Weiterentwicklung einer Methodik zur probabilistischen Prognose der Zustandsentwicklung

Die Prognose der Zustandsentwicklung ist eine wesentliche Komponente innerhalb des Erhaltungsmanagements der Straßeninfrastruktur. In Deutschland wird hierfür derzeit ein deterministisches Prognoseverfahren eingesetzt, das mit Hilfe von Verhaltensfunktionen und deren Kalibrierung die Zustandsentwicklung eines Straßenabschnittes prognostiziert. Gleichwohl ist das Zustandsverhalten von Straßen von einer großen Anzahl an Einflussfaktoren geprägt, die eine treffende Prognose erschwert. Die damit verbundenen Unsicherheiten sind mit den bisher eingesetzten deterministischen Prognosemethoden nicht abbildbar. In diesem Beitrag werden die Forschungsergebnisse vorgestellt, die federführend von der TU Darmstadt gemeinsam mit der Infrastructure Management Consultants (IMC) GmbH und der HELLER Ingenieurgesellschaft mbH im Rahmen des FFG-Projektes „Multikriterielle probabilistische Prognose der Zustandsentwicklung" (ProZEnt) und einer an der TU Darmstadt erstellten Dissertation mit dem Titel „Analyse und Prognose von Straßenzustandsdaten mithilfe von probabilistischen Methoden und der Strukturgleichungsmodellierung" erarbeitet wurden. Darin wird eine zweistufige probabilistische Bayes'sche Methodik zur Prognose der Zustandsentwicklung von Fahrbahnen auf der Grundlage des Extended Kalman-Filters (EKF) vorgestellt und deren praktische Anwendung auf Straßenzustandsdaten aufgezeigt. Das entwickelte Modell ist in der Lage, sowohl die Unsicherheiten im zukünftigen Verhalten des Straßenzustands aufgrund von zahlreichen Einflussfaktoren, wie z. B. den Materialeigenschaften und der Verkehrsbelastung, als auch Unsicherheiten aufgrund der Messpräzision der Zustandserfassung abzubilden. Der entwickelte Bayes'sche Ansatz ist für beliebige Zustandsmerkmale (z. B. Längs- und Querebenheit, Griffigkeit, Risse usw.) anwendbar. Die Methodik wurde innerhalb des ProZEnt-Projektes in einen webbasierten IT-Prototyp implementiert und anhand von Daten aus Straßennetzen in Deutschland, Österreich und der Schweiz erprobt. Die Prognoseergebnisse zeigen eine hohe Übereinstimmung zu den Daten aus dem Validierungsdatensatz. Neben der Prognose der mittleren Zustandsentwicklungen bietet das Verfahren den wesentlichen Vorteil der Quantifizierung von Unsicherheiten in der objektbezogenen Zustandsprognose. Damit liefert die Methodik einen wichtigen Baustein auf dem Weg zu einem risikobasierten Erhaltungsmanagement.

doi.org/10.53184/STA6-2023-2

■ Verfasser

Dr.-Ing. Tim Blumenfeld
tim.blumenfeld@imc-de.com
Infrastructure Management Consultants (IMC) Mannheim GmbH
Landsknechtweg 28
68163 Mannheim

Christopher Grund, M. Sc.
christopher.grund@heller-ig.com
HELLER Ingenieurgesellschaft mbH
Otto-Hesse-Straße 19/T9
64293 Darmstadt

David Kempf, M. Sc.
dkempf@vwb.tu-darmstadt.de
Technische Universität Darmstadt
Institut für Verkehrswegebau
(ehem. Straßenwesen)
Otto-Berndt-Straße 2
64287 Darmstadt

Arnór Elvarsson, M. Sc.
elvarsson@ibi.baug.ethz.ch
Institut für Bau und Infrastrukturmanagement
ETH Zürich
8092 Zürich, Schweiz

1 Einleitung

Für einen zielgerichteten Einsatz der verfügbaren Finanzmittel in der Straßenerhaltung stellt das Wissen über den aktuellen und den zukünftigen Zustand des Straßennetzes eine maßgebende Eingangsgröße dar. Eine exakte Dokumentation des aktuellen Zustandes mit Hilfe der Zustandserfassung und -bewertung (ZEB) und eine präzise Prognose der zukünftigen Zustandsentwicklung sind daher für ein effektives Erhaltungsmanagement essentiell. Diese Module werden benötigt, um belastbare und transparente Entscheidungen auf der strategischen und operativen Ebene treffen zu können, sodass unvermeidbare Beeinträchtigungen innerhalb des Netzes aufgrund von umfangreichen Erhaltungsmaßnahmen für die Nutzer möglichst geringgehalten werden. Die Prognose der Zustandsentwicklung stellt ein wesentliches Modul innerhalb eines Pavement Management Systems (PMS) dar. Sie dient dazu anhand von merkmalspezifischen Verhaltensfunktionen den Schadensverlauf sowohl vor als auch nach der Durchführung einer Erhaltungsmaßnahme zu prognostizieren und somit den zukünftigen Erhaltungsbedarf abzuschätzen (Maerschalk et al. 2020).

2 Stand des Wissens

In Deutschland erfolgt die Zustandsprognose für Fahrbahnen derzeit mit Hilfe eines deterministischen Verfahrens. Die Anwendung probabilistischer Prognosemethoden im Rahmen des Erhaltungsmanagements wurde in den vergangenen Jahren weltweit ebenfalls geprüft. In der Schweiz kommen seit einigen Jahren bereits probabilistische Verfahren zur Zustandsprognose von Kunstbauten zur Anwendung (Hajdin 2008).

2.1 Deterministische Zustandsprognose nach RPE-Stra 01

Das derzeit angewendete Verfahren zur Zustandsprognose ist in den Richtlinien für die Planung von Erhaltungsmaßnahmen an

Forecasting road condition development is an essential component within pavement management systems of road infrastructure. In Germany, a deterministic forecasting method is currently used, which forecasts the surface condition development of a road section using performance functions and their calibration. The condition performance of roads is affected by many factors making a precise forecast challenging. However, these uncertainties in the forecast of road condition development cannot be addressed with deterministic performance models. The contents of this paper derive from research carried out by TU Darmstadt in corporation with Infrastructure Management Consultants (IMC) GmbH and HELLER Ingenieurgesellschaft mbH within the framework of the FFG research project "Multi-criteria Probabilistic Prediction of Pavement Condition" (ProZEnt) and a dissertation prepared at the TU Darmstadt entitled "Analysis and Prediction of Road Condition Data by Using Probabilistic Approaches and Structural Equation Models". This paper presents a two-stage probabilistic Bayesian methodology for forecasting the condition development of roads based on the Extended Kalman Filter (EKF) and demonstrates its practical application. The developed model can represent the uncertainties in the future performance of the road condition based on numerous affecting factors, such as material properties and traffic load. Moreover, it considers uncertainties based on the measurement precision of the condition surveys. The developed Bayesian approach is applicable to any road condition indicator (e.g., longitudinal and transverse evenness, skid resistance, cracks, etc.). The methodology was implemented in a web-based IT prototype and tested using data from road networks in Germany, Austria, and Switzerland. The forecast results show a high correlation with the data from the validation dataset. In addition to the forecast of mean condition developments, the method offers the significant advantage of quantifying uncertainties in the object-related condition forecast. Thus, the methodology provides an essential step towards a risk-based pavement management system.

Straßenbefestigungen (RPE-Stra 01) dokumentiert (FGSV 2001). Die Zustandsprognose erfolgt mit Hilfe von deterministischen Verhaltensfunktionen auf Basis von Zustandswerten (Krause, Maerschalk 2010). Die Standardverhaltensfunktionen werden mit der folgenden mathematischen Potenzfunktion beschrieben:

$$ZW_i(t) = 1 + a \cdot t^b$$

mit:

$ZW_i(t)$ merkmalsspezifischer Zustandswert zum Zeitpunkt t

a, b spezifische Verlaufskoeffizienten

t Alter der Deckschicht in Jahren

Die im PMS für die abschnittsbezogene Zustandsprognose hinterlegten Verhaltenskurven wurden im Laufe der Zeit im Rahmen von Forschungsprojekten (vgl. Maerschalk, Krause 2004; Oertelt 2007) mehrfach überprüft und aktualisiert. Bild 1 zeigt exemplarisch die Verhaltensklassen und -funktionen für das Zustandsmerkmal Spurrinnen.

In einem zweiten Schritt wird die Verhaltensfunktion für jedes Zustandsmerkmal separat angepasst, sodass der aktuelle Zustandswert auf der entsprechenden Verhaltenskurve liegt. Die Anpassung der Verhaltensfunktion kann entweder anhand einer Modifizierung der Koeffizienten (FGSV 2001; Hinsch et al. 2005; Oertelt 2007) oder durch ein Curve-Shifting mit dem von Maerschalk & Socina (2008) vorgestellten Verfahren erfolgen, wie es derzeit auch innerhalb des PMS in Deutschland Anwendung findet. Aufgrund der hohen Komplexität und Variabilität des Materialverhaltens von Straßenbelägen ist die Anwendung deterministischer Prognosemodelle für den Zustand von Fahrbahnen mit Nachteilen verbunden. Daher wurde die Anwendbarkeit probabilistischer Ansätze in den letzten Jahren durch eine stetig wachsende Datengrundlage geprüft (Uddin et al. 2013).

2.2 Probabilistische Zustandsprognose

Für die probabilistische Zustandsprognose stehen grundsätzlich mehrere Methoden zur Auswahl. Das Ziel dieser Methoden ist die

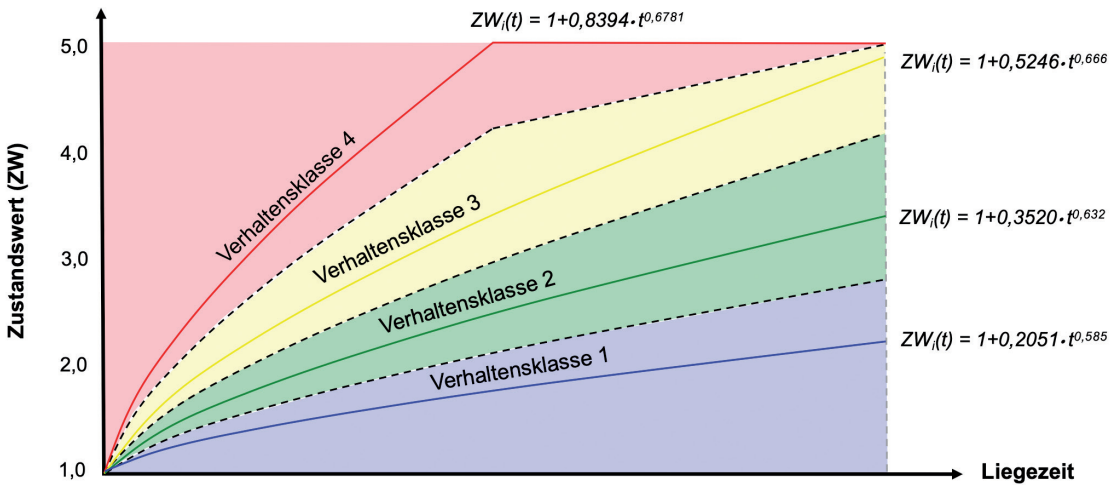

Bild 1: Verhaltensklassen und -funktionen für das Zustandsmerkmal Spurrinnen (FGSV 2001)

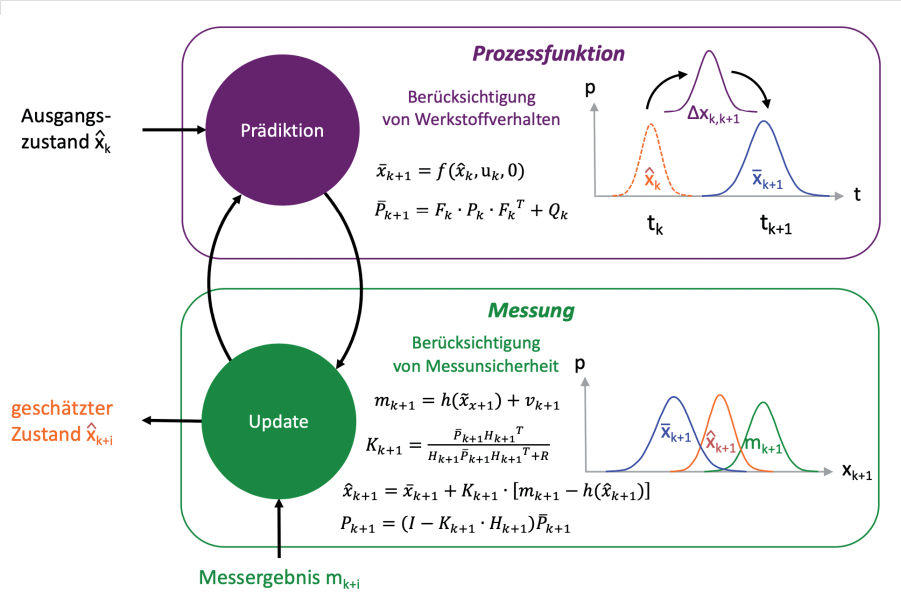

Bild 2: Modellstruktur mit zwei Iterationsschritten innerhalb des Extended Kalman-Filters: Prozess- und Messmodell (Blumenfeld et al. 2021)

Beschreibung des Alterungsverhaltens von Objekten in Abhängigkeit von exogenen Einflussfaktoren unter Berücksichtigung von Unsicherheit. Aufgrund der mittlerweile größeren Datengrundlage aus den Zustandserfassungen ist es inzwischen möglich, die probabilistischen Methoden mit Daten zu unterfüttern, sodass die praktische Umsetzbarkeit aller Methoden zumindest im Rahmen von Vorstudien (vgl. Weninger-Vycudil et al. 2008, Oeser et al. 2014, Blumenfeld 2016) bereits überprüft wurde. Bei den probabilistischen Modellen ist, neben der Anwendung der Survival-Analyse und den Bayes'schen Modellen, insbesondere die Abbildung eines Markov-Entscheidungsprozesses (engl. Markov Decision Process MDP) der am weitesten verbreitete Ansatz:

Homogene Markov'sche Entscheidungsmodelle nutzen Wahrscheinlichkeiten, um Zustandsänderungen zwischen diskreten Zustandskategorien zu modellieren. Diese Wahrscheinlichkeiten sind jedoch nicht nach dem Verhalten einzelner Fahrbahnkomponenten definiert, sondern allein aus empirischen Daten zu Objektzustandsänderungen über die Zeit hergeleitet. Zur Verbesserung dieses Modellansatzes sollten neben den Zustandsdaten weitere merkmalsspezifische Einflussparameter, wie z. B. Verkehrsbelastung, verwendet werden, um die vorhandene Multidimensionalität der Prognoseproblematik auch in den Modellansätzen abzubilden. Erweiterungen des homogenen Markov-Ansatzes sind in der Literatur ebenfalls zahlreich zu finden. Hierbei besteht jedoch meist die Herausforderung für die ermittelten Prognoseergebnisse im Rahmen einer anschließenden Optimierung eine geschlossene Lösung zu finden (Mašović et al. 2015).

Ein wesentliches Merkmal der Survival-Analyse besteht darin, dass die Überschreitung eines definierten Qualitätsniveaus einer Fahrbahnoberfläche als „Ausfall" bezeichnet wird (Klinghammer et al. 1997). Es erfolgt hierbei lediglich eine Differenzierung, ob das definierte Qualitätsniveau innerhalb eines Zeitraumes überschritten wird. Eine Prognose von Zustandsverteilungen ist daher nur begrenzt möglich.

Die Bayes'sche Statistik erlaubt im Vergleich zu den anderen beiden Methoden die Berücksichtigung einer a priori Verteilung des zu prognostizierenden Merkmals. Dadurch können bereits vorliegende Informationen zum erwarteten Systemverhalten in das Modell integriert werden. Die Methode des Bayes-Filters ist vielseitig einsetzbar und findet bereits in vielen Fachgebieten Anwendung. Eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten erfolgte bisher exemplarisch auf Basis von einzelnen Teststrecken in Kanada (Li 2005), den USA (Park et al. 2008) sowie in Deutschland (Blumenfeld 2020a). Der Einbau von komplexen Zusammenhängen mit Hilfe von Bayes'schen Modellen könnte die Verknüpfung der von Weninger-Vycudil et al. (2016) diskutierten Zusammenhänge aus materialtechnischen Untersuchungen und der Zustandsentwicklung von Fahrbahnoberflächen bilden. Anhand von Bayes'schen Netzen kann ein Modell zudem stetig um Module und Schnittstellen erweitert werden, um neue Erkenntnisse zu integrieren. Dies stellt zugleich die Abgrenzung zum klassischen Markov-Prozess sowie zur Survival-Analyse dar. Ziel der vorliegenden Untersuchung war es, eine Methodik zu entwickeln, die die objektbezogene probabilistische Zustandsprognose von Straßen ermöglicht. Das Bayes-Filter eignet sich hierfür am besten, da dieses insbesondere den Aspekt der Messunsicherheit berücksichtigt und die Abbildung von merkmalsspezifischen Zustandsverläufen ermöglicht.

3 Methodik

Das Bayes-Filter ist ein statistisches Verfahren, welches die vergangenen, aktuellen und zukünftigen Zustände eines Systems anhand von Beobachtungen und eines angenommenen Systemverhaltens abschätzen kann (Kálmán 1960). Das als Kalman-Filter bezeichnete bayes'sche Verfahren basiert im Wesentlichen auf zwei Berechnungsschritten: Der erste Berechnungsschritt beinhaltet die Prognose des zukünftigen Systemzustandes vom aktuellen in den nächsten Zeitschritt (Prozessfunktion). Während des zweiten Berechnungsschrittes erfolgt der Abgleich des prognostizierten Zustandes mit dem Messergebnis zum aktuellen Zeitpunkt (Messgleichung).

3.1 Mathematische Grundlagen

Durch Blumenfeld et al. (2021) erfolgte die Entwicklung eines Extended Kalman-Filters (EKF), um nicht-lineare Zusammenhänge beschreiben zu können. Zu den wichtigsten Komponenten des EKF zählen die a priori Prozessfunktion, das Prozessrauschen, die Messgleichung sowie die Messunsicherheit.

In Abhängigkeit zu der verhaltenshomogenen Gruppe (Cluster) zu dem das zu prognostizierende Objekt gehört, wird eine clusterspezifische ***a priori Prozessfunktion*** ermittelt, um die Zustände von Beginn der Liegezeit bis zur ersten Zustandserfassung zu bestimmen. Die a priori Funktion des EKF ist eine nicht-lineare Prozessfunktion, die durch den Funktionstyp und die anfänglichen Parameterwerte definiert ist und auf historischen Zustandsdaten beruht. Die ausgegebene Funktion beschreibt die erwartete Zustandsverteilung auf Basis der bishe-

rigen Zustandsentwicklung (rote und blaue Verteilungen oben in Bild 2).

Das ***Prozessrauschen*** charakterisiert die Unsicherheit innerhalb der Prognose und wird als Normalverteilung anhand der Standardabweichung ausgedrückt (violette Verteilung oben in Bild 2). Diese Standardabweichung basiert ebenfalls auf empirischen Zustandsdaten und stellt die Variabilität der Zustandsverschlechterung innerhalb eines Clusters dar. Mit zunehmender Variabilität steigt die Unsicherheit in der Vorhersage.

In der ***Messgleichung*** werden neue Messergebnisse genutzt, um die a priori Zustandsschätzung des EKF auf die a posteriori geschätzte Zustandsverteilung zu aktualisieren. Die Ermittlung der a posteriori Zustandsverteilung (rote Verteilung unten in Bild 2) erfolgt durch das gewichtete Mittel aus a priori Zustandsverteilung (blaue Verteilung unten in Bild 2) und Messergebnis (grüne Verteilung unten in Bild 2).

Die ***Präzision der Messungen*** beschreibt, wie nah die Messergebnisse beieinander liegen. Diese Daten sind z. B. auf der Grundlage der Ergebnisse von Ringversuchen für jede Erfassungsmethode verfügbar oder anhand von Zustandsdaten abzuschätzen. Die Größe der Standardabweichung unter Vergleichbedingungen beeinflusst, wie stark die Messergebnisse bei der Aktualisierung der Prozessfunktion berücksichtigt werden (grüne Verteilung unten in Bild 2).

Bild 2 fasst die beiden Teilmodelle des EKF aus Prozessfunktion und Messgleichung zusammen.

3.2 Herleitung von a priori Prozessfunktionen

Die Parametrisierung der Koeffizienten der Prozessfunktionen erfolgt mithilfe einer Regressionsanalyse mit der Software *python*. Dazu werden die merkmalsspezifischen Funktionstypen auf die Zustandsdaten eines Entwicklungsdatensatzes angewendet und für jedes Cluster die mittlere Zustandsentwicklung und die darin enthaltenen Streuungen über alle Auswerteabschnitte ermittelt (Blumenfeld et al. 2021). Das Bild 3 zeigt exemplarisch die Datengrundlage der Straßenabschnitte mit einer Liegezeit der Asphaltdeckschicht von maximal 20 Jahren (grün) sowie die ermittelte mittlere Zustandsentwicklung der Spurrinnentiefen (rot) für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise mit hoher Schwerverkehrsbelastung (DTV_{SV} > 1.000 Kfz/24h).

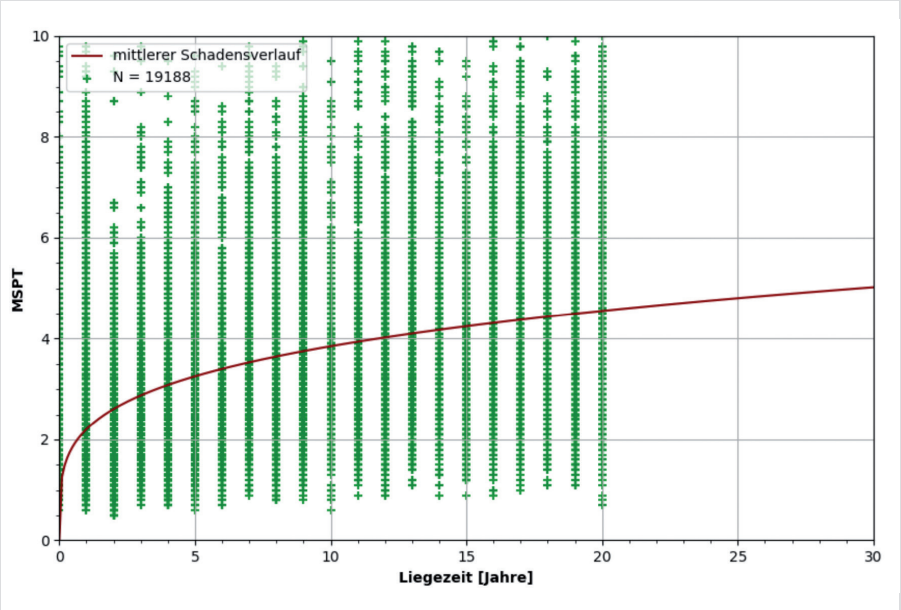

Bild 3: Herleitung einer Prozessfunktion aus Zustandsdaten (Blumenfeld et al. 2021)

3.3 Aktualisierung der Prozessfunktion

Bei der Anwendung eines EKF wird in der Regel die a priori festgelegte Prozessfunktion während sämtlicher Iterationsschritte der Filterung beibehalten. Dies hat jedoch den Nachteil, dass im Falle einer zu Beginn schlecht gewählten a priori Prozessfunktion diese die Filterergebnisse verschlechtert, da das System sich stets an der Prozessfunktion orientiert. Eine verbesserte Abschätzung der Zustandsentwicklung kann hingegen durch eine dynamische Anpassung der Prozessfunktion erfolgen. Für die Aktualisierung der a priori Prozessfunktionen innerhalb des EKF wurde sowohl die Koeffizientenanpassung als auch das Curve-Shifting-Verfahren (vgl. Abschnitt 2.1) probabilistisch umgesetzt und erprobt.

3.4 Untersuchung der Messpräzision

Der kontinuierliche Abgleich der Prozessfunktion mit Messergebnissen ist ein wesentlicher Bestandteil des Kalman-Filters. Je nach Qualität der Messungen erfolgt eine starke oder schwache Anpassung der Prozessfunktion. Daher gilt es, die Messpräzision bei der Erfassung einzelner Zustandsgrößen möglichst realitätsnah innerhalb des Modells zu beschreiben. Die hierfür benötigten Informationen können sowohl aus der Literatur als auch empirisch anhand von Zustandsdaten ermittelt werden. Im Rahmen der Datenaufbereitung wurden zunächst alle Straßenabschnitte, bei denen zwischenzeitlich eine Erhaltungsmaßnahme durchgeführt wurde, von der zu analysierenden Datengrundlage ausgeschlossen, indem die Rohbilddaten der Zustandserfassungen analysiert wurden. Gleichwohl war die Anzahl der Zustandsverbesserungen immer noch fast gleich der Anzahl der Zustandsverschlechterungen innerhalb eines Zeitraums von vier Jahren. Das Phänomen der gemessenen Zustandsverbesserungen zwischen zwei aufeinanderfolgenden ZEB-Kampagnen ohne jegliche bauliche Erhaltungsmaßnahmen ist in der Literatur gut bekannt (vgl. z. B. Blumenfeld 2019; Bryce & Rada 2018; Hinsch, Krause, & Maerschalk 2005; Simpson, Bryce, Rada, & Groeger 2018; Socina 2007). Die Ursachen für diese hohe Anzahl von „unerklärbaren“ Zustandsverbesserungen können vielfältig sein, wie z. B. die Präzision der Messmethoden, das Ergebnis der Rasterung, zueinander verschobene Auswerteabschnitte und inkonsistente Abschnittslängen im Rahmen der Datenaufbereitung sowie nicht dokumentierte betriebliche und bauliche Erhaltungsmaßnahmen. In Bezug auf die Zustandsprognose stellt sich die Frage, wie mit diesen unerwarteten Zustandsverbesserungen umgegangen werden kann, um zuverlässige und genaue Prognosemodelle zu entwickeln (Gao, Aguiar-Moya & Zhang 2011).

Im Allgemeinen ist die Ursache der Streuung in den Daten sowohl auf systematische als auch auf zufällige Fehler zurückzuführen, wobei systematische Fehler durch das Qualitätsmanagement der Daten weitestgehend vermieden werden. In Bild 4 ist die Zu-

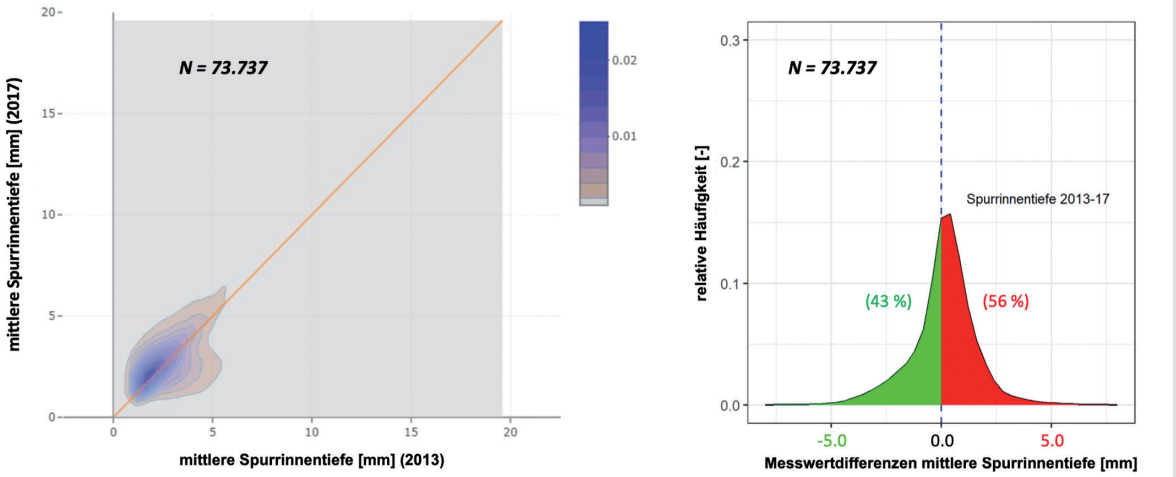

Bild 4: Messwertdifferenzen der mittleren Spurrinnentiefen innerhalb von vier Jahren (Blumenfeld et al. 2021)

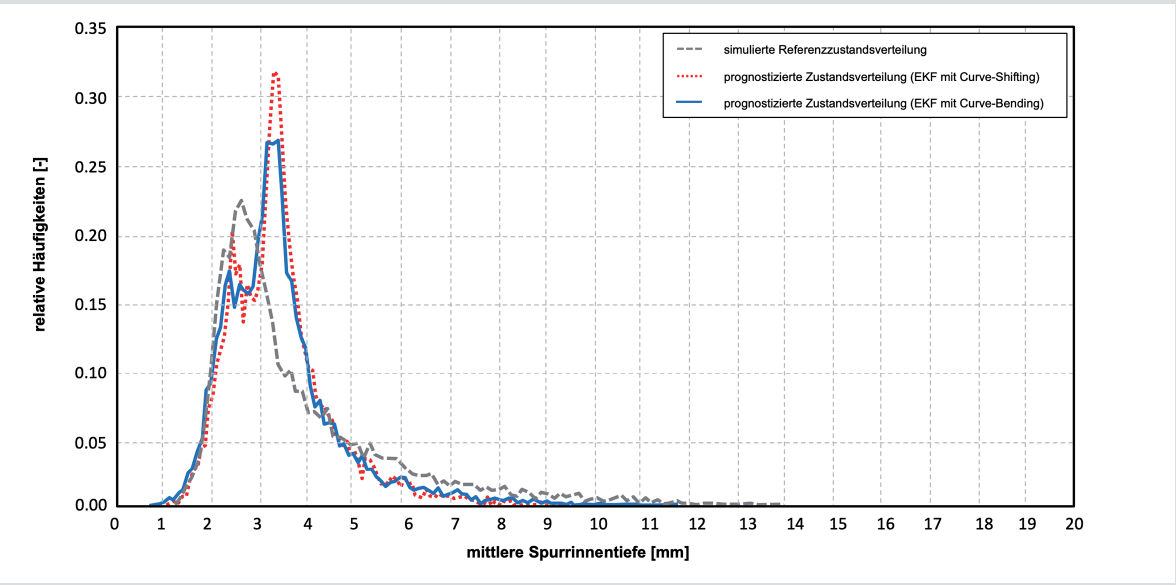

Bild 5: Vergleich der relativen Häufigkeiten der prognostizierten Zustände für Spurrinnentiefen mit EKF einschließlich der Curve-Shifting-Methode und der Koeffizientenanpassung (Blumenfeld et al. 2021)

standsentwicklung zwischen zwei ZEB-Kampagnen auf einem Konturplot (links) und anhand einer 1-dimensionalen Häufigkeitsverteilung (rechts) dargestellt. Obwohl bei den dargestellten Auswerteabschnitten zwischen den beiden Messzeitpunkten keine Erhaltungsmaßnahmen durchgeführt wurden, ist ein großer Anteil an Straßenabschnitten mit gemessenen Zustandsverbesserungen (ca. 43 %) und mit Zustandsverschlechterungen (ca. 56 %) zu beobachten.

Für die Abschätzung der Messpräzision unter ZEB-Bedingungen (einfache Messung) wurde auf Daten der ZEB-Dauermessstrecke zurückgegriffen (Blumenfeld 2020b). Die auf einem Teilabschnitt der BAB A5 eingerichtete Langzeitbeobachtungsstrecke zeichnet sich insbesondere darin aus, dass halbjährlich alle Oberflächenmerkmale der ZEB erfasst werden. Zudem werden sämtliche in diesem Streckenabschnitt zwischenzeitlich durchgeführten Erhaltungsmaßnahmen detailliert dokumentiert. Obgleich die Voraussetzungen eines Ringversuches nicht gegeben sind, bietet diese Datengrundlage dennoch die Möglichkeit, die Größe der Messpräzision der Zustandserfassungen anhand der Messwertdifferenzen und deren Streuung abzuschätzen.

3.5 Modellvalidierung

Das entwickelte probabilistische Prognosemodell wurde mit einem unabhängigen Datensatz validiert. Dazu wurden die Prognoseergebnisse des Extended Kalman-Filters mit der Zustandsverteilung des Validierungsdatensatzes für die Zustandsgröße mittlere Spurrinnentiefe nach einem Prognosezeitraum von zwölf Jahren verglichen. Bild 5 zeigt die mit Hilfe des EKF und integrierter Koeffizientenanpassung bzw. Curve-Shifting-Verfahren prognostizierten Zustandsverteilungen im Vergleich zur Referenzverteilung des Validierungsdatensatzes.

In Tabelle 1 sind die statistischen Kenngrößen zur Beschreibung der Zustandsverteilungen auf der Netzebene als auch die Korrelationskoeffizienten für den objektbezogenen Vergleich der Modellvarianten mit dem Validierungsdatensatz gegenübergestellt.

Es zeigt sich, dass beide Varianten des EKF eine gute Abschätzung der zukünftigen Zustandsverteilung mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,81 bzw. 0,83 ermöglichen.

4 Anwendungsbeispiel

Innerhalb des Forschungsprojektes *ProZEnt* wurde die entwickelte Methodik in einen webbasierten IT-Prototyp implementiert und sowohl im Rahmen von objektbezogenen als auch netzweiten Anwendungsbeispielen erprobt.

4.1 Datengrundlage

Als Datengrundlage wurden Daten zu Autobahnnetzen in Nordrhein-Westfalen, Bayern, Österreich bzw. Nationalstraßen in der Schweiz verwendet. Die Bestandsdaten der Straßennetze (Geometrie und Anzahl der Fahrstreifen pro Fahrtrichtung), Verkehrsbelastung (DTV und DTV_{SV}), Aufbaudaten (Alter, Dicke und Art der Schichten) sowie die Zustandsdaten wurden von den Straßenbauverwaltungen Deutschlands, Österreichs und der Schweiz in der jeweiligen länderspezifischen Form zur Verfügung gestellt und zur Clusterbildung herangezogen. Während in Österreich und der Schweiz das gesamte Autobahnnetz analysiert wurde, beschränkte sich die Auswertung der deutschen Bundesautobahnen auf die beiden Bundesländer Bayern und Nordrhein-Westfalen, deren Netzlänge in etwa der Länge der Netze in den Nachbarländern Österreich und Schweiz entspricht. Die gelieferten Daten wurden über eine lineare Referenzierung auf das jeweilige Straßennetz projiziert.

4.2 Datenaufbereitung

Die Parametrisierung der Prozessfunktion erfolgt idealerweise jeweils getrennt für solche Straßenabschnitte, die ähnliche Eigenschaften aufweisen und daher eine ähnliche Zustandsentwicklung erwarten lassen. Als maßgebliche Einflussgröße auf die Zustandsentwicklung können vor allem die Bauweise (Beton, Asphalt), die Schwerverkehrsbelastung und das Deckschichtmaterial (Asphaltbeton, Splittmastixasphalt, Gussasphalt etc.) eingestuft werden. Die Datensätze wurden daher in homogene Datencluster gruppiert, die eine Unterscheidung nach diesen Einflussgrößen zulassen.

Bewertungskriterium	Referenzverteilung	Modellvariante	
		Extended-Kalman-Filter	
		Curve-Shifting	Koeffizientenanpassung
Mittelwert [mm]	4,0	3,2	3,6
Standardabweichung [mm]	2,1	1,5	1,3
5-%-Quantil [mm]	2,2	1,7	1,6
95-%-Quantil [mm]	9,0	5,1	6,7
Korrelationskoeffizient r	–	0,81	0,83
p-Value	–	≤ 0,001	≤ 0,001

Tabelle 1: Vergleich der Ergebnisse des Extended Kalman-Filters mit integriertem Curve-Shifting-Verfahren und Koeffizientenanpassung mit der Referenzverteilung (Blumenfeld et al. 2021)

4.3 IT-Prototyp

Die entwickelte prototypische Web-Anwendung basiert auf Open Source Programmbibliotheken und bietet zunächst die Möglichkeit zur Übersicht der eingelesenen Datensätze. Mit Hilfe des IT-Prototyps kann die Prognose eines einzelnen Auswerteabschnitts sowie die Ermittlung des netzweiten Erhaltungsbedarfs erfolgen. Die netzweiten Ergebnisse werden als Streckenband visualisiert. In Bild 6 ist die Nutzeroberfläche des IT-Prototyps dargestellt, die die Prognose für einen ausgewählten Auswerteabschnitt durchführt und im Diagramm visualisiert. Die horizontalen Linien kennzeichnen den Warn- bzw. Schwellenwert der jeweils betrachteten Zustandsgröße.

Für jeden Abschnitt und jede Zustandsgröße können der Mittelwert und die zweifache

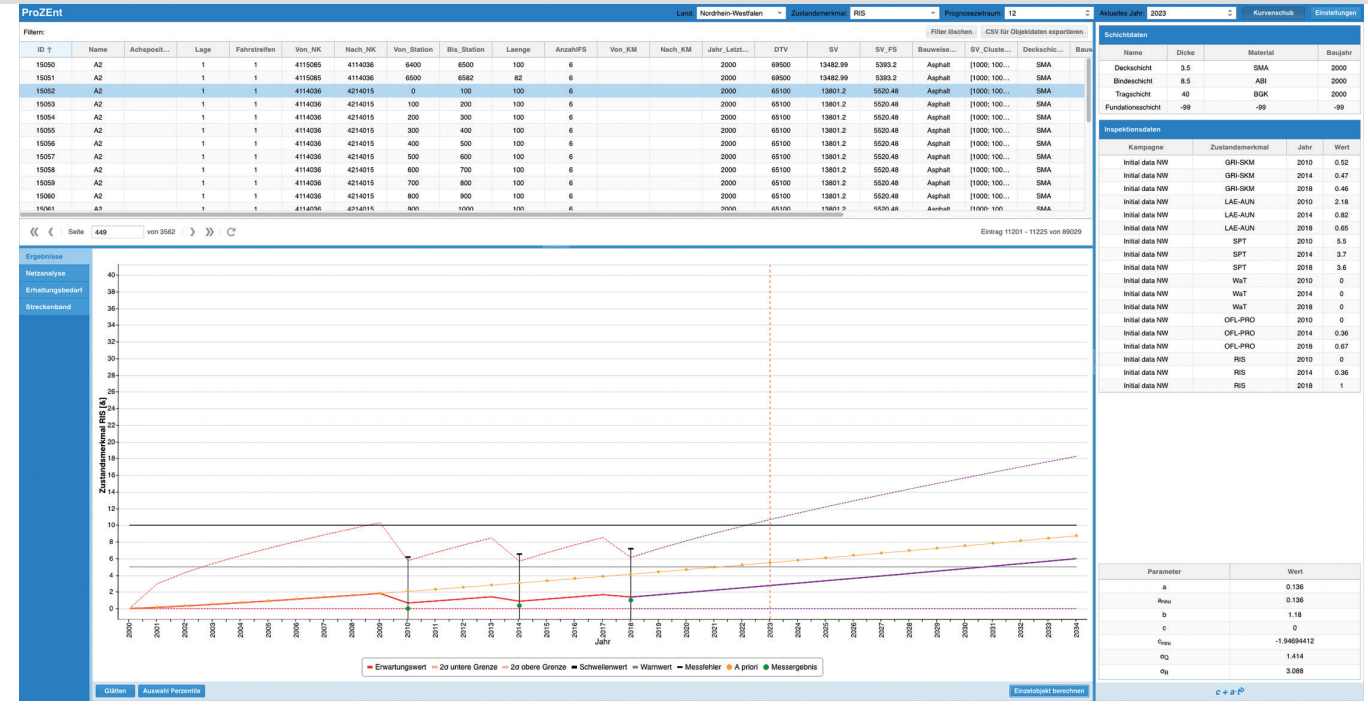

Bild 6: Ansichtsfenster des IT-Prototyps zur abschnittsbezogenen probabilistischen Zustandsprognose (Blumenfeld et al. 2021)

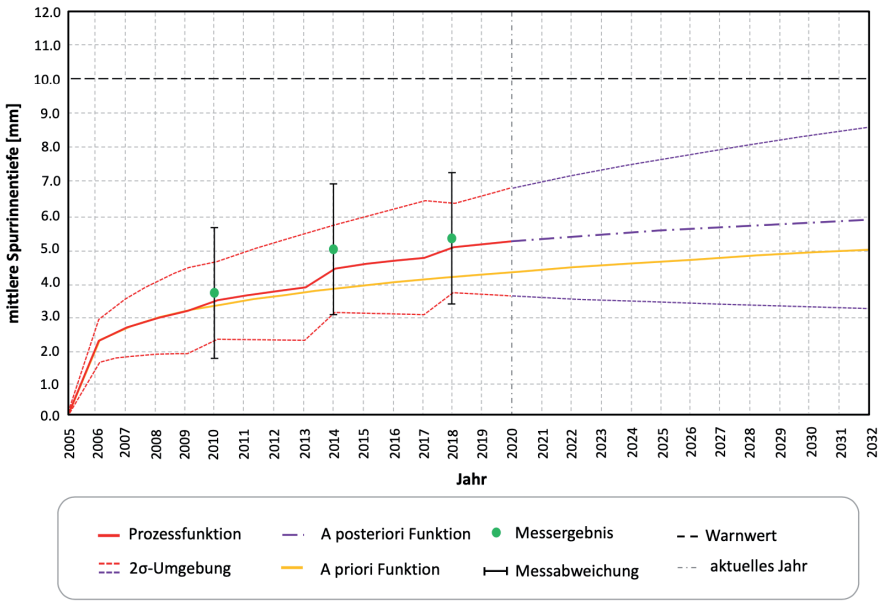

Bild 7: Berechnung der gefilterten Werte entlang der Prozessfunktion und Aktualisierung der Prozessfunktion (Blumenfeld et al. 2022)

Standardabweichung für jeden Zeitschritt ermittelt und grafisch dargestellt werden. Warn- und Schwellenwert können nutzerspezifisch eingelesen werden. Zur Ermittlung des Erhaltungsbedarfs werden alle Objekte, die den Warnwert überschreiten, identifiziert.

4.4 Ergebnisse

In Bild 7 ist die Funktionsweise des EKF am Beispiel eines Auswerteabschnittes dargestellt. Für den vorliegenden Auswerteabschnitt liegen Messergebnisse aus drei ZEB-Kampagnen (2010, 2014 und 2018) zur Auswertung vor. Das Kalman-Filter wendet zunächst die a priori Prozessfunktion auf das erste Messergebnis an. Beim Abgleich mit den Messergebnissen wird im vorliegenden Beispiel die Prozessfunktion jeweils mit Hilfe der Koeffizientenanpassung aktualisiert und für den weiteren zeitlichen Verlauf als Prognosefunktion verwendet. Mit dem letzten Messergebnis erfolgt schließlich die letzte Aktualisierung der a posteriori Prozessfunktion, die für die Prognose des weiteren Zustandsverlaufs genutzt wird.

Anhand ausgewählter Beispiele konnten die Ergebnisse der Prognose sowohl auf Objekt- als auch auf Netzebene ausgewertet werden. Vor dem Hintergrund, risikobasierte Aussagen über den Erhaltungsbedarf treffen zu können, wurden für sicherheitsrelevante Zustandsgrößen (z. B. Griffigkeit) neben dem Erwartungswert das 95- %- und 5-%-Perzentil untersucht. Für nicht-sicherheitsrelevante Zustandsgrößen (z. B. Risse) wurden das 85-%-, 50-%- und das 15-%-Perzentil betrachtet. Bild 8 zeigt die zeitliche Entwicklung der Wahrscheinlichkeit zur Überschreitung des Schwellenwertes für das Zustandsmerkmal Risse eines Streckenabschnittes. Dargestellt sind hierbei die Wahrscheinlichkeiten für die Prognosejahre 2020, 2025 und 2030.

5 Schlussbetrachtung

Der Beitrag skizziert die Entwicklung eines probabilistischen Modells zur Zustandsprognose auf Basis eines Extended Kalman-Filters und beinhaltet dessen beispielhafte Anwendung auf Zustandsmerkmale der Fahrbahnoberfläche, welche im Rahmen des ProZEnt-Projektes und einer Dissertation an der TU Darmstadt erfolgten. Das Modell wurde in einen IT-Prototyp implementiert und getestet. Die Berücksichtigung der Unsicherheit sowohl in der Zustandsentwicklung als auch bei der Zustandserfassung ermöglicht eine verbesserte Quantifizierung von Unsicherheiten in der Zustandsprognose auf Objektebene. Weiterhin stellt die Berücksichtigung der Heterogenität von Straßenabschnitten innerhalb eines Clusters einen wesentlichen Beitrag für ein risikobasiertes PMS dar. Das in diesem Beitrag dargestellte Phänomen gemessener Zustandsverbesserungen zeigt, dass die Einbeziehung der Messunsicherheit für die Qualität der Zustandsprognose ebenfalls von großer Bedeutung ist. Beide Aspekte können mit dem entwickelten EKF abgebildet werden. Um eine vollständig probabilistische Modellierung der Entscheidungsprozesse zu ermöglichen, ist es sinnvoll im Rahmen von zukünftigen Forschungsarbeiten auch die Unsicherheit bei der Auswahl von Erhaltungsmaßnahmen, die Wirksamkeit von Erhaltungsmaßnahmen und die Maßnahmenkosten zu berücksichtigen. Diese Module könnten nacheinander implementiert werden, wobei jedes Modul die Grundlage für einen bedeutenden Schritt in Richtung eines risikobasierten PMS darstellt. Die mit Hilfe des EKF ermittelten a posteriori Prognosefunktionen lassen sich bereits heute rechnerisch effizient in die Entscheidungsfindung einbeziehen. Der derzeitige empirische Ansatz kann zudem zu einem empirisch-mechanistischen Ansatz erweitert werden, der auch Informationen über das Materialverhalten einbezieht. So könnten die Ergebnisse performanceorientierter Laborversuche an Asphalt- und Betonproben zur Kalibrierung der Prozessfunktionen innerhalb des EKF unter Verwendung eines Skalierungsparameters einbezogen werden (Weninger-Vycudil et al. 2016, Schiffmann et al. 2022). Unterstützt würde dies durch die Einbeziehung von Materialeigenschaften, die auf Basis von Building-Information-Modeling (BIM)-Daten aus der Bauphase in das Asset-Management-System eingespeist werden (Hajdin et al. 2021; Hagedorn et al. 2022). In Kombination mit der Erhaltungsstrategie des Infrastrukturbetreibers und einer Übersicht zu den Maßnahmenkosten und Budgetszenarien wäre ein Infrastrukturbetreiber in der Lage, Erhaltungsstrategien zu simulieren und zu vergleichen sowie Bauprogramme zu erstellen. Mithilfe von Zustandsprognosen innerhalb des PMS ist es möglich, Erhaltungsstrategien wesentlich zu verfeinern und damit dem Erhaltungsplanenden eine verbesserte Entscheidungsgrundlage zu liefern (Hajdin, Schiffmann 2019; Klinghammer et al. 1997). Der Vergleich verschiedener Erhaltungsstrategien auf Basis von Wahrscheinlichkeitsverteilungen ermöglicht eine risikobasierte Entscheidungsfindung. Darüber hinaus bietet der probabilistische Ansatz die Grundlage für die Abbildung von Szenarien und deren

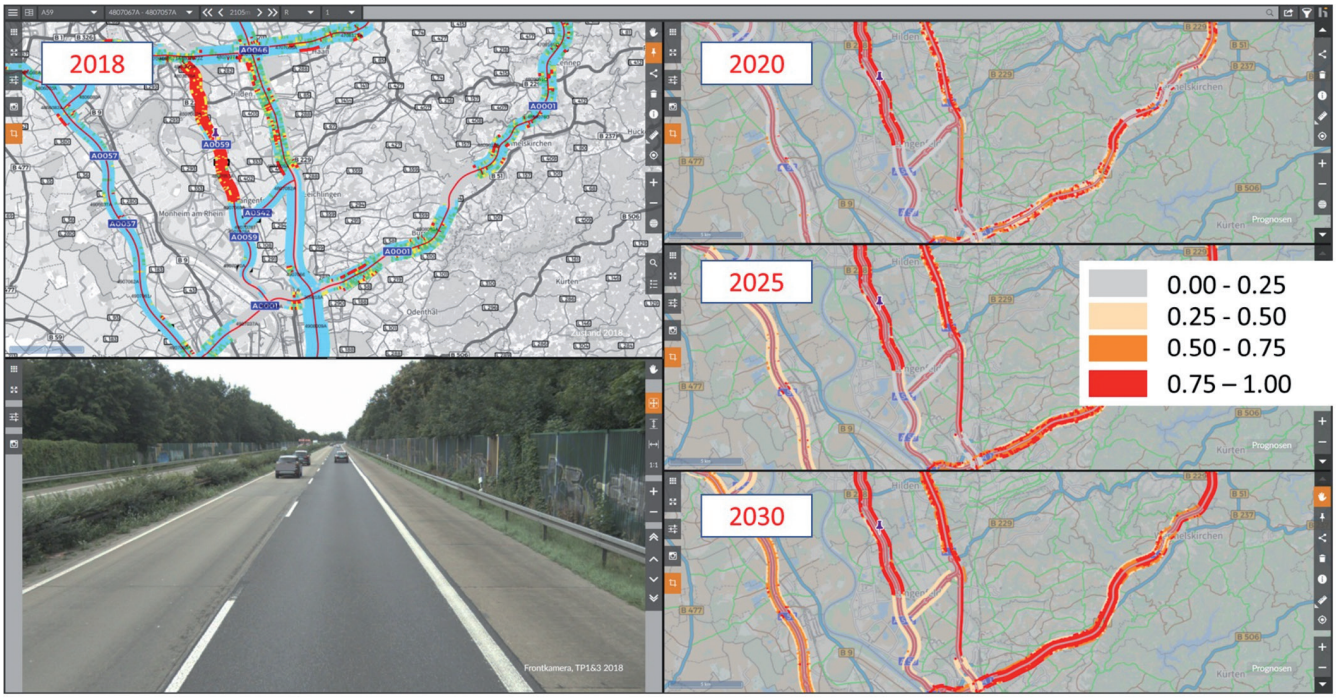

Bild 8: Wahrscheinlichkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für das Zustandsmerkmal Risse im zeitlichen Verlauf als Kartendarstellung mit der Onlinevisualisierungssoftware OnKo3 (Heller Ingenieurgesellschaft mbH) (Blumenfeld et al. 2022)

Risikobewertung, die im Rahmen des Asset Managements erforderlich ist.

Zum Projekt

Das Forschungsprojekt ProZEnt wurde in einer Kooperation zwischen der Technischen Universität (TU) Darmstadt – Institut für Straßenwesen (Projektleitung) (Prof. Stefan Bald, Tim Blumenfeld & David Kempf), der Heller Ingenieurgesellschaft mbH (Henning Balck & Christopher Grund) und der Infrastructure Management Consultants GmbH (Prof. Rade Hajdin, Frank Schiffmann, Arnór Elvarsson & Tim Blumenfeld) bearbeitet.

Das ProZEnt-Projekt wurde vom deutschen Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI), dem österreichischen Bundesministerium für Klimapolitik, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK) und dem Schweizer Bundesamt für Strassen (ASTRA) gefördert.

Zudem wurde das Projekt von der Österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) in Zusammenarbeit mit der Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt), dem österreichischen Bundesministerium für Klimapolitik, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK), der österreichischen Autobahnen- und Schnellstraßen-Finanzierungs-Aktiengesellschaft (ASFINAG) und dem Schweizer Bundesamt für Strassen (ASTRA) betreut.

Literaturverzeichnis

Blumenfeld, T. (2016): Describing Changes in Road Condition with Numerically Described Probability Distributions, 6th Transportation Research Procedia (2016), pp. 2985-2993. DOI: 10.1016/j.trpro.2016.05.424

Blumenfeld, T. (2019): Analysis on Measured Condition Improvements with Regard to the Effect of Maintenance Treatments and the Precision of Measuring Methods. World Road Congress (PIARC), Abu Dhabi, Vereinigte Arabische Emirate.

Blumenfeld, T. (2020a): Analyse und Prognose von Straßenzustandsdaten mit Hilfe von probabilistischen Methoden und der Strukturgleichungsmodellierung. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt. DOI: 10.25534/tuprints-00013279

Blumenfeld, T. (2020b): Die ZEB-Dauermessstrecke BAB A5 – Sachstand und Ausblick. In: Straße und Autobahn, Heft 10, 795-806, Kirschbaum Verlag, Bonn.

Blumenfeld, T.; Elvarsson, A.; Schiffmann, F.; Grund, C.; Kempf, D.; Balck, H.; Bald, J. St.; Hajdin, R. (2021): Multi-kriterielle probabilistische Prognose der Zustandsentwicklung. D-A-CH-Call 2018: Erhaltungsmanagement, Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft (FFG), Wien.

Blumenfeld, T.; Elvarsson, A.; Hajdin, R.; Schiffmann, F.; Grund, Ch.; Balck, H. (2022): A methodology for probabilistic pavement condition forecast based on Bayesian filters, In: Structure and Infrastructure Engineering. Taylor & Francis Group. DOI: 10.1080/15732479.2022.2077769

Bryce, J.; Rada, G. (2018): Effect of Measurement Variability on Overall Pavement Condition in the Highway Performance Monitoring System. Transportation Research Board (TRB) – Annual Meeting 2018, Washington, D. C., USA.

Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (2001): Richtlinien für die Planung von Erhaltungsmaßnahmen an Straßenbefestigungen (RPE-Stra). Ausgabe 2001, Best.-Nr. 988, Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen, FGSV Verlag, Köln.

Gao, L., Aguiar-Moya, J. P., & Zhang, Z. M. (2011): Performance modeling of infrastructure condition data with maintenance intervention. Transportation Research Record, 2225(1), 109–116. doi:10.3141/ 2225-12

Hagedorn, P., Liu, L., König, M., Hajdin, R., Blumenfeld, T., Stöckner, M., Billmaier, M., Großauer, K. & Gavin, K. (2022): BIM-enabled Infrastructure Asset Management using Information Containers and Semantic Web. Journal of Computing in Civil Engineering. American Society of Civil Engineers (ASCE). DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0001051

Hajdin, R. (2008): KUBA 4.0: The Swiss Road Structure Management System, 10th International Conference on Bridge and Structure Management, Buffalo, New York, USA, October 20-22, pp. 47–62.

Hajdin, R.; Schiffmann, F. (2019): infFaros – Road infrastructure management system for research and practice, 41. IABSE Symposium, Guimaraes, Portugal, 853-860

Hajdin, R.; König, M.; Stöckner, M.; Schiffmann, F.; Blumenfeld, T.; Großauer, K. (2021): Einsatz von BIM im Asset Management der Straßeninfrastruktur. Fachkongress Digitale Transformation im Lebenszyklus der Verkehrsinfrastruktur (1), 21–28, expert Verlag, Renningen.

Hinsch, K.; Krause, G.; Maerschalk,

G., Rübensam, J. (2005): Katalogisierung von beschreibenden Größen für das Gebrauchsverhalten von Fahrbahnbefestigungen und die Wirkung von Erhaltungsmaßnahmen. Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Heft 915, BMVBW, Bonn.

Kálmán, R. (1960): A new approach to linear filtering and prediction problems. Journal of Basic Engineering, 82(1), 35–45. doi:10.1115/1. 3662552

Klinghammer, S.; Huber, T.; Nagel, M. (1997): Methodenstudie zur Verbesserung des Prognoseinstrumentariums für die langfristige Erhaltung der Bundesfernstraßen. in: Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Heft 743, Bundesministerium für Verkehr, Bonn.

Krause, G.; Maerschalk, G. (2010): Auswertung von Forschungsarbeiten zur Weiterentwicklung des Pavement Management Systems (PMS). in: Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Heft 1037, Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Bonn.

Li, Z. (2005): A probabilistic and adaptive approach to modeling performance of pavement infrastructure. (Doctoral dissertation). University of Texas, Austin, TX, USA.

Maerschalk, G.; Krause, G. (2004): Erstanwendung der vorliegenden Algorithmen für die Erhaltungsplanung in ausgewählten Bauämtern. in: Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Heft 878, Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Abteilung Straßenbau, Straßenverkehr (Hrsg.), Bonn-Bad Godesberg.

Maerschalk, G.; Socina, M. (2008): Weiterentwicklung der Bewertung des Pavement Management Systems (PMS) um ein Verfahren für die Umsetzung von Qualitätszielen. Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Heft 1001, Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Abteilung Straßenbau, Straßenverkehr, Bonn.

Maerschalk, G.; Krause, G.; Stöckert, U.; Zander, U. (2020): Entwicklung der Methoden zur Ermittlung des Erhaltungs- und Finanzbedarfs für Bundesfernstraßen. in: Straße und Autobahn, Heft 3, S. 207-222, Kirschbaum Verlag, Bonn.

Mašović, S.; Hajdin, R. & Stošić, S. (2015): Application of Semi Markov decision process in bridge management. IABSE Geneva Conference 2015, September 23-25 2015.

Oertelt, S. (2007): Empirische Absicherung der Verhaltensfunktionen für Wirtschaftlichkeitsrechnungen und PMS- Anwendungen. in Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Heft 965, Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Abteilung Straßenbau, Bonn.

Oeser, M.; Kemper, D.; Wang, D.; Vallée, D.; Schneider, M. (2014): Entwicklung von Prognosefunktionen für den Straßenzustand kommunaler Straßen. in: Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik, Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Abteilung Straßenbau, Bonn.

Park, E. S.; Smith, R. E.; Freeman, T. J.; Spiegelman, C. H. (2008): A Bayesian approach for improved pavement performance prediction. Journal of Applied Statistics, 35(11), 1219–1238.

Schiffmann, F.; Hajdin, R.; Blumenfeld, T.; Elvarsson, A.; Raab, Ch., Arraigada, M.; Weninger-Vycudil, A.; Wistuba, M.; Büchner, J.; Sigwarth, T. (2022): Modelle der Zustandsentwicklung von Fahrbahnen – mapFALKE (Methoden und Anforderungen der Prognose des Fahrbahnzustands zur Abschätzung von langfristigen Kosten in der Erhaltungsplanung), UVEK, Bundesamt für Strassen ASTRA, Bern.

Simpson, A.; Bryce, J.; Rada, G.; Groeger, J. (2018): Time Series Review of HPMS Data. Transportation Research Board (TRB) – Annual Meeting 2018, Washington, D.C., USA.

Socina, M. (2007): Erweiterung der Nutzung von Straßenzustandsdaten in der Systematischen Straßenerhaltung. Dissertation, Technische Universität Wien, Wien, Österreich.

Uddin, W.; Hudson, W. R.; Haas, R. C. G. (2013): Public infrastructure asset management. New York: McGraw-Hill Education.

Weninger-Vycudil, A.; Samek, G.; Rohringer, T. (2008): Section Based Probabilistic Performance Prediction – Fiction or Future?. PMS-Consult, Wien.

Weninger-Vycudil, A.; Litzka, J.; Brozek, B.; Wistuba, M.; Walther, A.; Hajdin, R.; Schiffmann, F.; Peyerl, M. (2016): Zustandsprognose und Materialtechnologie (PROMAT). Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft (FFG), Wien.