch den Algorithmus fortlaufend aktualisiert. Durch unmittelbaren Vergleich erfasster Messwerte mit den prognostizierten Werten lässt sich eine leistungsfähige Plausibilisierung von Messdaten erreichen. Zudem sind auf diese Weise Fusion, Interpolation und Datenreduktion möglich (Tabelle 1).

Mit einem modellbasierten Zustandsschätzer lassen sich z. B. für Überwachungszwecke Feuchteverlauf und zugehörige Streuung in einem Massivbauteil aus mit zwei separaten Sensoren aufgenommenen Daten (Feuchte sowie Temperatur zur Bereinigung der Feuchtedaten) abschätzen (Bild 7, Messintervall 15 min, Eingangsdaten nach Bild 4). Da zur Ergebnisbildung eine Verschränkung der Eingangsdaten R_T und R_F (zweidimensionaler Messdatensatz)

notwendig ist, liegt hiermit eine *Datenfusion* vor.

2.4.1 Modellierung des Bauteilverhaltens

Die Modellierung des Bauteilverhaltens lässt je nach geforderter Leistungsfähigkeit und Implementationsaufwand verschiedene Ansätze zu. Vergleichbare Ansätze wie bei der Modellierung des Bauteilverhaltens ergeben sich sinngemäß für die Modellierung des Messverhaltens [3].

Präzise Modellierung des vorliegenden physikalischen Prozesses

Bauteile einer Brücke stellen hinsichtlich der Modellierung – wie bereits erwähnt – ein inhomogenes System dar, bei welchem physikalische/chemische Parameter im Bauteil vom Ort abhängig sind und somit als verteilt-parametrisch angenommen werden müssen. Bei einer präzisen Modellierung ist deshalb die Beschreibung der physikalischen Größe mittels eines Systems von stochastischen, partiellen Differentialgleichungen (PDE) notwen-

dig. Die präzise Modellierung ist daher sehr aufwendig. Sie steht oftmals in keinem Verhältnis zu dem Genauigkeits- und Robustheitsgewinn für die Sensorfusion und die Plausibilisierung (Tabelle 2). Eine präzise Anpassung der Kenngrößen des vorliegenden Bauwerks ist erforderlich. Zudem kommen Unsicherheiten durch Material- und Fertigungstoleranzen in der Erstellungsphase des Bauwerks hinzu, sodass die Situation z. T. durch verfügbare Materialkennwerte (z. B. Standard-Literaturwerte) nicht ausreichend genau abgedeckt werden kann [10].

Bei der präzisen Modellierung erfolgt anschaulich eine *Vorabrechnung von zukünftigen Zustandsänderungen (Prediktion)* im Bauteil erfasster Parameter *nach exakten Gesetzmäßigkeiten*.

Allgemeine physikalische Modellierung

Für eine Datenplausibilisierung ist es oft zweckmäßiger, sich auf möglichst einfache, allgemeingültige Gesetzmäßigkeiten zu beschränken. Die dabei auftretenden Ungenauigkeiten können einfach in die

Modellierung mit aufgenommen werden („Rauschprozess“).

In vielen Fällen kann angenommen werden, dass sich beispielsweise die Temperatur in einem Bauteil bzw. somit Sensor nicht sprunghaft ändern kann, sondern eine gewisse Zeit benötigt wird, um die beteiligten thermischen Massen an einander anzugleichen. Diese Trägheit bei vielen physikalischen Prozessen kann durch ein sogenanntes PV-Modell (P steht für die physikalische Größe und V für deren zeitliche Ableitung: „Geschwindigkeit“) oder allgemeiner durch ein PVA-Modell (A steht für die zweite zeitliche Ableitung: „Beschleunigung“) beschrieben werden. Zum Beispiel können bei der Behandlung der Beschleunigung einfache Bewegungsgesetze der beteiligten Bauteilmassen und bei der Lufttemperatur einfache meteorologische Zusammenhänge als Grundlage dienen (Tabelle 2). Eine Anpassung der Algorithmen an das Bauwerk erfolgt nur generell und präzisiert sich durch Nachlernen der Parameter während des Betriebes automatisch [4, 5]. Anschaulich erfolgt bei der allgemeinen physikalischen Modellierung nur eine Ver-



SIE STEHEN AUF STRENGE VERKEHRSREGELN?

MIETEN SIE HIER ALLES ZUR BAUSTELLEN- UND VERKEHRSSICHERUNG.



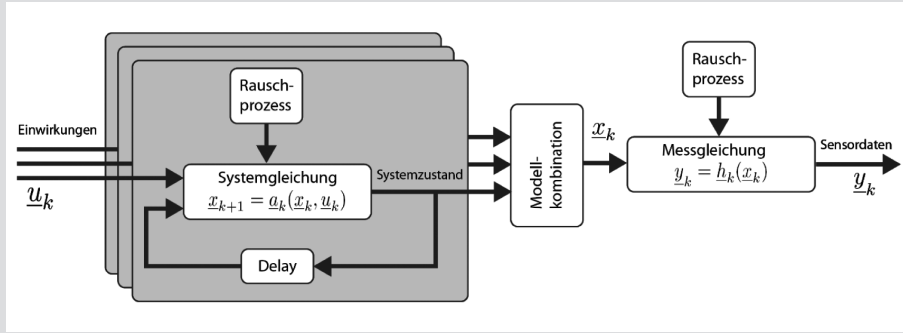
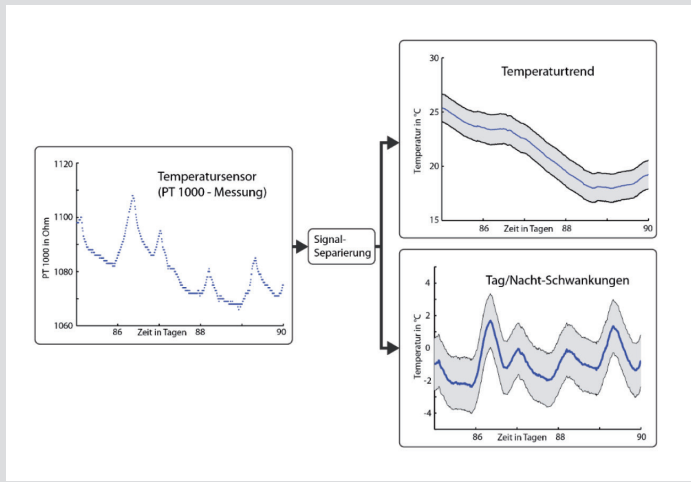


Bild 8: Multiple Modelle – parallel betriebene unterschiedliche Systemgleichungen und nachfolgende fortwährende Gewichtung der einzelnen Systemmodelle

Bild 9: Separierung von Signalanteilen – Temperaturtrend – Tag-/Nacht-Schwankungen



folgung von zukünftigen Zustandsänderungen im Bauteil erfasster Parameter nach generellen Gesetzmäßigkeiten.

Annäherung durch Multiple-Modelle-Ansätze

In vielen Fällen ist es nicht möglich, das dynamische Verhalten eines Bauteils durch ein einzelnes Systemmodell allein hinreichend zu beschreiben. Beispielsweise kann das dynamische Verhalten bei starken Temperaturanstiegen (Sonneneinstrahlung-Schatten-Konstellation) völlig anders sein als bei einem starken Temperaturabfall (z. B. durch einen Wettersturz). Diese Verhaltensunterschiede können durch eine endliche Anzahl von möglichen Modellen berücksichtigt werden, die unterschiedliche Aspekte des Systemverhaltens beschreiben (Bild 8). Diese Modelle können sich z. B. im Rauschpegel, in der Systemstruktur oder in der Dimensionalität der Zustandsparameter unterscheiden. Eine Messwertfolge, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten zwischen langsamen und schnellen Veränderungen wechselt, kann beispielsweise mit zwei Systemmodellen beschrieben werden. Je nach Situation ändert sich die Gewichtung der einzelnen

Modelle und somit passt sich der Algorithmus an die Messwertfolge adaptiv an. Zudem können höherwertige Informationen aus den Modellgewichten abgeleitet werden [11].

Separierung von Signalanteilen

Durch eine entsprechende Wahl des probabilistischen Systemmodells können weitergehende, qualifizierte Informationen aus den Erfassungsdaten extrahiert werden. Es können nicht direkt messbare Kenngrößen ermittelt werden, wie beispielsweise Temperaturtrend-Geschwindigkeiten. Die bei der Erfassung relevanten Messdaten entstehen oftmals durch verschiedenartige physikalische Effekte. Deshalb können diese Signale in verschiedene Bestandteile getrennt werden, wie z. B. Trennung in langsamere und schnelle Veränderungen (z. B. Temperaturtrend und Tag-/Nacht-Schwankungen). Das Beispiel in Bild 9 (PT 1.000 Temperaturfühler, Messintervall 15 min, Eingangsdaten nach Bild 4) zeigt die für Überwachungszwecke erzeugten Temperaturverläufe sowie die abgeschätzten zugehörigen Streuungen. Tabelle 2 zeigt Implementierungsmöglichkeiten für typische am Bauwerk zu erfassende Parameter [3].

2.5 Statistische Verfahren – Einsatz maschineller Lernalgorithmen

Grundsätzlich in Betracht kommende maschinelle Lernverfahren für die Ausstattung von Sensordatenüberwachungs- und -analysesystemen sind insbesondere:

- **Principal Component Analysis (PCA)**, Hauptkomponentenanalyse, ist ein Verfahren aus der multivariaten Statistik. Basierend auf der mittels Trainingsdaten gelernten Linearkombination kann z. B. ein erwarteter Messwert und somit die Abweichung zum tatsächlichen Messwert berechnet werden [12].
- **Künstliche Neuronale Netze (KNN)** sind mathematische Beschreibungen, die versuchen, die Struktur und Informationsarchitektur eines Nervensystems von Tieren oder Menschen näherungsweise abzubilden. Die besondere Eigenschaft der künstlichen Neuronalen Netze ist ihre selbstständige Lernfähigkeit, d. h., basierend auf einem Trainingsdatensatz können diese selbstständig bestimmte Aufgaben erlernen, ohne explizit dafür programmiert zu werden [7].
- **Self-Organizing Maps (SOM)** sind eine besondere Art von Künstlichen Neuronalen Netzen für das unüberwachte Lernen von Merkmalen bezogen auf abgegrenzte Datengruppen. Die gelernten Merkmale können zur Überprüfung der Plausibilität der Mess- und Erfassungsdaten, d. h. der Erkennung von Auffälligkeiten, genutzt werden [13].

- **Generative Topographic Mapping (GTM)** kann als probabilistische Erweiterung von SOMs gesehen werden; Unsicherheiten in Mess- und Erfassungsdaten und dem gelernten Modell können systematisch berücksichtigt werden [14].

Ohne alle diese Verfahren nun weitergehend darzustellen, soll als Ergebnis der Untersuchung eine Abschätzung ihrer Eignung kurz dargestellt werden (Tabelle 3). Damit stellen die Künstlichen Neuronalen Netze (KNN) für das vorgegebene Aufgabenspektrum das leistungsfähigste maschinelle Lernverfahren dar und sollen daher nachfolgend weiter betrachtet werden.

2.5.1 Unüberwachte Lernalgorithmen zur Plausibilisierung

Maschinelle Lernalgorithmen – insbesondere aus dem Bereich des *unüberwachten Lernens (Unsupervised Learning)* – können zur Überprüfung von Mess- bzw. Erfas-

Parameter	Präzise Modellierung	Allg. physikalische Modellierung	Multiple-Modelle-Ansatz	Separierung von Signalen
Temperatur	Temperaturverteilung in Bauwerksabschnitten, in der Regel inhomogene PDE	physikalische Trägheit der Wärmeausbreitung einfache Bestimmung der Parameter, z. B. PV-Modell	Verschiedene Modelle für verschiedene Zustandsphasen z. B. Temperatur steigt/fällt, Erkennung dieser z. B. Kombination von P-, PV-, und PVA-Modell	Separierung des Temperatursignals in ein Trendsignal und Tag-/Nacht-Schwankungen
Feuchtigkeit (Luft-/Material-feuchte*) *) Hinweis auf Korrosion	Feuchtigkeitsverteilung in Bauwerksabschnitten, in der Regel inhomogene PDE, Abhängigkeit von Temperatur	physikalische Trägheit der Feuchtigkeitsausbreitung, Abhängigkeit von Temperatur z. B. PV-Modell	Verschiedene Modelle für verschiedene Zustandsphasen z. B. Feuchtigkeit steigt/fällt, Erkennung dieser z. B. Kombination von P-, PV-, und PVA-Modell	Separierung des Feuchtesignals in ein Trendsignal und Tag-/Nacht-Schwankungen
Dehnung/ Spannung	Dehnung/Spannungsverläufe in Bauwerksabschnitten, in der Regel inhomogene PDE, Abhängigkeit von Temperatur und Verkehrslasten	Glattheitseigenschaften von Dehnungs- und Spannungsverteilungen, Abhängigkeit von Temperatur und Verkehrslasten z. B. PV-Modell	Verschiedene Modelle für geringe Änderung/sprunghafte Veränderung, Erkennung Sprünge/Lastwechsel z. B. Kombination verschiedener Bewegungsmodelle	Separierung langfristiges Trendsignal und Schwankungen hervorgerufen durch Temperaturänderungen
Beschleunigung (Schwingung)	Schwingverhalten (z. B. Modalanalyse) von Bauwerksabschnitten bzw. des gesamten Bauwerks, in der Regel (großes) System von DGL (konzentriert-parametrisch)	physikalische Trägheit von sich bewegenden Massen, Abhängigkeit von Temperatur z. B. Bewegungsmodell	Verschiedene Modelle für geringe Änderung/sprunghafte Veränderung, Erkennung Sprünge/Lastwechsel z. B. Kombination verschiedener Bewegungsmodelle	Separierung verschiedener Frequenzen (z. B. Eigenfrequenzen, Lastwechsel), Bestimmung Frequenzspektrum
Rissentwicklung	Fortentwicklung von Rissen im Bauwerk, in der Regel inhomogene PDE, Abhängigkeit von Verkehrslasten und Temperatur	physikalische Trägheit zwischen einzelnen sprungartigen Rissweiterentwicklungen, Abhängigkeit von Temperatur und Verkehrslasten z. B. Bewegungsmodell	Verschiedene Modelle für geringe Änderung/sprunghafte Veränderung, Erkennung von sprunghaften Rissfortentwicklungen z. B. Kombination verschiedener Bewegungsmodelle	Separierung verschiedener Frequenzen (z. B. Eigenfrequenzen, Lastwechsel, Tag-/Nacht-Schwankungen), Bestimmung Frequenzspektrum
Verkehrslasten	Schwingverhalten (z. B. Modalanalyse) von Bauwerksabschnitten bzw. des gesamten Bauwerks, in der Regel (großes) System von DGL (konzentriert-parametrisch)	physikalische Trägheit von sich bewegenden Massen, z. B. Bewegungsmodell	Verschiedene Modelle für geringe Änderung/sprunghafte Veränderung, (z. B. durch Überfahrt Fahrzeug), Erkennung von Lastwechseln z. B. Kombination verschiedener Bewegungsmodelle	Separierung verschiedener Frequenzen (z. B. Anregung durch Lastwechsel), Bestimmung Frequenzspektrum und Lastwechsel
Bemerkungen	<i>z. T. komplexe Gesetzmäßigkeiten, aufwendige Modellierung, viele unbekannt Parameter (Material, Einwirkungen etc.) und Störeinflüsse bzw. Eingangsgrößen für PDE, aufwendige Anpassung für jedes Bauwerk</i>	<i>i. d. R. einfache Bestimmung der Parameter, geringer Anpassungsaufwand für jedes Bauwerk, i. d. R. ausreichend für Sensorfusion und Plausibilisierung</i>	<i>einfache Modellierung, geringer Anpassungsaufwand für jedes Bauwerk, i. d. R. ausreichend für Sensorfusion und Plausibilisierung</i>	<i>Ereigniszählung, getrennte Überprüfung von Signalen, Amplituden (verschiedener Frequenzen) usw. auf Plausibilität</i>

Tabelle 2: Implementierungsmöglichkeiten für typische am Bauwerk zu erfassende Parameter

	Plausibilisierung	Fusion von Sensordaten	Interpolation	Ableitung höherwertiger Information	Datenreduktion
PCA					
KNN					
SOM					
GTM					

Tabelle 3: Einschätzung der Eignung von maschinellen Lernalgorithmen

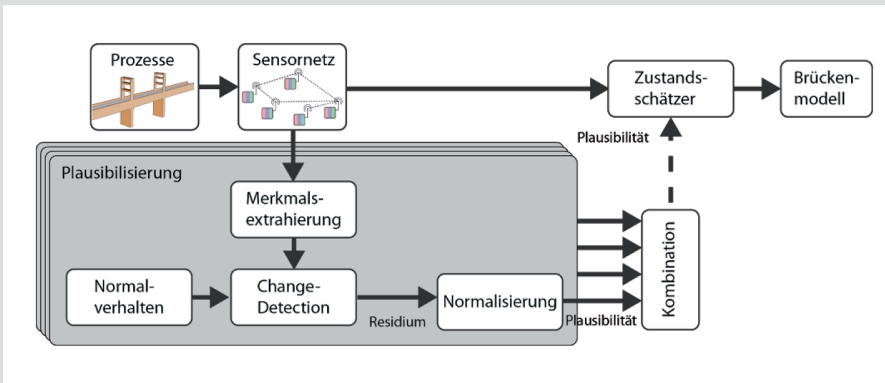


Bild 10: Unüberwachtes Lernen – Plausibilisierung von Mess- und Prüfdaten mittels maschineller Lernalgorithmen

Bild 11: Überwachtes Lernen – Extraktion höherwertiger Informationen mittels maschineller Lernalgorithmen

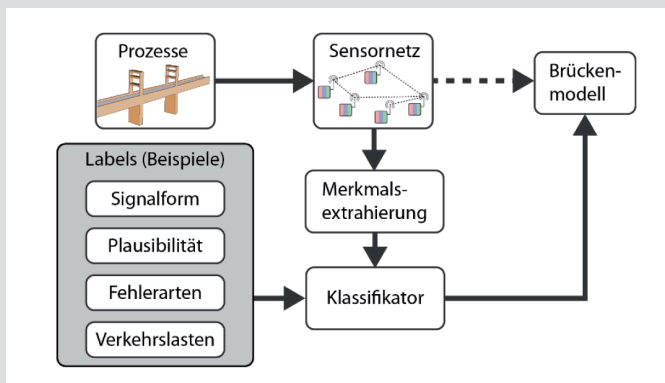
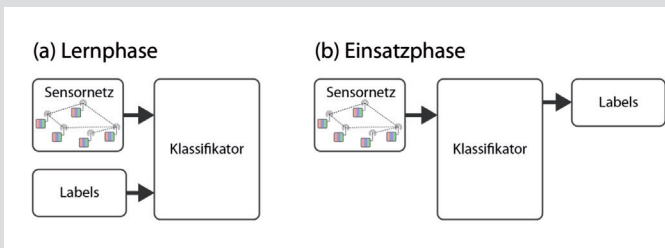


Bild 12: Überwachtes Lernen – Lern- und Einsatzphase



sungsdaten auf Plausibilität verwendet werden. Diese Gruppen von maschinellen Lernalgorithmen arbeiten ohne im Voraus bekannte Zielwerte, d. h. Klassenzugehörigkeiten (Labels). Eine vorherige Klassenzugehörigkeit von Signalereignissen bei den Trainingsbeispielen ist hierbei daher nicht bekannt. Die Algorithmen versuchen, in den Eingabedaten eigenständig Muster zu erkennen, die von einer strukturlosen Streuung (Rauschen) abweichen.

In der Lernphase wird eine Art Abdruck bzw. Modellbeschreibung über das „Normal“-Verhalten basierend auf einer bestimmten Menge von Trainingsdaten generiert. Mittels Merkmalsextraktion und Clusteringverfahren erfolgt eine Einteilung der Daten, die sich durch charakteristische Muster voneinander unterscheiden, in mehrere Klassen bzw. Kategorien. Die prinzipielle Struktur der Daten ist

hiermit beschrieben. In der *Einsatzphase* werden dann die Messdaten mit der Beschreibung des „Normal“-Verhaltens auf eventuell vorhandene Abweichungen und Implausibilitäten hin überprüft. Gibt es Diskrepanzen zwischen dem gelernten „Normal“-Verhalten und dem gemessenen Signalverlauf, werden diese erkannt (Bild 10). Eine Daten-Vorhersage ist möglich (Prädiktion).

2.5.2 Überwachte Lernalgorithmen zur Extraktion höherwertiger Informationen

Als *überwachtes Lernen (Supervised Learning)* werden maschinelle Lernalgorithmen bezeichnet, die mit bekannten Zielwerten (Klassenzugehörigkeit) arbeiten. Ein- und Ausgabendes Algorithmus sind somit bekannt und mithin auch eine Klassenzugehörigkeit der Trainingsbeispiele gegeben.

Bei einer gewünschten Plausibilisierung von Messdaten muss für die verwendeten Trainingsdaten z. B. vorgegeben werden, ob es sich um plausible oder implausible Daten handelt (es gibt hierbei zwei Klassen bzw. Zielwerte – *<Daten plausibel>* und *<Daten implausibel>*). Derartige Verfahren erlauben es, ohne explizites vorheriges Modellwissen relevante Merkmale und Information aus umfangreichem Datenmaterial herauszufiltern.

Im ersten Schritt werden relevante Merkmale mittels der schon dargestellten unüberwachten Lernalgorithmen extrahiert. Anschließend werden diese Merkmale in einer *Lernphase* mit Zielwerten verknüpft (Bild 11). Die Zielwerte hängen davon ab, welche Information in der späteren Einsatzphase (Bild 12) aus den Daten extrahiert werden soll.

Im zweiten Schritt der Lernphase wird die Beziehung, d. h. die Abhängigkeit, zwischen den extrahierten Merkmalen und den definierten Zielwerten mittels eines Klassifikators gelernt. Klassifikationsverfahren sind Methoden und Kriterien zur Einteilung von Objekten, Situationen bzw. Merkmalsräumen in Klassen. Klassifikatoren werden daher immer anwendungsbezogen eingesetzt. So können z. B. Signalform (verschiedene Arten von Signalformen, z. B. überproportionaler Anstieg, Sinusschwingung, Sprünge, Einschwingverhalten bei Aufwärmvorgängen usw.), Plausibilität (plausible oder implausible Mess- und Erfassungsdaten), „Fehlerarten“ (verschiedene Arten von Schäden im Bauwerk oder Sensorsystem, Einstreuungen von Netzfrequenz, sprunghafte Rissbreitenänderungen usw.), Verkehrslasten (Information über überquerende Fahrzeuge, z. B. Achszahl, Fahrzeugtypen usw.) erkannt werden.

3 Erprobung der Verfahren mit realen Sensordaten – weitere Beispiele

3.1 Modellbasierte Analyseverfahren

Extraktion und Filterung von Sensordaten

Für die Extraktion und Filterung von relevanten Zustandsgrößen aus den Messdaten können modellbasierte Zustandsschätzer angewendet werden. Dies soll exemplarisch am Fall der Multiring-Elektrode (Bild 4) dargestellt werden. Aus den jeweiligen Widerstandsänderungen (R_t und R_p) sollen die Parameter Temperatur T und

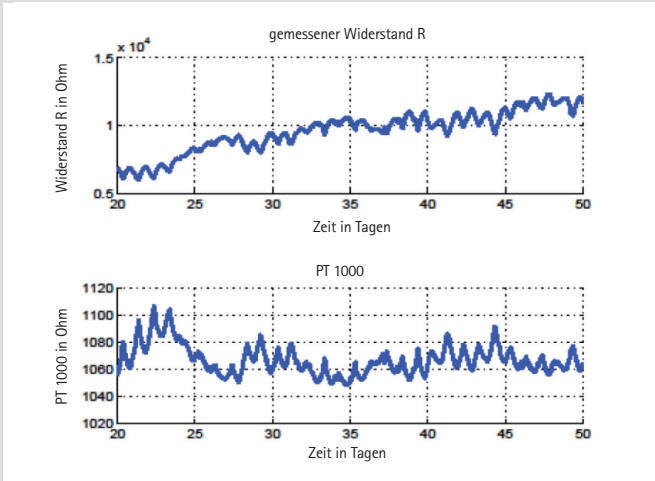


Bild 13: Rohdaten der Multiringelektrode für Temperatur und Feuchte

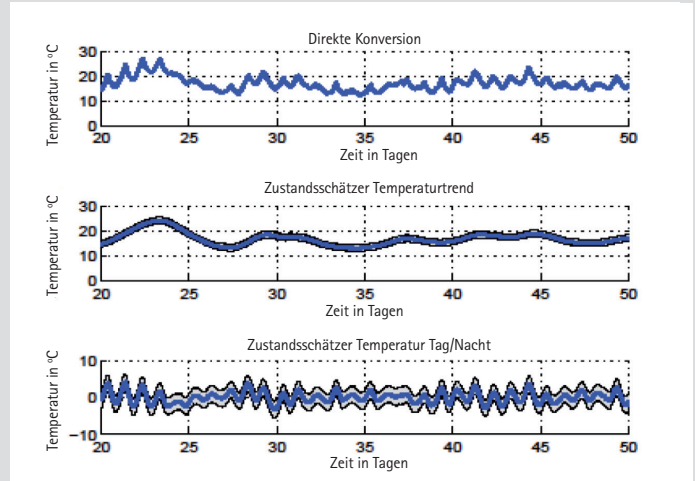


Bild 14: Datenfusion – Temperatur, Temperaturtrend und Tag-Nacht-Schwankungen

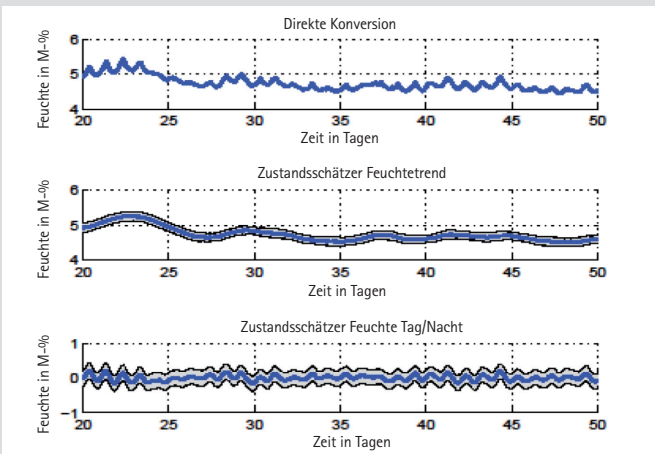


Bild 15: Datenfusion – Feuchte, Feuchtetrend und Tag-Nacht-Schwankungen

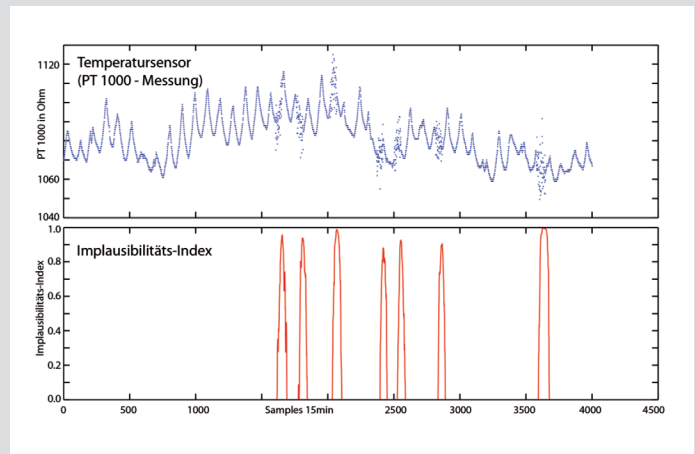


Bild 16: Plausibilisierung eines Temperatursensors – Rauschen

Betonfeuchte f_b im Bauteil ermittelt werden (Datenfusion).

Für die Modellierung der Temperatur und Betonfeuchte wurden mehrere lineare Systemmodelle verwendet (P, PV und PVA), die jeweils die unterschiedlichen zeitlichen Veränderungen der Messwerte berücksichtigen. Für jeweils die Temperatur und Betonfeuchte wurde hierbei der Zustand in die Komponenten Trend (Modellansatz: „näherungsweise konstantes Geschwindigkeits-Modell“) und periodische Tag-Nacht-Schwankungen (Modellansatz: dynamisches sinusförmiges Modell) aufgeteilt. Für die Modellierung des Zusammenhangs zwischen den Sensordaten der Multiring-Elektrode und der Temperatur und Betonfeuchte wird eine zweidimensionale Messabbildung verwendet (Temperaturfühler: Annahme linearer Messzusammenhang zwischen Temperatur und Messung; Multiring-Elektrode: Annahme nichtlinearer Zusammenhang zwischen Temperatur, Betonfeuchte und

Messung). Bild 13 zeigt die Rohdaten (Widerstandsänderungen R_T und R_P). Bild 14 und Bild 15 zeigen im obersten Graphen die ermittelte Temperatur bzw. Betonfeuchte. Die Graphen darunter zeigen jeweils die Ergebnisse der modellbasierten Zustandsschätzer für Temperatur- bzw. Feuchtetrend und Tag-Nacht-Schwankungen dieser.

Das dargestellte Vorgehen zeigt deutlich, wie mittels zuvor festgelegter Modellauslegungen gezielt erwartete Signal- bzw. Informationsanteile aus dem Datenstrom extrahiert werden können sowie nicht un-

mittelbar messbare Kenngrößen ermittelt werden können.

Würden die aus dem modellbasierten Zustandsschätzer extrahierten Daten T bzw. f_b für die nachfolgende Weiterverarbeitung mit geringerer Datenrate ausgelesen werden (z. B. alle 30 min) – gegenüber einer Einpeisung des Zustandsschätzers mit Sensordaten (Messintervall 15 min) –, wäre eine *Datenreduktion* ohne signifikanten Genauigkeitsverlust möglich.

Das gezeigte Beispiel ist exemplarisch, zum Implementierungszeitpunkt sind für die verschiedenen benötigten Zustandspa-

Mit Sicherheit von

P. BERGHAUS

- hergestellt und geprüft gemäß TL-Absperftafein
- BAST-geprüfte LED-Technik
- Made in Germany

Berghaus-Verkehrstechnik.de

Bild 17: Plausibilisierung eines Temperatursensors – Ausreißer

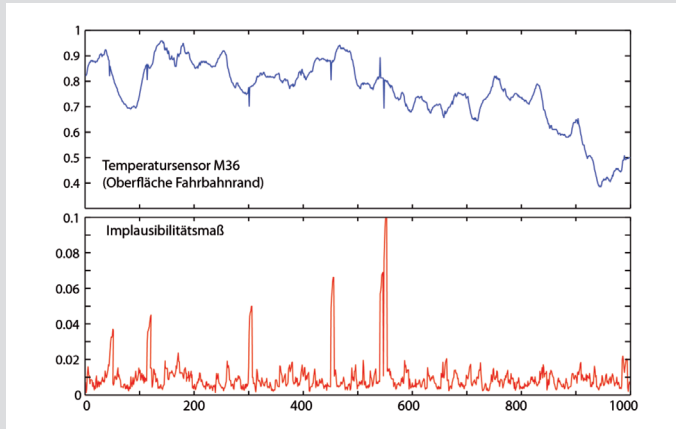
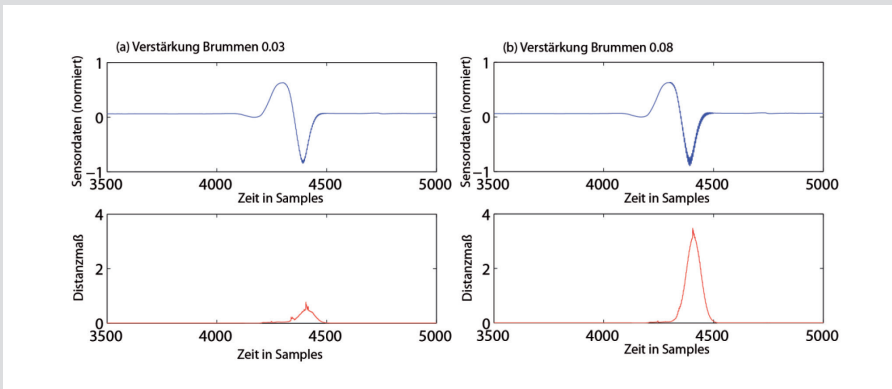


Bild 18: Plausibilisierung eines Wegaufnehmers – Einstreuung 50-Hz-Netzfrequenz



parameter gezielte parameterbezogene Festlegungen zu extrahierender Informationen festzulegen. In analoger Weise gelingt auch eine Interpolation von Messdaten.

3.2 Maschinelle Lernalgorithmen

Nachfolgend wird die grundsätzliche Funktionsfähigkeit der Analyseverfahren basierend auf Neuronalen Netzen mittels realen Sensordaten unterschiedlicher phy-

sikalischer Parameter dargestellt.

Plausibilisierung von Sensordaten

Bild 16 zeigt ein Beispiel für die Plausibilisierung eines Temperatursensors, welcher die Temperatur in einem Massivbauteil erfasst (Rohdaten, Messintervall 15 min). Hierbei wurde das „Normal“-Verhalten des Sensorsignals aus einer großen Menge an Trainingsdaten mittels Künstlichen

Neuronalen Netzen bestimmt. Durch den Vergleich der aktuellen Temperaturmessung mit dem gelernten Modell dieses „Normal“-Verhaltens kann ein Implausibilitäts-Index berechnet werden, welcher erkannte Auffälligkeiten ereignisbezogen darstellt, z. B. hier die zeitweise *Überlagerung von Rauschen* in den Messdaten (z. B. durch korrodierte Kontaktstellen an den Sensorleitungen, hier Simulation). Große Werte nahe Eins signalisieren geringe Plausibilität des entsprechenden Messdatenabschnitts.

Als weiteres Beispiel zeigt Bild 17 die im 20-min-Takt erfasste Fahrbahntemperatur (Rohdaten) an der alten Kanalbrücke Berkenthin, Schleswig-Holstein (B 208). Ausreißer in den Messdaten in verschiedenen Richtungen mit steigender Ausprägung (simuliert) werden mithilfe des Plausibilitätsmaßes zutreffend charakterisiert. Somit ist zudem eine quantitative Aussage über diese Störungen möglich.

Bild 18 zeigt ein mit 100 Hz abgetastetes Wegaufnehmersignal, das von einem kurzzeitig eingestreuten 50-Hz-Netzfrequenz-Burst-Signal überlagert wurde. In diesem Beispiel wurde mit zwei unterschiedlich großen Amplituden verschieden stark „gestört“, was sich in der Bewertung der Plausibilität durch den Algorithmus (untere Bilder) entsprechend darstellt.

Sensordrifts lassen sich insbesondere dadurch erkennen, dass bei gegenseitig abhängigen Parametern die Messdaten hierzu gemeinsam betrachtet werden (z. B. Kraft (a) und Weg (b), wie im Beispiel eines Schwingversuchs (Bild 19), Hüllkurvendarstellung – die einzelnen Schwingspiele als solche sind in der Langzeitdarstellung

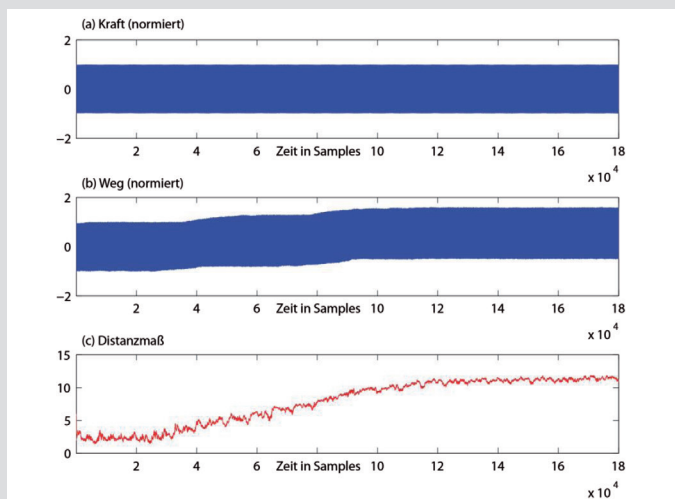


Bild 19: Plausibilisierung von Kraft- und Wegaufnehmern – Sensordrift

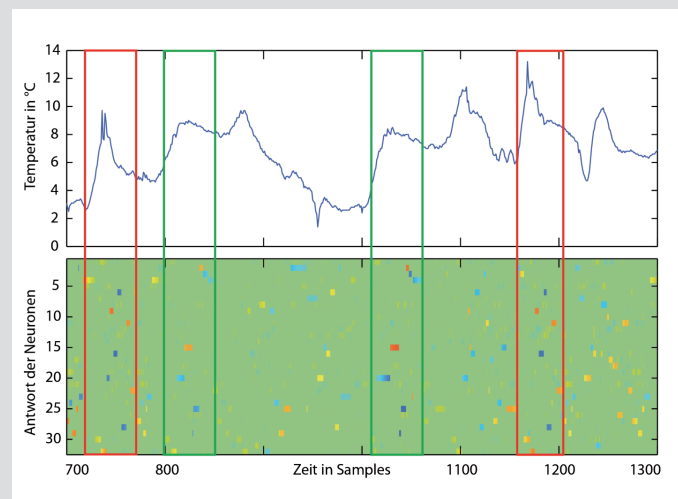


Bild 20: Ereigniserkennung Temperatursensor (signifikante Signalverläufe)

nicht mehr aufgelöst). Ein defekter Sensor kann z. B. in Bezug zum zweiten zu erfassenden Parameter überproportionale Werte erzeugen bzw. – wie hier dargestellt – um den Nullpunkt verschobene. Die Implausibilität steigt daher analog zur Nullpunktverschiebung an (unterer Graph (c)).

Ableitung höherwertiger Information aus Sensordaten

Mithilfe maschineller Lernalgorithmen ist aus Sensor- bzw. fusionierten Daten eine automatisierte Gewinnung weitergehender höherwertiger Information zu fachtechnischen Sachverhalten möglich. Diese können sich auf zuvor abgegrenzte messtechnische Aussagen beziehen (überproportionaler Anstieg von Messdatenreihen, auffällige Überschwinger im Signal von Beschleunigungsaufnehmern usw.) bzw. auf bauteilbezogene Aussagen (die ermittelte Feuchte bzw. Rissbreite im Bauteil steigt außergewöhnlich schnell an). Diese Aussagen können zur Absicherung der Funktion der Erfassungsvorrichtungen (Qualitätsaussage, d. h. zur Funktionsfähig-

keit der Messkette, d. h. Sensoren, Messverstärker, Messumformer, Analog-Digitalwandlung, Datenübertragung, Stromversorgung usw.), der als ergänzende Information durch automatische Erkennung potenzieller situativer Veränderungen am Bauwerk bzw. seinen Bauteilen dienen.

Bild 20 zeigt eine Vorstudie zur *Ereigniserkennung* (Fahrbahntemperatur Kanalbrücke Berkenthin, Messintervall 20 min). Signifikante Signalverläufe der Sensordaten, die im störungsfreien Betrieb der Erfassungsvorrichtungen eine physikalische/chemische Entsprechung am Bauwerk haben, können u. a. mittels Künstlichen Neuronalen Netzen erkannt werden (Ereigniserkennung, hier System mit 32 Ausgangs-Neuronen). Trotz des nicht mehr in der Untersuchung realisierten Klassifikators zur Einordnung der Neuronenantworten zeigen die visualisierten Antworten der Neuronen für die entsprechenden Signalformen (vgl. roter bzw. grüner Kasten) schon optisch eine sehr große Übereinstimmung der Neuronenantworten (unterer Bildteil). Nachzeitigem Kenntnisstand kann ange-

nommen werden, dass unter weiterer Verfeinerung der Verfahrensstufen perspektivisch eine scharfe und betriebsgerechte Detektion von Ereignissen erreicht werden kann.

Ein weiteres Beispiel zur *Ereigniserkennung* sind *Verkehrslastdaten*, erfasst durch indirekte Lastidentifikation am Brückenbauwerk (Dehnungsmessstreifen, Abtastrate 600 Hz). Die Impulsformen können hier eindeutig den Neuronenantworten (64 Ausgangsneuronen) zugeordnet werden (Bild 21).

4 Rahmenbedingungen zur praktischen Implementierung am Bauwerk

Bei einer zukünftigen Umsetzung soll die Implementierung von Sensordatenüberwachungs- und -voranalyse-Strukturen unmittelbar auf Sensorebene („Intelligenter Sensor“) konzeptionell nicht ausgeschlossen sein. So können bereits am Ort der Messdatengewinnung Aussagen zu Plausibilität, Funktionssicherheit und somit eine Qualitätssicherung der Daten, aber

INNOVATIVE DICHTMITTEL

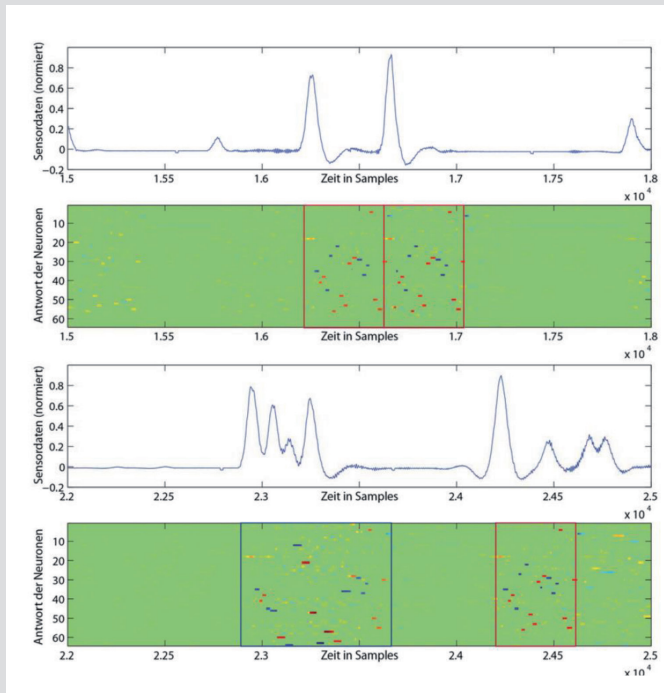
Selbstklebendes Bitumenfugenband



TOK®-Band SK

- Weltweit erstes selbstklebendes Bitumenfugenband
- Schnelle und wirtschaftliche Verarbeitung
- Geprüft gemäß ZTV Fug-StB.

Bild 21: Ereigniserkennung Verkehrs-lastdaten



auch Datenfusion, -reduktion und ggf. -interpolation vorgenommen werden. Vor dem Hintergrund der möglichen Nutzung von Energy-Harvesting-Konzepten [15] sind für die potenziell verwendbaren modellbasierten und statistischen Analyseverfahren zuvor Energieverbrauchsabschätzungen zu treffen. Das Ergebnis der Studie ist, dass die durchschnittliche Rechenlast (vornehmlich die der Multiplikationsoperationen auf einem Mikrocontroller) und damit der Energiebedarf von Künstlichen Neuronalen Netzen für

die diskutierten Aufgabenstellungen um ca. den Faktor 10 höher ist (Einsatzphase) als der von modellbasierten Verfahren (in der Lernphase sogar bis zu Faktor 100). Tabelle 4 zeigt daher für den Einsatz von Energy-Harvesting für verschiedene Parameter exemplarisch Vorschläge für eine mögliche algorithmische Ausstattung von modellbasierten Verfahren. In der zweiten Tabellenhälfte sind Energiesparlösungen unter Einbußen der Leistungsfähigkeit der Analysealgorithmen dargestellt [3].

5 Fazit und Ausblick

Die Machbarkeitsstudie legt nahe, zur Umsetzung eines Konzepts zur leistungsfähigen Sensordatenüberwachung und -analyse im Rahmen der Erfassung und Bewertung relevanter Informationen von Einwirkungs- und Widerstandsveränderungen an Brückenbauwerken für die Aufgaben Plausibilisierung, Fusion, Interpolation und Ableitung höherwertiger Information von Sensordaten ausgewählte Algorithmen aus den Bereichen modellbasierter und statistischer Analyseverfahren einzusetzen. Einschätzungen für mögliche Einsatzbereiche der Algorithmen wurden vorgenommen. Ihre grundsätzliche Leistungsfähigkeit konnte durch die Erprobung mit realen Sensordaten verschiedener physikalischer Parameter beispielhaft nachgewiesen werden.

In einer Folgeuntersuchung sollen Betriebssicherheit und Praxistauglichkeit eines solchen Systems an einem entsprechend instrumentierten realen Bestands-Massivbrückenbauwerk prototyphaft untersucht werden (duraBAST-Areal der Bundesanstalt für Straßenwesen).

Hierbei stehen neben der möglichen Anpassung und Verfeinerung der Überwachungs- und Analyseverfahren mögliche erforderliche Maßnahmen sowie betriebsgerechte Hilfsmittel einer anwendungsfallbezogenen Implementierung am Bauwerk unter Berücksichtigung einer individuellen Anpassung der Sensordatenanalysealgorithmen vor Ort im Vordergrund (erforderliche Parametereingaben, Lernzeiten

Tabelle 4: Modellbasierte Verfahren – Vorschläge für algorithmische Ausstattung verschiedener Parameter

	Empfohlene Lösung			Energiesparlösung		
	Systemmodell	Messmodell	Zustands-schätzer*	Systemmodell	Messmodell	Zustands-schätzer
DMS/ Temperatur	PV-Modell	Präzise Modellierung	LRKF	PV-Modell	Direkte Messung	Kalman-Filter
Feuchtigkeit	PV-Modell	Präzise Modellierung	LRKF	PV-Modell	Direkte Messung	Kalman-Filter
Korrosion	PV-Modell	Direkte Messung	Kalman-Filter	P-Modell	Direkte Messung	Kalman-Filter
Neigung	PV-Modell	Präzise Modellierung	LRKF	PV-Modell	Direkte Messung	Kalman-Filter
Verschiebung (Setzung)	PV-Modell	Präzise Modellierung	LRKF	PV-Modell	Direkte Messung	Kalman-Filter

*) LRKF = Linear-Regression-Kalman-Filter

und Arbeitsschritte für ein automatisches sowie überwachtes Lernen). Zudem sollen mögliche Intervalle einer Funktionsüberprüfung der Erfassungsvorrichtungen während der Einrichtung am Bauwerk und während des Betriebes sowie ergänzend zugehörige Arbeitsaufwände für den späteren Einsatz vorab ermittelt werden.

Literaturverzeichnis

- [1] Haardt, P.: „Intelligente Brücken – Adaptive Systeme zur Informationsbereitstellung und ganzheitlichen Bewertung in Echtzeit“, 3. Kolloquium Erhaltung von Bauwerken, Tagungshandbuch Technische Akademie Esslingen 2013
- [2] Richtlinie zur einheitlichen Erfassung, Bewertung, Aufzeichnung und Auswertung von Ergebnissen der Bauwerksprüfungen nach DIN 1076, RI-EBW-PRÜF 2013, Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung
- [3] Sawo, F.; Klumpp, V.; Beutler, F.: „Intelligente Bauwerke – Anforderungen an die Aufbereitung von Messgrößen und ihrer Darstellungsform“, Schlussbericht Projekt FE 15.548, Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Heft B 114, Juni 2015
- [4] Isermann, R.: "Fault-Diagnosis Systems", Springer-Verlag, 2006
- [5] Lunze, J.: „Regelungstechnik 1 – Systemtheoretische Grundlagen, Analyse und Entwurf einschleifiger Regelungen“, Springer-Verlag, 2008
- [6] Simon, D.: "Optimal State Estimation", John Wiley & Sons, 2006
- [7] Bishop, C. M.: "Pattern Recognition and Machine Learning", Springer-Verlag, 2006.
- [8] Worden, K.; Manson, G.: "The Application of Machine Learning to Structural Health Monitoring", Philosophical Transactions of the Royal Society, 2006
- [9] Internetseite Sensortec GmbH. [Online] 28. September 2015. <http://www.sensortec.de>
- [10] Sawo, F.: "Nonlinear State and Parameter Estimation of Spatially Distributed Systems", Universitätsverlag Karlsruhe, 2009
- [11] Blom, H. A. P.; Bar-Shalom, Y.: "The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients", IEEE Transactions on Automatic Control, 1988
- [12] Kerschen, G.: "Sensor Validation using Principal Component Analysis", Smart Materials and Structures, 2005
- [13] Kohonen, T.: "Self-Organizing Maps", Springer-Verlag, 2001
- [14] Svensen, J. F. M.: "GTM: The Generative Topographic Mapping", Dissertation, 1998
- [15] Hofmann, L.; Huisinga, H.; Mohrmann, M.: „Intelligente Bauwerke – Konzepte und Verfügbarmachung intelligenter Energieversorgung am Bauwerk – die energieautarke Brücke“, Schlussbericht Projekt FE 29.0326/2013/BASSt, Veröffentlichung in Vorbereitung
- [16] Schnellenbach-Held, M.: „Intelligente Bauwerke – Machbarkeitsstudie für ein System zur Informationsbereitstellung und ganzheitlichen Bewertung in Echtzeit für Brückenbauwerke“, Schlussbericht Projekt FE 15.509/2011/GRB, Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Heft B 105, März 2014
- [17] Schnellenbach-Held, M.: Schlussbericht FE 15.0510/2011/DRB „Schädigungsrelevante Einwirkungen und Schädigungspotenziale von Brückenbauwerken aus Beton“, Schlussbericht Projekt FE 15.0510/2011/DRB, Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Heft B 110, Januar 2015
- [18] Fischer, J.; Schneider, R.: „Intelligente Bauwerke – Zuverlässigkeitsbasierte Bewertung von Brückenbauwerken unter Berücksichtigung von Inspektions- und Überwachungsergebnissen“, Schlussbericht Projekt FE 15.508/2011/KRB, Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Heft B 99, März 2014
- [19] Borrmann, A.; Fischer, O.: „Intelligente Bauwerke – Konzeption eines modular aufgebauten Brückenmodells und Systemanalyse“, Schlussbericht Projekt Schlussbericht FE 15.538//2011/ARB, Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Heft B 104, April 2014
- [20] Schneider, R.; Fischer, J.: Schlussbericht FE 15.546/2011/LRB, „Intelligente Bauwerke – Prototyp zur Ermittlung der Schadens- und Zustandentwicklung für Elemente des Brückenmodells“, Schlussbericht Projekt FE 15.546/2011/LRB, Veröffentlichung in Vorbereitung

A WIRTGEN GROUP COMPANY

W WIRTGEN

Leistungsstark auch bei wenig Platz.

www.wirtgen.com/milling

W 150 CF / W 150 CFI. Die Kompakt-Klasse verbindet die Vorzüge der Kleinfräsen - Wendigkeit, Ein-Mann-Bedienung und Flexibilität - mit dem Frontlader-Prinzip und der Produktivität der WIRTGEN Großfräsen. Als leistungsstärkste Maschine ihrer Klasse ist die W 150 CF / W 150 CFI ideal für größere Baustellen mit beengten Platzverhältnissen. Dazu trägt auch der extrem große Bandschwenkwinkel von 60 Grad nach beiden Seiten bei. Profitieren auch Sie von den innovativen Lösungen des Marktführers.

www.wirtgen.com