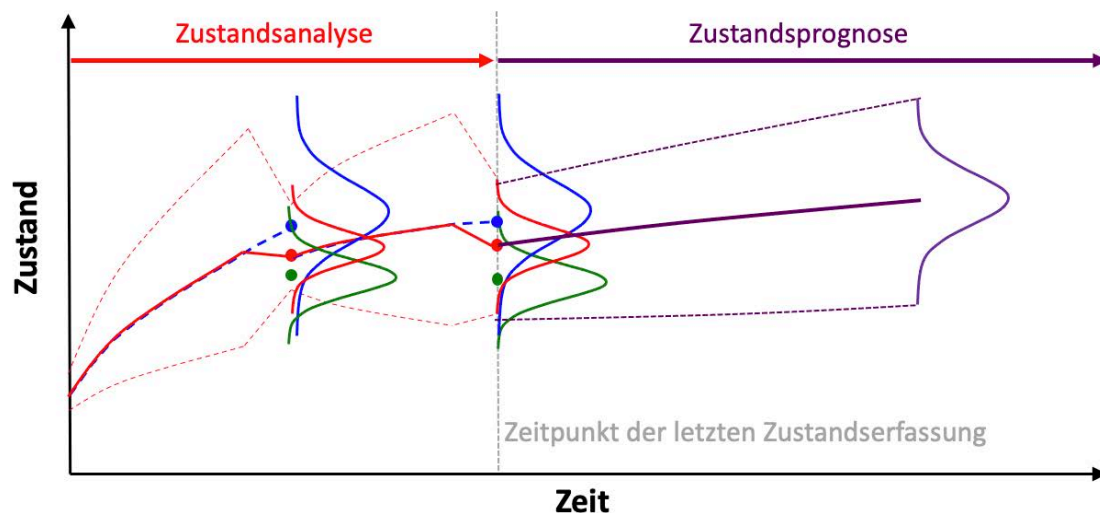


Multi-kriterielle probabilistische Prognose der Zustandsentwicklung ProZEnt

Ein Projekt finanziert im Rahmen der
D-A-CH Kooperation
Verkehrsinfrastrukturforschung 2018
DACH 2018

Mai 21



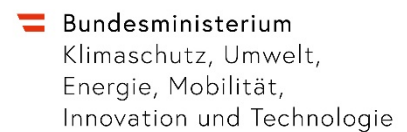
Impressum:

Herausgeber und Programmverantwortung:

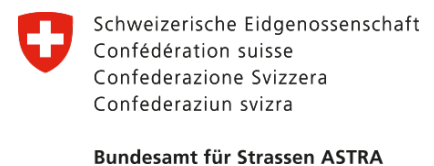
Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI)
Invalidenstraße 44
10115 Berlin
Deutschland



Bundesministerium für Klimaschutz (BMK)
Radetzkystraße 2
1030 Wien
Österreich



Bundesamt für Straßen (ASTRA)
Mühlestraße 2, Ittigen
3003 Bern
Schweiz



Für den Inhalt verantwortlich:



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT



IMC ■ INFRASTRUCTURE MANAGEMENT CONSULTANTS 

Technische Universität
Darmstadt
Institut für Straßenwesen
Otto-Berndt-Straße 2
D-64287 Darmstadt

Heller Ingenieurgesellschaft
mbH
Otto-Hesse-Straße 19/T9
D-64293 Darmstadt

Infrastructure
Management
Consultants GmbH
Bellerivestraße 209
CH-8008 Zürich

Programmmanagement:

Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft mbH
Thematische Programme
Sensengasse 1
1090 Wien
Österreich



Multi-kriterielle probabilistische Prognose der Zustandsentwicklung ProZEnt

Ein Projekt finanziert im Rahmen der
D-A-CH Kooperation
Verkehrsinfrastrukturforschung 2018
DACH 2018

Autoren:

Dr.-Ing. Tim Blumenfeld
Arnór Elvarsson, M.Sc.
Dr. sc. Frank Schiffmann
Christopher Grund, M.Sc.
David Kempf, M.Sc.
Dipl.-Ing. Henning Balck
Prof. Dr.-Ing. J. Stefan Bald
Prof. Dr. sc. Rade Hajdin

Auftraggeber:

Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Deutschland

Bundesministerium für Klimaschutz, Österreich

Bundesamt für Straßen, Schweiz

Auftragnehmer:

Technische Universität Darmstadt – Institut für Straßenwesen, Deutschland

Heller Ingenieurgesellschaft mbH, Deutschland

Infrastructure Management Consultants GmbH, Schweiz

KURZFASSUNG

In Hinblick auf eine nachhaltige Nutzung der Straßeninfrastruktur sind seitens der Straßenbaulastträger im Rahmen eines systematischen Erhaltungsmanagements kontinuierlich Entscheidungen zu treffen. Die Grundlage für jede Art des Entscheidungsprozesses ist das Wissen über den aktuellen und vor allem die Abschätzung des zukünftigen Zustands eines Systems, die Bewertung dieser Zustände unter Berücksichtigung der jeweils vorherrschenden Randbedingungen sowie die zur Verfügung stehenden Handlungsoptionen mit ihren Auswirkungen auf Nutzen und Kosten. Im Bereich von Infrastrukturen des Straßenoberbaus kommen hierfür Pavement Management Systeme (PMS) zum Einsatz, die derzeit meist anhand von deterministischen Modellen die Zustandsentwicklung von Straßen prognostizieren.

Für die Zustandsprognose stehen teilweise nur wenige und auch noch zum Teil stark streuende Messergebnisse je Auswerteabschnitt zur Verfügung, um darauf aufbauend Aussagen zum zukünftigen Zustandsverhalten treffen zu können. Zum einen sind diese Unsicherheiten einer begrenzten Präzision der Messverfahren geschuldet. Zum anderen variiert die auswerteabschnittsspezifische Zustandsermittlung aufgrund der diversen Materialeigenschaften des Oberbaus sowie aufgrund der großen Vielzahl an Einflussfaktoren in Form von Randbedingungen. Diese Rahmenbedingungen erschweren eine präzise Abschätzung der Zustandsentwicklung und verdeutlichen zugleich die Notwendigkeit eines probabilistischen Ansatzes, der die Abbildung dieser Unsicherheiten ermöglicht.

Als Datengrundlage innerhalb dieses Forschungsvorhabens dienen die Netz- und Zustandsdaten sowie Daten über Aufbau und Verkehrsbelastung von Autobahnen der drei Länder Deutschland, Österreich und der Schweiz.

Im Rahmen dieses Forschungsvorhabens werden zunächst unterschiedliche probabilistische Auswertemethoden vergleichend gegenübergestellt und in Hinblick auf eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten bewertet. Darauf aufbauend erfolgt eine vertiefte Analyse und exemplarische Anwendung verschiedener Varianten des Bayes-Filters. Als Vorzugsvariante wird für die anschließende Modellierung ein Extended Kalman-Filter gewählt, das sich durch einen modularen Ansatz auszeichnet.

Der gewählte methodische Ansatz besteht aus zwei Teilmodellen, die zu einem probabilistischen Gesamtmodell verknüpft werden. Das erste Teilmodell erlaubt die Berücksichtigung von Messunsicherheiten, die bei der Erfassung von Zustandsmerkmalen auftreten. Dies ist essenziell, um bei einer geringen Anzahl an Messergebnissen je Auswerteabschnitt die damit verbundenen Unsicherheiten zu berücksichtigen. Das zweite Teilmodell beinhaltet die Integration des physikalischen Werkstoffverhaltens. Dieses kann sowohl rein empirisch anhand von Straßenzustandsdaten als auch empirisch-mechanistisch durch Hinzunahme von Ergebnissen aus Laboruntersuchungen erarbeitet bzw. verfeinert werden.

Für eine objektbezogene Zustandsprognose wird zunächst mit zuvor clusterspezifisch definierten a priori Funktionen die zukünftige Zustandsentwicklung eines Auswerteabschnittes prognostiziert. Im Anschluss daran werden alle vorliegenden Messergebnisse inklusive ihrer Messunsicherheit mit dem zuvor abgeschätzten zu erwartenden Zustandsverhalten kombiniert. Dieses rekursive Verfahren bietet den Vorteil, dass mit jeder neuen Zustandserfassung die Zustandsprognose aktualisiert wird. Mit Hilfe des entwickelten Modells ist es möglich, die zukünftige Zustandsentwicklung inklusive der darin enthaltenen Unsicherheiten zu beliebigen Zeitpunkten abzuschätzen.

Für die Modellvalidierung wird ein an reale Daten angelehnter synthetischer Datensatz erzeugt, der durch Hinzufügen von Messunsicherheiten einen Validierungsdatensatz für das entwickelte Modell bildet. Im Ergebnis ist festzustellen, dass die Anwendung der entwickelten Methodik des Bayes-Filters vergleichbare Ergebnisse wie die bisher eingesetzten deterministischen Prognoseverfahren liefert. Sowohl in Bezug auf die Abschätzung der mittleren Zustandsentwicklung einzelner Straßenabschnitte als auch die Prognose eines Straßennetzes waren mit Hilfe der probabilistischen Methodik sehr hohe Übereinstimmungen mit dem Validierungsdatensatz festzustellen. Im Vergleich zu den deterministischen Verfahren bietet das entwickelte Modell jedoch den zusätzlichen wesentlichen Vorteil, Unsicherheiten in der Zustandsprognose explizit abbilden zu können. Als bedeutende Einflussgrößen auf die Genauigkeit der Prognoseergebnisse sind die Messpräzision bei der Zustandserfassung sowie variierende Faktoren innerhalb eines Clusters zu nennen.

In einer prototypischen Anwendung wird das Modell auf einen Testdatensatz angewendet. Hierbei wird es ermöglicht, für die eingespielten Daten die Entwicklung aller im Projekt genutzten Zustandsgrößen für einen Streckenabschnitt zu prognostizieren, wobei neben dem Mittelwert des prognostizierten Zustandes auch die Unsicherheit in Form der zweifachen Standardabweichung angezeigt werden können. Weitere Anwendungen wie Netzanalysen, die Abschätzung des Erhaltungsbedarfes oder die Darstellung der Ergebnisse anhand eines Streckenbandes sind für vorher gefilterte Streckenabschnitte möglich.

Der entwickelte Prototyp wird exemplarisch angewendet. Hierbei wird sowohl für Streckenabschnitte auf Objektebene als auch für gesamte Straßennetze die Zustandsentwicklung für bestimmter Quantile probabilistisch prognostiziert. Die Anwendung der probabilistischen Zustandsprognose wird unter Beachtung der Grenzen des Modells detailliert aufbereitet und dem Nutzer nähergebracht. Schließlich erfolgt ein Vergleich der probabilistischen Prognose mit der deterministischen Prognose auf Objekt- und Netzebene. Weiterhin wird dargestellt, wie der Erhaltungsbedarf mit Hilfe probabilistischer Werkzeuge ermittelt werden kann.

Der entwickelte, modular aufgebaute Modellansatz bietet den Vorteil, dass zukünftig Ergebnisse aus anderen Forschungsarbeiten in das Modell integriert werden können, ohne dabei das bisherige Modell vollständig neu parametrisieren zu müssen. Hierdurch kann bspw. die Wirkung weiterer Einflussgrößen berücksichtigt werden.

Der Modellansatz ermöglicht die probabilistische Prognose der Zustandsentwicklung von Oberflächenmerkmalen mit stetigem Zeit- und Zustandsraum. Die Güte der Prognoseergebnisse ist mit den deterministischen Ansätzen vergleichbar, jedoch bietet der probabilistische Ansatz den wesentlichen Vorteil, dass Unsicherheiten in der Prognose abgebildet werden können. Damit liefert die vorgeschlagene und getestete Methode einen wichtigen Baustein auf dem Weg zu einem risikobasierten Erhaltungsmanagement.

ABSTRACT

For the sustainable management of road infrastructure, a road owner continuously has to make decisions regarding the maintenance of the infrastructure. For every step of the decision-making process, he needs knowledge regarding the current state of the infrastructure system as well as prognoses regarding the future state of the infrastructure system. The evaluation of the current state is performed under consideration of the available maintenance tasks, their costs and efficacy as well as certain constraints. For the infrastructure management of road pavement surfaces, pavement management systems (PMS) are widely used, using deterministic prognostic models to predict the future state of the pavement.

For any given state forecast, there are usually too few and error prone measurement data points available per each road segment. This reduces an infrastructure manager's ability to make any statistically significant conclusions regarding the future state of the infrastructure. These uncertainties are due to (1) the limited precision of the condition surveys and (2) the variations in the pavement composition and large set of influencing parameters on the state of the pavement surface. These constraints impede the precise estimation of the condition state development of pavements and consequently underline the necessity of a probabilistic approach, which entails this uncertainty in its model.

For this study, the used condition state data as well as the traffic and structure data is based on data from national highway systems of Germany, Austria and Switzerland.

First, different probabilistic forecast methods are compared and assessed concerning an application on road condition data. Based on that, a detailed analysis and an exemplary application is done for different alternatives of Bayesian filters. Finally, an extended Kalman filter was chosen in order to develop a probabilistic forecast model.

The chosen method comprises two sub-models. The first sub-model allows the evaluation of the measuring uncertainty for each measured condition performance indicator. Because of the relatively small number of measurements per segment, this is essential. The second sub-model integrates the physical behaviour of the material.

This can be achieved empirically with road condition data, as well as empirically-mechanistically by integrating results of laboratory tests.

For an object-based state forecast the future state development of an object is predicted with a priori functions that are defined for certain clusters. In the condition state forecast, all condition state measurements are combined to identify a condition state deterioration model. This recursive process provides the advantage that with every new condition state measurement, the road segments' state forecast can be reevaluated. With this model it is possible to estimate the future development of the condition including the contained uncertainties.

For model validation, a synthetic data set based on real data is generated, forming a validation data set for the developed model by adding measurement uncertainties. As a result, it can be stated that the application of the developed Bayesian filter methodology provides comparable results to the deterministic forecasting methods used so far. Both, with regard to the estimation of the average condition development of individual road sections and the forecast of a road network, very high agreements with the validation data set were found with the help of the probabilistic methodology. Compared to the deterministic methods, however, the developed model offers the additional significant advantage of representing uncertainties in the condition forecast. Significant influencing factors on the accuracy of the forecast results are the measurement precision of the condition surveys and varying factors within a cluster.

The developed model is tested in a prototypic application using a set of test data. It is possible to show the forecast of all state values in the project for one road section by calculating the mean value and any selected quantile of one state value for any given year in the future. Other applications like network analysis, estimation of the maintenance need or route band are possible for filtered road sections.

The developed prototype is applied to given examples. Using certain quantiles, the condition state can be forecasted probabilistically for road sections on the object level as well as for whole road networks. The application of the probabilistic forecast is shown in detail for the user while the limits of the model are being shown.

Finally, a comparison between deterministic forecast and the probabilistic forecast is made on an object and network level. Furthermore, it is shown how to determine the need for maintenance using probabilistic tools.

The developed modular model approach has the advantage to allow the integration of future results from further research works without new parameterization for the actual model. Future influence factors can be easily taken into account.

The approach enables the probabilistic forecast of the state development of road surface characteristics in a steady period of time and steady-state space. The quality of the forecast is comparable with that of the deterministic approaches, while the substantial advantage of the probabilistic approach is given by including the uncertainties of the forecast. Thus, the suggested and tested method is one crucial step on the way towards risk-based maintenance management.

INHALTSVERZEICHNIS

1	EINFÜHRUNG.....	31
1.1	Allgemeines	31
1.2	Motivation.....	31
1.3	Ziel	31
1.4	Methodische Vorgehensweise	32
2	GRUNDLAGEN UND PROBLEMANALYSE	34
2.1	Allgemeines	34
2.2	Systematisches Erhaltungsmanagement der Straßeninfrastruktur.....	36
2.2.1	Datenstrukturen bei Fahrbahnbefestigungen	38
2.2.2	Überwachung bei Fahrbahnbefestigungen	38
2.2.3	Prognose der Zustandsentwicklung	42
2.2.4	Ermitteln von Handlungsoptionen	45
2.2.5	Wirkungsanalyse	45
2.3	Grundlegende Klassifizierung von Prognosemodellen	46
2.3.1	Empirisch vs. mechanistisch/analytisch	46
2.3.2	Deterministisch vs. probabilistisch	46
2.3.3	Diskret vs. stetig	47
2.3.4	Stationär vs. instationär	47
2.4	Kapitelzusammenfassung	48
3	DATENGRUNDLAGE	49
3.1	Allgemeines	49
3.2	Datenlieferung.....	49
3.3	Datenaggregation	51
3.3.1	Projektion der Daten auf ein gemeinsames Netz	51
3.3.2	Onlinebereitstellung	60
3.3.3	Einfluss von baulichen Maßnahmen	62
3.3.4	Übernahme der zur Verfügung gestellten Verkehrsdaten	64
3.4	Übersicht zur aufbereiteten Datengrundlage	65
3.4.1	Fahrstreifen	65
3.4.2	Bauweise.....	66
3.4.3	Deckschichtmaterial	66
3.4.4	Dicke der Deckschicht.....	67
3.4.5	Jahr der letzten Maßnahme	68
3.4.6	Liegezeiten der Deckschichten	69

3.4.7	Verkehrsstärken	70
3.5	Potentiale der Datengrundlage	73
3.6	Kapitelzusammenfassung	74
4	PROBABILISTISCHE AUSWERTEMETHODEN	75
4.1	Allgemeines	75
4.2	Markov-Prozess	75
4.2.1	Mathematische Grundlagen	75
4.2.2	Homogener Markov-Prozess	76
4.2.3	Inhomogener Markov-Prozess	77
4.2.4	Semi-Markov-Prozess	77
4.2.5	Anwendungsbeispiel	77
4.3	Survival-Analyse	78
4.3.1	Mathematische Grundlagen	78
4.3.2	Anwendungsbeispiel	80
4.4	Bayes'sche Modelle	81
4.4.1	Mathematische Grundlagen	81
4.4.2	Bayes'sche Netze	82
4.4.3	Dynamische Bayes'sche Netze (Bayes-Filter)	83
4.4.4	Anwendungsbeispiel	85
4.5	Bisherige Anwendungen auf Infrastrukturanlagen	86
4.5.1	Bisherige Anwendungen im Bereich der Fahrbahnen	86
4.5.2	Bisherige Anwendungen im Bereich der Ingenieurbauwerke	87
4.5.3	Sonstige Anwendungsgebiete	88
4.6	Vergleich und Bewertung der Auswertemethoden	88
4.7	Kapitelzusammenfassung	92
5	ENTWICKLUNG UND VALIDIERUNG EINES PROBABILISTISCHEN PROGNOSEMODELLS	93
5.1	Allgemeines	93
5.2	Vorüberlegungen zur Modellierung	94
5.3	Voruntersuchungen	95
5.3.1	Übersicht zur zustandsbasierten Datengrundlage	95
5.3.2	Übersicht zur Zustandsentwicklung der Länder	99
5.3.3	Verwendung von mehreren Kampagnen zur Ableitung und Verifizierung von Trends 106	
5.3.4	Präzision und Richtigkeit von Messergebnissen	109
5.3.5	Qualitätssicherung ZEB	112

5.4	Modellvarianten.....	115
5.4.1	Allgemeines.....	115
5.4.2	Kalman-Filter.....	116
5.4.3	Extended Kalman-Filter.....	119
5.4.4	Unscented Kalman-Filter.....	122
5.4.5	Partikelfilter	125
5.4.6	Vergleich der Filtervarianten	126
5.5	Datensplittung und -clustering	128
5.5.1	Clustering Schwerverkehr.....	128
5.5.2	Clustering Deckschichtmaterial.....	129
5.5.3	Clustering Bauweise	131
5.5.4	Kombination der Datencluster.....	132
5.6	Herleitung der Prozessfunktion.....	133
5.6.1	Allgemeines.....	133
5.6.2	Auswahl eines Funktionstyps.....	135
5.6.3	Parametrisierung.....	142
5.6.4	Dynamische Aktualisierung der Prozessfunktion	143
5.7	Abschätzung der Messpräzision	147
5.7.1	Allgemeines.....	147
5.7.2	Abschätzung aus der Literatur	147
5.7.3	Abschätzung aus Zustandsdaten	147
5.8	Modellvalidierung	150
5.8.1	Allgemeines.....	150
5.8.2	Vorüberlegungen, Methodik und Bewertungskriterien	150
5.8.3	Erzeugen einer fiktiven Testumgebung.....	154
5.8.4	Markov-Prozess	158
5.8.5	Deterministische Verhaltensfunktionen	161
5.8.6	Extended Kalman-Filter.....	164
5.8.7	Vergleich und Bewertung der Ergebnisse	168
5.9	Kapitelzusammenfassung.....	176
6	MODELLIMPLEMENTIERUNG IN DIE PMS-ANWENDUNG.....	179
6.1	Allgemeines	179
6.2	Datenaufbereitung	179
6.2.1	Datengrundlage.....	179
6.2.2	Eingangsdaten	180
6.2.3	Datenmodell	185
6.3	Einstellungen und Annahmen	185

6.3.1	Deutschland	185
6.3.2	Österreich.....	186
6.3.3	Schweiz	187
6.4	Prototyp.....	188
6.4.1	Datenübersicht	188
6.4.2	Modellierung.....	189
6.4.3	Modellergebnisse	189
6.5	Ergebnisse und Datenauszüge.....	195
6.6	Kapitelzusammenfassung.....	196
7	PILOTANWENDUNG	197
7.1	Allgemeines	197
7.2	Vorbemerkungen	197
7.3	Analyse der Zustandsentwicklung	199
7.3.1	Objektbezogene Analyse der Zustandsentwicklung	199
7.3.2	Netzbezogene Analyse der Zustandsentwicklung	214
	Qualitativer Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose	224
7.3.3	Vergleich der objektbezogenen Zustandsprognose mit deterministischen Ansätzen 226	
7.3.4	Vergleich der netzbezogenen Zustandsprognose mit deterministischen Ansätzen .	238
7.3.5	Grenzen des Modells	244
7.4	Bestimmung des Erhaltungsbedarfs	250
7.4.1	Definition des Erhaltungsbedarfs	250
7.4.2	Objektbezogene Analyse des Erhaltungsbedarfs	255
7.4.3	Netzbezogene Analyse des Erhaltungsbedarfs	262
7.5	Weiterführende Schritte / Diskussion.....	270
8	SCHLUSSBETRACHTUNG.....	273
8.1	Zusammenfassung der wesentlichen Erkenntnisse.....	273
8.2	Nächste Schritte zur Anwendung.....	278
8.2.1	Umsetzung des Verfahrens in die Praxis	278
8.2.2	Integration in bestehende Pavement Management Systeme	279
8.2.3	Aufwand zur Datenaufbereitung.....	280
8.3	Ausblick.....	282
9	LITERATURVERZEICHNIS	285
10	ANHANG	300
10.1	Qualitätssicherung der ZEB	300

10.2	Zustandserfassung	305
10.3	Dokumentation zur Einführung und Aktualisierung des Prognosemodells	306
10.4	Kategorisierung von Prognosemodellen	307
10.5	ZEB-Kampagnenvergleich	308
10.5.1	Allgemeine Unebenheit – AUN	308
10.5.2	Spurrinnentiefe - MSPT	310
10.5.3	Griffigkeit – GRI_80	312
10.5.4	Risse – RISS	314
10.5.5	Oberflächenschäden – OFS	316
10.6	Datencluster	318
10.7	A priori Prozessfunktionen	320
10.7.1	Allgemeine Unebenheit	320
10.7.2	International Roughness Index	321
10.7.3	Standardabweichung der Winkelwerte	321
10.7.4	Mittlere Spurrinnentiefe	322
10.7.5	Fiktive Wassertiefe	322
10.7.6	Griffigkeit μ SKM	323
10.7.7	Griffigkeit μ RoadStar	323
10.7.8	Risse	324
10.7.9	Restschadensfläche Asphalt	324
10.7.10	Restschadensfläche Beton	325
10.7.11	Oberflächenschäden Asphalt	325
10.7.12	Belagsschäden	326
10.8	Messpräzision	327
10.9	Funktionsparameter der synthetischen Testumgebung	329
10.10	Übersicht zu unterschiedlichen Methoden der Zustandsprognose	332
10.11	Quellcode des Extended Kalman-Filters (EKF)	334
10.12	Datenmodell des Prototyps	338
10.13	Netzentwicklung für die Zustandsgröße Griffigkeit	340
10.14	Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose für die Zustandsgröße Griffigkeit auf Objektebene	346
10.15	Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose für die Zustandsgröße Griffigkeit auf Netzebene	349
10.16	Netzbezogene Entwicklung des Erhaltungsbedarfs für die Zustandsgröße Griffigkeit	354

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1: Methodische Vorgehensweise zur Bearbeitung der Fragestellung	33
Abbildung 2: Prozesse eines systematischen Erhaltungsmanagements	36
Abbildung 3: Grundsatz der Bewertung in den DACH-Ländern (Schiffmann & Hajdin, 2017)	42
Abbildung 4: Prozess der Rasterung und Abschnittsbildung (Balck et al., 2014)	52
Abbildung 5: Aufbereitung der Datengrundlage	54
Abbildung 6: Visualisierung Straßenflächen (Bildschirmaufnahme Trasse)	57
Abbildung 7: Generische Abbildung zur Abschnitterstellung für österreichische und schweizerische Daten	58
Abbildung 8: Verortung einer Aufbauschicht	60
Abbildung 9: Onlinevisualisierung von drei Messkampagnen: Kamerafahrt, GIS-Karte und Zustandsrohdaten	61
Abbildung 10: Darstellung der Zustandsveränderung beim Substanzwert (Oberfläche)	62
Abbildung 11: Zustandsverbesserung infolge von baulichen Maßnahmen	62
Abbildung 12: EMBOSS-Darstellung der Querprofile	63
Abbildung 13: Anteil der sanierten Fahrstreifen in den untersuchten Bundesländern	63
Abbildung 14: Verteilung der Datensätze nach Fahrstreifenkilometern	65
Abbildung 15: Häufigkeitsverteilung der Bauweise je Land	66
Abbildung 16: Häufigkeitsverteilung des Deckschichtmaterials je Land	67
Abbildung 17: Häufigkeitsverteilung der Dicke der Deckschicht je Land	68
Abbildung 18: Häufigkeitsverteilung des Jahres der letzten Maßnahme	69
Abbildung 19: Kumulierte Häufigkeiten der Liegezeiten der Deckschicht je Bauweise und Land ...	70
Abbildung 20: Aufteilung des Schwerverkehrs bei richtungsbezogener Erfassung	71
Abbildung 21: Aufteilung des Schwerverkehrs bei querschnittsbezogener Erfassung	71
Abbildung 22: Häufigkeitsverteilung der Schwerverkehrsbelastung (DTV_SV)	72
Abbildung 23: Überlebenswahrscheinlichkeit nach kumulativem Schwerverkehr für zementgebundene und bituminös gebundene Strecken (Klinghammer et al., 1997)	80
Abbildung 24: Varianten dynamischer Bayes'scher Netze (Garcia, 2014)	84
Abbildung 25: Beispiel eines dynamischen Bayes'schen Netzes (Grande et al., 2017)	85

Abbildung 26: Methodik des Bayes-Filters zur Prognose von Straßenzustandsdaten	93
Abbildung 27: Anzahl der verfügbaren Datensätze mit Unterscheidung nach Maßnahmenbereichen in NRW	96
Abbildung 28: Anzahl der verfügbaren Datensätze mit Unterscheidung nach Maßnahmenbereichen in Bayern	96
Abbildung 29: Übersicht der aktuellen Erhebungskampagne je Land für das Zustandsmerkmal Spurrinnentiefe.	98
Abbildung 30: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße AUN (Bundesland NRW) (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)	100
Abbildung 31: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße AUN (Bundesland Bayern) (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	101
Abbildung 32: Vergleich der Zustandsentwicklung mit und ohne Maßnahmen 2009-2014 (Österreich)	102
Abbildung 33: Vergleich der Höhenlängsprofile (Bundesland Bayern).....	103
Abbildung 34: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße MSPT (Bundesland Bayern)	104
Abbildung 35: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße GRI (Bundesland NRW)....	105
Abbildung 36: Vergleich der Zustandsentwicklungen 2009-13 und 2013-2017 in CH.....	107
Abbildung 37: Vergleich der Zustandsentwicklungen in der Schweiz zwischen 2009-2013 und 2009-2017, mit Auswerteabschnitten, deren Baujahr vor 2009 liegt.	108
Abbildung 38: Kriterien zur Beschreibung der Genauigkeit (Präzision und Richtigkeit) (Mühl, 2014)	110
Abbildung 39: Berechnungsschritte innerhalb eines Bayes-Filters (Labbe, 2018)	115
Abbildung 40: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Kalman-Filter	118
Abbildung 41: Transformation einer gaußverteilten Zustandsgröße mit einer nicht-linearen Funktion	119
Abbildung 42: Linearisierung und Anwendung des EKF Algorithmus (Labbe, 2018).....	121
Abbildung 43: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Extended Kalman-Filter	122
Abbildung 44: Funktionsweise des UKF (Labbe, 2018).....	123
Abbildung 45: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Unscented Kalman-Filter	124
Abbildung 46: Berechnungsschritte innerhalb eines Partikel-Filters.....	125

Abbildung 47: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Partikel-Filter	126
Abbildung 48: Clusterung des Schwerverkehrs	129
Abbildung 49: Clusterung des Deckschichtmaterials	130
Abbildung 50: Auswertung der Deckschichtmaterial-Cluster	131
Abbildung 51: Auswertung der Bauweise-Cluster	132
Abbildung 52: Kombination der Datencluster für das Bundesland NRW	133
Abbildung 53: Vergleich verschiedener Funktionsansätze der Prozessfunktion (Kim, 2017)	134
Abbildung 54: Methodik zur Herleitung der Prozessfunktion des Extended Kalman-Filters	134
Abbildung 55: A priori Prozessfunktion für die mittlere Zustandsentwicklung der Griffigkeit für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise mit hoher Schwerverkehrsbelastung	142
Abbildung 56: A priori Prozessfunktionen für die mittlere Zustandsentwicklung der Griffigkeit in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise	143
Abbildung 57: Aktualisierung der Prozessfunktion innerhalb des Bayes-Filters mit Hilfe der Koeffizientenanpassung	145
Abbildung 58: Aktualisierung der Prozessfunktion innerhalb des Bayes-Filters mit Hilfe des Curve- Shifting-Verfahrens	146
Abbildung 59: Kumulierte Häufigkeiten der Differenzen für die Zustandsgröße AUN ($M = +0,096 \text{ cm}^3$, $SD = 0,683 \text{ cm}^3$) innerhalb von sechs Monaten	148
Abbildung 60: Kumulierte Häufigkeiten der Differenzen für die Zustandsgröße MSPT ($M = -$ $0,140 \text{ mm}$, $SD = 1,251 \text{ mm}$) innerhalb von sechs Monaten	149
Abbildung 61: Methodische Vorgehensweise innerhalb der Simulation zum Vergleich und Bewertung der Modellvarianten	152
Abbildung 62: Darstellung der bewertungsrelevanten Abweichung zwischen Referenzdatensatz und Prognose	153
Abbildung 63: Methodik zur Erzeugung von synthetischen Zustandsverläufen	155
Abbildung 64: Exemplarische Darstellung von synthetischen Zustandsverläufen der mittleren Spurrinnentiefe	156
Abbildung 65: Beispiel eines Auswerteabschnittes mit Messergebnis bei einer Liegezeit von 9 Jahren	158
Abbildung 66: Empirische und aufbereitete Übergangsmatrix der mittleren Spurrinnentiefe	159

Abbildung 67: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren.....	160
Abbildung 68: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) und kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren	160
Abbildung 69: Verhaltensfunktionen für die deterministische Prognose der Zustandsgröße MSPT für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung	162
Abbildung 70: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren.....	163
Abbildung 71: Wahre und prognostizierte Zustandswerte sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren	164
Abbildung 72: Zustandsprognose für die Spurrinnentiefe eines neun Jahre alten Auswertabschnittes	165
Abbildung 73: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren mit dem EKF und Koeffizientenanpassung	166
Abbildung 74: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren	166
Abbildung 75: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren mit dem EKF und Curve-Shifting-Verfahren	167
Abbildung 76: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren	168
Abbildung 77: Zustandsprognose für die Griffigkeit eines zehn Jahre alten Auswertabschnittes .	170
Abbildung 78: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung der ZG GRI nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren mit dem EKF und Curve-Shifting-Verfahren	171
Abbildung 79: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) der ZG GRI nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren.....	172
Abbildung 80: Zustandsprognose für das Rissbild eines elf Jahre alten Auswertabschnittes	173
Abbildung 81: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen des Rissbildes nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren.....	174
Abbildung 82: Ansicht der Datentabelle.....	189
Abbildung 83: Die Normierungsgrenzen sowie die Warn- und Schwellenwerte können unter "Einstellungen" angepasst werden	190
Abbildung 84: Ansicht der Datentabelle mit einem gewählten Objekt	191

Abbildung 85: Ansicht Netzanalyse mit verschiedenen Quantilwerten	192
Abbildung 86: Visualisierung des prognostizierten Erhaltungsbedarfs	193
Abbildung 87: Exemplarische Darstellung eines Streckenbandes	194
Abbildung 88: Schema der Zustandsprognose mit Quantilen	199
Abbildung 89: Beispiel einer Prognoserechnung für einen Auswerteabschnitt im Prototyp	200
Abbildung 90: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Koeffizientenanpassung	201
Abbildung 91: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Curve-Shifting.....	202
Abbildung 92: Nordrhein-Westfalen – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandswert Risse für drei Zustandskampagnen	202
Abbildung 93: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung	203
Abbildung 94: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting.....	204
Abbildung 95: Nordrhein-Westfalen – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandswert Griffigkeit für drei Zustandskampagnen.....	204
Abbildung 96: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Koeffizientenanpassung	206
Abbildung 97: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Curve-Shifting....	206
Abbildung 98: Bayern – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandswert Risse für drei Zustandskampagnen	207
Abbildung 99: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung	208
Abbildung 100: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting	208
Abbildung 101: Bayern – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandswert Griffigkeit für drei Zustandskampagnen	209
Abbildung 102: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal OFL-IA2 – Koeffizientenanpassung	210
Abbildung 103: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal OFL-IA2 – Curve-Shifting	210

Abbildung 104: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung	211
Abbildung 105: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting	211
Abbildung 106: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Koeffizientenanpassung	212
Abbildung 107: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Curve-Shifting	212
Abbildung 108: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung	213
Abbildung 109: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting.....	213
Abbildung 110: Beispiel einer Prognoserechnung für ein gesamtes Straßennetz im Prototyp	215
Abbildung 111: Quantile als statistisches Lagemaß in der Prognose.....	216
Abbildung 112: Zustandsverbesserung Belagsschäden bei unteren Quantilen; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting	222
Abbildung 113: Prognose der Zustandsgröße Risse ohne Messwerte.....	245
Abbildung 114: Zustandsverbesserung der Griffigkeit; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting.....	246
Abbildung 115: Zustandsverbesserung der Griffigkeit bei oberen Quantilen; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting	248
Abbildung 116: Normalverteilung mit negativen Anteilen; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting	249
Abbildung 117: Probabilistische Erhaltungsbedarfsprognose (vereinfacht)	252
Abbildung 118: Zusammenhang zwischen Wahrscheinlichkeitsverteilung und Erhaltungsbedarf unter Unsicherheit.....	253
Abbildung 119: Prognose des objektbezogenen Erhaltungsbedarfs im Prototyp – Schweiz, Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung	256
Abbildung 120: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Übersicht)	258
Abbildung 121: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Beispiel 1: Baujahr maßgeblich).....	259
Abbildung 122: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Beispiel 2: alter Abschnitt).....	259

Abbildung 123: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Beispiel 3: unplausible Entwicklung)	260
Abbildung 124: Zustandsentwicklung auf Objektebene (Beispiel 3: unplausible Entwicklung)	261
Abbildung 125: Prognose des netzbezogenen Erhaltungsbedarfs im Prototyp – Bayern, Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung	263
Abbildung 126: Erhaltungsbedarf auf Netzebene - Entwicklung der Wahrscheinlichkeit für Erhaltungsbedarf	269
Abbildung 127: Beispiel für die Zuordnung nach Geokoordinaten	301
Abbildung 128: Kennlinienfehler (Gräber, 2009)	303
Abbildung 129: Zustandsentwicklung Allgemeine Unebenheit – ZEB BAB 2010, 2014, 2018, Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	308
Abbildung 130: Zustandsentwicklung Allgemeine Unebenheit – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	309
Abbildung 131: Zustandsentwicklung Spurrinnentiefe – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	310
Abbildung 132: Zustandsentwicklung Spurrinnentiefe – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)	311
Abbildung 133: Zustandsentwicklung Griffigkeit – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	312
Abbildung 134: Zustandsentwicklung Griffigkeit – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)	313
Abbildung 135: Zustandsentwicklung Risse – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	314
Abbildung 136: Zustandsentwicklung Risse – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)	315
Abbildung 137: Zustandsentwicklung Oberflächenschäden – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen).....	316
Abbildung 138: Zustandsentwicklung Oberflächenschäden – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)	317
Abbildung 139: Kombination der Datencluster für das Bundesland Bayern	318
Abbildung 140: Kombination der Datencluster für Österreich.....	318
Abbildung 141: Kombination der Datencluster für Schweiz.....	319

Abbildung 142: Erzeugte Zustandsverläufe der mittleren Spurrinnentiefe	329
Abbildung 143: Erzeugte Zustandsverläufe der Griffigkeit	330
Abbildung 144: Erzeugte Zustandsverläufe der Rissentwicklung	331

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1: Erhaltungsausgaben für Autobahnen/Bundesfernstraßen und Netzlänge.....	35
Tabelle 2: Zustandsgrößen der Zustandserfassung	41
Tabelle 3: Vergleich der Kategorisierung zur Zustandsbewertung in Deutschland, Österreich und der Schweiz	42
Tabelle 4: Wahl des Modellansatzes zur Zustandsprognose für verschiedene Infrastrukturgruppen je Land.....	44
Tabelle 5: In diesem Projekt verwendete Datengrundlage	50
Tabelle 6: ZEB-Kampagnen	52
Tabelle 7: ZEB-Kampagnen und Erfasser (anonymisiert)	53
Tabelle 8: ZEB-Kampagnen	54
Tabelle 9: Umfang der ZEB-Kampagnen als Anteil des Gesamtnetzes Österreichs.....	55
Tabelle 10: ZEB-Kampagnen	56
Tabelle 11: Umfassung der ZEB-Kampagnen als Anteil des Gesamtnetzes Schweiz	56
Tabelle 12: Repräsentativer Befestigungsaufbau nach Schichtfunktion.....	60
Tabelle 13: Bewertung probabilistischer Auswertemethoden in Bezug auf eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten	91
Tabelle 14: Gegenüberstellung verschiedener Bayes-Filter und ihrer Lösung der a posteriori Wahrscheinlichkeitsdichte	127
Tabelle 15: Klasseneinteilung für die Einflussgröße Schwerverkehr	129
Tabelle 16: Klasseneinteilung für die Einflussgröße Deckschichtmaterial.....	130
Tabelle 17: Klasseneinteilung für die Einflussgröße Bauweise	131
Tabelle 18: Qualitativer Zusammenhang zwischen Einflussgrößen und Zustandsmerkmalen	135
Tabelle 19: Gewählte Funktionstypen je Zustandsgröße	141
Tabelle 20: Koeffizienten der Verhaltensfunktionen für die Prognose der Zustandsgröße MSPT	161
Tabelle 21: Prognoseergebnisse der Modellvarianten für die Zustandsgröße MSPT	169
Tabelle 22: Prognoseergebnisse des EKF mit Curve-Shifting für die Zustandsgröße GRI	172
Tabelle 23: Prognoseergebnisse des EKF mit Curve-Shifting-Verfahren für die Zustandsgröße RISS	175

Tabelle 24: Grundinformationen zur Datengrundlage.....	180
Tabelle 25: Übersicht der Grunddaten.....	182
Tabelle 26: Übersicht der Aufbaudaten	183
Tabelle 27: Übersicht der Zustandserfassungsdaten	183
Tabelle 28: Übersicht der Verkehrsdaten	184
Tabelle 29: Übersicht der Clusterungsdaten	184
Tabelle 30: Normierungssystem in Deutschland	185
Tabelle 31: Schwellen- und Warnwerte in Deutschland	186
Tabelle 32: Normierungssystem in Österreich.....	186
Tabelle 33: Schwellen- und Warnwerte in Österreich.....	187
Tabelle 34: Normierungssystem in der Schweiz.....	187
Tabelle 35: Schwell- und Warnwerte in der Schweiz.....	188
Tabelle 36: Zustandsentwicklung Risse Nordrhein-Westfalen als Klassendiagramm	218
Tabelle 37: Zustandsentwicklung Risse Nordrhein-Westfalen als Liniendiagramm	218
Tabelle 38: Zustandsentwicklung Risse Bayern als Klassendiagramm.....	219
Tabelle 39: Zustandsentwicklung Risse Bayern als Liniendiagramm.....	220
Tabelle 40: Zustandsentwicklung Belagsschäden Schweiz als Klassendiagramm	221
Tabelle 41: Zustandsentwicklung Belagsschäden Schweiz als Liniendiagramm	221
Tabelle 42: Zustandsentwicklung Risse Österreich als Klassendiagramm	223
Tabelle 43: Zustandsentwicklung Risse Österreich als Liniendiagramm.....	224
Tabelle 44: Vergleich der probabilistischen mit der deterministischen Methodik hinsichtlich Erhaltungsbedarf	225
Tabelle 45: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Nordrhein- Westfalen.....	229
Tabelle 46: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Bayern....	232
Tabelle 47: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Österreich	235
Tabelle 48: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Österreich	237

Tabelle 49: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung, Nordrhein-Westfalen	240
Tabelle 50: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Curve-Shifting, Nordrhein-Westfalen.....	241
Tabelle 51: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung, Österreich	243
Tabelle 52: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Curve-Shifting, Österreich	244
Tabelle 53: Anwendungsszenarien zur Bestimmung des Erhaltungsbedarfs.....	254
Tabelle 54: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Risse, Nordrhein-Westfalen ...	264
Tabelle 55: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Risse, Bayern	265
Tabelle 56: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Belagsschäden, Schweiz	266
Tabelle 57: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Risse, Österreich.....	267
Tabelle 58: Zustandserfassung und -bewertung in der Schweiz	304
Tabelle 59: Kategorisierung der Modellansätze	307
Tabelle 60: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße AUN je Cluster	320
Tabelle 61: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße IRI je Cluster	321
Tabelle 62: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße Sw je Cluster.....	321
Tabelle 63: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße MSPT je Cluster.....	322
Tabelle 64: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße MSPH je Cluster	322
Tabelle 65: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße μ SKM je Cluster.....	323
Tabelle 66: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße μ RS je Cluster.....	323
Tabelle 67: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße RISS je Cluster	324
Tabelle 68: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße RSFA je Cluster	324
Tabelle 69: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße RSFB je Cluster	325
Tabelle 70: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße OFS,A je Cluster.....	325
Tabelle 71: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße IA2 je Cluster	326
Tabelle 72: Standardabweichungen unter Vergleichbedingungen innerhalb der Modellierung.....	328
Tabelle 73: Funktionsparameter der Zustandsverläufe MSPT	329

Tabelle 74: Funktionsparameter der Zustandsverläufe GRI	330
Tabelle 75: Funktionsparameter der Zustandsverläufe RISS für Asphaltbauweise	331
Tabelle 76: Vor- und Nachteile von deterministischen und probabilistischen Prognosemodellen sowie Expertensystemen	332
Tabelle 77: Zustandsentwicklung Griffigkeit Nordrhein-Westfalen als Klassendiagramm	340
Tabelle 78: Zustandsentwicklung Griffigkeit Nordrhein-Westfalen als Liniendiagramm	341
Tabelle 79: Zustandsentwicklung Griffigkeit Bayern als Klassendiagramm	341
Tabelle 80: Zustandsentwicklung Griffigkeit Bayern als Liniendiagramm	342
Tabelle 81: Zustandsentwicklung Griffigkeit Schweiz als Klassendiagramm	343
Tabelle 82: Zustandsentwicklung Griffigkeit Schweiz als Liniendiagramm	343
Tabelle 83: Zustandsentwicklung Griffigkeit Österreich als Klassendiagramm	344
Tabelle 84: Zustandsentwicklung Griffigkeit Österreich als Liniendiagramm	345
Tabelle 85: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Koeffizientenanpassung, Nordrhein-Westfalen	350
Tabelle 86: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Curve-Shifting, Nordrhein-Westfalen	351
Tabelle 87: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Koeffizientenanpassung, Österreich	352
Tabelle 88: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Curve-Shifting, Österreich	353
Tabelle 89: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Nordrhein-Westfalen	354
Tabelle 90: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Bayern	355
Tabelle 91: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Schweiz	356
Tabelle 92: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Österreich	357

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

AC	Asphaltbeton
ASB	Anweisung Straßeninformationsbank
ASTRA	Bundesamt für Straßen
ASFINAG	Autobahnen- und Schnellstraßen-Finanzierungs-Aktiengesellschaft
AUN	Allgemeine Unebenheit
AWGN	additives weißes gauß'sches Rauschen
BAB	Bundesautobahn
BASt	Bundesanstalt für Straßenwesen
BLP	Bewertetes Längsprofil
BMVI	Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur
BN	Bayes'sches Netz
BY	Bayern
bspw.	beispielsweise
d. h.	das heißt
D-A-CH	Deutschland, Österreich und die Schweiz
DTV	Durchschnittliche tägliche Verkehrsstärke
DTV(SV)	Durchschnittliche tägliche Verkehrsstärke des Schwerverkehrs
EKF	Extended Kalman-Filter
et al.	und andere
FGSV	Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen
GRI	Griffigkeit
IRI	International Roughness Index
KF	Kalman-Filter
KUBA	Kunstabtuen Management System
M	Mittelwert
MA	Gussasphalt
MDP	Markov Decision Process
MSPH	mittlere fiktive Wassertiefe
MSPT	mittlere Spurrinnentiefe
NRW	Nordrhein-Westfalen
OFS	Oberflächenschäden
OKSTRA	Objektkatalog für das Straßen- und Verkehrswesen

PF	Partikel-Filter
PMS	Pavement Management System
RISS	Risse
RS	RoadStar
RSFA	Restschadensfläche (Asphaltbauweise)
RSFB	Restschadensfläche (Betonbauweise)
SD	Standardabweichung
SKM	Seitenkraftmessverfahren
SMA	Splittmastixasphalt
SRM	Stuttgarter Reibungsmesser
SV	Schwerverkehrsfahrzeuge
Sw	Standardabweichung der Winkelwerte
TP	Teilprojekt
u. a.	unter Anderem
UKF	Unscented Kalman-Filter
WDF	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
z. B.	zum Beispiel
ZEB	Zustandserfassung und -bewertung
ZG	Zustandsgröße
z. T.	zum Teil
ZW	Zustandswert

1 EINFÜHRUNG

1.1 Allgemeines

In Hinblick auf eine nachhaltige Nutzung der Straßeninfrastruktur sind seitens der Straßenbaulastträger im Rahmen eines systematischen Erhaltungsmanagements kontinuierlich Entscheidungen zu treffen. Die Grundlage für jede Art des Entscheidungsprozesses ist das Wissen über den aktuellen und vor allem den zukünftigen Zustand eines Systems, die Bewertung dieser Zustände unter Berücksichtigung der jeweils vorherrschenden Randbedingungen sowie die zur Verfügung stehenden Handlungsoptionen mit ihren Auswirkungen auf Nutzen und Kosten. Im Bereich von Infrastrukturen des Straßenoberbaus kommen hierfür Pavement Management Systeme (PMS) zum Einsatz, die derzeit meist anhand von deterministischen Modellen die Zustandsentwicklung von Straßen prognostizieren.

1.2 Motivation

Aufgrund der hohen Komplexität des Materialverhaltens von Straßenbefestigungen eignet sich die Anwendung von deterministischen Modellen zur Zustandsprognose von Straßen jedoch nur begrenzt. Daher wurde in den vergangenen Jahren die Anwendbarkeit von probabilistischen Ansätzen auf Straßenzustandsdaten untersucht, welche grundsätzlich die Möglichkeit bieten, mehrdimensionale Systeme auf Basis von Häufigkeitsverteilungen zu beschreiben, sowie deren Abhängigkeiten und Auswirkungen differenziert abzubilden. Die Ergebnisse dieser Forschungsarbeiten sind vielversprechend und bestätigen deren grundsätzliche Anwendungsmöglichkeit. Eine Vielzahl von Fragestellungen konnte jedoch bisher nicht berücksichtigt werden, sodass das Potential derartiger probabilistischer Modelle zur Netzzustandsprognose und somit zur Abschätzung der erhaltungsbedürftigen Abschnitte noch nicht abschließend geklärt werden konnte.

1.3 Ziel

Das Ziel dieses Forschungsvorhabens ist die systematische Analyse probabilistischer Auswertemethoden und der dafür notwendigen sowie vorhandenen Datengrundlagen innerhalb des Erhaltungsmanagements von Straßen im Hinblick auf die Weiterentwicklung eines probabilistischen Prognosemodells. Auf Basis der ermittelten Potentiale der Methoden und der Datengrundlage der drei Länder Deutschland, Österreich und der Schweiz, einer ersten Testanwendung und einer vergleichenden Bewertung von Modellvarianten wird eine Vorzugsmodellvariante empfohlen.

Mit Hilfe der Ergebnisse aus einer exemplarischen Anwendung der Vorzugsmodellvariante wird untersucht und aufgezeigt, inwiefern die Prognoseergebnisse eine verbesserte Abschätzung der erhaltungsbedürftigen Abschnitte im Netz ermöglichen.

1.4 Methodische Vorgehensweise

Die verfolgte Methodik basiert auf zwei wesentlichen Lösungsansätzen, die in diesem Bereich im Stand der Technik bisher (noch) nicht vorzufinden sind:

Die Modellierung des Systems soll systematisch mit aktiven und passiven Elementen (Modulen und Schnittstellen) erfolgen. Dies erlaubt, einzelne Teile des Modells voneinander zu entkoppeln, um kontinuierlich neue Erkenntnisse zu integrieren, ohne dabei das Modell komplett neu entwickeln zu müssen. Die wesentlichen Variablen und Zusammenhänge können sowohl mit stetigen als auch mit numerisch beschriebenen mehrdimensionalen Wahrscheinlichkeitsverteilungen abgebildet werden. Dies ermöglicht die differenzierte Abbildung von Ursache–Wirkungs-Zusammenhängen.

Die angestrebten Ergebnisse dieses Forschungsvorhabens beinhalten folgende Aspekte:

- Als Ergebnis der Literaturrecherche werden die Erkenntnisse aus bisherigen Forschungsarbeiten und Anwendungen dokumentiert und vergleichend gegenübergestellt.
- Anhand einer Analyse von probabilistischen Auswertemethoden und von den vorhandenen und notwendigen Datengrundlagen werden die Potentiale für deren Anwendung in einem Prognosemodell untersucht.
- Auf Basis dieser Ausarbeitung, einer ersten Testanwendung und einer vergleichenden Bewertung von Modellvarianten wird eine Vorzugsmodellvariante (ggf. Modifikationen für jedes Land) empfohlen.
- Mit Hilfe der Ergebnisse aus einer exemplarischen Anwendung der Vorzugmodellvariante wird untersucht und aufgezeigt, inwiefern die Prognoseergebnisse eine verbesserte Abschätzung der erhaltungsbedürftigen Abschnitte im Netz ermöglichen.
- Die Ergebnisse der Untersuchungen und die erarbeitete Methodik werden durch geeignete Darstellungsformen (z. B. Flussdiagramme) dokumentiert.

In der nachfolgenden Abbildung 1 ist die methodische Vorgehensweise anhand eines Flussdiagramms grafisch dargestellt.

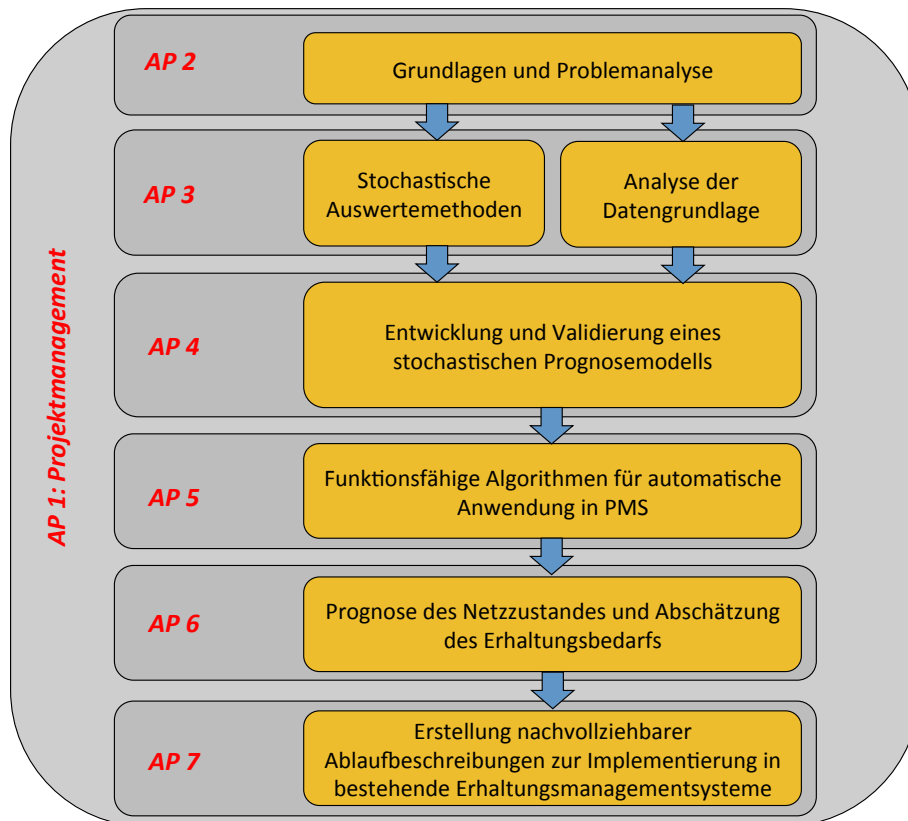


Abbildung 1: Methodische Vorgehensweise zur Bearbeitung der Fragestellung

2 GRUNDLAGEN UND PROBLEMANALYSE

2.1 Allgemeines

Ein wesentliches Ziel im Entscheidungsprozess des Erhaltungsmanagements von Straßen ist der effiziente Einsatz von finanziellen Ressourcen für notwendige Erhaltungsmaßnahmen zur langfristigen Gewährleistung eines geforderten Qualitätsniveaus, z. B. in Bezug auf Verkehrssicherheit, Leistungsfähigkeit, Substanzerhalt und Umweltverträglichkeit) (Schmuck, 1987), des zu erhaltenden Straßennetzes. Zur Abschätzung eines daraus resultierenden langfristigen Mittelbedarfs werden Prognoseberechnungen durchgeführt, die für die Entscheidungsfindung wesentliche Grundlagen durch das Aufzeigen der langfristigen Konsequenzen unterschiedlicher Szenarien, z. B. einer optimalen Erhaltungsstrategie oder Einflüsse von Budgetbegrenzungen, liefern. Es erfolgt dabei eine Ableitung von Erhaltungsmaßnahmen aufgrund des vorhandenen bzw. zu erwartenden Zustands. Diese Berechnungen basieren auf der Vorhersage der Zustandsentwicklung des Straßennetzes mit seinen Teilsystemen, z. B. Fahrbahnbefestigungen oder Brückenbauwerken, über einen definierten Betrachtungszeitraum. Unter Zustandsentwicklung wird der Verfall von Infrastrukturen über die Zeit, der durch unterschiedliche physikalische und chemische Prozesse beeinflusst wird, verstanden.

Straßeninfrastrukturen sind besonders kapitalintensiv. Grundsätzlich sind hohe Investitionen beim Neubau bzw. Ausbau von Straßen notwendig. Zur Gewährleistung der Funktion der bestehenden Straßeninfrastruktur bezüglich Sicherheit und Verfügbarkeit sind aber auch ausreichend finanzielle Mittel für die Erhaltung zur Verfügung zu stellen. Ein optimaler Einsatz der finanziellen Mittel wird von den Straßenbetreibern grundsätzlich angestrebt und ist vorrangiges Ziel des Erhaltungsmanagements. Im Jahr 2017 wurden in Deutschland ca. 2,17 Mrd. € für die Erhaltung der Bundesautobahnen investiert. In der Schweiz wurden im Jahr 2018 1,05 Milliarden CHF (~0.96 Mrd. €) für den Ausbau und den Unterhalt von Nationalstraßen ausgegeben. In Österreich betrugen die Erhaltungsausgaben etwa 0,50 Mrd. €. Eine Übersicht zu den Erhaltungsausgaben innerhalb eines Jahres pro laufenden Kilometer Autobahn je Land ist in der nachfolgenden Tabelle 1 dargestellt.

Tabelle 1: Erhaltungsausgaben für Autobahnen/Bundesfernstraßen und Netzlänge

Straßennetz		Deutschland	Österreich	Schweiz
Betreiber		BMVI	ASFINAG	ASTRA
Netzlänge [km]	A	Bundesfernstraßen 51.027 km (2018) davon: Bundesautobahnen 13.009 km Bundesstraßen 38.018 km Quelle: (BMVI, 2018)	Autobahnen 2.223 km (2018) Quelle: (ASFINAG, 2019a)	Nationalstraßen 1.859 km (2018) davon: Autobahnen (ab 4-Spurig) 1.462 km Quelle: (Bundesamt für Statistik, 2018)
Erhaltungsausgaben [€]	B	Bundesfernstraßen 3.41 Mrd. (2018) davon: Bundesautobahnen 2.17 Mrd. Bundesstraßen 1.24 Mrd. Quelle: (Bundesministerium für Finanzen, 2018)	Autobahnen 0.50 Mrd. (2018) Quelle: (ASFINAG, 2019a)	Nationalstraßen 0.96 Mrd.* (2018) * Unterhalt auf Nationalstraßen Quelle: (ASTRA, 2019)
Erhaltungsausgaben [€ pro km Autobahn im Jahr 2018]	C=B/A	167.000	224.000	516.000* * pro km NS
Bruttoinlandsprodukt	D	3356.4 Mrd. € (2018) Quelle: (Institut Arbeit und Qualifikation der Universität Duisburg- Essen, 2019)	385.4 Mrd. € (2018) Quelle: (Bundesanstalt Statistik, 2019)	719,6 Mrd. € (2018) Quelle: (Bundesamt für Statistik, 2019)
Erhaltungsausgaben für Autobahnen als Anteil am Bruttoinlandsprodukt [%]	E=B/D	0.06 %	0.13 %	0.13 %
Zustandsverteilung Veröffentlichter Stand:	F	Zustand 2017/18 Substanzwert (Oberfläche) ZW 1.0-1.49: 17.9 % ZW 1.5-2.49: 53.4 % ZW 2.5-3.49: 11.6 % ZW 3.5-4.49: 6.5 % ZW 4.5-5.0: 10.6 % Quelle: (BMVI, 2019)	Zustand 2018 Substanzwert (Decke) ZW 1.0-1.49: 55.4 % ZW 1.5-2.49: 24.7 % ZW 2.5-3.49: 6.3 % ZW 3.5-4.49: 4.1 % ZW 4.5-5.0: 9.5 % Quelle: (ASFINAG, 2019b)	Zustand 2018 Gesamtwert (Zustandswerte) 1: 32 % 2: 56 % 3: 10 % 4: 2 % 5: 0 % Ø 1.81 Ziel: 1.76 Quelle: (ASTRA, 2019c)

Infolge einer zunehmenden Verkehrsbelastung und erweiterter Qualitätsanforderungen an das Straßennetz wird der finanzielle Bedarf an Ausbau und Unterhalt zukünftig weiter anwachsen. Um diesen Bedarf langfristig mit der Hilfe eines systematischen Erhaltungsmanagements zur Unterstützung der Entscheidungsfindung vorhersagen zu können, ist unter anderem neben der Kenntnis des aktuellen Zustands eine aussagefähige Zustandsprognose eine wichtige Grundlage.

2.2 Systematisches Erhaltungsmanagement der Straßeninfrastruktur

Das Erhaltungsmanagement der Straßeninfrastruktur mit ihren Teilsystemen, wie z. B. Fahrbahnbefestigungen, Kunstbauten oder elektromechanischen Anlagen, umfasst gemäss SN 640 900 die systematische Planung und Lenkung der Erhaltung und stellt die Vorbereitung der Entscheidungsfindung für das Projektmanagement und damit zur Projektierung der Straßeninfrastruktur und deren Bauausführung dar. Es wird in einen strategischen und operativen Teil gegliedert (vgl. Abbildung 2).

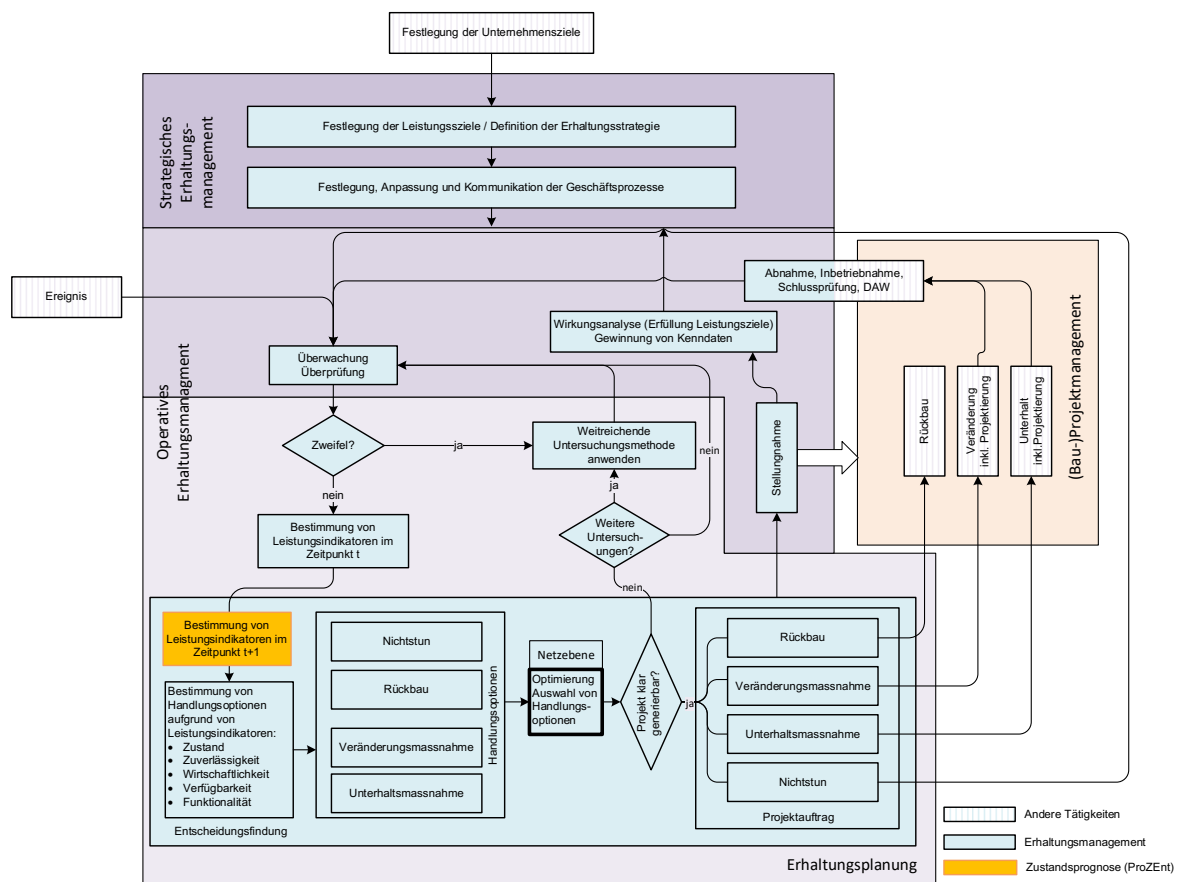


Abbildung 2: Prozesse eines systematischen Erhaltungsmanagements

Im strategischen Erhaltungsmanagement werden einerseits die Leistungsziele und die Erhaltungsstrategie definiert. Andererseits erfolgen die Festlegung, Anpassung und Kommunikation der Geschäftsprozesse in der Organisation des Straßenbetreibers. Das in Abbildung 2 dargestellte operative Erhaltungsmanagement verläuft zyklisch im Rahmen einer rollenden Planung und ist unterteilt in die Überwachung, die Erhaltungsplanung, die begleitende Stellungnahme zu den ausgelösten Projekten im Projektmanagement und die Wirkungsanalyse.

Bei der Erhaltungsplanung erfolgt auf der Grundlage der vorhandenen Daten aus der Überwachung eine Analyse und Bewertung. Es werden hierbei die relevanten Leistungsindikatoren zu einem Zeitpunkt t bestimmt. Für eine Entscheidungsfindung auf der Grundlage von Analysen über langfristige Betrachtungszeiträume, z. B. sogenannte Lebenszykluskostenanalysen, ist es notwendig diese Leistungsindikatoren auch zu einem Zeitpunkt $t+x$ zu ermitteln. Hierfür werden Prognosemodelle benötigt (vgl. Kapitel 2.3), welche eine Ermittlung des Erhaltungsbedarfs auf der Grundlage der relevanten Leistungsindikatoren ermöglichen. Zudem können die Konsequenzen von Erhaltungsmaßnahmen; wenn diese für die relevanten Leistungsindikatoren bekannt sind; zu unterschiedlichen Zeitpunkten an jedem Infrastrukturobjekt der Teilsysteme zur Ermittlung von Handlungsoptionen im Rahmen von Szenariensimulationen aufgezeigt werden. Im Anschluss erfolgt auf der Basis der ermittelten Handlungsoptionen aller relevanten Teilsysteme eine übergeordnete Optimierung bzw. Koordinierung auf Netzebene. Ist aus den vorhandenen Informationen am Ende dieses Teilschritts ein Projekt generierbar, erfolgt die Formulierung eines Projektauftrags für das Projektmanagement oder die Entscheidung «nichts zu tun», d. h. keine Erhaltungsmaßnahme durchzuführen. Sind die vorhandenen Informationen am Ende dieses Teilschritts für die Projektgenerierung nicht ausreichend, müssen weitere Daten, z. B. durch weitreichende Untersuchungsmethoden, beschafft werden. Dieser generische Prozesskreislauf gilt für alle Teilsysteme der Straßeninfrastruktur, welche im Detail eigene fachspezifische Teilprozesse und Datenstrukturen besitzen. Der Fokus in diesem Forschungsprojekt liegt auf dem Leistungsindikator Zustand der Fahrbahnoberfläche, welche im Teilsystem der Fahrbahnbefestigungen zusammen mit den Informationen zum Straßenaufbau für die Erhaltungsplanung Verwendung findet.

2.2.1 Datenstrukturen bei Fahrbahnbefestigungen

Die Grundlage eines systematischen Erhaltungsmanagements stellt das zu erhaltende Inventar mit seinen Daten dar.

Für die Fahrbahnbefestigungen werden hierfür die Lage im Netz (Referenzierung) und des vorhandenen Oberbaus mit seinen einzelnen Schichten (Aufbaudaten) definiert. Aufgrund der eindeutigen Referenz im Straßennetz durch das definierte Bezugssystem können dann die jeweilig erhobenen Zustandsdaten zugeordnet werden. Dem Bezugssystem kommt somit aufgrund der Notwendigkeit der eindeutigen Zuordenbarkeit eine besondere Bedeutung zu.

In Deutschland wurde der Objektkatalog für das Straßen- und Verkehrswesen (OKSTRA) als Standard eingeführt, welcher einen Austausch von Daten zulässt. Das ASB-Netzknoten-Stationierungssystem regelt das Bezugssystem für die Bundes- sowie Landesstraßen, welches auf einem Knoten-Kanten-Modell aufbaut (Bundesministerium für Verkehr und Infrastruktur, 2018). Die Inventardaten werden in den Bundesländern von den Landesstraßenbauverwaltungen gepflegt. Für die Zustandserfassung stellen die beteiligten Straßenbauverwaltungen aktuelle Grunddaten als Export aus der Straßeninformationsbank zur Verfügung. Dies ist vertraglich in dem sogenannten Prozessschritt „TP0 Bereitstellung der Netzgrunddaten der Zustandserfassung und -bewertung ZEB“ geregelt.

In Österreich und der Schweiz ist die Referenzierung durch ein lineares Raumbezugssystem mit Straßen- bzw. Achsdefinitionen und Kilometrierungs- bzw. Bezugspunkte auf den Achsen definiert. Die Aufbaudaten für Autobahnen und Schnellstraßen werden in Österreich durch die ASFINAG (Weninger-Vycudil et al., 2016b) und in der Schweiz durch das Bundesamt für Straßen ASTRA in den jeweiligen Straßeninformationssystemen gepflegt und aktualisiert (ASTRA, 2019b).

2.2.2 Überwachung bei Fahrbahnbefestigungen

Die Überwachung bei Fahrbahnbefestigungen umfasst im Bereich des Erhaltungsmanagements die netzweite Zustandserfassung und anschließende -bewertung der visuell bzw. videotechnisch und messtechnisch erfassten Zustandsgrößen (ZEB). Dies wird im Folgenden für die D-A-CH-Länder kurz ausgeführt. Weitreichende Untersuchungsmethoden (vgl. Abbildung 2), welche dann im Rahmen der Überwachung Aussagen über den Zustand zulassen, sind derzeit meist Materialuntersuchungen an Bohrkernen oder Sondagen.

Diese werden projektbezogen entnommen und dienen neben dem groben Detaillierungsgrad aus den Zustandsdaten der Fahrbahnoberfläche als Detailinformation

über den örtlichen Zustand des gebundenen und teilweise des ungebundenen Schichtenaufbaus.

Netzweite Zustandserfassung

Gegen Ende der 1980er Jahre wurden die Anforderungen an die (messtechnische) Zustandserfassung definiert. Nachdem bereits umfangreiche und z. T. unbefriedigende Erfahrungen aus der visuell-sensitiven Zustandserfassung – diese sind durch den subjektiven Einfluss der manuellen Bewertung geprägt – vorlagen, sollte das neue Verfahren netzweite, vergleichbare und wiederholbare Aussagen zum Zustand der Straßen ermöglichen. Die Wirtschaftlichkeit und Praxistauglichkeit des Verfahrens waren dabei ebenso von großer Bedeutung.

Die Wünsche der Verfahrensbeteiligten an die Ergebnisse der Zustandserfassung waren vielschichtig und den unterschiedlichen vorgehend benannten Einsatzzwecken geschuldet. Von zentraler Bedeutung war (und ist auch noch heute) der Bedarf an sachgerechten Daten zum Zustand der Fahrbahnbefestigung, um daraus Aussagen zur Restlebensdauer (bzw. zum Restwert) treffen zu können, sowie den Erhaltungsbedarf und geeignete Maßnahmen daraus ableiten zu können (siehe Kapitel 2.2.4 ff.). Daneben sollten die mit der Nutzung der Straßen verknüpften Anforderungen, Fahrkomfort und Sicherheit, mit entsprechenden Datengrundlagen messbar gemacht werden.

Mit den seinerzeit zur Verfügung stehenden Technologien konnten die vorgenannten Ziele nur zum Teil erreicht werden. Versuche einer schnellfahrenden Tragfähigkeitsmessung, wie sie für die Bewertung der Substanz der einzelnen Schichten des gebundenen Aufbaus der Straßen erforderlich sind, erzielten nicht die gewünschten Ergebnisse. Man einigte sich daher darauf, bei der Zustandsbewertung auf Merkmalen aufzubauen, die sich aus der Beschaffung der Oberfläche ableiten ließen. Die zu erfassenden Merkmale beschreiben im Wesentlichen die vorhandene und an der Fahrbahnoberseite erkennbare Schädigung als Abweichung zu einem Sollzustand. Der Sollzustand ist als planeben, ohne Flickstellen, ohne Risse und griffig definiert.

Diese Entwicklung steht stellvertretend für alle D-A-CH-Länder. Der Straßenzustand wurde neben weiteren in folgende Fahrbahnoberflächenmerkmale gegliedert:

- Ebenheit in Längsrichtung
- Ebenheit in Querrichtung
- Rauheit (Griffigkeit, Textur)
- Substanzmerkmale (Oberflächenschäden und Risse)

Jede dieser vier Merkmale umfasst dabei einzelne Parameter wie z. B. Spurrinnentiefe oder Flächenanteil an Rissen, die in Form von messbaren bzw. quantifizierbaren (physikalischen) Zustandsgrößen beschrieben sind. Im Laufe der vergangenen 20 Jahre wurde der Umfang der Zustandsgrößen zum Teil erweitert und an die Erkenntnisse der Forschung angepasst. In Österreich wird zusätzlich ein aus der Liegedauer der Deckschicht abgeleiteter Parameter verwendet, der Hinweise in Bezug auf die Tragfähigkeit der Deckschicht geben soll. Aktuell werden in den D-A-CH Ländern Erweiterungen bzw. Änderungen der Zustandsgrößen für die Standardbewertung, wie z. B. für die Längsebenheit das „Bewertete Längsprofil“ (BLP) oder die Wellenbandanalyse (NBO), geprüft bzw. stehen bevor.

Der Zustand der bestehenden Fahrbahnbefestigung im Rahmen der Erhaltung wird für unterschiedliche Merkmale der Fahrbahnoberfläche weltweit regelmässig erhoben. Dabei zeigen sich in den D-A-CH Ländern für Autobahnen mehrheitlich Übereinstimmungen. Grundsätzlich werden in den drei Ländern die Zustandsmerkmale schnellfahrend im fließenden Verkehr erhoben. Dabei erfolgt die Erhebung der Zustandsmerkmale Längs- und Querebenheit, Griffigkeit und Substanzmerkmale bzw. Oberflächenschäden in periodischen Abständen.

Zum Teil werden weitere Merkmale wie z. B. Tragfähigkeit oder Lärmeigenschaften (Rollgeräusch) erfasst. Dies geschieht jedoch aktuell nur auf örtlich begrenzten Abschnitten. Die Makrotextur wird in Österreich zusätzlich netzweit erhoben, allerdings wird sie nicht im Rahmen einer netzweiten Zustandsbewertung berücksichtigt. Zudem sind diese Merkmale nicht Bestandteil der Zustandsbewertung. Die folgende Tabelle 2 zeigt eine Übersicht über die aktuellen bewerteten Zustandsgrößen für Deutschland, Österreich und die Schweiz (FGSV, 2006; FSV, 2006; VSS, 2019f). Detailliertere Erläuterungen sind im Anhang 10.2 ersichtlich.

Tabelle 2: Zustandsgrößen der Zustandserfassung

	Deutschland	Österreich	Schweiz
Erfassungsperiode	4 Jahre	4 Jahre*	4 Jahre
Längsebenheit	Allgemeine Unebenheit [cm ³]	International Roughness Index [m/km]	Standardabweichung der Winkelwerte [-]
Querebenheit	Spurrinnentiefe [mm]	Spurrinnentiefe [mm]	Spurrinnentiefe [mm]
	Fiktive Wassertiefe [mm]	Fiktive Wassertiefe [mm]	Fiktive Wassertiefe [mm]
Griffigkeit	Reibungskoeffizient (SKM) [-]	Reibungskoeffizient (RoadStar/SRM) [-]	Reibungskoeffizient (SKM) [-]
Oberflächenschäden	Anteil geschädigter Fläche mit Rissen [%], Ausprägung [m], Häufigkeit [%]	Anteil geschädigter Fläche [%], Ausprägung [m], Häufigkeit [%]	Erfassung von Ausmaß und Schwere [-] der Einzelschäden und Zusammenführung zu Hauptgruppen
	Übriger Anteil geschädigter Fläche durch Oberflächenschäden [%]	Übriger Anteil geschädigter Fläche durch Oberflächenschäden [%]	

* ASFINAG hat damit begonnen alle 4 Jahre eine Zustandserfassung durchzuführen. Die gelieferten Zustandsdaten weisen allerdings eine 5 Jahresperiode auf.

Zustandsbewertung

Die Zustandsbewertung der Zustandsmerkmale erfolgt in den D-A-CH Ländern standardisiert durch eine Normierung der gemessenen oder berechneten Zustandsgrößen in dimensionslose Zustandswerte. Diese werden dann weiter in Teilwerte oder einen Gesamtwert für die Bewertung zusammengeführt. Die grundlegende Vorgehensweise ist in der folgenden Abbildung 3 dargestellt. Je nach Land und Zweck der Analyse sind entweder der Zustandswert, die Teilwerte oder die Gesamtwerte (innerhalb des Rechtecks hervorgehoben) relevant für die netzweite Zustandsbewertung.

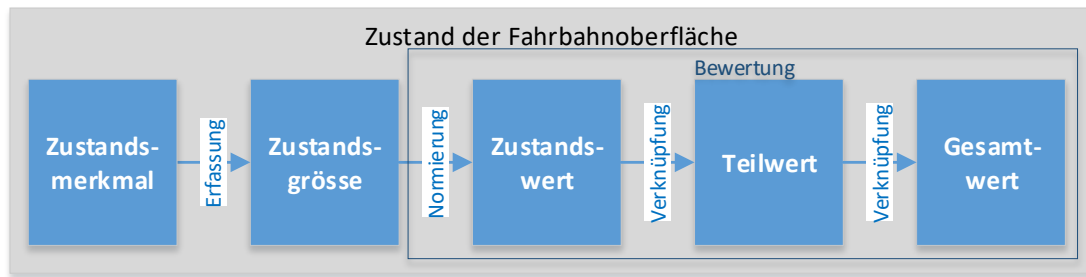


Abbildung 3: Grundsatz der Bewertung in den DACH-Ländern (Schiffmann & Hajdin, 2017)

Ähnlich sind auch die Bewertungsmaßstäbe der dimensionslosen Zustandswerte. Die Bewertung wird anhand einer Werteskala von 1 bis 5 für Deutschland und Österreich bzw. 0 bis 5 für die Schweiz durchgeführt, wobei 0 bzw. 1 den besten und 5 den schlechtesten Zustandswert darstellt. Das Bewertungsschema ist in Tabelle 3 dargestellt. Die Länge der jeweiligen Bewertungseinheiten ist in Deutschland außerorts sowie in der Schweiz mit 100 m und in Österreich mit 50 m definiert. Detailliertere Erläuterungen hierzu sind im zitierten Regelwerk ersichtlich (FGSV, 2006; Weninger-Vycudil et al., 2016b; VSS, 2019f).

Tabelle 3: Vergleich der Kategorisierung zur Zustandsbewertung in Deutschland, Österreich und der Schweiz

Zustandswert	Deutschland	Österreich	Schweiz
[0.0,0.5)			Gut
[0.5,1.0)			
[1.0,1.5)	1	Sehr gut	Mittel
[1.5,2.0)	2	Gut	
[2.0,2.5)	3		Ausreichend
[2.5,3.0)	4	Mittel	
[3.0,3.5)	5		
[3.5,4.0)	6	Schlecht	Kritisch
[4.0,4.5)	7		
[4.5,5.0]	8	Sehr schlecht	Schlecht

2.2.3 Prognose der Zustandsentwicklung

Die Prognose der Zustandsentwicklung von Fahrbahnbefestigungen wird in den D-A-CH Ländern am häufigsten mit deterministischen Regressionen durchgeführt. Dies wird in

unterschiedlicher Literatur näher erläutert. Mit Rübensam & Schulze (1994) wurde dies in Deutschland zum ersten Mal umfassend beschrieben. Durch Hinsch et al. (2005) erfolgte eine umfangreiche Analyse von Zustandsdaten und bereits standardisiert vorhandenen Modellen des Gebrauchsverhaltens von Fahrbahnbefestigungen. Dies umfasste auch eine Kalibrierung der Modelle durch neu erhobene Zustandsdaten. Eine weitere empirische Absicherung von auf Zustandsgrößen basierenden, deterministischen Verhaltensfunktionen für deutsche Bundesstraßen erfolgte in Oertelt (2007). Im Rahmen einer weiteren Untersuchung von Maerschalk & Socina (2008) wurden die für das deutsche PMS auf Zustandswerten basierenden Verhaltensfunktionen überprüft, wobei zum Teil je nach Zustandsmerkmal widersprüchliche Funktionstypen im Vergleich zu den vorherigen Forschungsergebnissen ermittelt wurden.

In Österreich konnte mit den ersten netzweiten PMS-Analysen im Jahr 2001 erstmalig auch eine detaillierte Prognose des Straßenzustandes unter Berücksichtigung von unterschiedlichen budgetären Grenzen (Budgetszenarien) erstellt und folglich intensiv diskutiert werden. Es hat sich bereits zu Beginn der Implementierung gezeigt, dass die Modelle der Zustandsentwicklung einen wesentlichen Stellenwert im Bereich der Lebenszyklusanalyse einnehmen und dass es notwendig und sinnvoll erscheint, eigene, auf die österreichische Situation bezogene Modelle der Zustandsentwicklung zu erarbeiten. Unter Heranziehung der erstmals in den 1990er Jahren systematisch erfassten Straßenzustandsinformationen wurden im Rahmen einer Analyse von Molzer et al. (2000) empirische Modelle der Zustandsentwicklung der Fahrbahnoberfläche für das PMS geschaffen. Diese Modelle wurden unter Verwendung von aktuellen Zustandsdaten des Jahres 2002 nochmals aktualisiert (Molzer et al., 2002) und stellen somit die Basis für die Zustandsprognose innerhalb des österreichischen PMS dar. Es zeigte sich bereits sehr früh, dass für eine Verbesserung der Aussagegenauigkeit zumindest eine abschnittsbezogene Kalibrierung (Weninger-Vycudil et al., 2009) unter Heranziehung der lokalen Einflussgrößen und des auf dem Abschnitt vorzufindenden Straßenzustandes unausweichlich ist.

In der Schweiz erfolgte im Rahmen von Scazziga (2008) erstmals eine Erarbeitung von deterministischen Modellen der Zustandsentwicklung von Fahrbahnen für verschiedene Zustandsmerkmale und unterschiedliche Straßenkategorien. In der Praxis wird aktuell aufgrund der großen Streuungen innerhalb der Daten auf den Einsatz von Prognosemodellen im Bereich der Erhaltungsplanung von Autobahnen in der Schweiz verzichtet. Die Anwendung von probabilistischen Prognosemodellen wird in der Schweiz

für Kunstbauten verwendet und kommt in der Schweiz für die Zustandsprognose von mechanischen und sonstigen Anlagenteilen zum Einsatz.

Eine Übersicht der verschiedenen Modellansätze für das Nationalstraßennetz jedes Landes befindet sich in Tabelle 4.

Tabelle 4: Wahl des Modellansatzes zur Zustandsprognose für verschiedene Infrastrukturgruppen je Land

Infrastrukturgruppe	Deutschland BASt / BMVI	Österreich ASFINAG	Schweiz ASTRA
Fahrbahnen	deterministisch	deterministisch	–
Kunstbauten	deterministisch	deterministisch	probabilistisch
sonstige Anlagenteile	–	–	probabilistisch
Bemerkungen	–	–	viele Kantone nutzen deterministische Modelle für die Prognose des Fahrbahnzustands

2.2.4 Ermitteln von Handlungsoptionen

Für das Ermitteln von Handlungsoptionen ist die Zustandsprognose und die Erhaltungsstrategie, welche im Rahmen des strategischen Erhaltungsmanagements definiert wurde, von Bedeutung. Die Handlungsoptionen für relevante Straßenabschnitte, d. h. Abschnitte mit identifiziertem Erhaltungsbedarf, ergeben sich für einen definierten Zeitraum durch die in der Erhaltungsstrategie definierte Zuordnung der Typen von Erhaltungsmaßnahmen zu einem festgelegten Zustandsniveau. Für die Entscheidungsfindung und die netzweite Optimierung bzw. Koordinierung werden hierfür zum Teil mehrere Szenarien z. B. für unterschiedlichen Strategien oder Budgetvarianten gebildet. Die netz- oder korridorweite Zusammenführung der Erhaltungsmaßnahmen und deren resultierende Kosten ergibt dann das Arbeitsprogramm mit zugehörigem Finanzbedarf je Szenario als Grundlage für die Optimierung bzw. Koordinierung über alle Teilsysteme.

2.2.5 Wirkungsanalyse

Die Wirkungsanalyse stellt einen bedeutenden Arbeitsschritt innerhalb des Prozesskreislaufts (vgl. Abbildung 2) dar. Dieser unterstützt vor allem das strategische Erhaltungsmanagement. Im Rahmen der Wirkungsanalyse werden Kennzahlen ermittelt, welche z. B. eine Bewertung der Leistungsziele in Bezug auf ihren Erfüllungsgrad und ihre Relevanz bei der Entscheidungsfindung zulassen. Dies sollte mindestens in einem jährlichen Rhythmus stattfinden. Zusätzlich sollten in Abständen in diesem Rahmen auch die Geschäftsprozesse überprüft werden, um diese bei Bedarf anzupassen. Hierbei spielen in der Organisation des Straßenbetreibers auch vorhandene Ressourcen eine wichtige Rolle.

2.3 Grundlegende Klassifizierung von Prognosemodellen

Zustandsprognosemodelle ermöglichen dem Straßenbetreiber, die zukünftige Zustandsentwicklung eines einzelnen Objekts, wie z. B. eines Straßenabschnittes oder eines Ingenieurbauwerkes, oder eines gesamten Straßennetzes abzuschätzen. Diese Information dient als Entscheidungsgrundlage für weitere Prozesse innerhalb der Erhaltungsplanung von Straßen. Die Modelle zur Beschreibung der Zusammenhänge zwischen endogenen sowie exogenen Einflussfaktoren und der Zustandsentwicklung unterscheiden sich dabei u. a. in Hinblick auf die verwendeten Daten, dem Umgang mit Unsicherheit, der Modellkomplexität und der Variation der Modellparameter. Im Nachfolgenden sind in Anlehnung an Blumenfeld & Bald (2017) einige Kriterien für eine Kategorisierung von Prognosemodellen dargestellt.

2.3.1 Empirisch vs. mechanistisch/analytisch

Hinsichtlich der verwendeten Datengrundlage wird dahingehend differenziert, ob die Daten anhand von Messungen „in situ“ erhoben wurden oder ob die Schadensentwicklung unter Laborbedingungen simuliert wurde. Mechanistisch/analytische Modelle versuchen auf Basis von im Labor gemessenen Spannungen und Dehnungen an Prüfkörpern unter Berücksichtigung von Prüftemperaturen und variierenden Lasteinwirkungen die Schadensentwicklung vorherzusagen (Weninger-Vycudil et al., 2009).

Empirische Modelle hingegen verwenden für die Abbildung des Schadensverlaufs einer Straße Daten aus durchgeführten Zustandserfassungen. Letztere werden weltweit im Rahmen von Pavement-Management-Systemen am häufigsten verwendet (vgl. Kapitel 0). Zum Teil existieren Ansätze, die beide Methoden miteinander kombinieren (z. B. Weninger-Vycudil et al., 2016a). Diese werden teilweise in der Praxis eingesetzt und in laufenden Forschungsprojekten vertieft und weiterentwickelt (z. B. Schiffmann et al., in Vorbereitung).

2.3.2 Deterministisch vs. probabilistisch

Deterministische Prognosemodelle erlauben die Beschreibung der Zustandsentwicklung anhand von Verhaltensfunktionen. Dabei wird dem zu bewertenden Objekt an jedem Zeitpunkt ein konkreter Zustand zugeordnet. Zu den Vorteilen dieser Modelle zählen deren einfache Handhabbarkeit sowie deren einfache Verständlichkeit. Dies ist vor allem der Grund dafür, dass diese Modelle in PMS bisher am weitesten verbreitet sind.

Der Nachteil dieses Modelltyps liegt jedoch darin, dass Streuungen innerhalb des Betrachtungszeitraums nur begrenzt abgebildet werden können. Dies stellt sich

insbesondere bei der Anwendung solcher Methoden auf Straßenzustandsdaten als problematisch dar, da bei der Zustandsentwicklung einer Straße erhebliche Streuungen zu beobachten sind (Blumenfeld, 2020a).

Probabilistische Auswertemethoden hingegen erlauben die Abbildung von Streuungen und sind damit grundsätzlich den deterministischen Prognosemodellen gegenüber zu präferieren. Für die Entwicklung eines probabilistischen Modells wird in der Regel jedoch eine deutlich größere Datengrundlage benötigt. Zudem gestaltet sich die Modellierung im Vergleich zu den deterministischen Modellen als komplexer (Socina 2007; Weninger-Vycudil et al. 2009; Blumenfeld 2016).

Eine differenzierte Betrachtung probabilistischer Auswerte- und Prognosemethoden erfolgt in Kapitel 4.

2.3.3 Diskret vs. stetig

Die Modellierung mit Hilfe von Wahrscheinlichkeitsverteilungen kann sowohl diskret als auch anhand von stetigen Funktionen erfolgen (Bortz, 2005). Mit einer zunehmenden Klassenanzahl bei der Modellierung mit diskreten Werten geht die diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung in eine stetige über. Die verwendete Klassenanzahl ergibt sich in der Regel in Abhängigkeit der Stichprobengröße aus der vorhandenen Datengrundlage und der verfügbaren Rechenleistung (Bald, 1991).

2.3.4 Stationär vs. instationär

Bei den probabilistischen Modellen kann weiterhin dahingehend differenziert werden, ob die Funktion zur Beschreibung der Zustandsänderung konstant (stationär) ist oder in Abhängigkeit der Zeit (instationär) und/oder weiteren Einflussfaktoren (multivariat) modelliert wird. Die stationären Modelle beinhalten die Annahme, dass die Schädigungsraten sich im Laufe der Zeit nicht ändern. Die Stationarität führt dazu, dass die Zielfunktion gegen einen Wert konvergiert und damit ihre „stationäre“ Lösung, (d. h. die netzweite Zustandsverteilung bleibt unverändert) erreicht (Masovic et al., 2015).

2.4 Kapitelzusammenfassung

Dieses Kapitel beinhaltet die Darstellung der grundlegenden Arbeitsschritte innerhalb eines systematischen Erhaltungsmanagements. Ein wesentliches Kernelement dieses Prozesskreislaufts stellt die Zustandsprognose dar. Die Aussagefähigkeit, bzw. -genauigkeit der Zustandsprognosen von bisherig eingesetzten Modellen ist beschränkt. Zudem ist mit rein deterministischen Modellen keine Risikobetrachtung möglich. Die bestehenden Modelle basieren meist einzig auf historisierten Zustandsdaten sowie Begleitdaten (z. B. Aufbau- und Verkehrsdaten). Obwohl diese Daten eine wesentliche und wertvolle Basis für die Ableitung von Modellen darstellen, hat sich jedoch gezeigt, dass die reine Projektion der Vergangenheit aus den vorhandenen Zustandsdaten auf die Zukunft nicht ausreichend ist. Die zunehmend veränderlichen Einflüsse auf die Straßenkonstruktion erzeugen eine große Streuung in der Prognose von Zustandsentwicklungen. Dies wird durch klimatische Veränderungen zusätzlich verstärkt. Gleichzeitig sieht man sich mit einer weiter steigenden Verkehrsbelastung konfrontiert, welche in keinem linearen Zusammenhang mit der Zustandsentwicklung steht. Kontemporäre Modelle versuchen deshalb Kausalitätsverhältnisse besser zu beschreiben, damit Prognosen dynamisch an neuen Umständen angepasst werden können.

Der meistverwendete Lösungsansatz im deutschsprachigen Raum für die Zustandsprognose von Infrastrukturen sind deterministische Modelle. Sie werden jedoch zunehmend kritisch diskutiert (Oeser et al., 2014), da die ermittelten Ergebnisse zum Teil stark mit tatsächlichen Beobachtungen differieren. Dies ist vor Allem darin begründet, dass die Streuung innerhalb der Zustandsentwicklung beachtlich ist und dies mit Hilfe eines Mittelwertes kaum abgebildet werden kann. Ein immer wieder kontrovers diskutierter neuer Ansatz für die Prognose von Zustandsentwicklungen sind probabilistische Modelle, welche grundsätzlich die Möglichkeit bieten, mehrdimensionale Systeme auf Basis von Häufigkeitsverteilungen zu beschreiben, sowie deren Abhängigkeiten und Auswirkungen differenziert abzubilden. Damit ist die Möglichkeit gegeben, die vorhandenen Streuungen innerhalb der Zustandsprognose von Fahrbahnen zu quantifizieren. In dem nachfolgenden Kapitel wird zunächst ein Überblick zu der verwendeten Datengrundlage gegeben.

3 DATENGRUNDLAGE

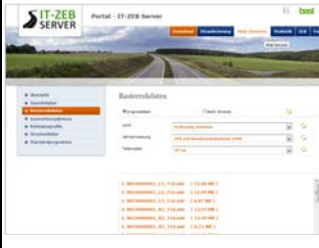
3.1 Allgemeines

Im Rahmen des vorliegenden Forschungsprojekts werden auf der Basis von realen Daten des Zustands der Fahrbahnoberfläche und der vorhandenen Eigenschaften des Straßenoberbaus Analysen von unterschiedlichen Modellen der Zustandsprognose durchgeführt. Hierbei wurden ausschließlich Autobahnen bzw. Bundesfernstraßen berücksichtigt. Die Daten und fachliche Basis dieser Netze der D-A-CH-Länder sind unter anderem in Kapitel 2.2 näher beschrieben. Das folgende Kapitel beschreibt die übermittelte Datenbasis und deren Vorbereitung für die Nutzung in diesem Forschungsprojekt.

3.2 Datenlieferung

Für die Analysen standen jeweils die Daten von zwei Bundesländern in Deutschland, von der ASFINAG in Österreich und des ASTRA in der Schweiz zur Verfügung. Tabelle 5 zeigt eine Übersicht der zur Verfügung gestellten Daten aus den jeweiligen Straßendatenbanken der D-A-CH-Länder. Für die Entwicklung des Prognosemodells wurde der jeweils angegebene Stand der Fachdaten verwendet.

Tabelle 5: In diesem Projekt verwendete Datengrundlage

	Deutschland (D)		Österreich (A)	Schweiz (CH)
Straßen- netz	Bayern BAB, BFS	NRW BAB, BFS	ASFINAG-Netz	Schweizerische Nationalstraßen
Quelle und Umfang der Daten- lieferung	IT-ZEB Server 		Straßendatenbank ViaPMS 	MISTRA Trassee 
	Daten zu Zustand, Aufbau und Verkehr			
Lineares Ordnungs- system	Netzknoten-/Stationie- rungssystem (Knoten-Kanten- Model)		Betriebskilometer- system BKS	Räumliches Basis Bezugssystem RBBS
Erhebungs- jahre der Zustands- daten	2009, 2013, 2017	2010, 2014, 2018	1999, 2004, 2009, 2014, 2015, 2016	2009, 2010, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018
Stand der Aufbaudaten	2018	2018	2018	2017
Stand der Verkehrs- daten	2015	2015	2017 / 2018	2010

3.3 Datenaggregation

Die Zustandsdaten der Fahrbahnoberfläche sind in Deutschland für die Bundesautobahnen fahrstreifenweise mit einer durchschnittlichen Länge in Deutschland von 100 m und in Österreich mit einer Länge von 50 m aggregiert. Im Bereich von Ortsdurchfahrten wird in Deutschland auf eine 20-m-Intervalllänge aggregiert. Zusätzlich kann in Deutschland und Österreich bei Bedarf auch auf die Rohdaten der Messungen zurückgegriffen werden. Aufgrund der historischen Entwicklungen bei der Aggregation der ZEB-Daten vor allem in Österreich und der Schweiz war im Vorfeld eine Aufbereitung der gelieferten Zustandsdaten notwendig.

Dem vorhandenen bzw. erzeugten Raster der Zustandsdaten wurden die Aufbaudaten des Straßenoberbaus zugeordnet. Abschließend erfolgte die Zuordnung der übermittelten Verkehrsdaten aus den automatischen Zählstellen bzw. des vorhandenen Verkehrsmodells.

3.3.1 Projektion der Daten auf ein gemeinsames Netz

Im Rahmen dieses Projektes standen die Rohdaten der Zustandserfassungen zur weiteren Verwendung bereit. Ein Rastern der gelieferten Daten war nicht notwendig, da bereits ein Grundraster vorlag. In Deutschland wurde zu Beginn der ZEB ein bis heute gültiges Grundraster eingeführt und die Datenauswertung in einem standardisierten Prozess definiert. Bei der ZEB umfasst die Datenverarbeitung u. a. die Zuordnung der Daten zum Straßennetz, die Aggregation der elementaren Rohdaten zu Auswerteabschnitten und den Prozess der Zustandsbewertung.

Gegenüber den üblichen im Straßenwesen angewandten Verfahren zeichnet sich die ZEB insbesondere durch eine koordinatenbasierte Zuordnung von Fachdaten zum Straßennetz aus (siehe Abbildung 4). Hiermit konnte nicht nur die Effizienz bei der Verarbeitung der Daten gesteigert, sondern vielmehr eine verlässliche Zuordnung der Daten erreicht werden. Für die statistische Auswertung im Rahmen dieses Forschungsprojekts zeigte sich dies als vorteilhaft. Die Daten finden so direkt Verwendung für die statistischen Analysen und ein zusätzliches Verschneiden von aggregierten Zustandsdaten entfällt.

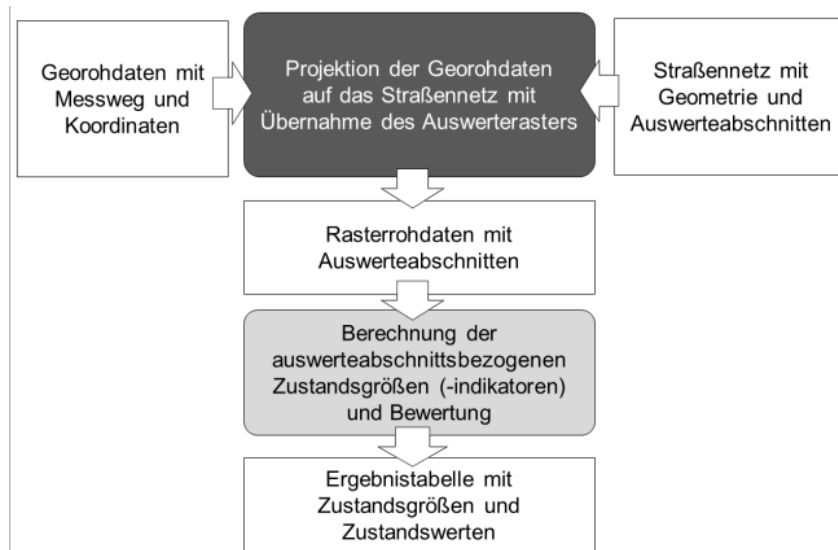


Abbildung 4: Prozess der Rasterung und Abschnittsbildung (Balck et al., 2014)

Um möglichst vergleichbare Daten für die Analyse der Zustandsentwicklung auf effiziente Weise bereitstellen zu können, wurde festgelegt, dass zunächst keine Daten für die Analyse herangezogen werden, die vor dem Jahr 2009 erfasst wurden. In dem Zeitraum vor 2009 gab es bei der ZEB Änderungen bei der Formatbeschreibung bzw. der Berechnung der Zustandsgröße Griffigkeit. Als Datengrundlagen wurden die Geo-Rohdaten zu den in Tabelle 6 aufgeführten ZEB-Kampagnen verwendet, die von der Bundesanstalt für Straßenwesen über das Portal der IT-ZEB bereitgestellt wurden.

Tabelle 6: ZEB-Kampagnen

Kampagne Bundesland	1	2	3
Nordrhein-Westfalen	2010	2014	2018
Bayern	2009	2013	2017

Während in Nordrhein-Westfalen die Teilprojekte 1 und 3 jeweils nur von einem Anbieter erfasst wurden, waren in Bayern unterschiedliche Auftragnehmer tätig. Beim Teilprojekt 2 waren in beiden Bundesländern unterschiedliche Erfasser tätig (Tabelle 7).

Tabelle 7: ZEB-Kampagnen und Erfasser (anonymisiert)

Kampagne Bundesland – Teilprojekt (TP)	1	2	3
Nordrhein-Westfalen - TP1,3	A	A	A
Nordrhein-Westfalen - TP2	B	A	A
Bayern - TP1,3	A	C	C+D
Bayern – TP2	A	A	E

Um die Zustandsgrößen auf der Ebene des Rasters der 100 m langen Auswerteabschnitte miteinander vergleichen zu können, war sicherzustellen, dass etwaige Netzänderungen keinen Einfluss haben. Aus diesem Grund wurde festgelegt, dass die Daten auf der Grundlage der in den Georohdaten hinterlegten Koordinaten auf das Netz der jeweils letzten ZEB neu projiziert werden (Abbildung 5).

Bei der Zustandserfassung und -bewertung (ZEB) erfolgt die Zuordnung der gemessenen Zustandsrohdaten über die Projektion der mit dem GPS im 10-m-Abstand erfassten Geokoordinaten auf die digital als Polylinie vorliegende Straßenachse (Netzknotenabschnitt und Stationswert) (FGSV, 2006). Das Zuordnungsverfahren funktioniert automatisiert und ist daher sehr effizient anwendbar. Bei Netzänderungen, z. B. der Teilung von Netzabschnitten, lassen sich vorhandene Altdaten neu projizieren und damit mit neueren Daten vergleichen. Typischerweise lassen sich mit dem Verfahren Stationswerte mit einer Lagegenauigkeit von ± 5 m ermitteln.

Im gegenständlichen Projekt wurde für die Projektion das Programm GeoRohRaster der Bundesanstalt für Straßenwesen eingesetzt. Im Ergebnis konnten die standardisierten Georohdaten in Raster-Rohdaten umgewandelt, Zustandsgrößen berechnet und in Ergebnistabellen übernommen werden. Die Ergebnistabellen der jeweils drei Kampagnen wurden danach auf der Basis der Lokalisierung der Zustandsabschnitte (Abschnitt, Station, Lage, Fahrstreifen) tabellarisch zusammengeführt. Bei den Spaltennamen wurde den Zustandsgrößen mit einem Unterstrich die Jahreszahl des Erfassungsjahres angehängt. Die Vorgehensweise zur Aufbereitung der Datengrundlage ist in Abbildung 5 dargestellt.

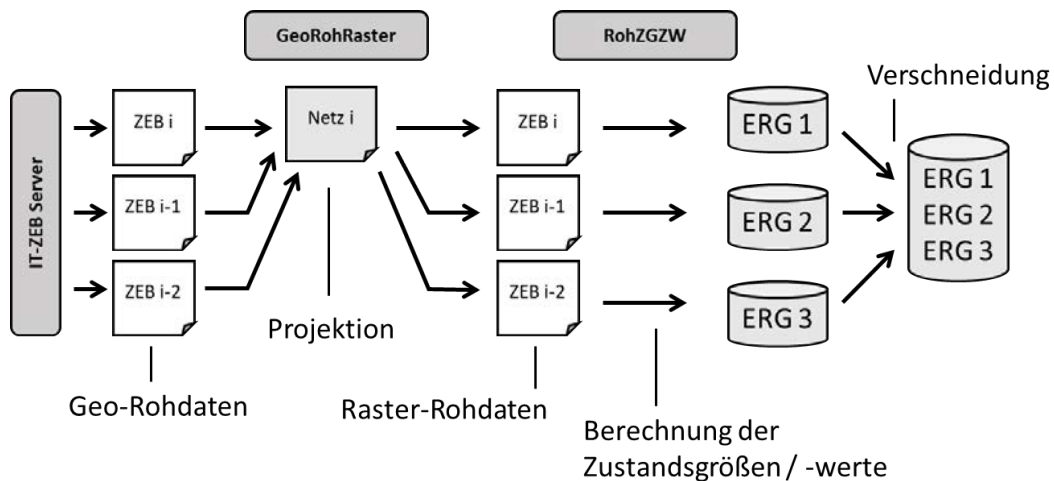


Abbildung 5: Aufbereitung der Datengrundlage

Bei Erfassungslücken bzw. vom Erfasser als ungültig markierten Bereichen wurde bei den Zustandsgrößen der bei der ZEB standardisierte Zahlencode eingesetzt (z. B. -99 = Erfassungslücke). Bei Auswertungen lassen sich diese Werte über entsprechende SQL-Abfragen herausfiltern.

In Österreich wurden die Daten auf sämtlichen Strecken der ASFINAG in einer bereits aggregierten Form geliefert. Das heißt, dass die Aufbau-, Verkehrs- und Zustandsdaten einem bestimmten Fahrstreifenabschnitt mit Start- und Endpunkt zugeordnet sind.

Die vorhandenen Autobahndaten der ASFINAG beinhalteten 9.402,7 Fahrstreifen-km. Auf dem Netz wurden Messungen im 5-Jahre Rhythmus von 1999 bis 2009 durchgeführt. Die Kampagne 2014 verteilt sich auf die Messjahre 2014 bis 2016.

Tabelle 8: ZEB-Kampagnen

Österreich Kampagne >	1	2	3	4
Messerfassung	1999	2004	2009	2014-16
Visuelle Erfassung	-	2004	2009	2014-16

Für die in Tabelle 8 dargestellten Kampagnen wurde der Zustand des Netzes nur zum Teil erfasst. Tabelle 9 stellt die Anteile der Netzstrecken am Gesamtnetz dar, zu denen eine Zustandserfassung vorhanden ist. Neben der Möglichkeit, dass der Oberflächenzustand einiger Strecken nicht vollständig erhoben werden konnte, wird die Vollständigkeit der

Erfassungskampagnen teilweise auch durch temporäre Ausfälle einzelner Sensoren beeinträchtigt.

Tabelle 9: Umfang der ZEB-Kampagnen als Anteil des Gesamtnetzes Österreichs

Zustandsmerkmale \ Kampagne >	1999	2004	2009	2014-16
GRI, LAE und SPT	39 %	33 %	43 %	95 %
OBF und RISS		~ 0 %	43 %	94 %

Die Straßendaten des ASFINAG-Netzes umfassen die bereits aggregierten Zustands- und Fahrbahnaufbaudaten mit Angabe der vorhandenen Anzahl an Fahrstreifen. Bisher erfolgte die Zustandserfassung durch einen Anbieter mit dem schnellfahrenden Messsystem ROADSTAR. Grundsätzlich kann in Österreich bei Bedarf beim Erfasser auf die Messrohdaten zurückgegriffen werden. In diesem Bericht fanden die bei der ASFINAG vorhandenen bereits aggregierten Daten Verwendung.

Die Lieferung der schweizerischen Daten beinhaltete Informationen zu sämtlichen Nationalstraßenabschnitten in der Schweiz in Form einer shape-Datei. Verwendet wurden jedoch nur die Daten auf den sogenannten „Stammachsen“, d. h. Zufahrtsrampen und Nebenobjekte wurden nicht berücksichtigt. Auf vereinzelt Streckenabschnitten gab es mehrere Zustandserfassungen innerhalb eines Jahres. In diesen Fällen wurde nur die neuere Zustandserfassung berücksichtigt. Weiterhin wurden Informationen auf Standstreifen nicht berücksichtigt.

Für jede Zustandsinformation lagen jeweils das Datum der Erfassung und die zugehörige Erfassungskampagne vor. Das Jahr, auf das sich die Zustandsinformationen eines Objekts beziehen, wurde aus dem hinterlegten Erfassungsdatum übernommen. Dieses Datum wurde den verschiedenen Zustandsattributen im Namen angehängt. Beispielsweise ergibt sich für den Zustandsindikator I_0 im Jahr 2016 der Merkmalsname „SPT_2016“. Dieses Merkmal enthält den entsprechenden Zustandsmesswert.

Unter der Voraussetzung, dass pro Jahr nur eine Zustandserfassung durchgeführt wurde, wird gewährleistet, dass sich die Attributnamen für ein Objekt aufgrund der Namensgebung nicht überschneiden bzw. häufen.

Bei den Aufbaudaten wurde davon ausgegangen, dass pro Objekt jeweils nur eine Deckschicht bzw. Tragschicht vorhanden sein kann. Eine stichprobenhafte Überprüfung ergab, dass diese Annahme i. A. gültig ist.

An den Stellen, an denen dennoch Informationen zu zwei Deck-/Tragschichten vorlagen, wurden lediglich die Werte eines Datensatzes übernommen.

Die vorhandenen Nationalstraßendaten bestehen aus 8.499,8 Fahrstreifen-km. Auf dem Netz sind die Kampagnen in einem 4-Jahresabstand aufgeteilt. Die Kampagne 2009 besteht aus den Messjahren 2009 und 2010, die Kampagne 2013 besteht aus den Messjahren 2013-2016 und die Kampagne 2017 aus den Messjahren 2017 und 2018 (vgl. Tabelle 10).

Tabelle 10: ZEB-Kampagnen

Schweiz Kampagne >	1	2	3
Messerfassung	2009-10	2013-16	2017-18

Die geringere Abdeckung des Straßennetzes im Jahr 2017 (vgl. Tabelle 11) ist auf die noch ausstehenden Messjahre 2019 und 2020 zurückzuführen.

Tabelle 11: Umfang der ZEB-Kampagnen als Anteil des Gesamtnetzes Schweiz

Zustandsmerkmale \ Kampagne >	2009-10	2013-16	2017-18
GRI, LAE und SPT	62 %	59 %	35 %

Die Daten des Schweizerischen Bundesamts für Straßen (ASTRA) wurden in einer ESRI Geodatabase (gdb) geliefert. Die Datenbankdatei enthält für jede Zustandsaufnahme und Zustandsindex/-größe eine separate Tabelle mit georeferenzierten Objekten. Weiter enthält sie Tabellen mit Informationen zu den Achsen und dem Fahrbahnaufbau. Ein Beispiel für die Visualisierung der Daten ist in Abbildung 6 zu sehen.

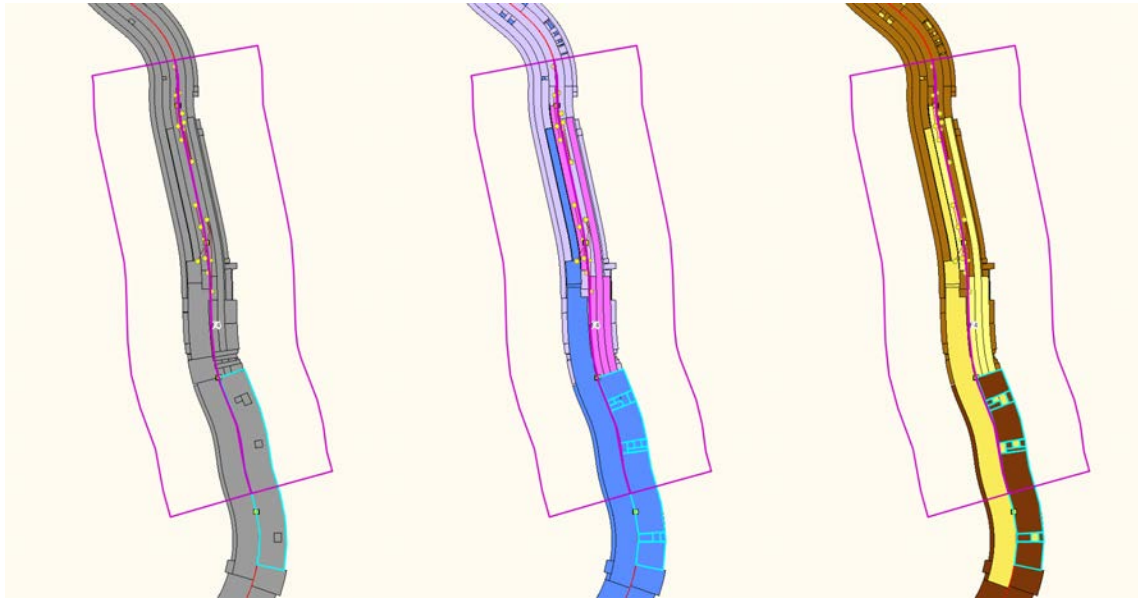


Abbildung 6: Visualisierung Straßenflächen (Bildschirmaufnahme Trasse)

Ein Nachteil der historisierten, bereits aggregierten Daten besteht darin, dass weder in Österreich noch in der Schweiz von Anfang der Zustandserfassung im Jahr 1999 bzw. 2009 ein bis heute gültiges festes Grundraster definiert wurde. In den ersten Messkampagnen erfolgte die Aggregation zum Teil auf Fahrstreifenintervallen mit einer Länge von mehr als 50 m. Dies führt dazu, dass die Daten der unterschiedlichen Kampagnen auf ein gemeinsames Netzgrundraster verschnitten werden müssen. Als Grundlage für die Verschneidung wurde die aktuell definierte Netzeinteilung in Fahrstreifen mit einer Länge von 50 m verwendet (vgl. Abbildung 7).

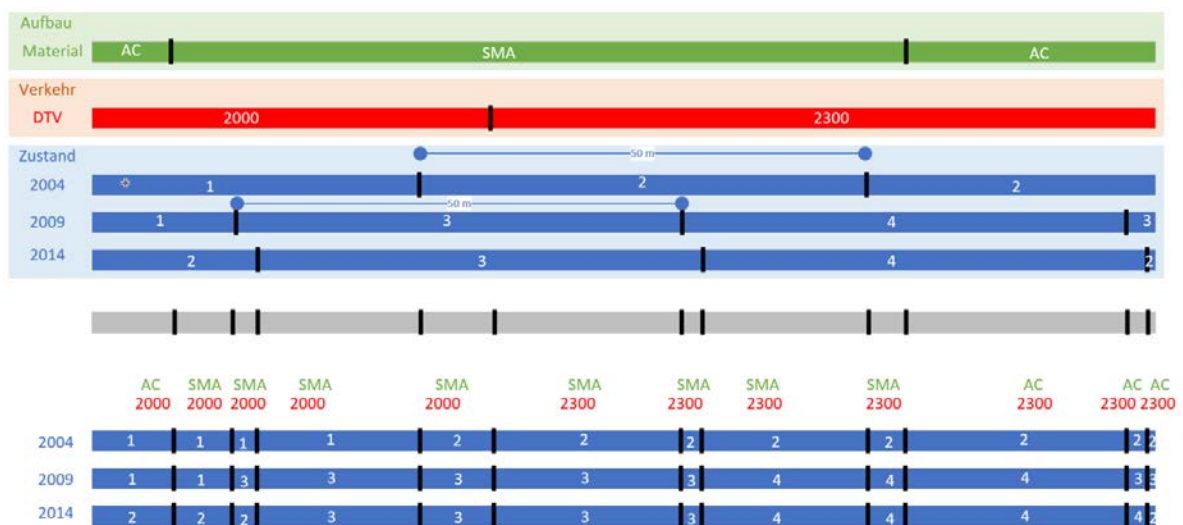


Abbildung 7: Generische Abbildung zur Abschnitterstellung für österreichische und schweizerische Daten

Die Daten für Österreich stammen aus drei verschiedenen Datenquellen, die Aufbaudaten aus dTims, die Zustandserfassungen von ROADSTAR und die Verkehrsdaten aus Datenbanken der ASFINAG. Die schweizerischen Aufbau- und Zustandsdaten sind aus dem TRASSEE-System und die Verkehrsdaten sind aus dem nationalen Verkehrsmodell von 2015 entnommen. Die Datensätze wurden jeweils mittels Start- und Endpunkt der Abschnitte gemäß deren Kilometrierung in Österreich und gemäß dem RBBS-System in der Schweiz eingelesen.

Durch Verschneiden mit einem GIS-System wurden die schweizerischen Zustands- und Aufbauinformationen mit den Fahrstreifenobjekten verbunden. Ein Fahrstreifenabschnitt erhält dadurch die Attribute aller Fachdaten, die sich geografisch mit dem betrachteten Abschnitt überschneiden. Voraussetzung ist, dass die Achsen der Daten mit den Achsen des Basissystems übereinstimmen.

Für die GIS-Verschneidungen gilt, dass die bestehenden Achs-/Fahrstreifenobjekte immer am Beginn/Ende der Objekte mit den zusätzlichen Informationen unterteilt werden. Somit beginnt ein neuer Abschnitt immer dann, wenn sich eine Information ändert. Demnach können exakt die erhobenen Daten auf die Abschnitte projiziert werden, ohne Mittelwerte bilden zu müssen. Die Generierung entspricht damit dem beschriebenen Vorgehen (ähnlich wie für Österreich (vgl. Abbildung 7), aus dem sich als Resultat eine grosse Anzahl von Abschnitten unterschiedlichster Längen ergibt.

Im Anschluss daran wurden allen Fahrstreifenobjekten eine Standardbreite von 3,5 m zugewiesen und so flächige Objekte gebildet.

Der Anfang und das Ende von Geoobjekten für verschiedene Informationen an der gleichen Stelle sind sehr häufig nur minimal gegeneinander verschoben. Dadurch entstand bei der Aufbereitung eine Vielzahl von Objekten mit einer sehr kurzen Länge. Es wurden daher alle Abschnitte, die kürzer als 10 cm waren, von den Auswertungen ausgeschlossen. Auf diese Weise wurde die Anzahl der Objekte um rund 40 % reduziert. Die berücksichtigte Fahrstreifenlänge verminderte sich dadurch jedoch nur um 0,0002 %.

Die von der Bundesanstalt für Straßenwesen für die Bundesländer Nordrhein-Westfalen und Bayern bereitgestellten Daten zum Aufbau wurden mit vorhandenen Softwarewerkzeugen aufbereitet und ausgewertet. Die Daten für NRW lagen im XML-Format vor, für Bayern im Format der Schnittstelle TT-SIB. Während in NRW die Aufbauschichten mit Abstand zur Bestandsachse verortet werden, bezieht sich der Aufbau bei der bayerischen Datenbank auf Teilbreiten des Querschnitts. Eine stichprobenhafte Prüfung der Daten hat ergeben, dass beide Datenbestände Lücken und fehlerhafte Einträge enthalten. Aussagen zur Aktualität sind dabei nur eingeschränkt möglich, da dem Forschungsnehmer keine Informationen zu den tatsächlich durchgeführten Maßnahmen vorliegen.

Analog zu dem auf Bundesebene verwendeten Verfahren zur Aufbereitung der Aufbaudaten für die Anwendung des Pavement-Management-Systems (PMS) wurden die einzelnen Aufbauschichten vertikal homogeniert, d. h. nach Schichtfunktion zusammengefasst (vgl. Tabelle 12). Daneben erfolgte eine Horizontalaufteilung auf Fahrstreifen. Die Aggregation der Aufbaudaten erfolgte nach einem Verfahren, das von (Rübensam et al., 2002) erarbeitet wurde.

Tabelle 12: Repräsentativer Befestigungsaufbau nach Schichtfunktion

Nr.	Schichtfunktion	enthaltene Schichten
7	Oberflächenschicht	alle Oberflächenschichten
6	Deckschicht	eine einzelne Deckschicht
5	Binderschicht	eine einzelne Binderschicht
4	gebundene Tragschicht	alle geb. Tragschichten inkl. aller überbauten Oberflächen, Binderschichten und Deckschichten, die über der ersten ungeb. Tragschicht liegen
3	ungebundene Tragschicht	die oberste ungeb. Tragschicht und alle Schichten, die darunter liegen mit Ausnahme der Frostschutzschicht und des Untergrundes/Unterbaus
2	Frostschutzschicht	eine einzelne Frostschutzschicht
1	Untergrund/Unterbau	Untergrund/Unterbau

Der Querbezug des Fahrstreifens wird zur Bestimmung des repräsentativen Aufbaus mit den Aufbauschichten verschnitten (Abbildung 8).

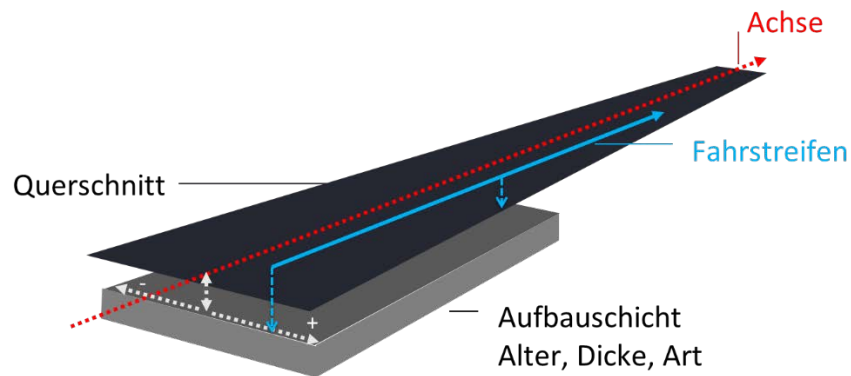


Abbildung 8: Verortung einer Aufbauschicht

In der vorliegenden Datenbank wurden neben den Zustandsgrößen aus den ZEB-Kampagnen Alter, Dicke und Art der einzelnen Aufbauschichten in Bezug auf Zustandsabschnitt und Fahrstreifen abgelegt.

3.3.2 Onlinebereitstellung

Für die deutschen Daten wurden sämtliche Daten, d. h. Strecken- und Oberflächenbilder, Rohdatenprofile und Zustandskarten, wie bei der Bundes-ZEB in Deutschland üblich, mit dem Verfahren der Online-Visualisierung für die Projektbeteiligten bereitgestellt. Hierzu wurde die Onlinevisualisierung OnKo3 der Firma Heller verwendet.

Der berechtigte Anwender kann die unterschiedlichen Visualisierungen über den Netzbezug synchronisiert abrufen und den Zustand auf der Ebene der Zustandsabschnitte bzw. auf der Ebene der elementaren Zustandsrohdaten darstellen (siehe Abbildung 9).

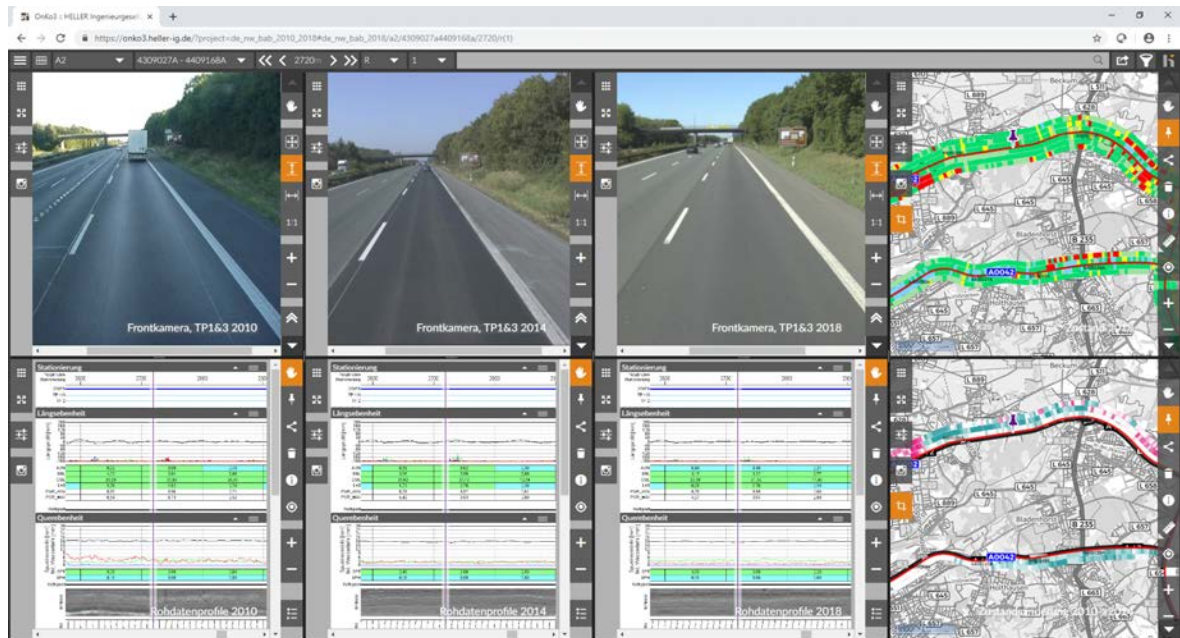


Abbildung 9: Onlinevisualisierung von drei Messkampagnen: Kamerafahrt, GIS-Karte und Zustandsrohdaten

Mit Rohdatenprofilen lassen sich die im 1 m- bzw. 10 cm-Raster erfassten elementaren Zustandsdaten so visualisieren, dass sie für die operative Planung von Erhaltungsmaßnahmen bzw. die Schadensdiagnose genutzt werden können. Auf der X-Achse ist der lineare Netzbezug abgetragen. Auf der Y-Achse sind die einzelnen Zustandsgrößen grafisch bzw. in Form von Zahlenwerten dargestellt. Die Farben repräsentieren die jeweilige Zustandsklasse. Die Entwicklung des Substanzwertes (Oberfläche) wurde zustandsabschnittsbezogen auf einer Karte dargestellt. Die zwischen den Kampagnen realisierten Erhaltungsmaßnahmen führen in der Regel zu einer Zustandsverbesserung und heben sich bei dieser Darstellung in Grüntönen ab (Abbildung 10).

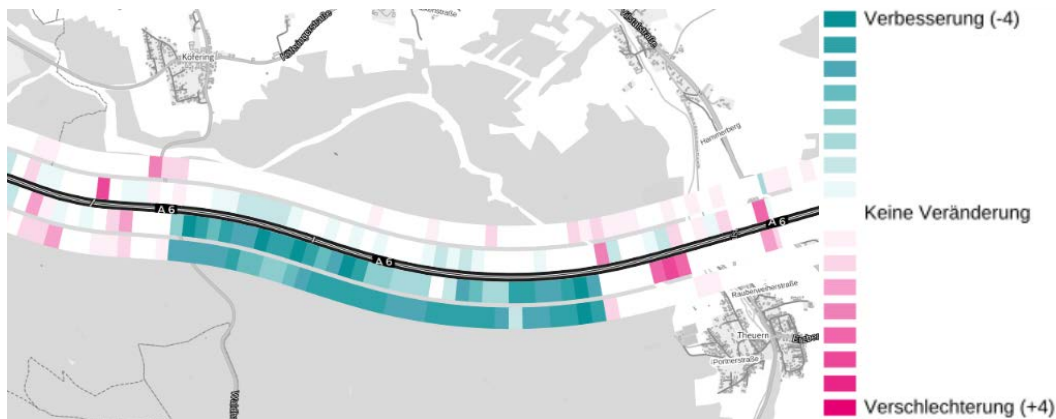


Abbildung 10: Darstellung der Zustandsveränderung beim Substanzwert (Oberfläche)

3.3.3 Einfluss von baulichen Maßnahmen

Erhaltungsmaßnahmen haben einen erheblichen Einfluss auf die Zustandsentwicklung. Um den Einfluss dieser Maßnahmen bei der Analyse der deutschen Rohdaten ausschließen zu können, war es erforderlich, die betroffenen Bereiche zu ermitteln und zu kennzeichnen. Zunächst wurde der Versuch unternommen, die von Maßnahmen betroffenen Bereiche über automatisierte Verfahren anhand von SQL-Abfragen herauszufiltern. Dazu wurde für einzelne Zustandsgrößen ein Mindestwert der Zustandsverbesserung definiert. Darüber hinaus wurde mit Schwellenwerten gearbeitet (Abbildung 11).

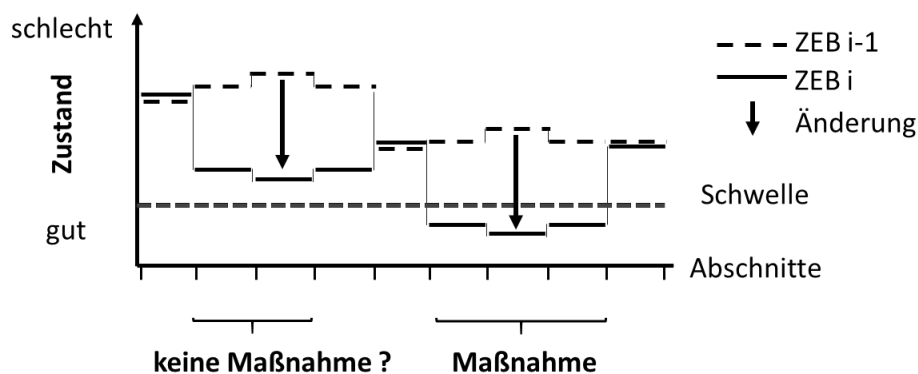


Abbildung 11: Zustandsverbesserung infolge von baulichen Maßnahmen

Abschließend wurden komplexe Abfragen formuliert, bei denen die Zustandsänderung mehrerer Zustandsgrößen bzw. -werte berücksichtigt wurden. Die Ergebnisse wurden jeweils stichprobenhaft mit den Streckenbildern der Onlinevisualisierung validiert. Die Ergebnisse dieser automatisierten Abfragen waren jedoch nicht zufriedenstellend.

Bei allen untersuchten Varianten gab es eine Vielzahl an Abschnitten, die nicht bzw. fälschlich erkannt wurden. Aus diesem Grund wurde entschieden, die von Maßnahmen betroffenen Bereiche manuell zu bestimmen. Dazu wurden geschulte Auswerter eingesetzt, die die betroffenen Abschnitte durch virtuelle Befahrung des Netzes der Bundesautobahnen kennzeichnen konnten. Als besonders hilfreich hat sich die Verwendung der sogenannten EMOSS-Darstellung (emboss (engl.) heißt prägen) der Querprofile erwiesen. Dieses Verfahren wird bereits seit 2001 zur Visualisierung der Querebenheit angewendet. Damit lassen sich bereits kleinste Veränderungen an der Fahrbahnoberfläche feststellen (Abbildung 12).

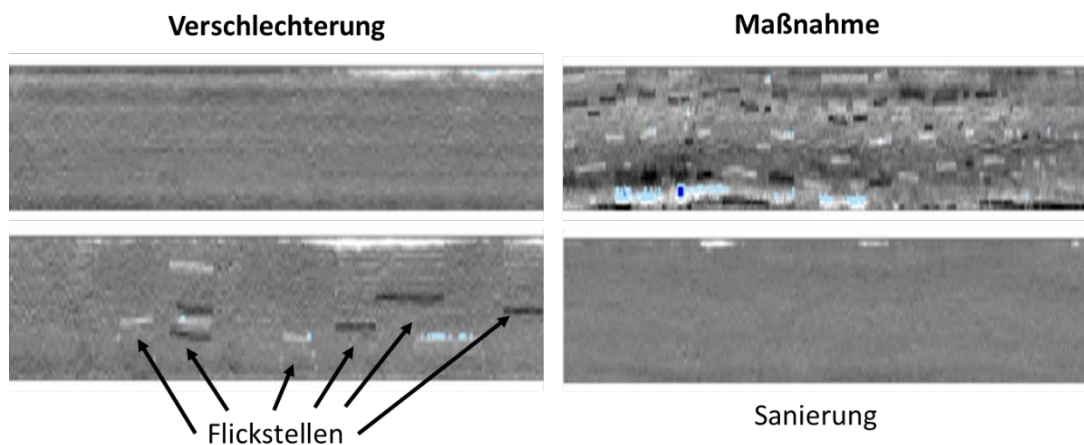


Abbildung 12: EMOSS-Darstellung der Querprofile

Die von Baumaßnahmen betroffenen Bereiche wurden jeweils für die aufeinanderfolgenden Kampagnen bestimmt und mit Abschnitt, Station, Lage und Fahrstreifen meterscharf verortet. Zwischen zwei Kampagnen wurden ca. 15 - 20 % des Netzes saniert (Abbildung 13). Das entspricht einer jährlichen Veränderung von ca. 4 - 5 %.

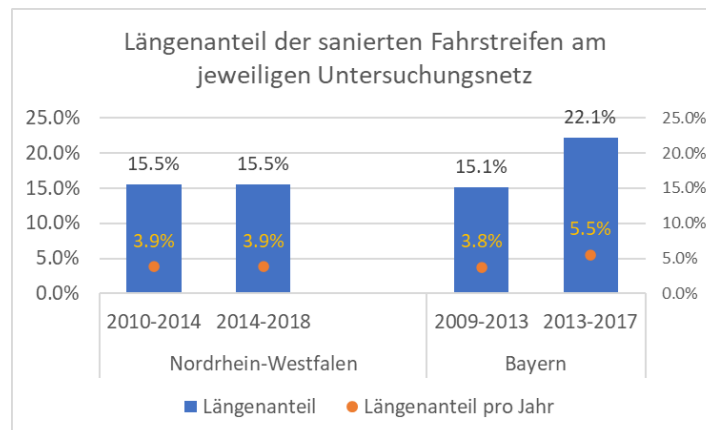


Abbildung 13: Anteil der sanierten Fahrstreifen in den untersuchten Bundesländern

Die von Baumaßnahmen betroffenen Zustandsabschnitte wurden in der Ergebnistabelle mit Flaggen gekennzeichnet.

Da die österreichischen und schweizerischen Aufbaudaten in aggregierter Form ohne die zuletzt durchgeführten baulichen Maßnahmen geliefert wurden, gestaltet sich eine Auswertung in Bezug auf bauliche Maßnahmen analog zu der in Deutschland durchgeführten Analyse als schwierig. Das heißt, dass durchgeführte Maßnahmen nicht explizit aufgeführt werden. Stattdessen ist ein anderer Weg zu finden, um zwischen Straßenobjekten mit und ohne Maßnahmen zu unterscheiden. Die gelieferten Daten enthalten jedoch ein Baujahr der obersten Schicht. Dieses wird genutzt, um Fahrbahnflächen bei Auswertungen auszuschließen. Die Verschneidung der Daten wird zunächst ohne Ausschluss von Fahrstreifenabschnitten mit eventuell über die Zeit stattgefundenen Maßnahmen durchgeführt.

3.3.4 Übernahme der zur Verfügung gestellten Verkehrsdaten

Die von der Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt) bereitgestellten Verkehrsdaten (DTVog, SVa mit dem Stand 28.01.2019) wurden über die Angabe des Geltungsbereiches (von Netzknoten, bis Netzknoten, von Station, bis Station) mit dem Netz der ZEB verschnitten und zustandsabschnittsbezogen in der vorhandenen Datenbank abgelegt. Im Gegensatz zum österreichischen bzw. schweizerischen Ansatz werden die deutschen Verkehrsdaten auf den gesamten Straßenquerschnitt bezogen. Die vorgehaltenen Verkehrsdaten gelten daher für alle Fahrstreifen in beide Fahrrichtungen.

Die österreichischen Verkehrsdaten wurden durch die ASFINAG übergeben. Durch die hinterlegte Referenzierung konnten diese Daten mit dem Straßennetz verschnitten und auswerteabschnittsbezogen in der vorhandenen Datenbank abgelegt werden. Die österreichischen Verkehrsdaten gelten getrennt für jede Fahrtrichtung, d. h. für jede Richtungsfahrbahn.

Die schweizerischen Verkehrsdaten wurden aufbauend auf dem nationalen Personenverkehrsmodell (NVPM) in Form einer shape-Datei übergeben. Die Zuordnung zum Straßennetz erfolgte mit Hilfe einer GIS-Verschneidung auf Basis der geometrischen Informationen. Die schweizerischen Verkehrsdaten werden grundsätzlich auf die jeweilige Achse bezogen und liegen damit analog zum österreichischen Ansatz getrennt für jede Richtungsfahrbahn vor.

Für eine auswerteabschnittsbezogene Zuordnung waren diese Daten entsprechend auf die einzelnen Fahrstreifen aufzuteilen (Kapitel 3.4.7).

3.4 Übersicht zur aufbereiteten Datengrundlage

Die Datengrundlagen der einzelnen Länder bilden den gesamten Bestand der Autobahnen ab, d. h. unterschiedliche Verkehrsbelastungen, Liegedauern, Bauweisen, Bauqualitäten, klimatische Einflüsse und schließlich die daraus resultierenden Zustände. Um sie für die Erstellung des Modells nutzen zu können, sind die einzelnen Datensätze geeignet zu gruppieren. Fehlende oder fehlerhafte Daten sind von der Auswertung nach Möglichkeit auszuschließen.

Für die deutschen Bundesländer Nordrhein-Westfalen und Bayern wurden die Bauweisen Asphalt und Beton aus den Zustandsdaten der ZEB übernommen. Hier wurde die Datenqualität höher eingeschätzt als die Qualität der Aufbaudaten. Die Datengruppen Baujahr, Schichtdicke und Schichtmaterial basieren auf den Aufbaudaten. Hingegen wurde für die Länder Schweiz und Österreich auch die Bauweise aus den Aufbaudaten extrahiert. Im Nachfolgenden ist eine Übersicht zur aufbereiteten Datengrundlage je Land gegeben.

3.4.1 Fahrstreifen

Alle Zustandsdaten wurden im Zuge der Zustandserfassung getrennt nach Fahrstreifen erhoben. Mit dieser Information lässt sich aus der Datengrundlage ableiten, wie viele Datensätze für welche Fahrstreifen Gültigkeit finden. Abbildung 14 zeigt getrennt für jedes Land die Verteilung der Fahrstreifenkilometer auf die jeweiligen Fahrstreifen. Ein Großteil der vorhandenen Zustandsdaten liegt damit für die ersten beiden Fahrstreifen je Richtungsfahrbahn vor.

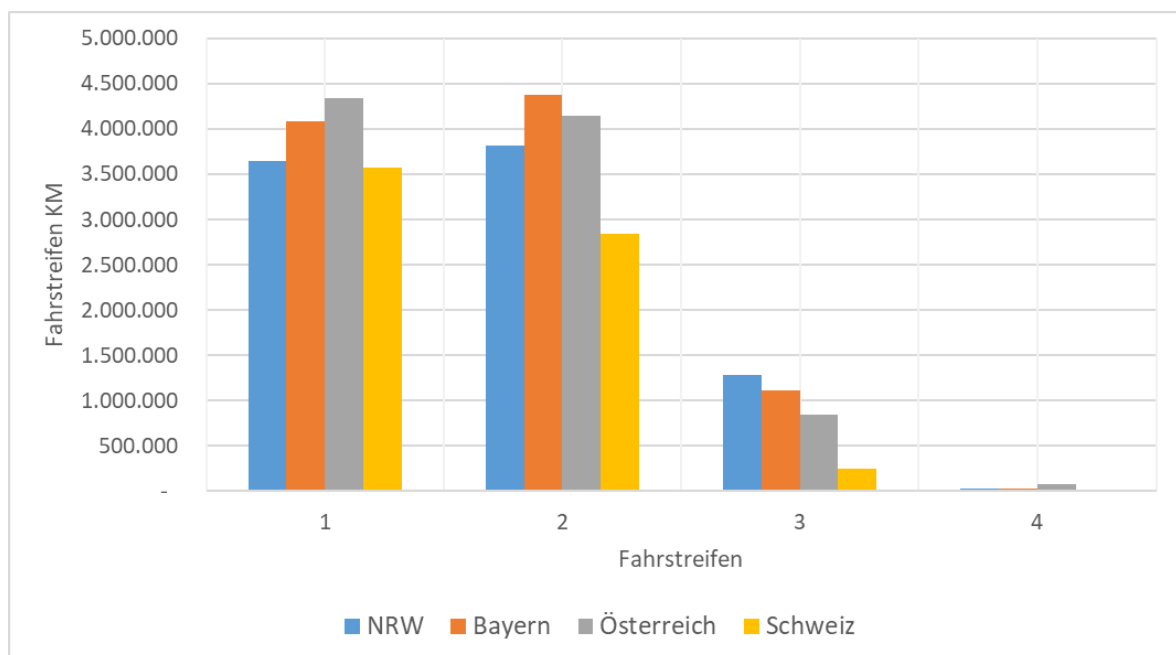


Abbildung 14: Verteilung der Datensätze nach Fahrstreifenkilometern

3.4.2 Bauweise

Basierend auf den ZEB-Daten beträgt der Anteil an Auswerteabschnitten in Asphaltbauweise in NRW und Bayern 93 % bzw. 82 %. Im Vergleich dazu weist Österreich den geringsten Anteil an Auswerteabschnitten in Asphaltbauweise von etwa 64 % und den höchsten Anteil von Streckenabschnitten in Betonbauweise von etwa 36 % auf. In der Schweiz hingegen sind etwa 90 % aller Streckenabschnitte in Asphaltbauweise hergestellt. In Abbildung 15 sind die prozentualen Anteile je Bauweise und Land dargestellt.

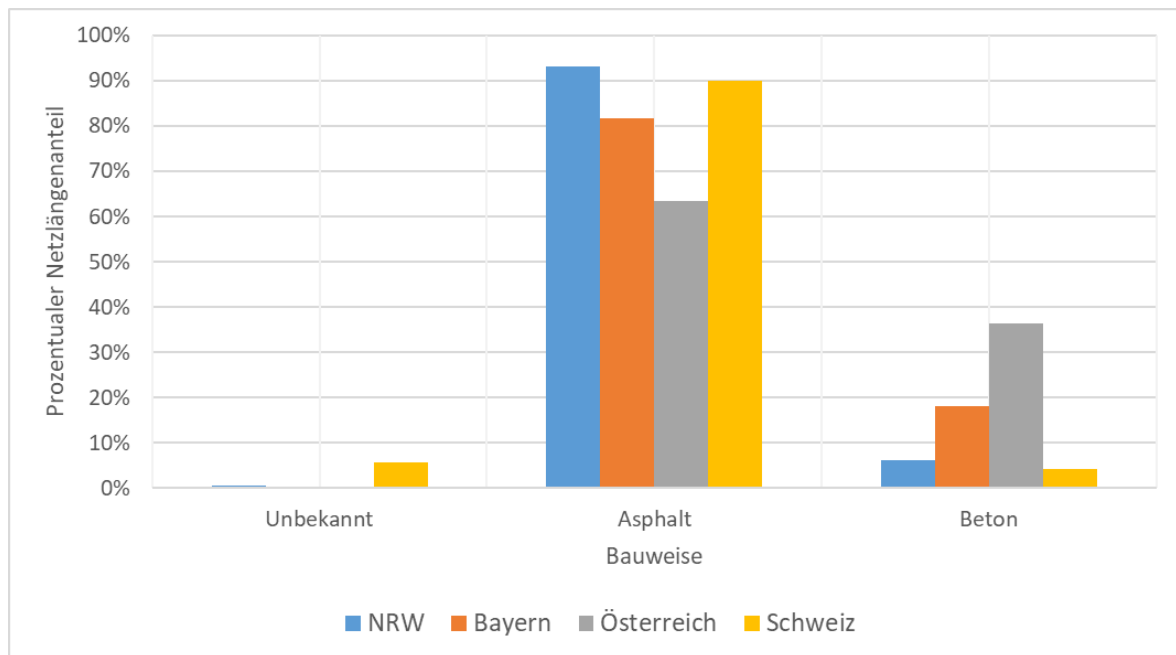


Abbildung 15: Häufigkeitsverteilung der Bauweise je Land

3.4.3 Deckschichtmaterial

Eine weitere Differenzierung der Bauweise nach Deckschichtmaterialien anhand der Aufbaudaten zeigt, dass in der Regel länderspezifische Materialien verwendet werden. Im Rahmen dieser Auswertungen wurden als Kategorien Asphaltbeton (AC), Beton, Gussasphalt (MA) und Splittmastixasphalt (SMA) verwendet. Während in der Schweiz vorrangig Variationen des Asphaltbetons (AC) zum Einsatz kommen, wird in NRW, Bayern und Österreich häufig ein Splittmastixasphalt (SMA) verwendet. Insbesondere in NRW werden zudem häufig Streckenabschnitte in Gussasphalt (MA) hergestellt. Österreich weist mit etwa 31 % den größten Anteil an Streckenabschnitt in Beton auf. Einen Überblick zu den eingesetzten Deckschichtmaterialien in den jeweiligen Ländern ist in Abbildung 16 dargestellt.

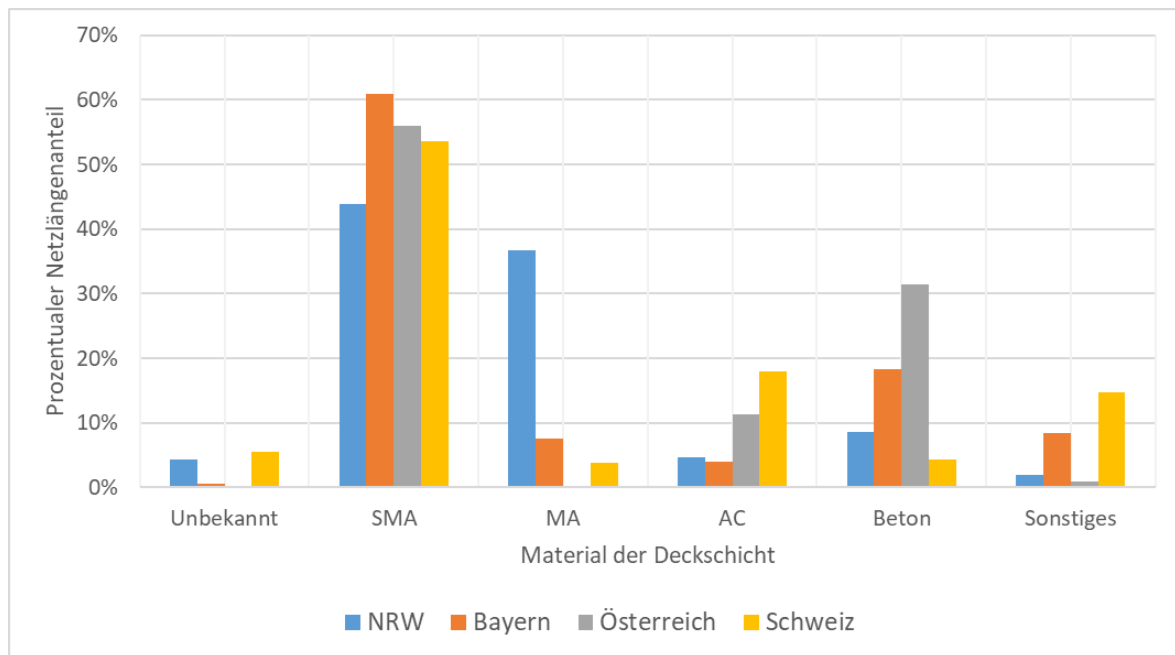


Abbildung 16: Häufigkeitsverteilung des Deckschichtmaterials je Land

3.4.4 Dicke der Deckschicht

Je nach verwendeter Bauweise variiert die Dicke der obersten Schicht zwischen 0,1 cm und mehr als 6 cm. In NRW und Bayern weist der Großteil der Streckenabschnitte in der obersten Schicht eine Dicke zwischen 2,0 und 3,5 cm auf. Aufgrund der in Österreich häufiger verwendeten Betonbauweise weisen etwa 26 % der Abschnitte Dicken von mehr als 6,0 cm der obersten Schicht auf. In der Schweiz beträgt der Großteil der Dicke der obersten Schicht zwischen 3,5 cm und 4,0 cm. Eine Übersicht zur Dickenverteilung der obersten Schicht je Land ist in der Abbildung 17 dargestellt. Aus technischer Sicht sollte der Anteil der Strecken in Betonbauweise (Abbildung 16) mit dem Anteil der Strecken mit Deckschichtdicken über 6 cm (Abbildung 17) näherungsweise übereinstimmen. Bei größeren Abweichungen wie z. B. in Bayern sollte die Qualität der Aufbaudaten kritisch hinterfragt werden. Ggf. handelt es sich hierbei um überbaute Betondecken.

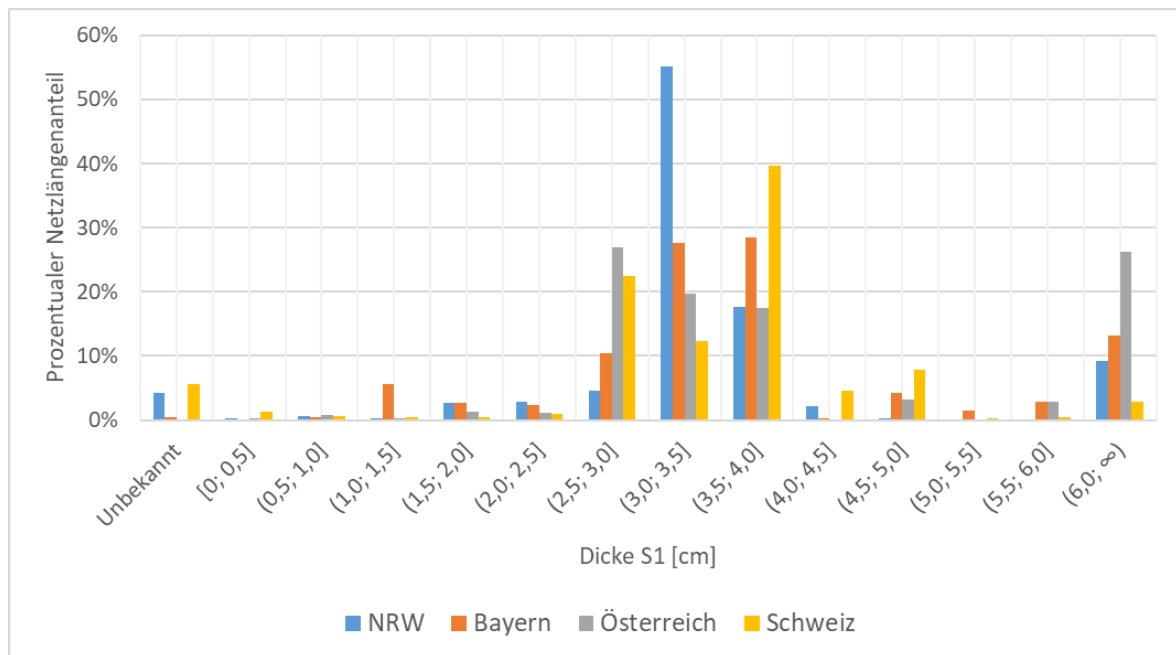


Abbildung 17: Häufigkeitsverteilung der Dicke der Deckschicht je Land

3.4.5 Jahr der letzten Maßnahme

Eine Auswertung der dokumentierten Zeitpunkte der letzten Maßnahme zeigt, dass die Erneuerung der Straßeninfrastruktur relativ konstant über die Jahre erfolgt sein muss. In jedem betrachteten Jahrzehnt wurden ca. 15 % der Fahrbahnoberfläche saniert. Lediglich in den Jahren 2000 bis 2018 ist ein Rückgang des sanierten Netzanteils zu beobachten. Das Jahr der letzten Maßnahme wurde aus den Aufbaudaten extrahiert. Die sehr alten Zeitpunkte der letzten Maßnahme vor dem Jahr 1970 deuten darauf hin, dass zwischenzeitlich durchgeführte Maßnahmen wahrscheinlich nicht dokumentiert wurden. Diese Hypothese wird dadurch gestützt, dass die manuell detektierten Maßnahmenbereiche zwischen den ZEB-Kampagnen einen höheren jährlichen Sanierungsanteil vermuten lassen (Kapitel 3.3.1) In der nachfolgenden Abbildung 18 ist eine Übersicht zu den Zeitpunkten der zuletzt durchgeführten Maßnahmen gegeben.

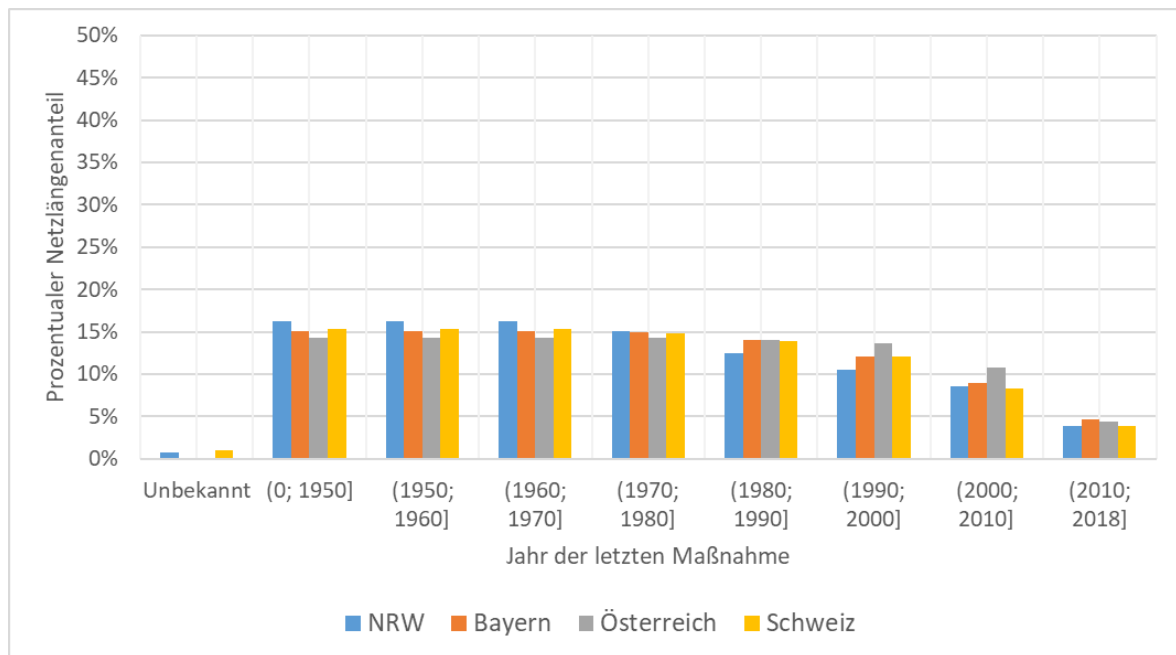


Abbildung 18: Häufigkeitsverteilung des Jahres der letzten Maßnahme

3.4.6 Liegezeiten der Deckschichten

Um die empirischen Zustandsentwicklungen (Zeitreihen) einzelner Auswerteabschnitte zwischen zwei Erfassungskampagnen auszuwerten und für die Ableitung eines Modells verwenden zu können, sind die von baulichen Maßnahmen betroffenen Bereiche zu identifizieren. Dazu muss das Datum der Zustandserfassung mit dem Datum des Einbaus der obersten Schicht verschnitten werden. Alternativ ist das Alter des Aufbaus erforderlich. Anhand der innerhalb der Aufbaudaten vorliegenden Einbaujahre kann, sofern eine lückenlose Dokumentation von Erhaltungsmaßnahmen stattgefunden hat, auf das Alter der Deckschichten zurückgeschlossen werden. In Abbildung 19 sind dazu die kumulierten Häufigkeiten der Liegezeiten der Deckschichten auf Basis der vorliegenden Datengrundlage je Land dargestellt.

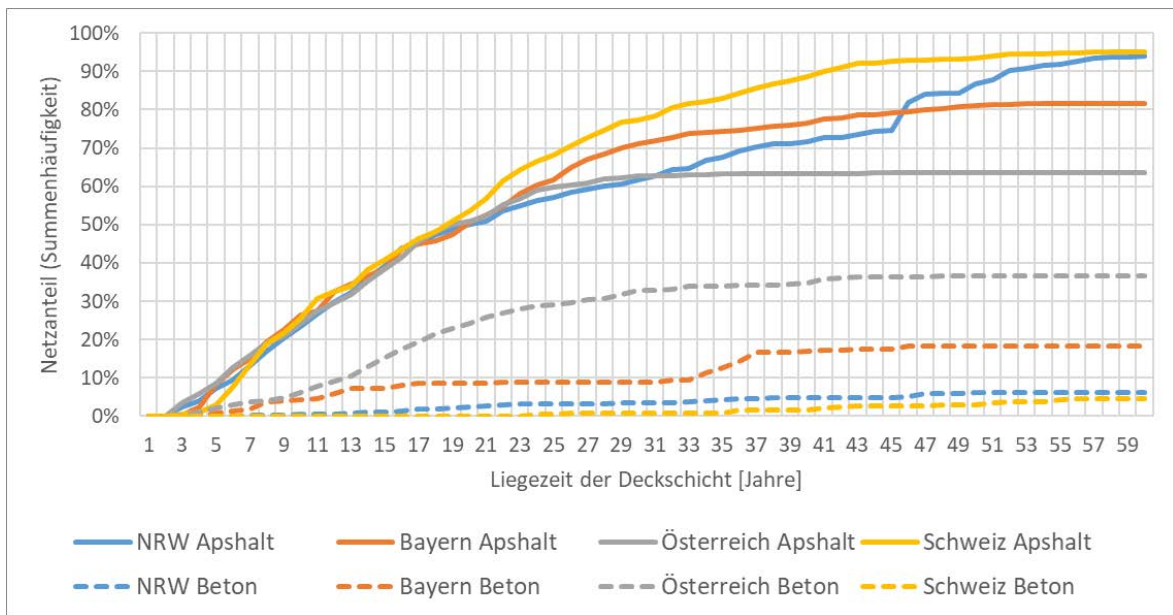


Abbildung 19: Kumulierte Häufigkeiten der Liegezeiten der Deckschicht je Bauweise und Land

3.4.7 Verkehrsstärken

Für die Verkehrsbelastung der Straßenkonstruktion wurde die Schwerverkehrsbelastung als maßgebend eingeschätzt. Sämtliche Untersuchungen beziehen sich daher auf den Schwerverkehrsanteil, der insbesondere auf dem ersten und zweiten Fahrstreifen stattfindet.

Die zur Verfügung gestellten Daten der Verkehrsbelastung liegen für das gegenständliche Projekt in aggregierter Form und aus unterschiedlichen Jahren vor, sodass zunächst keine fahrstreifengenaue Unterscheidung der Verkehrsstärken möglich ist. Während für die deutschen Bundesländer der Verkehr für den gesamten Regelquerschnitt ausgewiesen ist, liegen die Verkehrsdaten für die Länder Österreich und Schweiz für jede Richtungsfahrbahn getrennt vor. Für eine Verschneidung der Verkehrsdaten mit den Erfassungsabschnitten der Zustandserfassung ist daher zunächst eine Aufteilung der Daten auf die einzelnen Fahrstreifen notwendig. Dieser Aufteilung werden folgende Annahmen zugrunde gelegt:

1. Schwerverkehr tritt maximal auf Fahrstreifen 1 (Hauptfahrstreifen) und Fahrstreifen 2 (1. Überholfahrstreifen) je Richtung auf.
2. Die Verteilung des Schwerverkehrs erfolgt in Anlehnung an die RStO 12 (Tabelle A 1.3 Fahrstreifenfaktor f_1 zur Ermittlung des DTV(SV))

Abbildung 20 zeigt zwei Szenarien, die diese Vorgaben für eine richtungsbezogene Datenerhebung umsetzen (Österreich und Schweiz). In Abbildung 21 ist die Aufteilung des

Schwerverkehrs für die Erfassung der Verkehrsstärke über den gesamten Querschnitt dargestellt (Deutschland).

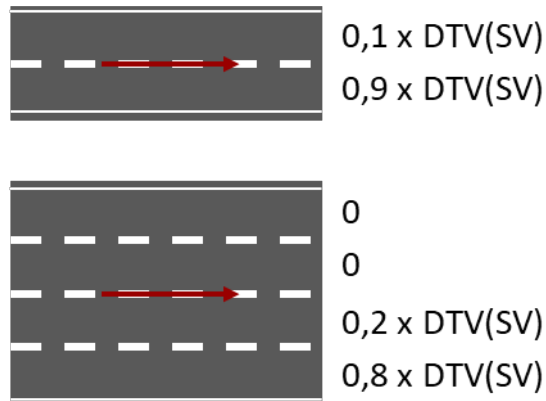


Abbildung 20: Aufteilung des Schwerverkehrs bei richtungsbezogener Erfassung

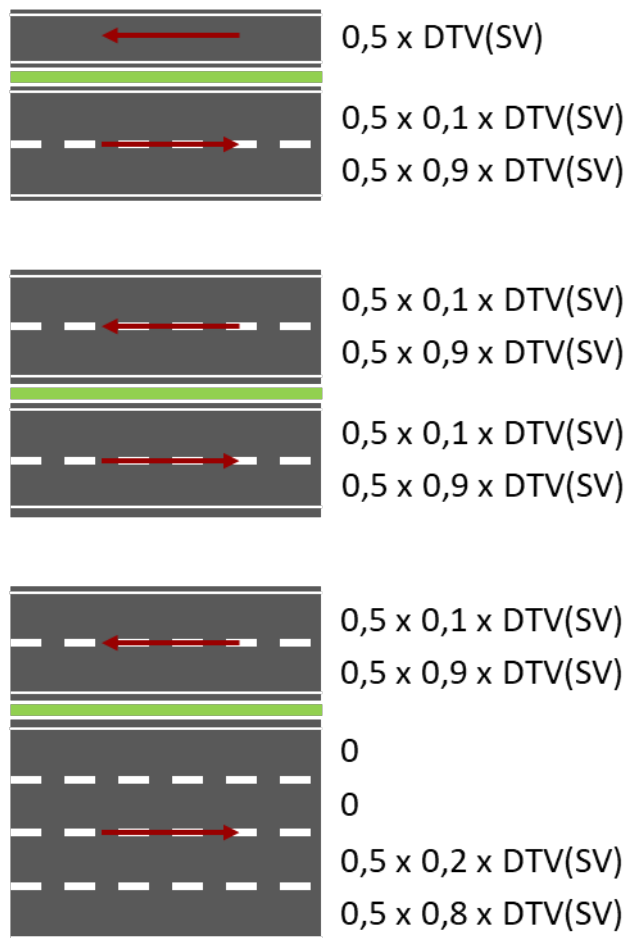


Abbildung 21: Aufteilung des Schwerverkehrs bei querschnittsbezogener Erfassung

Eine Auswertung der Schwerverkehrsanteile zeigt, dass der Großteil (79 %) des schweizerischen Netzes einen Schwerverkehrsanteil unter 1.000 SV/24h aufweist. In Österreich beträgt dieser Anteil ca. 60 %. In Deutschland liegen die fahrstreifenbezogenen die Schwerverkehrsstärken innerhalb der Netze hingegen deutlich höher. Für NRW beläuft sich der Netzanteil mit einem Schwerverkehrsaufkommen unter 1.000 SV/24h bei 54 %, in Bayern bei 52 % In Abbildung 22 ist die Häufigkeitsverteilung der Schwerverkehrsbelastung dargestellt.

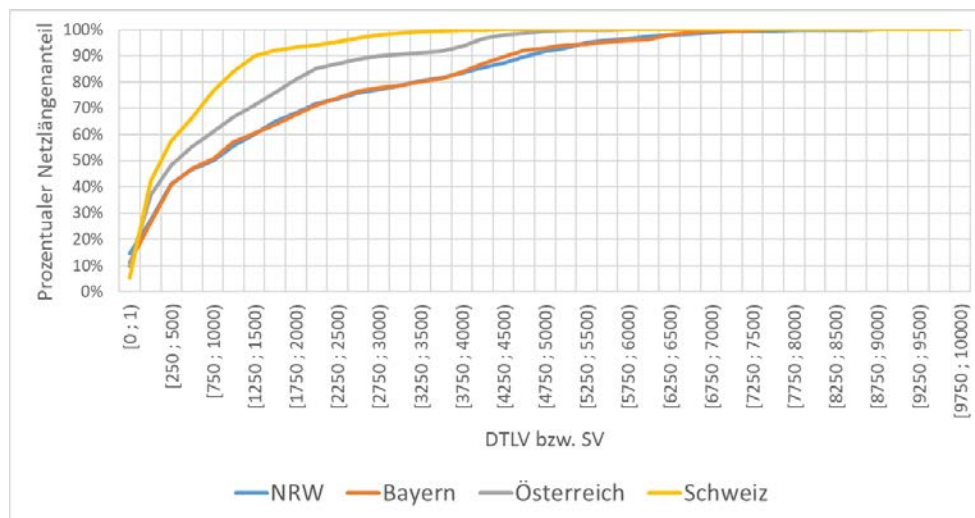


Abbildung 22: Häufigkeitsverteilung der Schwerverkehrsbelastung (DTV_SV)

3.5 Potentiale der Datengrundlage

Die Analyse der Daten der einzelnen Länder zeigt, dass die Datengrundlage weitestgehend vollständig ist. Eine Untergliederung nach der Bauweise ist in allen Ländern möglich. Eine weitere Differenzierung nach Materialarten zeigt, dass zum Teil Sonderbauformen (z. B. Dünnschichtbeläge) in Österreich und insbesondere in der Schweiz (z. B. BBTM) vorzufinden sind, die eine Zusammenfassung und damit einen Vergleich zum Teil erschweren. Die vorhandenen durchschnittlichen täglichen Verkehrsstärken sind insbesondere in den deutschen Netzen sehr verschieden. In Hinblick auf die Aufbaudaten liegen ebenfalls vollständige Informationen vor. Eine Darstellung der kumulativen Häufigkeiten der Liegezeiten zeigt, dass ab einer Liegezeit von etwa 15 Jahren die Anteile an Straßenabschnitten je Land deutlich differieren. Dies ist zum einen den länderspezifischen Anteilen verschiedener Bauweisen zuzuordnen. Zum anderen könnte dies darauf hindeuten, dass ggf. das in den Datenbanken dokumentierte Alter der Schichten nicht aktualisiert wurde.

In Hinblick auf eine mittel- bis langfristige Nutzung der Datengrundlage sollte der Historisierung von Daten innerhalb des Erhaltungsmanagements eine große Bedeutung zugeschrieben werden, da diese Daten Aufschluss über die Veränderung des Straßenoberbaus geben und die Erhaltungssystematik widerspiegeln. Insbesondere sind diese Datensätze für die Entwicklung von Prognosemodellen von erhöhter Relevanz. Die Aktualität der Daten ist nicht immer gewährleistet, da erfasste Daten nicht automatisch in den Datenbanken gepflegt werden, sondern meist manuell eingespielt werden müssen. Informationen zur Bauausführungsqualität, wie z. B. Hohlraumgehalte, sowie zur Bewährung unter Verkehrsbeanspruchung liegen bisher nicht flächendeckend in den Datenbanken vor (Kübler, 2014; Dröge, 2017), obgleich diese einen entscheidenden Einfluss auf die Zustandsentwicklung einer Straße darstellen (vgl. Kapitel 5.6.1). Zukünftig könnten diese Daten bei der abschnittsbezogenen Zustandsprognose berücksichtigt werden.

Der Aufwand im Rahmen der Datenaufbereitung ist derzeit in allen drei Ländern zeitintensiv. Es müssen einzelnen Datengruppen miteinander aufwendig verschnitten und auf Plausibilität geprüft werden. Wünschenswert wären bspw. fahrstreifenbezogene Daten mit einem einheitlichen Dateiformat.

3.6 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Arbeitsschritte zum Zwecke der Aufbereitung der Daten vorgestellt. Da sowohl der Datenumfang als auch die Datenqualität zwischen den Ländern variiert, waren unterschiedliche Maßnahmen zur Datenaufbereitung notwendig. Um längsschnittliche Analysen zu ermöglichen, galt es insbesondere die Zustandsdaten auf ein einheitliches Netzgrundraster zu projizieren. Des Weiteren mussten Abschnitte mit zwischenzeitlich durchgeführten Erhaltungsmaßnahmen innerhalb der Datenbasis gekennzeichnet werden. Im Vergleich der drei D-A-CH-Länder zeigen sich zwar kleinere Unterschiede, es ist jedoch anzumerken, dass die Datenqualität für zukünftige Auswertungen noch verbessert werden sollte. Weiter ist festzustellen, dass es für die Analyse von Entwicklungen über mehrere Erfassungskampagnen notwendig ist, für das Straßennetz eine einheitliche ortbezogene Längenagggregation der Straßenabschnitte zu wählen. Stehen die Rohdaten ohne Hindernisse zur Verfügung, stellt dies kein Problem dar, da die Daten jederzeit neu auf ein definiertes Grundraster der Fahrbahn projiziert werden können. Im nachfolgenden Kapitel 4 wird ein Überblick zu probabilistischen Auswertemethoden gegeben.

4 PROBABILISTISCHE AUSWERTEMETHODEN

4.1 Allgemeines

In diesem Kapitel erfolgt eine Übersicht zu probabilistischen Auswertemethoden, die für eine Modellierung der Zustandsentwicklung von Fahrbahnoberflächen in Betracht kommen. Das Ziel dieser Methoden ist die Beschreibung des Alterungsverhaltens von Objekten in Abhängigkeit von exogenen Einflussfaktoren mit Hilfe der Probabilistik. Bei den probabilistischen Modellen ist, neben der Anwendung der Survival-Analyse und den Bayes'schen Modellen, insbesondere die Abbildung eines Markov-Entscheidungsproblems (engl. Markov Decision Process MDP) der am weitesten verbreitete Ansatz. 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. Kapitel 4.5) bereits überprüft wurde. Die Grundlagen der drei Methoden sowie deren Vor- und Nachteile in Bezug auf eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten werden im Folgenden erläutert.

4.2 Markov-Prozess

Als einer der bekanntesten wahrscheinlichkeitstheoretischen Ansätze ist die Anwendung des Markov-Prozesses zu nennen, der sowohl in der Straßenerhaltung (Molzer et al., 2000; Weninger-Vycudil et al., 2009; Arimbi, 2015) als auch im Brückenmanagement (Masovic & Hajdin; 2014) als geeignetes Mittel für zustandsbasierte Prognosen gesehen wird.

4.2.1 Mathematische Grundlagen

Markov-Prozesse stellen einen zeit-diskreten probabilistischen Prozess mit abzählbarem Zustandsraum dar, wenn für alle diskreten Zeitpunkte und alle diskreten Zustände die sogenannte Markov-Eigenschaft erfüllt ist. Diese beinhaltet die Annahme, dass der zukünftige Zustand eines Objektes nur abhängig von dem aktuellen Zustand ist und die bisherige Zustandsentwicklung keinen Einfluss auf das zukünftige Zustandsverhalten hat. Mit Hilfe dieses auch als Markov-Kette bezeichneten Prozesses kann die zeitliche Entwicklung von Objekten bzw. Zuständen dargestellt werden. Dazu werden auf der Basis von Daten Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen Zuständen ermittelt. Diese jeweiligen Übergangswahrscheinlichkeiten werden in einer Wahrscheinlichkeitsmatrix zusammengefasst, die maßgeblich von der Qualität der verwendeten Daten abhängig ist. Anhand der Übergangswahrscheinlichkeiten kann die Wahrscheinlichkeit für die Änderung

eines Zustandes in einen anderen Zustand innerhalb eines festgelegten Zeitintervalls quantifiziert werden:

$$p_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_k N_{ik}}$$

mit p_{ij} : Übergangswahrscheinlichkeit von Zustand i nach Zustand j
 N_{ij} : Absolute Anzahl an Übergängen von Zustand i nach Zustand j
 $\sum_k N_{ik}$: Gesamtanzahl an Übergängen von Zustand i

Durch Multiplikation eines Zustands a_0 in Form eines Startvektors mit einer Übergangsmatrix P kann die zukünftige Zustandsverteilung ermittelt werden. Durch eine n -fache Multiplikation der Übergangsmatrix mit dem Startvektor lässt sich der Zustandsvektor a_t nach n Schritten beschreiben als:

$$a_t = a_0 P^n$$

mit a_t : Zustandsvektor zum Zeitpunkt t
 a_0 : Zustandsvektor zum Zeitpunkt t = 0
 P : Übergangsmatrix
 n : Anzahl der Zeitschritte

Je nach Methodik zur Konzipierung der Übergangsmatrizen kann zwischen verschiedenen Variationen des Markov-Prozesses differenziert werden (Vanclay, 1994). Demnach lassen sich Markov-Prozesse anhand von homogenen, inhomogenen und Semi-Markov-Prozessen abbilden.

4.2.2 Homogener Markov-Prozess

Bei homogenen Markov-Prozessen sind die Übergangswahrscheinlichkeiten konstant und unabhängig vom Zeitpunkt n des Übergangs. Der auch als Markov-Kette erster Ordnung bezeichnete Ansatz gilt als die am weitesten verbreitete Variation von Markov-Ketten (Fastrich & Girmscheid, 2010). Ein wesentlicher Vorteil des homogenen Markov-Prozesses besteht darin, dass als benötigte Datengrundlage lediglich Zustandsdaten zu zwei Messzeitpunkten vorliegen müssen. Die Annahme von stationären Übergangswahrscheinlichkeiten sehen u. a. Lytton (1987), Li (1997) sowie Fu & Devaraj (2008) als kritisch, da dadurch Ereignisse, wie z. B. klimatische Veränderungen, die die Zustandsentwicklung einer Straße beeinflussen, nicht abgebildet werden. Lytton (1987) sieht inhomogene und Semi-Markov-Prozesse als deutlich bessere Möglichkeit eine Zustandsentwicklung zu beschreiben, da diese es ermöglichen durch zeitlich variierende

Einflussfaktoren, wie z. B. Verkehrs- und Klimadaten, hervorgerufene Änderungen in der Zustandsentwicklung abzubilden.

4.2.3 Inhomogener Markov-Prozess

Zustandsentwicklungen weisen oftmals keinen linearen Schadensverlauf auf und sind zudem von einer Vielzahl an Einflussfaktoren abhängig, sodass die Zustandsänderungen innerhalb der Nutzungsdauer variieren. Für eine entsprechende Modellierung solcher Zustandsverläufe eignen sich inhomogene Markov-Prozesse wesentlich besser. Bei dieser Modellvariation wird die Übergangsfunktion innerhalb der Übergangsmatrix als Funktion in Abhängigkeit der Zeit dargestellt (Fu & Devaraj, 2008).

4.2.4 Semi-Markov-Prozess

Eine Weiterentwicklung des Markov'schen Ansatzes stellt die Semi-Markov'sche Methodik dar. Im Gegensatz zu dem Markov-Prozess, der von einem konstanten Zeitabstand zwischen den Zustandsänderungen ausgeht, betrachten Semi-Markov-Prozesse die Verweildauer in einem Zustand als zusätzlichen probabilistischen Prozess. Daraus entsteht, dem homogenen Markov'schen Ansatz gegenüber, eine zeitliche Inhomogenität. Ein Nachteil stellt jedoch die Komplexität der Lösungsberechnung für die Semi-Markov'sche Modellierung dar, welche nur numerisch lösbar ist. Des Weiteren konvergieren Semi-Markov'sche Modelle an ihren erwarteten stationären Werten (gleichbleibende Zustandsverteilung im Laufe der Zeit) sehr langsam (Thomas & Sobanjo, 2016).

4.2.5 Anwendungsbeispiel

Das nachfolgende Beispiel (Weninger-Vycudil et al., 2012) soll die Funktionsweise einer homogenen Markov-Kette verdeutlichen.

An einem fiktiven Ort können drei verschiedene Wetterlagen beobachtet werden:

- sonnig (S),
- bewölkt (B),
- regnerisch (R).

Die Wahrscheinlichkeit, dass auf einen sonnigen Tag ein weiterer sonniger Tag folgt liegt bei 70 %. Die Wahrscheinlichkeit, dass auf einen sonnigen Tag bewölktetes Wetter (B) folgt, beträgt 20 %; für regnerisches Wetter 10 %. Regnet es an einem Tag, beträgt die Wahrscheinlichkeit für den darauffolgenden Tag für Regen 60 %, für bewölktetes Wetter 30 % und für sonniges Wetter 10 %. Auf Basis dieser Informationen können die Übergangswahrscheinlichkeiten in einer Matrix dargestellt werden:

$$\begin{pmatrix} & S & B & R \\ S & 0,7 & 0,2 & 0,1 \\ B & 0,6 & 0,3 & 0,1 \\ R & 0,1 & 0,3 & 0,6 \end{pmatrix} \Rightarrow M = \begin{pmatrix} 0,7 & 0,2 & 0,1 \\ 0,6 & 0,3 & 0,1 \\ 0,1 & 0,3 & 0,6 \end{pmatrix}$$

Die erste Zeile der Matrix repräsentiert die Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten eines sonnigen, bewölkten oder regnerischen Tages nach einem sonnigen Tag. Dementsprechend stellen die zweite und dritte Zeile die jeweiligen Übergangswahrscheinlichkeiten von einem bewölkten bzw. regnerischen Tag dar. Die Summe der Wahrscheinlichkeiten je Zeile beträgt jeweils 1.

Das Wetter an Tag 0 sei sonnig. Der Zustand für sonniges Wetter beträgt damit 100 %, der Zustand für regnerisches und bewölktes Wetter wird mit 0 % angesetzt. Dies kann in vektorieller Darstellung wie folgt beschrieben werden:

$$\vec{u}^0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Darauf aufbauend kann das Wetter für den nächsten Tag (Tag 1) vorausgesagt werden. Die Wahrscheinlichkeit für einen weiteren sonnigen Tag beträgt 70 %, für einen Tag mit Bewölkung 20 % und für einen Tag mit Regen 10 %:

$$\vec{u}^1 = \vec{u}^{0T} \cdot M = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}^T \cdot \begin{pmatrix} 0,7 & 0,2 & 0,1 \\ 0,6 & 0,3 & 0,1 \\ 0,1 & 0,3 & 0,6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,7 \\ 0,2 \\ 0,1 \end{pmatrix}^T$$

4.3 Survival-Analyse

Die Methodik der Survival-Analyse stammt ursprünglich aus dem Bereich der industriellen Fertigung von Bauteilen und wurde später in der medizinischen Forschung angewendet. Ein wesentliches Merkmal 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 ein zu definierendes Qualitätsniveau innerhalb eines Zeitraumes überschritten wurde. Die grundlegende Anwendbarkeit dieser Methode auf Straßenzustandsdaten wurde durch Klinghammer et al. (1997) bestätigt.

4.3.1 Mathematische Grundlagen

Die Zuverlässigkeitsfunktion (oder auch Überlebensfunktion) $R(t)$ ist eine wesentliche Größe bei der Beschreibung von Lebenszeiten (Glomb, 2007). Sie lässt sich wie folgt beschreiben:

$$R(t) = 1 - F(t)$$

mit $R(t)$: Zuverlässigkeitsfunktion (Survival Function)
 $F(t)$: Ausfallwahrscheinlichkeit (Probability of Failure)

Die Hazard-Funktion beschreibt die Ausfallwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit der zeitabhängigen Zuverlässigkeitsfunktion:

$$h(t) = f(t)/R(t)$$

mit $h(t)$: Hazardfunktion (Ausfallrate)
 $f(t)$: Ausfalldichte (failure density function)
 $R(t)$: Zuverlässigkeitsfunktion (Survival Function)

Im einfachsten Fall wird von einer über die Zeit konstanten Fehlerrate ausgegangen. In Bezug auf Straßenzustandsdaten eignet sich hingegen eher die Verwendung einer Weibull-Verteilung, da mit steigender Liegezeit die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls ansteigt. Hierzu kann die Hazard-Funktion wie folgt beschrieben werden:

$$h(t) = m \cdot \lambda \cdot t^{m-1}$$

mit $h(t)$: Hazardfunktion (Ausfallrate)
 t : Zeit
 λ : Skalenparameter der Weibullverteilung
 m : Formparameter der Weibullverteilung

Bei der klassischen Regressionsanalyse besteht die Problematik, dass mit zunehmender Liegezeit nur noch Straßenabschnitte in die Analyse miteingehen, die zwischenzeitlich keine Erhaltungsmaßnahme erhalten haben. Dementsprechend sind Straßenabschnitte, die zwischenzeitlich eine Erhaltungsmaßnahme erhalten haben nicht mehr innerhalb dieser Stichprobe. Infolge dieses Selektionseffektes wird der mittlere Zustand in den höheren Liegezeiten systematisch zu gut bewertet. Dieser unerwünschte Effekt, der auch als „Zensur“ bezeichnet wird, kann jedoch mit Hilfe von Survival-Analysen behoben werden. Um eine Überschätzung der Überlebenszeit zu vermeiden, müssen die zensierten Daten folglich modifiziert werden. Dies kann mit Hilfe einer nicht-parametrischen Kaplan-Meier-Schätzung erfolgen, die sich wie folgt beschreiben lässt:

$$\hat{S}(t) = \prod_{t(i) \leq t} \frac{n_i - d_i}{n_i}$$

mit d_i : Anzahl an Ausfällen zum Zeitpunkt t_i
 n_i : Anzahl an beobachteten Elementen zum Zeitpunkt t_i unter Risiko

4.3.2 Anwendungsbeispiel

Die Anwendbarkeit der Survival-Analyse auf Straßenzustandsdaten wurde erstmals im deutschsprachigen Raum von Klinghammer et al. (1997) untersucht. Die dargestellten Überlebenskurven stellen die Wahrscheinlichkeit dar, dass ein Abschnitt nach einer bestimmten Nutzungsperiode den Warnwert noch nicht überschritten hat. In der nachfolgenden Abbildung 23 ist die Überlebenswahrscheinlichkeit nach kumulativem Schwerverkehr für die Zustandsgröße Spurrinnentiefe für zementgebundene und bituminös gebundene Strecken exemplarisch dargestellt.

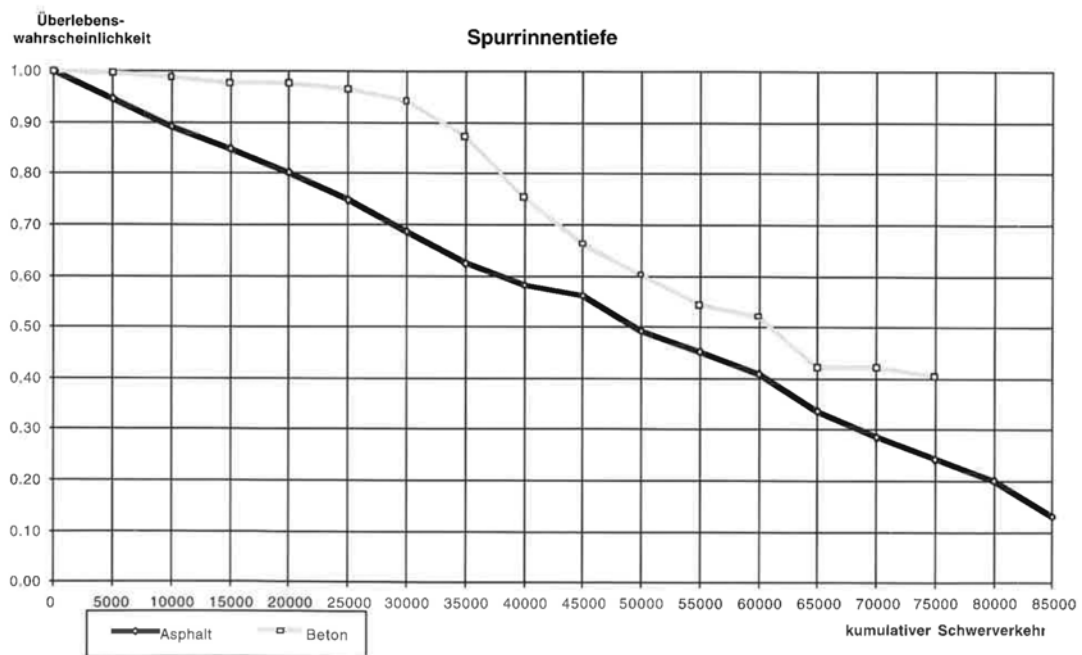


Abbildung 23: Überlebenswahrscheinlichkeit nach kumulativem Schwerverkehr für zementgebundene und bituminös gebundene Strecken (Klinghammer et al., 1997)

4.4 Bayes'sche Modelle

Um aussagefähige Prognosemodelle erstellen zu können, ist es von großer Bedeutung, die kausalen Zusammenhänge zwischen Ursache und Wirkung prägnant zu beschreiben. Hierfür hat sich die Bayes'sche Methodik der einfachen Beschreibung von Zusammenhängen auf Basis von Ursache-Wirkungs-Ketten bewährt. Die Bayes-Statistik bietet eine alternative statistische Sichtweise im Vergleich zur klassischen schließenden Statistik. Während die klassische Statistik zur Parameterschätzung und zum Testen von Hypothesen nur die vorliegende Stichprobe verwendet, erlaubt die Bayes'sche Statistik hingegen eine Berücksichtigung von zusätzlichen Informationen und Annahmen (Tschirk, 2014). Sie findet vor allem in den Bereichen der Technik und der künstlichen Intelligenz Anwendung.

4.4.1 Mathematische Grundlagen

Die Bayes'sche Statistik gründet auf dem Bayes'schen Theorem zur Berechnung von bedingten Wahrscheinlichkeiten von unbekannten Ereignissen E oder einer Hypothese H . Es beschreibt den Zusammenhang zwischen zwei bedingten Ereignismengen E und H (Neumann, 2002) und lässt sich anhand folgender Formel beschreiben als:

$$p(H|E) = \frac{p(E|H) \cdot p(H)}{p(E)}$$

mit

$p(H|E)$ a posteriori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Ereignisses H unter der Bedingung, dass E eingetreten ist

$p(H)$ a priori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für das Eintreten des Ereignisses H

$p(E|H)$ Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Ereignisses E unter der Bedingung, dass H eingetreten ist

$p(E)$ a priori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für das Eintreten des Ereignisses E

Der Satz von Bayes beschreibt den Rückschluss von einer Beobachtung E auf ein unbekanntes Ereignis H . Dazu wird anhand einer a posteriori ermittelten Wahrscheinlichkeitsverteilung eine Wahrscheinlichkeit für den Eintritt des Ereignisses H angegeben, welches auf einer tatsächlichen Realisierung von E fundiert (Garcia, 2014).

Die bayes'sche Statistik kombiniert damit eine a priori vorgegebene Wahrscheinlichkeitsverteilung H zum Eintritt eines Ereignisses mit den beobachteten tatsächlichen Realisierungen E .

Dieser Ansatz stellt eine grundsätzliche Abgrenzung zur klassischen Statistik dar, da die Wahrscheinlichkeitsaussagen der klassischen Statistik auf dem Zufallscharakter von E beruhen und auf allen denkbaren Ausprägungen von E beruhen. Im Gegensatz dazu wird bei der bayes'schen Statistik eine beobachtete tatsächliche Realisierung betrachtet.

Die a priori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(H)$ beschreibt den Wissensstand zu H vor Durchführung einer Beobachtung. Der Wissensstand nach der Beobachtung von E wird durch die a posteriori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(H|E)$ beschrieben. Anhand der Likelihood-Funktion wird die Wahrscheinlichkeit der Vereinbarkeit der Beobachtung mit der zuvor angenommenen Wahrscheinlichkeitsverteilung von H modelliert. Die Normierungskonstante $p(E)$ dient dem Zweck, dass die Summe der Wahrscheinlichkeiten der a posteriori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion 1 ergibt. (Tschirk, 2014)

4.4.2 Bayes'sche Netze

Bayes'sche Netze zählen zu den wichtigsten probabilistischen Ansätzen innerhalb des Forschungsbereichs künstlicher Intelligenz und bilden die wesentlichen Modelltypen von graphischen Modellen. Ein gerichteter, azyklischer Graph, welcher kausale Zusammenhänge mehrerer Knoten oder Parameter abbildet, kann als ein Bayes'sches Netz abgebildet werden (Pearl, 1988). Sie sind Darstellungswerkzeuge um Bayes'sche Regressionen graphisch zu beschreiben. Ein Bayes'sches Netz besteht aus Knoten und Kanten. Die einzelnen Knoten bilden Zufallsvariablen ab. Die direkten probabilistischen Abhängigkeiten zwischen den Variablen werden durch Kanten dargestellt. Dabei werden Abhängigkeiten zwischen verschiedenen Größen anhand von Wahrscheinlichkeiten beschrieben und grafisch dargestellt (Brandherm, 2006). Deren Parameter können mit konstanten Werten, stetigen oder diskreten Verteilungen und sogar mehrdimensionalen Funktionen beschrieben werden.

Für eine Analyse von Zustandsentwicklungen sind Bayes'sche Netze aufgrund ihrer statischen Natur nur bedingt geeignet (Brandherm, 2006). Das Prinzip von bedingten Wahrscheinlichkeiten kann jedoch auch auf dynamische Systeme übertragen werden. Damit erfolgt eine Schätzung der Systemzustände eines sich fortlaufend ändernden Systems auf Basis von messfehlerbehafteten Beobachtungen. Die Anwendung solcher dynamischen Analysen auf Zeitreihen erfolgt mit Hilfe von dynamischen Bayes'schen Netzen.

4.4.3 Dynamische Bayes'sche Netze (Bayes-Filter)

Dynamische Bayes'sche Netze verknüpfen Bayes'sche Netze über diskrete Zeitscheiben. Sie zählen zu den bedeutendsten und effizientesten Methoden zur Modellierung und Verarbeitung unsicheren Wissens (Brandherm, 2006). Mit jeder Beobachtung innerhalb eines neuen Zeitschrittes wird ein weiteres Bayes'sches Netz an das bestehende Bayes'sche Netz angefügt, sodass die Rechenkomplexität des Bayes'schen Netzes stetig zunimmt. Dynamische Bayes'sche Netze ermöglichen grundsätzlich die Abbildung von beliebigen Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Je nach Anwendungsfall können Bayes'sche Netze sowohl zur Glättung von Zeitreihen, zur Filterung von aktuellen Daten als auch zur Prognose verwendet werden. Das Grundprinzip dynamischer Bayes'scher Netze beruht auf der Kombination zwischen einem inneren nicht direkt beobachtbaren Systemverhalten und der Berücksichtigung von Beobachtungen des Systems zu diskreten Zeitpunkten. Der aktuelle Zustand x_t eines Systems ergibt sich in Abhängigkeit des vorherigen Zustandes x_{t-1} , einer Transitionsmatrix T und äußeren Fehlereinflüssen w_t .

$$x_t = Tx_{t-1} + w_t$$

mit	x_t	Systemzustand zum aktuellen Zeitpunkt t
	T	Transitionsmatrix
	x_{t-1}	Systemzustand zum vorherigen Zeitpunkt t – 1
	w_t	Prozessrauschen zum aktuellen Zeitpunkt t

Der Transfer zwischen der nicht direkt beobachtbaren Variablen und dem Messergebnis wird als Sensormodell bezeichnet. Die zugehörige Messgleichung beschreibt den Zusammenhang zwischen der Beobachtung m_t und des wahren Systemzustandes x_t :

$$m_t = Cx_t + v_t$$

mit	m_t	Messergebnis zum aktuellen Zeitpunkt t
	x_t	Systemzustand zum aktuellen Zeitpunkt t
	C	Messmatrix
	v_t	Messrauschen

Die System- und Messgleichungen können sowohl anhand von stetigen als auch anhand von numerisch beschriebenen Wahrscheinlichkeitsverteilungen modelliert werden.

Im Falle einer diskreten Modellierung des Systemverhaltens erfolgt die Abbildung der Systemgleichung mit Hilfe einer Übergangsmatrix. Zu den bekanntesten Varianten dynamischer Bayes'scher Netze zählen Hidden Markov Modelle und das Kalman-Filter. Beide Modellvarianten beruhen auf der Annahme einer nicht direkt beobachtbaren Zustandsvariablen. Die Systemgleichung wird anhand eines Markov-Modells erster Ordnung beschrieben, sodass die Zustandsänderungen als zeitinvariant angenommen werden. Des Weiteren wird bei einem Hidden Markov Modell eine unimodale lineare Gauß'sche Wahrscheinlichkeitsverteilung angenommen (Brandherm, 2006). Für die Anwendung des Kalman-Filters wird ebenfalls angenommen, dass die Fehler normalverteilt sind und die Parameter der a priori Verteilung bekannt sind. Zusätzlich erfolgt die Annahme, dass die Zustandsänderung eines Systems zwischen zwei Zeitpunkten linear ist und zu Beginn der Modellierung bekannt ist (Neumann, 2002). Die Modellierung mit Hilfe von dynamischen Bayes'sche Netzen kann beliebig komplex gestaltet werden. Weitere Varianten erlauben bspw. die Modellierung mit Hilfe von zeitinvarianten und beliebig verteilten Systemprozessen. Weiterhin kann auch das bisherige Systemverhalten berücksichtigt werden, indem Markov-Prozesse n -ter Ordnung in der Systemgleichung eingesetzt werden. Ein Überblick zu den verschiedenen Varianten dynamischer Bayes'scher Netze ist in der Abbildung 24 gegeben.

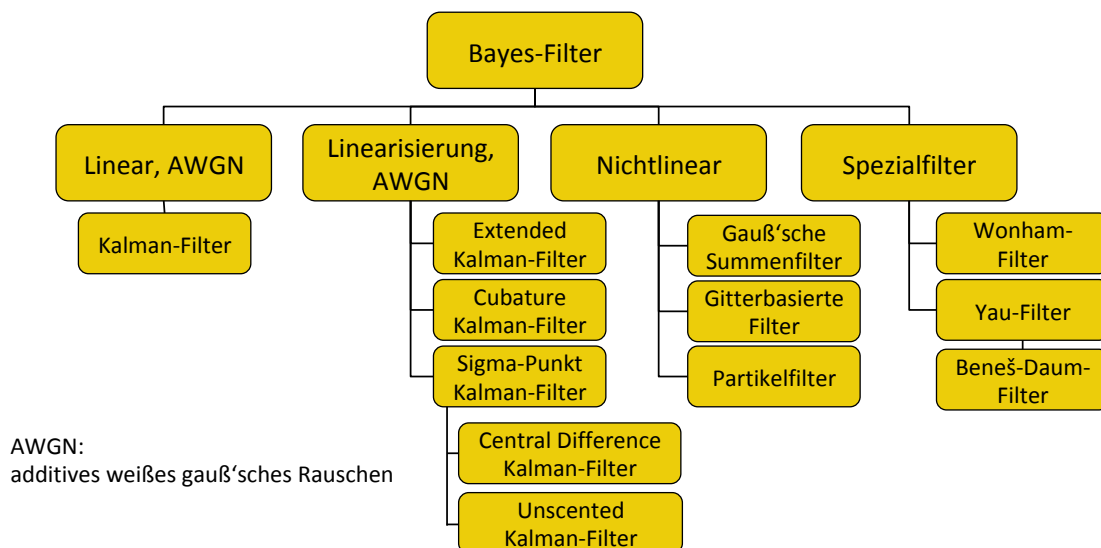


Abbildung 24: Varianten dynamischer Bayes'scher Netze (Garcia, 2014)

4.4.4 Anwendungsbeispiel

Ein Bayes'sches Netz, welches die Modellierung von der erwarteten Anzahl an Unfällen in Abhängigkeit von erklärenden Variablen (Grande et al., 2017) beschreibt, ist in Abbildung 25 dargestellt. Die grünen Knoten zeigen die ursprünglichen Einflussfaktoren und die grünen Pfeile ihre Einflussverhältnisse. Diese variieren im Laufe der vom Fahrzeugführenden gefahrenen Strecke. Aus dieser Entwicklung heraus entstehen die in grau dargestellten Knoten, welche die Eintrittswahrscheinlichkeit für einen Unfall entlang eines Streckenverlaufs formulieren.

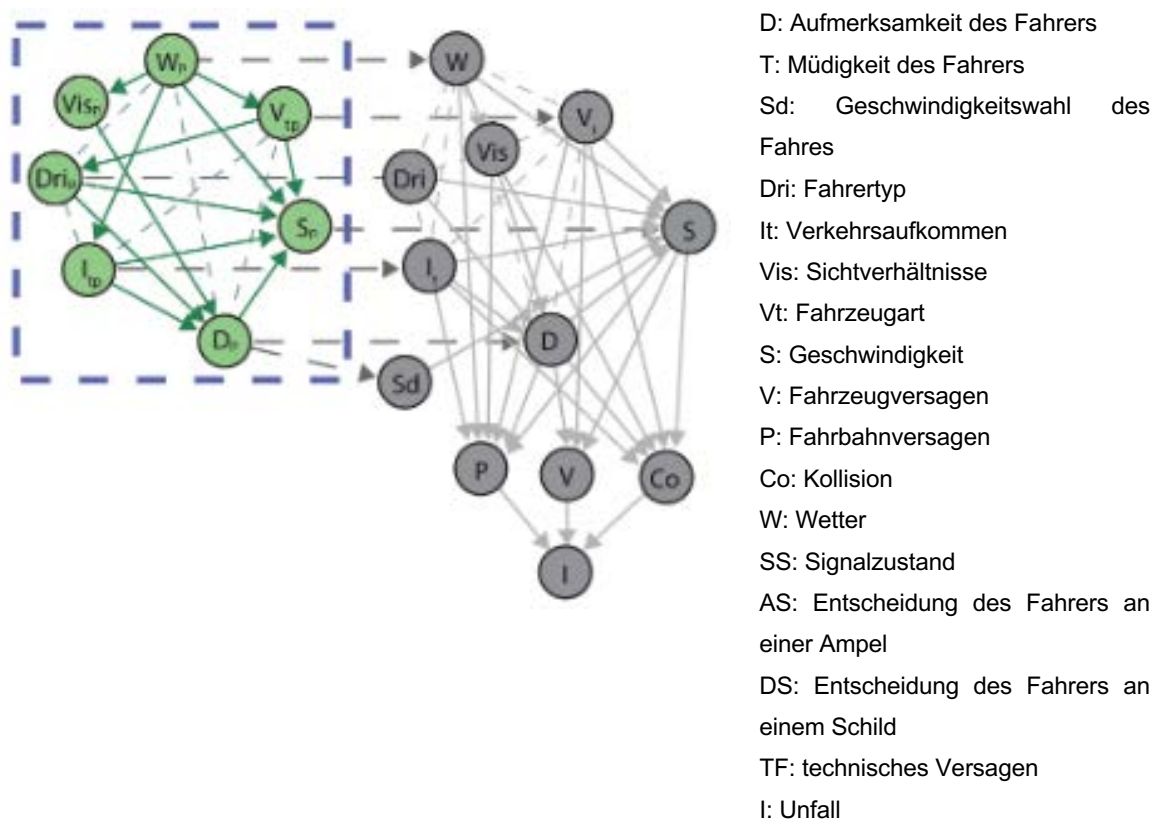


Abbildung 25: Beispiel eines dynamischen Bayes'schen Netzes (Grande et al., 2017)

Solche dargestellten Ursache–Wirkungs-Ketten sind Graphen, welche die Einflussnahme eines Ereignisses, Phänomens oder Verhältnisses auf den Gesamtprozess abbilden. Zum Beispiel nimmt die Geschwindigkeit eines Fahrzeugs (v) einen Einfluss auf dessen Bremsweg (b) und verursacht je nachdem einen Unfall (u), oder nicht. Für dieses einfache Beispiel kann die folgende Kausalkette erstellt werden: $v \rightarrow b \rightarrow u$.

In ihrem DRAM-Werkzeug nutzen Bald et al. (2008) bedingte Wahrscheinlichkeiten, um qualitative spontane Risiken in Tunneln zu quantifizieren. Die Ursache–Wirkungs-Ketten von Bald et al. (2008) ähneln sich an Ereignisbaumstrukturen.

Grande et al. (2017) benutzten ebenfalls Ursache–Wirkungs-Ketten, um Risiken auf Straßen zu quantifizieren. Ihre Bayes'schen Netze werden in (Grande et al., 2017) erstellt und diese für eine Fallstudie in Castillo et al. (2017) genutzt.

4.5 Bisherige Anwendungen auf Infrastrukturanlagen

Im Folgenden wird ein Überblick zu den bisherigen Anwendungen der beschriebenen probabilistischen Auswertemethoden gegeben. Hierbei werden Anwendungsbeispiele aus dem Bereich von Fahrbahnen, Ingenieurbauwerken sowie anderen Fachgebieten aufgezeigt.

4.5.1 Bisherige Anwendungen im Bereich der Fahrbahnen

Zur Prognose der Zustandsentwicklung ist die Abbildung eines Markov-Entscheidungsproblems (e. Markov decision problems (MDP)) am weitesten verbreitet. MDP wurde erstmals von Bellman (1955) für die Planung von Erhaltungsmaßnahmen entwickelt und des Weiteren für Fahrbahnen von Golabi et al. (1982), Koch (1992) und Weninger-Vycudil et al. (2006) eingesetzt. Socina (2007) zeigte erneut die Verwendung von Übergangswahrscheinlichkeiten für Zustandsmerkmale der Fahrbahnoberfläche als geeignetes Mittel. Weitere probabilistische Ansätze zeigten Potential im Rahmen des PMS (vgl. Weninger-Vycudil et al., 2006). In Fergen & Girmscheid (2012) erfolgte ebenfalls die Anwendung einer homogenen Markov-Kette auf Basis des Gesamtwertes von Bundesfernstraßen.

Der Nachteil der bisherigen Verwendung von homogenen Markov-Modellen besteht in der fehlenden Fähigkeit, die Zustandshistorie des betrachteten Infrastrukturobjektes mit in das Modell einzubeziehen. Des Weiteren werden meistens alle Fahrbahnabschnitte als homogen modelliert, trotz unterschiedlicher Randbedingungen in Bezug auf die Materialeigenschaften, Einbauqualität sowie verkehrlicher und klimatischer Beanspruchung. Diese Zusammenhänge zwischen Materialtechnologie und Zustandsprognose wurden u. a. von Weninger-Vycudil et al. (2016a) erarbeitet. Die darin erarbeiteten Erkenntnisse sollten zukünftig bei der Entwicklung und Kalibrierung von Modellen Anwendung finden (ebd.).

Für den Bereich von Fahrbahnen zeigte Blumenfeld (2016) eine Alternative für die Modellierung der Zustandsentwicklung auf. Dieser Ansatz basiert auf zeit-inhomogenen

Übergangsmatrizen. Blumenfeld (2016) griff die Methodik von Bald (1991) sowie deren Anwendung in Bald et al. (2008) und Bald et al. (2010) auf, welche auf diskreten mehrdimensionalen Wahrscheinlichkeitsverteilungen beruht.

Die Anwendung von inhomogenen Übergangsmatrizen ermöglicht eine verbesserte Anpassung des Modells an die reale Zustandsentwicklung. Mit stetig ändernden Übergangsmatrizen kann jedoch keine stationäre Lösung (vgl. Kapitel 2.3.4) gefunden werden und schlussendlich kein Vergleich verschiedener Erhaltungsstrategien durchgeführt werden (Mašovic et al., 2015).

Für die Beschreibung der Zustandsentwicklung von Fahrbahnen kommen auch Ansätze der Bayes'schen Statistik in Molzer et al. (2000) zur Anwendung. Die Anwendungen von Molzer et al. (2000) können als Erweiterung von Regressionen gesehen werden und des Weiteren mit mehrdimensionalen Wahrscheinlichkeitsverteilungen kombiniert verwenden, um Infrastrukturzustände zu analysieren. Bayes'sche Netze sind vielseitig einsetzbar und können auch zur Verbesserung anderer Wahrscheinlichkeitsmodelle implementiert werden. Li et al. (2005) implementierten eine Methodik, welche von Hong & Prozzi (2005) auf Fahrbahnen angewendet wurde. Diese wurde daraufhin von Tabatabaee & Ziyadi (2013) anhand eines beschränkten Datensatzes getestet. Weitere exemplarische Anwendungen der Methodik erfolgten anhand von einzelnen Teststrecken in Kanada (Li, 2005), den USA (Park, Smith et al., 2008) sowie in Deutschland (Blumenfeld, 2020a). Diese Anwendungen von Bayes'schen Netzen zeigten eine sehr gute Anpassungsfähigkeit der Modelle.

4.5.2 Bisherige Anwendungen im Bereich der Ingenieurbauwerke

Roelfstra et al. (2004) setzten Markov-Prozesse erfolgreich für die Beschreibung der Zustandsentwicklung von Brücken und deren Bauwerksteilen ein. Hajdin & Peeters (2008) haben diesen Ansatz kalibriert und in der Applikation KUBA angewendet. Wie vorher erwähnt, besteht der Nachteil der bisherigen Verwendung von homogenen Markov-Modellen in der fehlenden Möglichkeit, die Zustandshistorie des betrachteten Objektes in das Modell miteinzubeziehen. Mašović et al. (2015) zeigten für die Zustandsprognose im Bereich von Brücken auf, dass die Verwendung von Semi-Markov-Prozessen eine vielversprechende Alternative darstellt (Mašović & Hajdin, 2014). Damit wird eine Berücksichtigung der vorhandenen Datenhistorie möglich. Ein Nachteil besteht jedoch in der Komplexität der Lösungsberechnung, welche nur numerisch lösbar ist.

Eine Erhaltungsplanung kann auch risikobasiert bewertet werden. Hajdin (2016) beschreibt dazu die Machbarkeit solcher Erhaltungsplanungsansätze für stetig verfallende

Infrastrukturobjekte, wie z. B. Kunstbauten. Bayes'sche Modelle werden auch für Kunstbauten genutzt, um Zustandsentwicklungen zu prognostizieren.

Rafiq et al. (2015) erstellten ein generisches zeitabhängiges Bayes'sches Modell, welches von Marsh und Zhang (2017) im Rahmen einer Fallstudie angewendet wurde. Dieser Ansatz wird weiterhin von Kosgodagan et al. (2017) erweitert.

4.5.3 Sonstige Anwendungsgebiete

Die Entwicklung und Anwendung von probabilistischen Prognosemodellen wurde bereits in anderen Fachdisziplinen in der Mitte des 20. Jahrhunderts erfolgreich umgesetzt. Dazu sind zahlreiche Untersuchungen aus dem Bereich der Land- und Forstwirtschaft zu nennen, die vorrangig in den USA aber auch in Europa veröffentlicht wurden. Eine der ersten kommerziellen Anwendungen von Markov-Prozessen erfolgte durch Leslie (1945) und Leslie (1948) bei der diese Methodik für die Beschreibung der Zustandsentwicklung einer Tierpopulation verwendet wurde. In den 1960er Jahren wurde dieser Ansatz für weitere Modelle zur Abschätzung von Schweine- und Rinderbeständen (Howard, 1960) fortgeführt und im Laufe der Zeit kontinuierlich fortentwickelt (Usher, 1979; Houben et al., 1994; Kristensen, 1996).

Auch im Bereich der Forstwirtschaft finden seit etwa Mitte der 1960er Jahre Markov-Prozesse Anwendung, um die Zustandsentwicklung von Waldbeständen mit Hilfe von stationären Übergangsmatrizen zu prognostizieren (Buckman, 1962; Clutter, 1963; Hool, 1966). Für eine Prognose von zukünftigen Ertragsraten aus Waldbeständen entwickelte bspw. Sloboda (1976) ein probabilistisches Modell für die Abschätzung von Baumdurchmessern in Abhängigkeit der Zeit. Für den Umgang mit mehrfach verschachtelten numerisch beschriebenen Verteilungen hat Bald (1991) eine Arithmetik entwickelt, die auf Bayes'schen Netzen basiert. Die Methodik wurde zunächst für eine Modellierung des Fahrerverhaltens entwickelt und anschließend auf die Abbildung des Risikoverhaltens in Tunneln übertragen (Bald, Gerigk & Wallrabenstein, 2010). Deublein (2013) nutzte ebenfalls Bayes'sche Netze, um u. a. Ursache–Wirkungs-Zusammenhänge zwischen Unfällen und dem Zustand der Infrastruktur zu erklären.

4.6 Vergleich und Bewertung der Auswertemethoden

Die Möglichkeit der praktischen Anwendung aller hier vorgestellten probabilistischen Ansätze ist stark von der Datenqualität abhängig. Eine wachsende Komplexität der Modelle benötigt eine größere Datengrundlage für die Entwicklung und Validierung der Modelle. Die zunehmend größere Datenbasis sowie Fortschritte in der Leistungsfähigkeit von

Rechensystemen ermöglichen nun die Modellierung dieser komplexeren, wahrscheinlichkeitsbasierten Modelle.

Im Nachfolgenden wird eine abschließende Gegenüberstellung und Bewertung der betrachteten Auswertemethoden in Hinblick auf eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten anhand der Kriterien:

1. Aufwand der Datenaufbereitung
2. Zustandsbeschreibung
3. Berücksichtigung von Messunsicherheit
4. Beschreibung des Zustandsverlaufs
5. Komplexität der Modellierung

dargelegt.

1. Aufwand zur Datenaufbereitung

Der Markov-Prozess erfordert einen geringen Aufwand bei der Datenaufbereitung. Für dessen Anwendung auf Straßenzustandsdaten werden lediglich die Messergebnisse aus zwei Messkampagnen benötigt. Es wird jeweils die Differenz der beiden auswerteabschnittsbezogenen Messergebnisse gebildet. Eine Dokumentation von Erhaltungsmaßnahmen ist nicht notwendig, da pauschal sämtliche gemessenen Zustandsverbesserungen bei der Ableitung der Häufigkeiten von Zustandsänderungen aus den Datensätzen entfernt werden. Für die Anwendung der Survival-Analyse sowie der Bayes-Filter werden hingegen Informationen zur jeweils zuletzt durchgeführten Maßnahme bzw. zum Alter benötigt. Dazu sind in der Regel die Aufbaudaten heranzuziehen. Die Verschneidung von Zustands- und Aufbaudaten erfordert einen zusätzlichen Arbeitsschritt im Rahmen der Datenaufbereitung.

2. Zustandsbeschreibung

Die Zustandsbeschreibung kann anhand von stetigen Verteilungsfunktionen oder auf Basis von diskreten Werten erfolgen. Der Markov-Prozess wurde ursprünglich für diskret klassifizierte Objekte entwickelt; eine Beschreibung auf Basis von Zustandswerten oder auch Zustandsgrößen ist jedoch möglich. Die Survival-Analyse differenziert nur zwischen „Ausfall“ und „Nicht-Ausfall“ eines Streckenabschnittes. Bayes-Filter arbeiten, je nach Variation des Filters, sowohl mit stetigen (normalverteilten) Verteilungsfunktionen als auch mit diskret beschriebenen (ggf. nicht normalverteilten) Größen.

3. Berücksichtigung von Messpräzision

Wie bereits unter Punkt 1 erläutert, erfordern Markov-Prozesse eine Diskretisierung des Zustandsraums. Hierbei erfolgt die Klassenzuteilung auf Basis des Messwertes. Je nach Qualität der Messungen (Messpräzision) können erhebliche Fehler bei der Klassenzuteilung erfolgen. Aufgrund der bivariaten Unterteilung des Zustandes in „Ausfall“ und „kein Ausfall“ entfallen Annahmen zu evtl. vorhandenen Messfehlern bei der Survival-Analyse. Einer der wesentlichen Vorteile von Bayes-Filtern im Vergleich zum Markov-Prozess sowie zur Survival-Analyse besteht darin, dass merkmalspezifische, messbedingte Abweichungen bei der Zustandserfassung innerhalb des Modells Berücksichtigung finden. Die vorliegenden Informationen zur jeweiligen Messpräzision werden bei der Modellierung berücksichtigt.

4. Beschreibung Zustandsverlauf

Die hauptsächlich angewendete Variante des Markov-Prozesses beinhaltet oftmals konstante Übergangswahrscheinlichkeiten, woraus im Rahmen der Zustandsprognose ein linearer, zumeist nicht realistischer Zustandsverlauf resultiert. Des Weiteren knüpft die Zustandsprognose allein an das Messergebnis der letzten Zustandserfassung an, sodass keine Verknüpfung zum gesamten bisherigen Zustandsverlauf gegeben ist (sog. „Gedächtnislosigkeit“).

Die Survival-Analyse berücksichtigt ebenfalls nur das Messergebnis aus der letzten Zustandserfassung. Ein Zustandsverlauf ist mit dieser Methode nicht direkt abbildbar, da vorrangig Ausfallwahrscheinlichkeiten modelliert werden. Vorherige Messergebnisse, d. h. bspw. besonders schlechte Auswerteabschnitte, finden über die zugehörige Liegezeit indirekt Berücksichtigung bei der Abschätzung der Lebensdauer. Bayes-Filter verwenden für eine Abschätzung des zukünftigen Zustands die Messergebnisse aller vorliegenden Erfassungen eines Auswerteabschnitts. Die Abbildung von beliebigen Zustandsverläufen unter Berücksichtigung des mechanischen Werkstoffverhaltens ist möglich, sodass abschnittsindividuelle Verhaltenskurven modelliert werden können.

5. Komplexität der Modellierung

Die mathematische Modellierung des Markov-Prozesses weist eine vergleichsweise geringe Komplexität auf. Anhand der Differenz der Messwerte zweier Erfassungskampagnen werden die absoluten und relativen Übergangshäufigkeiten ermittelt.

Die Zustandsprognose erfolgt mit Hilfe der Zustandsverteilung zum aktuellen Zeitpunkt und der ermittelten Übergangsmatrix. Das Modell kann anhand von weiteren externen Einflussgrößen erweitert werden. Dazu wird je Teilmenge eine eigene Übergangsmatrix erstellt. Für die Anwendung der Survival-Analyse müssen Informationen zur letzten Maßnahme vorliegen. Weitere Informationen zum qualitativen Schadensverlauf sind für die Modellierung nicht zwangsläufig notwendig. Das Modell kann anhand von weiteren externen Einflussgrößen erweitert werden.

Bayes-Filter beinhalten ein Mess- und Prognosemodell. Das Messmodell benötigt Informationen zur Messpräzision einzelner Zustandsgrößen. Das Prognosemodell benötigt Informationen zum mechanistischen Schadensverlauf je Zustandsmerkmal in Form einer Prozessfunktion. Die Ermittlung und Kalibrierung der Prozessfunktion stellt das Kernelement eines Bayes-Filters dar und stellt eine besondere Herausforderung dar. Das Modell kann anhand von weiteren externen Einflussgrößen erweitert werden.

Für die qualitative Bewertung der Auswertemethoden wurde eine Skala mit den Noten „sehr schlecht“ (--), „schlecht“ (-), „mittel“ (0), „gut“ (+) und „sehr gut“ (++) verwendet. Die Gesamtbewertung ergibt sich aus der Mittelung der Bewertungsnoten je Bewertungskriterium. Die nachfolgende Tabelle 13 fasst die zuvor beschriebenen Vor- und Nachteile der Auswertemethoden zusammen:

Tabelle 13: Bewertung probabilistischer Auswertemethoden in Bezug auf eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten

Bewertungskriterium		Markov-Prozess	Survival-Analyse	Bayes-Filter
1	Aufwand zur Datenaufbereitung	++	0	0
2	Zustandsbeschreibung	0	-	+
3	Realistische Abbildung von Zustandsverläufen	-	0	++
4	Berücksichtigung von Messfehlern	-	-	++
5	Komplexität der mathematischen Modellierung	+	+	-
Gesamtbewertung		0	0	+

Auf Basis der gewonnen Erkenntnisse und der oben dargestellten Eigenschaften der jeweiligen Auswertemethoden wird im Weiteren eine Modellierung mittels Bayes'schen Filtern angestrebt. Eine detaillierte Beschreibung dieser Auswertemethode erfolgt im nachfolgenden Kapitel 5.

4.7 Kapitelzusammenfassung

In der Literatur sind Markov'sche Entscheidungsprobleme weit verbreitet. 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 Parameter 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.

Ein wesentliches Merkmal der Survival-Analyse besteht darin, dass die Überschreitung eines definierten Qualitätsniveaus einer Fahrbahnoberfläche als „Ausfall“ bezeichnet wird [Klinghammer, Huber, Nagel 1997]. Es erfolgt hierbei lediglich eine Differenzierung, ob das definierte Qualitätsniveau innerhalb eines Zeitraumes überschritten wurde. 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 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, Smith 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., 2016a) diskutierten Zusammenhänge aus materialtechnischen Untersuchungen und der Zustandsentwicklung von Fahrbahnoberflächen bilden. Anhand von Bayes'schen Netzen könnte ein Modell 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.

5 ENTWICKLUNG UND VALIDIERUNG EINES PROBABILISTISCHEN PROGNOSEMODELLS

5.1 Allgemeines

Dieses Kapitel beinhaltet die Entwicklung und Validierung eines probabilistischen Prognosemodells. Dazu werden zunächst grundlegende Überlegungen zur Modellierung vorgenommen. Anschließend erfolgen erste Voruntersuchungen zu gemessenen Zustandsänderungen eines Straßennetzes in Hinblick auf den Einfluss von Messunsicherheiten bei der Zustandserfassung. Im Anschluss daran werden verschiedene Varianten des Bayes-Filters vorgestellt, die eine Berücksichtigung von Messunsicherheiten innerhalb eines Modells erlauben.

Das Kernelement dieses methodischen Ansatzes ist ein a priori festzulegendes Systemverhalten. Dieses wird mit Hilfe einer merkmalspezifischen Prozessfunktion beschrieben, welche aus den Daten sowie Überlegungen zum mechanistischen Werkstoffverhalten hergeleitet wird. Anhand des Bayes-Filters kann der wahrscheinlichste Zustand eines Auswerteabschnittes zum aktuellen Zeitpunkt abgeschätzt werden. Darauf aufbauend wird anhand dieser Prozessfunktion die zukünftige Zustandsverteilung prädiziert. Das entwickelte Modell wird zuletzt anhand eines unabhängigen Datensatzes validiert. Die grundlegende Methodik des Modellansatzes ist in der nachfolgenden Abbildung 26 skizziert.

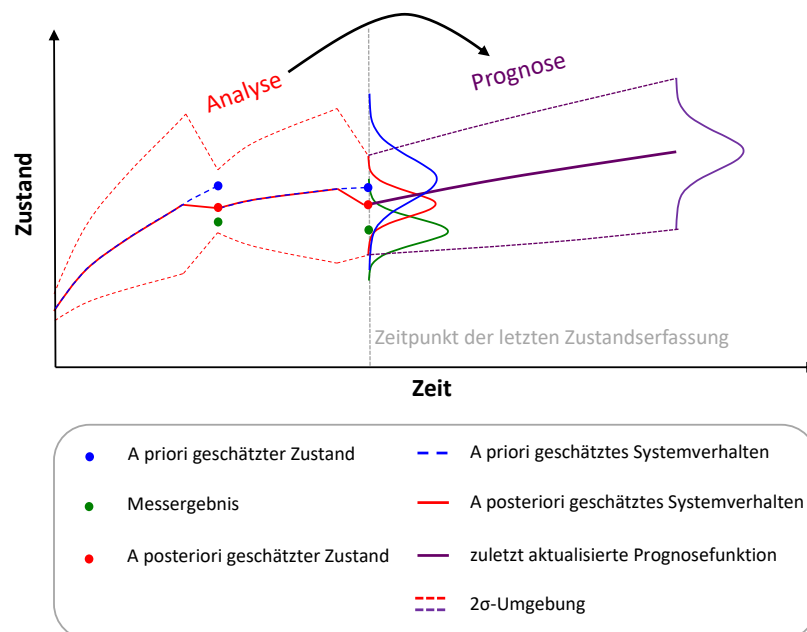


Abbildung 26: Methodik des Bayes-Filters zur Prognose von Straßenzustandsdaten

Die vorgestellten Varianten des Bayes-Filters werden dahingehend bewertet und verglichen, inwieweit diese den wahren Zustandsverlauf eines Auswerteabschnittes treffend abbilden. Diese Untersuchungen erfolgen im Rahmen einer Simulation. Dazu wird zunächst ein fiktiver Zustandsverlauf simuliert. Anschließend werden auf diesen idealen Zustandsverlauf zufällige innerhalb der Messpräzision liegende Fehlerterme hinzugefügt, die eine Messung des Zustandes zu verschiedenen Messzeitpunkten simuliert. Anhand der simulierten Messwerte und der Prozessfunktion schätzt das Filter schließlich den Zustandsverlauf. Die Abweichungen zwischen fiktivem und geschätztem Zustandsverlauf werden als Bewertungskriterium verwendet.

5.2 Vorüberlegungen zur Modellierung

Unter der Voraussetzung, dass valide Informationen zum Alter des Aufbaus vorliegen, ist es sinnvoll, die Daten nach Altersklassen zu gruppieren. Dazu muss die Entscheidung getroffen werden, ob das Alter der obersten Schicht oder der Tragschichten ausreichen, oder ob ein repräsentatives Alter des Schichtaufbaus ermittelt wird. Neben dem Alterungsprozess, der zu einer Veränderung der Materialeigenschaften, wie z. B. der Bindemitelegenschaften (Maschauer et al., 2020), führt, ist die vorhandene Verkehrsbelastung als maßgebende Einflussgröße (Arraigada et al., 2013) auf die Zustandsentwicklung bei der Modellierung zu berücksichtigen. Nach Schmuck und Hehenberger (1993) besteht zwischen dem Alter und der Verkehrsbelastung (Achsübergänge) eine direkte Wechselwirkung, sodass diese nicht getrennt voneinander betrachtet werden können. Die Gesamtbelastung ergibt sich aus dem über die Zeit auftretenden Schwerverkehr (SV), wobei sich hierbei beide Einflussgrößen überlagern.

Es wird davon ausgegangen, dass die Aufbauten der Bundesautobahnen für den bestehenden Verkehr nach einheitlichen Maßstäben dimensioniert wurden. Damit müsste an dieser Stelle nur auf die Belastung und nicht auf den Grad der Dimensionierung eingegangen werden.

Da der Schwerverkehr eine um den Faktor 10^4 höhere Belastung darstellt (Crantz, 1968), als der PKW-Verkehr und in der Regel nur den ersten bzw. maximal den zweiten Fahrstreifen nutzt, sind die Daten getrennt zu betrachten. Dazu könnte der SV-Anteil, sofern keine detaillierteren Zählungen verfügbar sind, anteilig über den Querschnitt verteilt werden. Die Datensätze ließen sich danach in vorher definierten SV-Klassen gruppieren. In erster Näherung wäre auch eine Aufteilung nach Fahrstreifen möglich.

Die Aufteilung auf die Hauptbauweisen Asphalt und Beton ist unabdingbar. Darunter wäre eine weitere Unterteilung, z. B. nach den unterschiedlichen Asphaltarten, z. B. der Deckschicht, sinnvoll. Jedoch führt jede weitere Unterteilung dazu, dass die Anzahl der vergleichbaren Elemente einer Gruppe immer geringer wird und somit die Belastbarkeit der statistischen Untersuchung beschränkt ist.

Wenn alle Daten auf ein Raster mit festen Auswertelängen heruntergebrochen werden, z. B. auf das bei der deutschen ZEB mit einer Rasterlänge von 100 m, erleichtert dies die statistischen Auswertungen, da eine Gewichtung der Abschnittslängen nicht erforderlich wäre. Allerdings kann dieser vereinfachte Ansatz nicht ohne Einschränkungen auf die Daten aus Österreich oder der Schweiz übertragen werden, da sich die Einteilung der Zustandsabschnitte über die Zeit z. T. verändert.

5.3 Voruntersuchungen

5.3.1 Übersicht zur zustandsbasierten Datengrundlage

Grundlage für die Auswertung der Zustandsdaten der Länder bilden die synchronisierten Ergebnisse von jeweils drei bzw. vier Kampagnen der Zustandserfassung. Für jedes Land standen diese Daten in einer eigenen Datenbank bereit. Im Rahmen der Auswertung dieser Daten wurden die Zustandsentwicklungen zwischen den Kampagnen (von einer zur nächsten bzw. übernächsten Kampagne), d. h. für einen Zeitraum von vier bzw. fünf Jahren in Form von Diagrammen dargestellt (siehe 10.5). Hierfür wurden alle Fahrstreifen in die Analyse miteinbezogen. Zustandsabschnitte, bei denen in mindestens einer der Kampagnen keine gültigen Zustandsgrößen vorlagen, wurden vor der Auswertung herausgefiltert. Die Diagramme wurden jeweils für die Bereiche ohne bauliche Maßnahmen und zum Vergleich für die Bereiche mit den ermittelten baulichen Maßnahmen erstellt. Die Anzahl der verfügbaren Datensätze ist in Abbildung 27 und Abbildung 28 aufgeführt. Die Zustandsgröße Oberflächenschäden (OFS) ist kein originäres Merkmal der ZEB. Sie ergibt sich in Deutschland aus der Summe der Risse und der sogenannten Restschadensfläche (RSF).

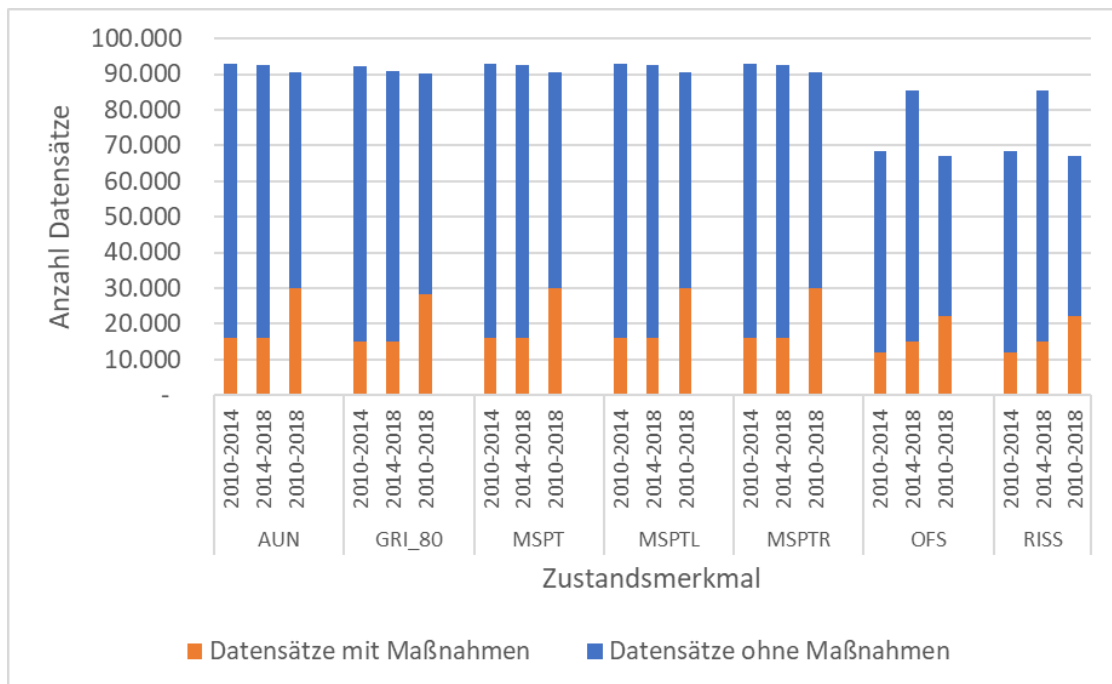


Abbildung 27: Anzahl der verfügbaren Datensätze mit Unterscheidung nach Maßnahmenbereichen in NRW

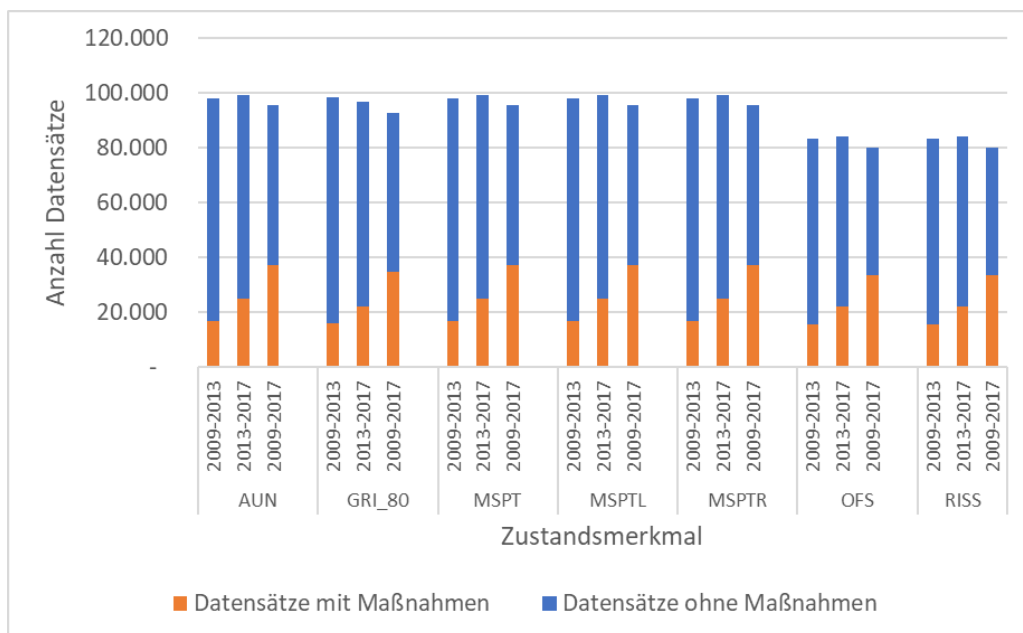


Abbildung 28: Anzahl der verfügbaren Datensätze mit Unterscheidung nach Maßnahmenbereichen in Bayern

Für die Auswertung der Zustandsentwicklungen und die Erstellung der Streudiagramme wurde die Software „R“ verwendet.

Die Darstellung ist vergleichbar mit einem Höhenprofil, bei dem die Ebenen gleicher Farbe die Bereiche markieren, in denen die gleiche relative Häufigkeit der Zustandsgrößen auftritt. Daher lässt sich anhand der Farbe erkennen, in welchem Bereich sich Zustandsveränderungen konzentrieren. Eine Übersicht zu diesen Veränderungen der Spurrinnentiefe ist für jedes Land in Abbildung 29 dargestellt.

Liegen Abschnitte unterhalb der orangen Diagonalen, so hat sich der Zustand der Querebenheit verbessert. Liegen sie darüber, so hat sich der Zustand im dargestellten Zeitraum verschlechtert. Unter der Annahme, dass von einer kontinuierlichen Zustandsverschlechterung der Straßenoberfläche auszugehen ist, wäre zu erwarten, dass sich die Werte überwiegend oberhalb der Diagonalen befinden. Aufgrund der nicht zu vermeidenden Streuungen, die sich meist proportional zum Niveau der Messgröße ausbreitet, sollte sich eine keulenförmige Fläche ausbilden. Da sich der Zustand bei den meisten Zustandsmerkmalen mit zunehmender Ausprägung auch rascher verschlechtert, ist zu erwarten, dass die Keule eine Verdrehung gegen den Uhrzeigersinn aufweist.

Zur weiteren Analyse der Zustandsentwicklung sind die Daten zusätzlich als 3-D-Darstellung und als Häufigkeitsverteilung visualisiert. Die Häufigkeitsverteilung kann als Normalverteilung angenähert werden und liefert eine Aussage über die Schiefe der Verteilung. Die grüne Fläche visualisiert eine Zustandsverbesserung, während bei der roten Fläche von einer Zustandsverschlechterung auszugehen ist.

Spurinnentiefe

**Aktuellste
Kampagne**

Bayern

2013-2017

NRW

2014-2018

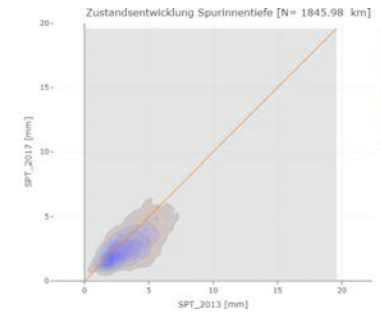
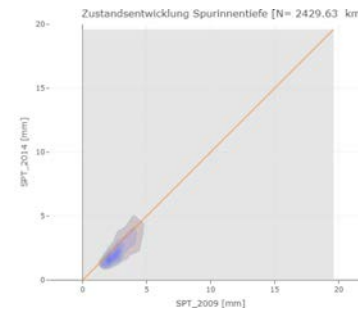
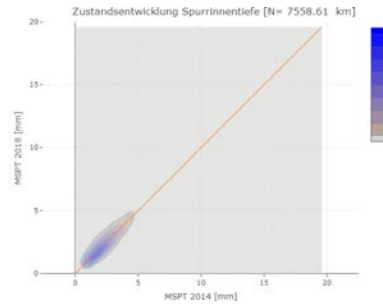
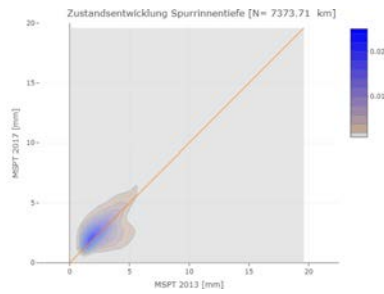
Österreich

2009-2014

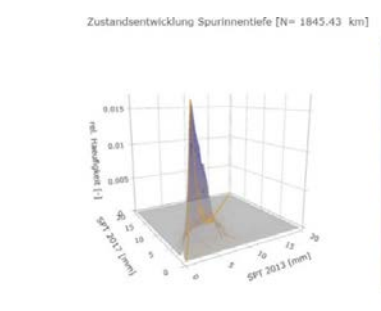
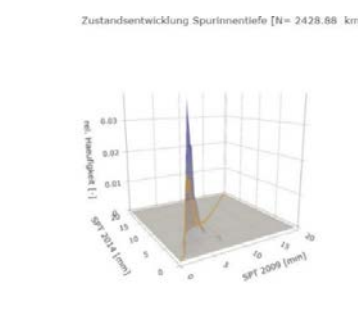
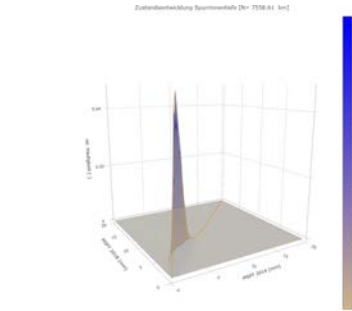
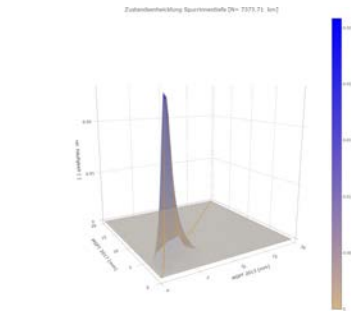
Schweiz

2013-2017

2-dimensionale
Zustandsveränderung



3-dimensionale
Zustandsveränderung



Relative Häufigkeit der
Zustandsveränderung

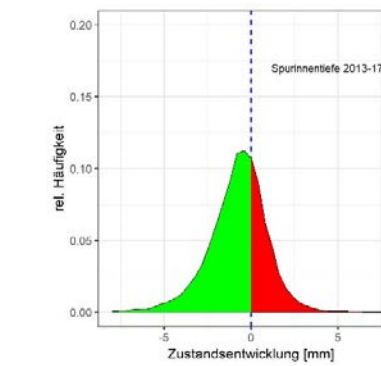
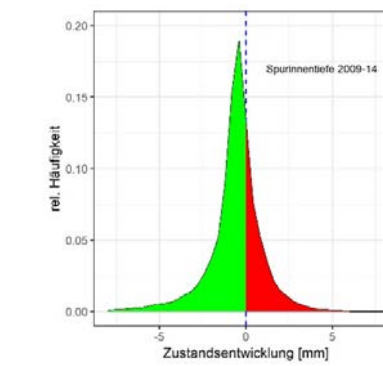
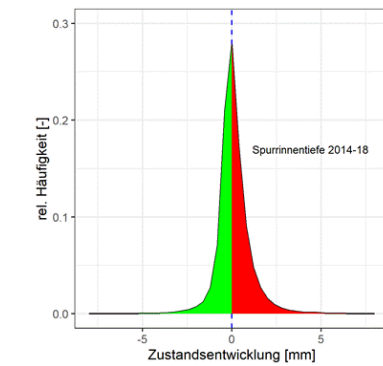
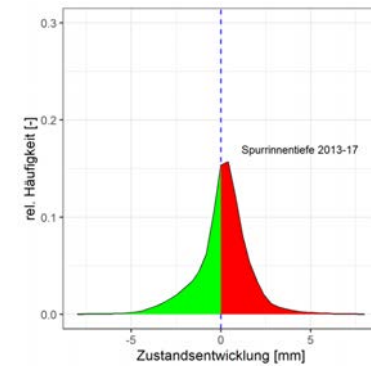


Abbildung 29: Übersicht der aktuellen Erhebungskampagne je Land für das Zustandsmerkmal Spurinnentiefe.

Im nachfolgenden Kapitel werden die Grafiken in lesbarer Größe abgebildet und diskutiert.

5.3.2 Übersicht zur Zustandsentwicklung der Länder

Für die Zustandsentwicklung des Merkmals Längsebenheit im Bundesland Nordrhein-Westfalen (Abbildung 30, links) ist zunächst erkennbar, dass sich der Großteil der Werte in einem sehr guten Zustand befindet. Der Warnwert der Zustandsgröße der Allgemeinen Unebenheit (AUN) beträgt bei der ZEB auf Bundesautobahnen 3 cm^3 und der überwiegende Teil weist Werte kleiner als 1 cm^3 auf. Die Werte streuen um die Diagonale und es zeigt sich die erwartete keulenförmige Fläche. Es ist kein eindeutiger Trend zu erkennen. Im rechten Diagramm ist die Zustandsentwicklung der Abschnitte mit baulichen Maßnahmen dargestellt. Die Abschnitte liegen erwartungsgemäß überwiegend unterhalb der Diagonalen. Der Zustand befand sich vor der Realisierung der Maßnahme vorwiegend in einem sehr guten Zustand.

Im zweiten Beispiel (Abbildung 31) werden die korrespondierenden Diagramme für das Bundesland Bayern dargestellt. Hier ist erkennbar, dass sich der Zustand in den Bereichen ohne bauliche Maßnahmen überwiegend verbessert hat. Dies ist vermutlich auf die angewandten Messverfahren zurückzuführen. Die Messungen wurden von zwei unterschiedlichen Erfassern realisiert, die bei der Berechnung der Höhenlängsprofile vermutlich unterschiedliche Filterungen vorgenommen haben. Das einheitliche Verfahren zur Berechnung der Höhenlängsprofile wurde 2014, d. h. nach den dargestellten Messungen, eingeführt.

Im Gegensatz zu den deutschen Ländern wurden in Österreich die von Maßnahmen betroffenen Abschnitte nicht visuell detektiert. Hier erfolgte eine Ableitung von Erhaltungsmaßnahmen aus den Baujahresangaben der Aufbaudaten. In Abbildung 32 erfolgt ein Vergleich der Zustandsentwicklung mit diesen Strecken, bei denen das Jahr der letzten Maßnahme zwischen den Jahren 2010 und 2013 in der Datenbank erfasst wurde. Dieser Vergleich wird für mehrere Merkmale, Spurrinntiefe, Griffigkeit und Längsebenheit dargestellt.

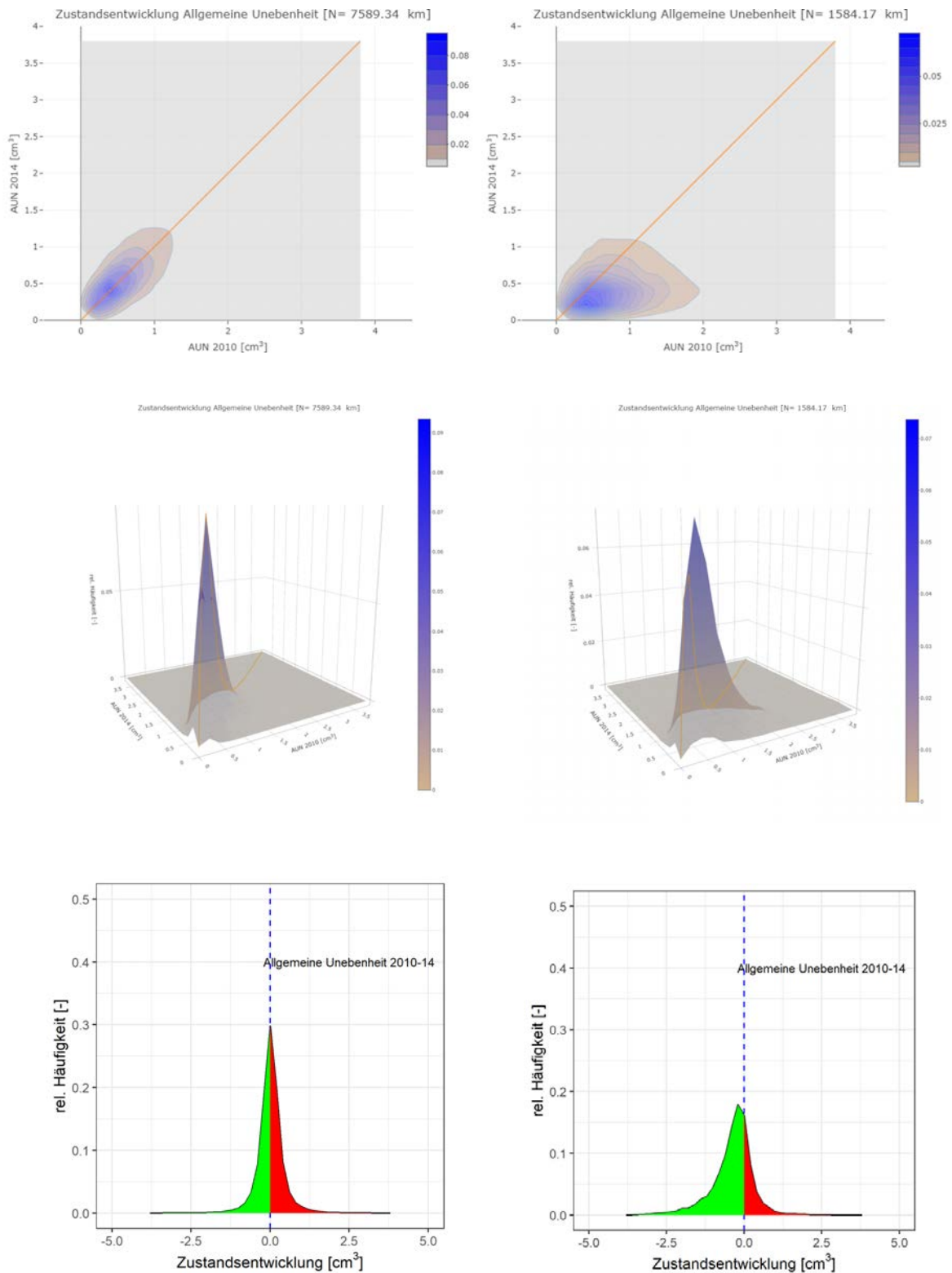


Abbildung 30: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße AUN (Bundesland NRW) (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)

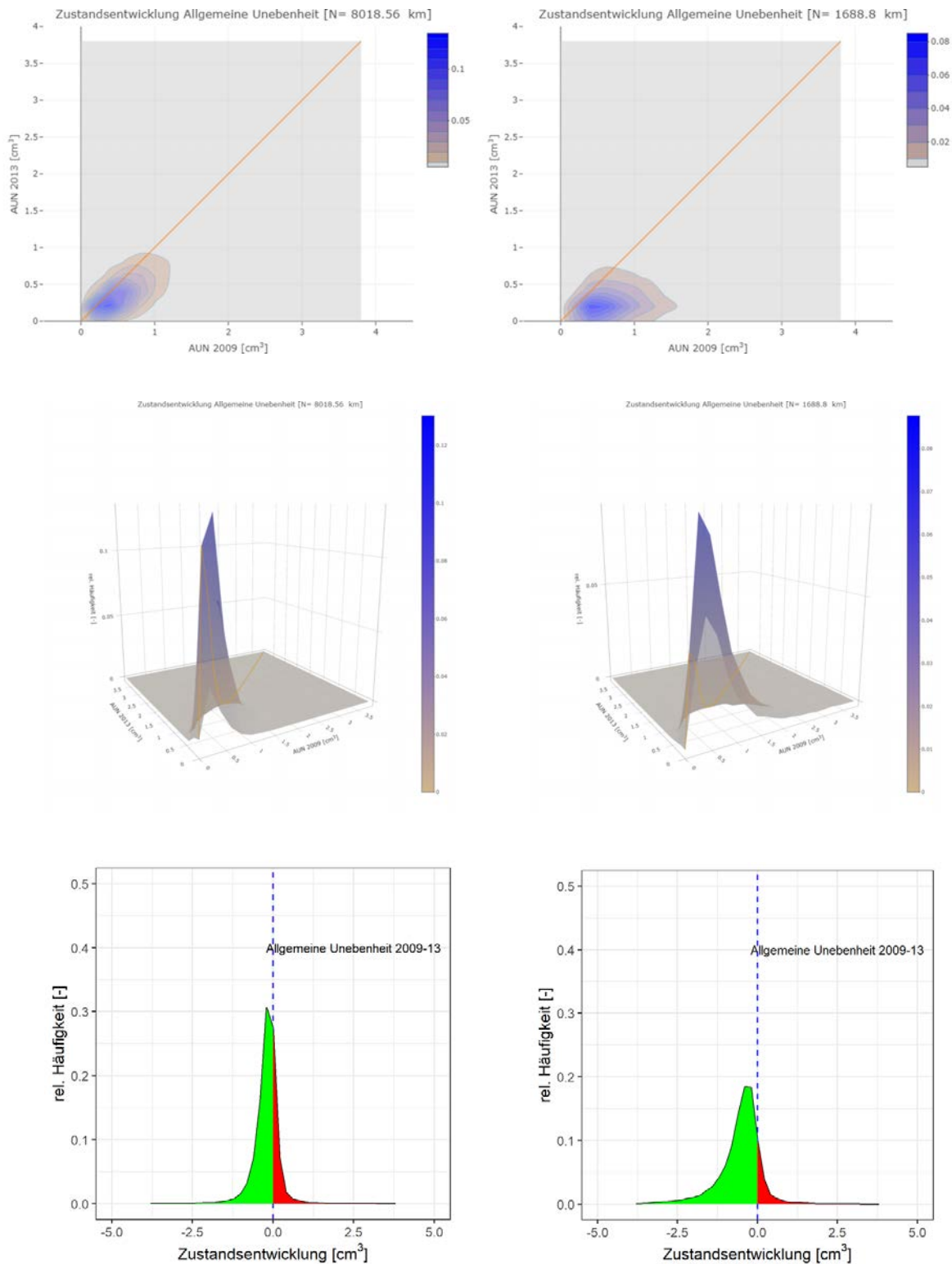


Abbildung 31: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße AUN (Bundesland Bayern) (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)

Jahr der letzten Maßnahme vor 2009

Jahr der letzten Maßnahme zwischen 2010-
2013

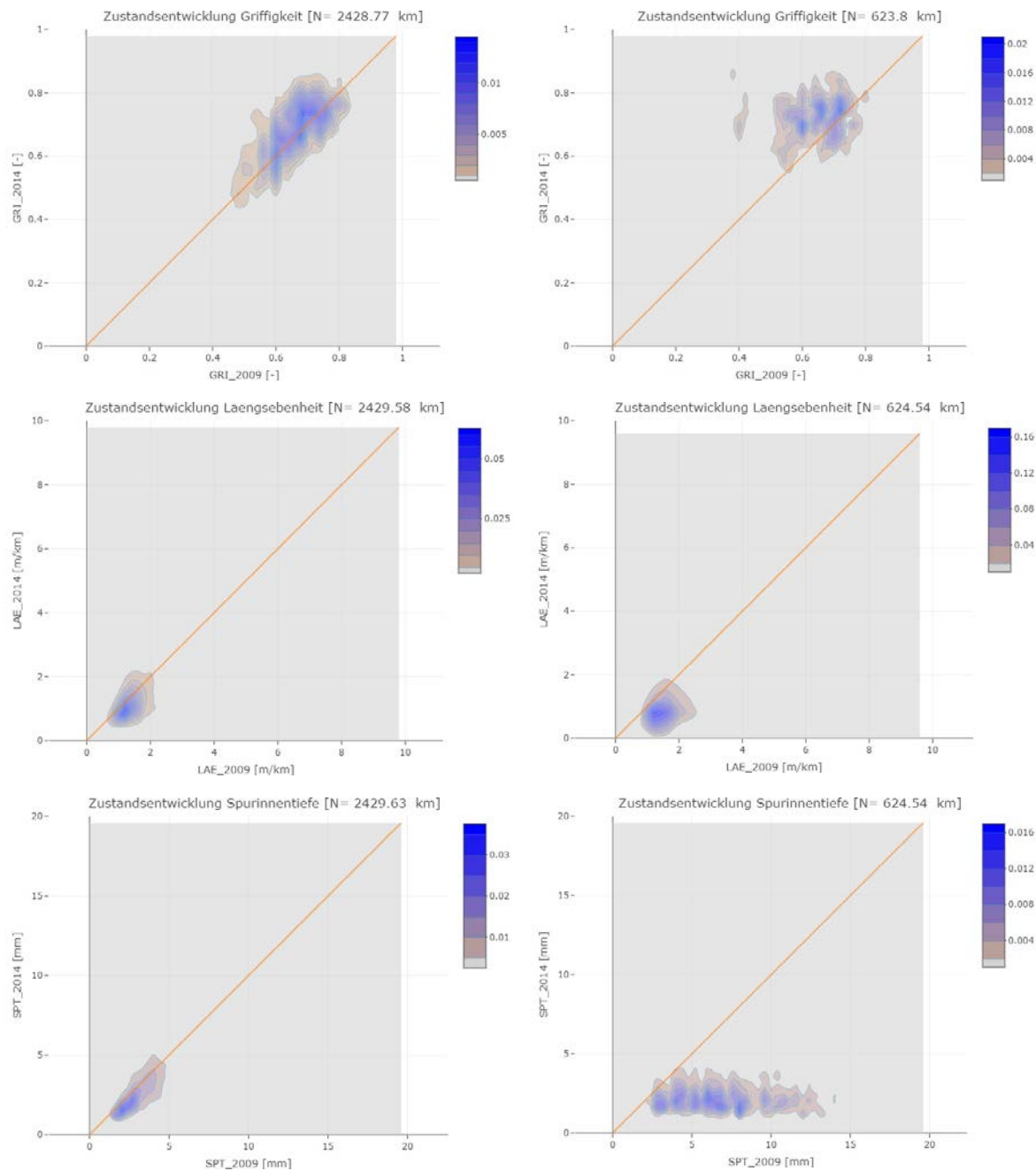


Abbildung 32: Vergleich der Zustandsentwicklung mit und ohne Maßnahmen 2009-2014 (Österreich)

Zusätzlich zu den aufgeführten Darstellungen der Zustandsentwicklungen lassen sich die für Deutschland bereitgestellten Rohdaten georeferenziert visualisieren. Die in Abbildung 33 dargestellten Daten wurden mit der Online-Visualisierung OnKo3 der Firma Heller ausgewertet. Beim Vergleich der Höhenlängsprofile für das Zustandsmerkmal Längsebenheit ist in vielen Bereichen zu erkennen, dass die im Jahr 2009 erfassten Daten bzw. daraus erstellten Profile langwellige Anteile enthalten, die in den Daten der Kampagne 2013 nicht wiederzufinden sind (Abbildung 33).

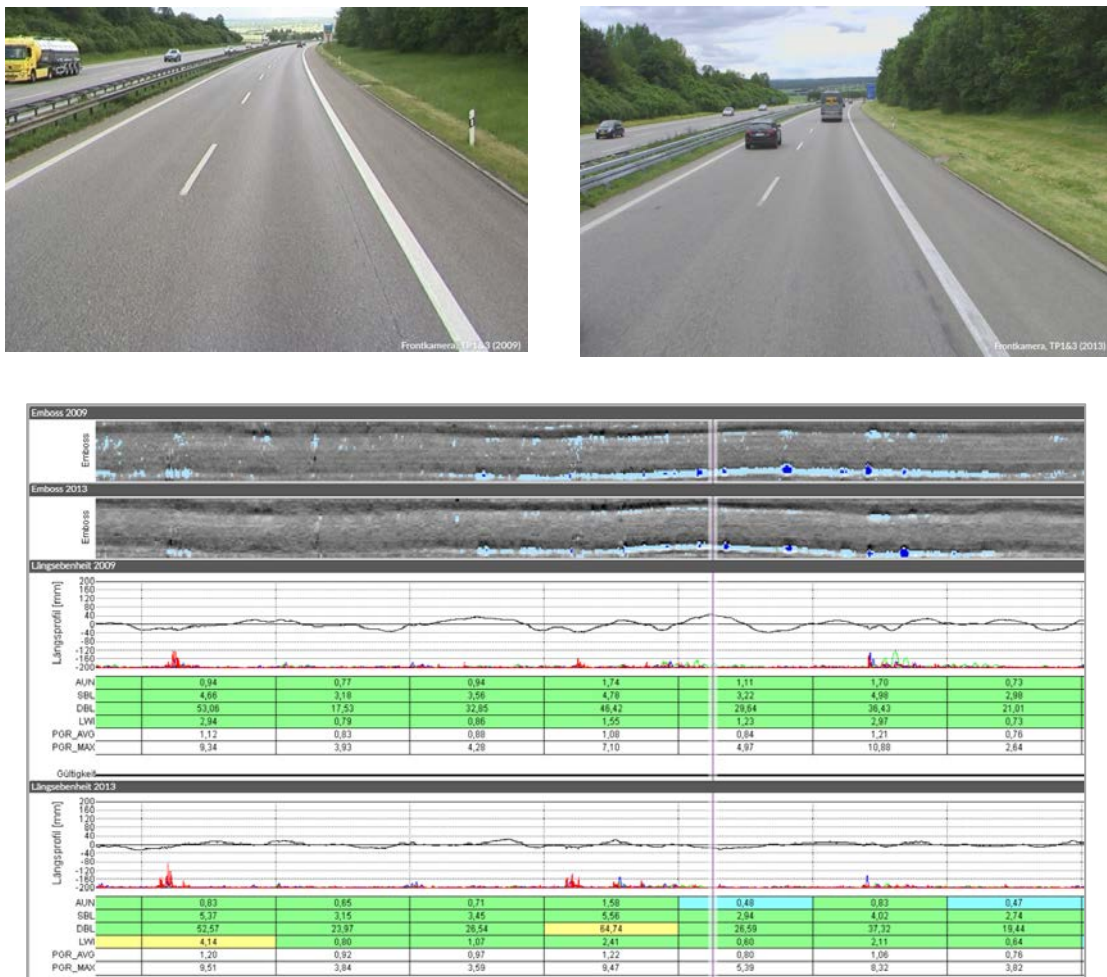


Abbildung 33: Vergleich der Höhenlängsprofile (Bundesland Bayern)

Bei der Zustandsgröße Spurrinnentiefe zeigt sich im Bundesland Bayern bei den Kampagnen 2009 / 2013 eine leichte Zustandsverschlechterung (vgl. Abbildung 34). Die Analyse zeigt, dass die Veränderungen überwiegend Spurrinnentiefe auf der linken Seite (MSPTL) zusammenhängen, während sich die Werte auf der rechten Seite weniger stark verändern.

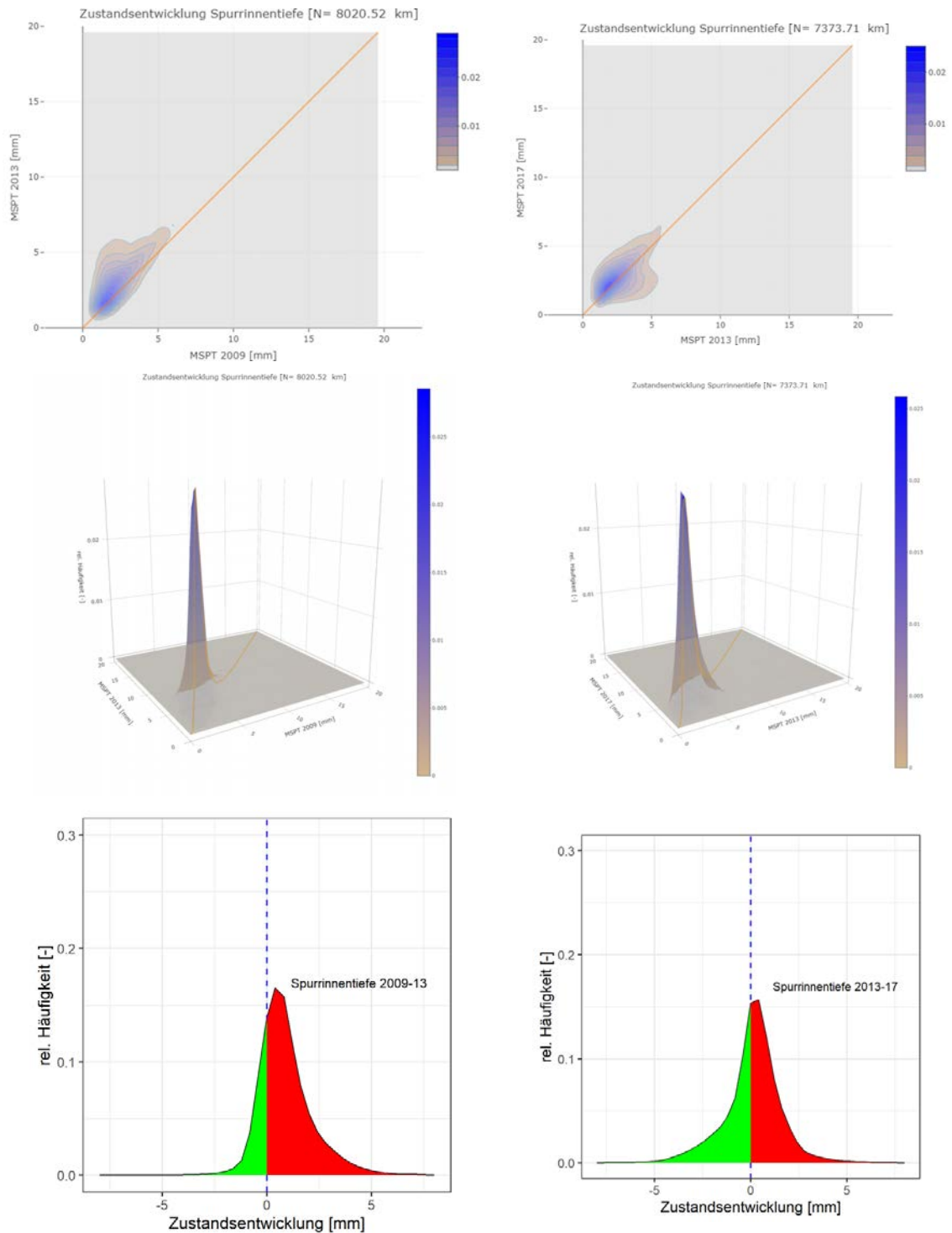


Abbildung 34: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße MSPT (Bundesland Bayern)

Bei der Griffigkeit zeigt sich an einem Beispiel (vgl. Abbildung 35) eine signifikante Zustandsverschlechterung zwischen den Kampagnen 2010 und 2014. Diese ist ggf. auf saisonale Schwankungen zurückzuführen. Im Zeitraum 2014 bis 2018 ändert sich der Zustand im Mittel kaum.

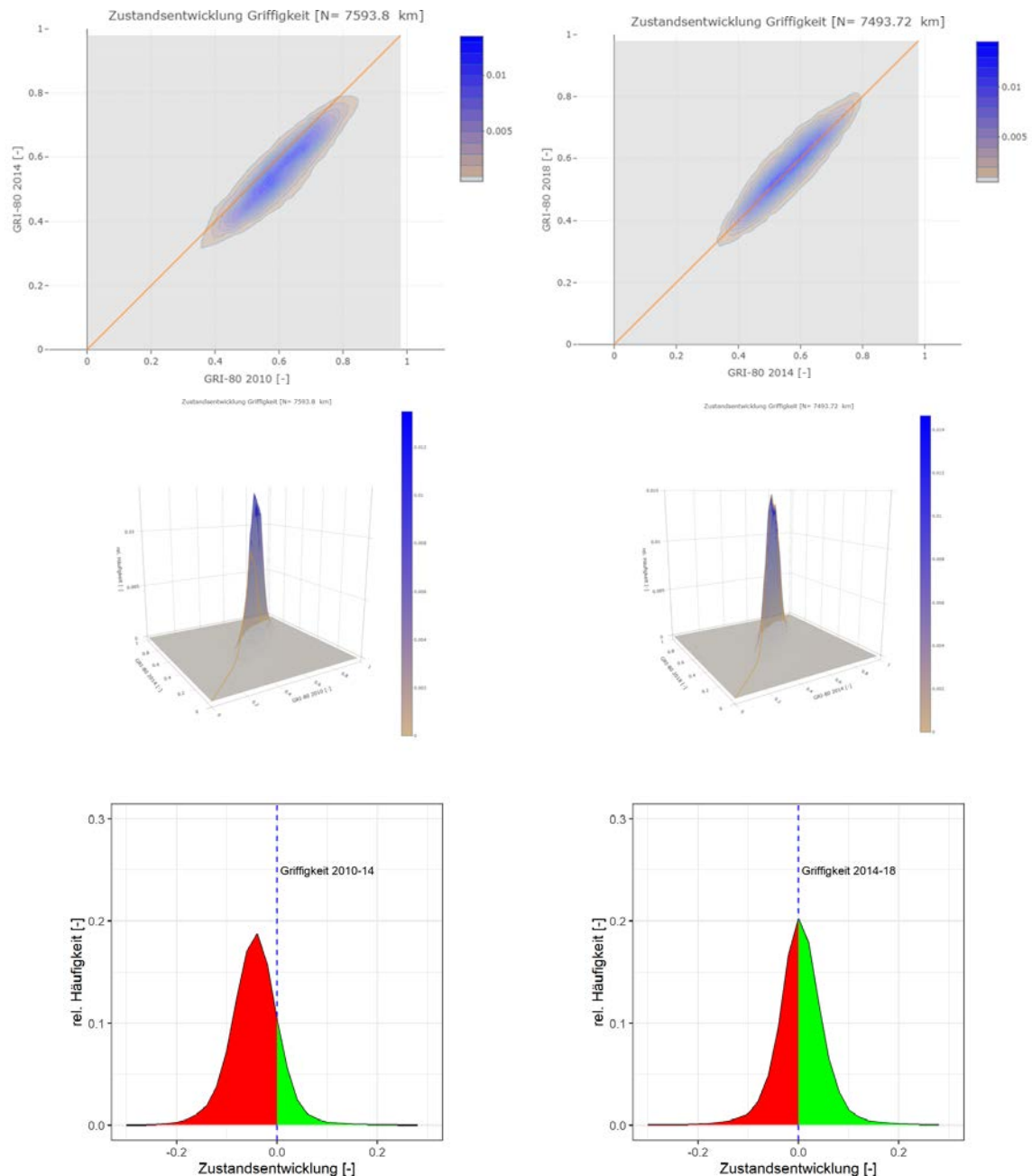


Abbildung 35: Beispiel zur Zustandsentwicklung der Zustandsgröße GRI (Bundesland NRW)

5.3.3 Verwendung von mehreren Kampagnen zur Ableitung und Verifizierung von Trends

Bei allen in Abbildung 36 dargestellten Entwicklungen für die Schweizer Nationalstraßen kann man unter der grünen Fläche eine Zustandsverbesserung und unter der roten eine Verschlechterung verstehen. Hier kann rein visuell abgeleitet werden, dass die Grafik zur Zustandsentwicklung der Spurrinnentiefe 2013-17 (ganz oben rechts) mehr Strecken mit Zustandsverbesserung (grün) als Strecken mit Zustandsverschlechterung (rot) zeigt.

Mit mehr Kampagnen gibt es die Möglichkeit, weitere Unterschiede zwischen den Kampagnen zu untersuchen. Um die Zustandsverbesserung der Spurrinnentiefe 2013-17 besser zu verstehen, kann zum Beispiel der doppelte Übergang von Kampagne 2009 bis Kampagne 2017 verwendet werden, um zu sehen, ob über längere Zeit auch eine Zustandsverbesserung gemessen wird. Im Rahmen der Analyse werden nur die Fahrstreifen-km betrachtet, die eine Zustandserfassung per Zustandsmerkmal bei allen Kampagnen erfasst haben, und das Baujahr der Deckschicht vor der frühesten Kampagne liegt.

In Abbildung 37 tendiert die Zustandsentwicklung der Spurrinnentiefe von Kampagne 2009 bis 2017 eher zu einer Zustandsverschlechterung, obwohl eine Zustandsverbesserung zwischen Kampagnen 2013 und 2017 vorhanden ist. Ein möglicher Grund dafür ist eine Messungenauigkeit in Kampagne 2013 oder eine nicht erfasste Sanierungsmaßnahme zwischen Kampagnen 2013 und 2017. In der Abbildung sieht man auch, wie der doppelte Übergang die Zustandsverschlechterung der Längsebenheit über die Jahre hervorhebt.

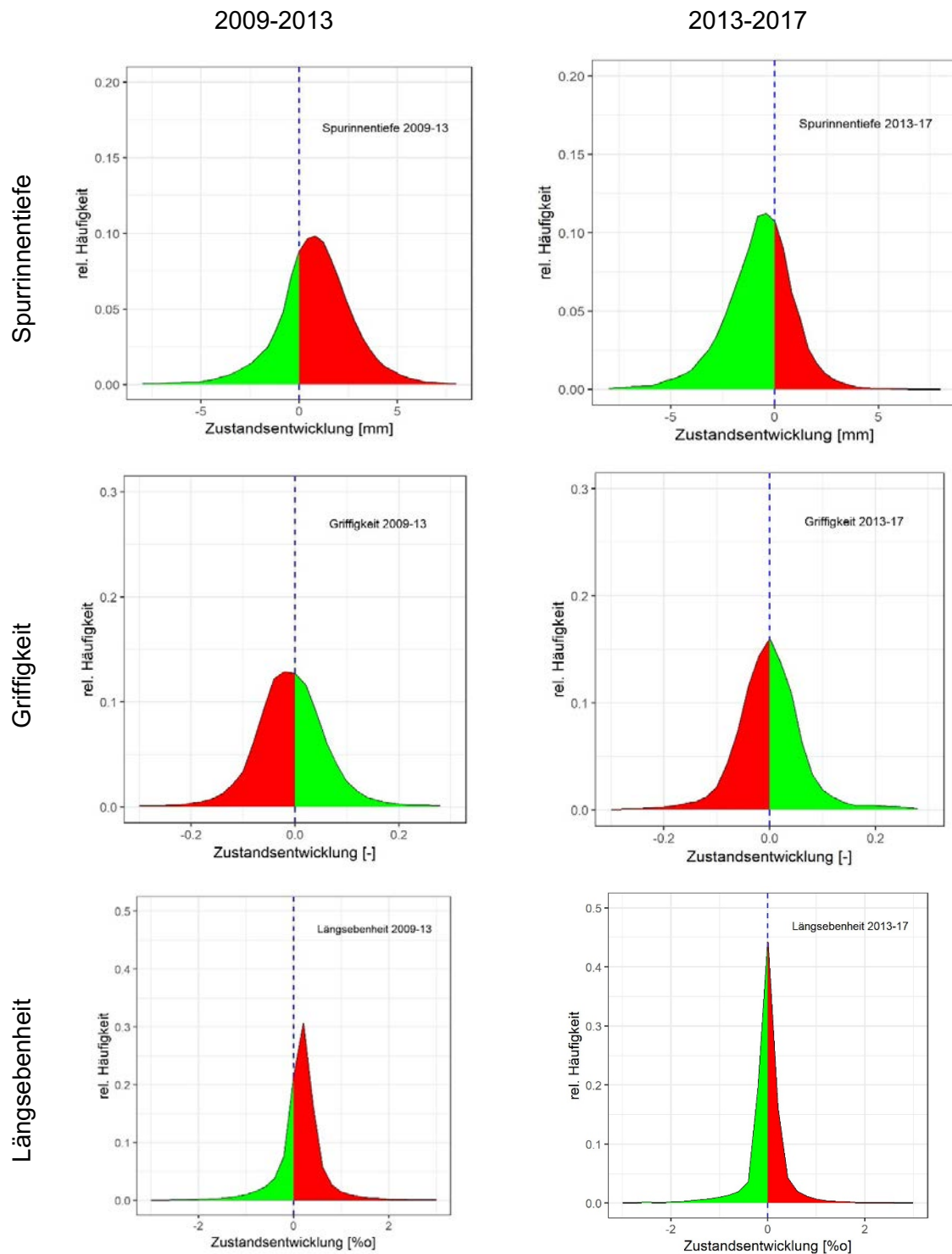


Abbildung 36: Vergleich der Zustandsentwicklungen 2009-13 und 2013-2017 in CH

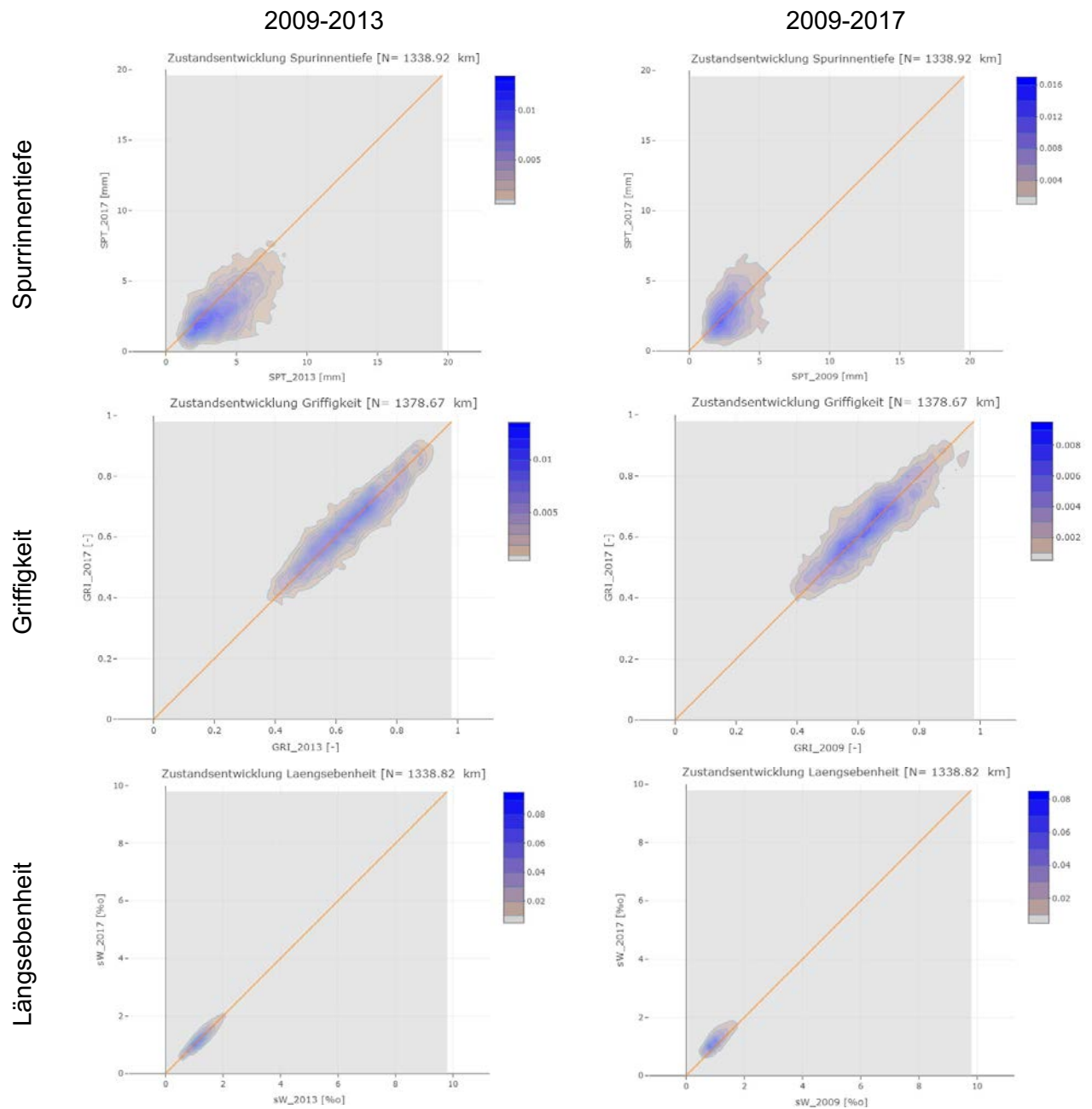


Abbildung 37: Vergleich der Zustandsentwicklungen in der Schweiz zwischen 2009-2013 und 2009-2017, mit Auswerteabschnitten, deren Baujahr vor 2009 liegt.

5.3.4 Präzision und Richtigkeit von Messergebnissen

Die Zustandsgrößen der Netzabschnitte, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten (Kampagnen) erfasst bzw. aus Messwerten berechnet wurden, bilden die Grundlage für die im gegenständlichen Projekt zu erarbeitenden probabilistischen Modellen. Die Zustandsdaten müssen dafür die erforderliche Genauigkeit bzw. Wiederholgenauigkeit aufweisen. Die Genauigkeit lässt sich wie folgt beschreiben:

Das Ziel einer Messung ist die Ermittlung des wahren Wertes einer physikalischen Größe (Mühl, 2014). Jede Messung ist jedoch natürlichen Schwankungen unterworfen, die das einzelne Messergebnis beeinflussen. Diese natürlichen Schwankungen sind durch die Unvollkommenheit der Messeinrichtung, des Messverfahrens oder durch Umweltbedingungen bedingt, sodass der wahre Wert der zu bestimmenden Größe nicht exakt bestimmt werden kann. Die bei Messungen beobachtete Streuung des Messergebnisses kann sowohl durch zufällige als auch systematische Fehler beeinflusst werden. Systematische Messabweichungen bewirken eine Verschiebung des Messergebnisses vom wahren Wert. Demgegenüber stehen zufällige und bis zu einem gewissen Maß nicht beherrschbare Messabweichungen, die zu einer Streuung der Messwerte führen.

Die aus systematischen und zufälligen Messabweichungen zusammengesetzten Messergebnisse stellen zugleich die Genauigkeit eines Messverfahrens dar. Oftmals ist eine Trennung von unbekannten systematischen und zufälligen Messabweichungen äußerst schwierig oder kann nur mit sehr hohem Aufwand erfolgen (ebd.).

Je nach Stärke des Einflusses von systematischer und zufälliger Messabweichung ergeben sich unterschiedliche Streuungen des Messergebnisses (Pretzsch, 2009). Der in Abbildung 38 dargestellte erste Fall (a) beschreibt das Messergebnis einer optimalen Messung, bei dem kein systematischer Fehler und nur eine geringe zufällige Streuung der Messergebnisse vorliegt. Der zweite Fall (b) beschreibt ein Messergebnis, welches zwar eine geringe zufällige Streuung aufweist, jedoch eine konstante Abweichung vom wahren Wert beinhaltet. Die Streuung der Messergebnisse ohne systematische Abweichung, jedoch mit einer hohen zufälligen Streuung, ist in Fall (c) abgebildet. Den ungünstigsten Fall stellt Variante (d) dar, bei dem die Messergebnisse sowohl durch einen systematischen Fehler konstant verschoben werden als auch durch eine vergleichsweise geringe Präzision gekennzeichnet sind. In der nachfolgenden Abbildung 38 sind die üblicherweise verwendeten Kriterien Richtigkeit und Präzision zur Bewertung der Genauigkeit einer Messung grafisch dargestellt (Mühl, 2014).

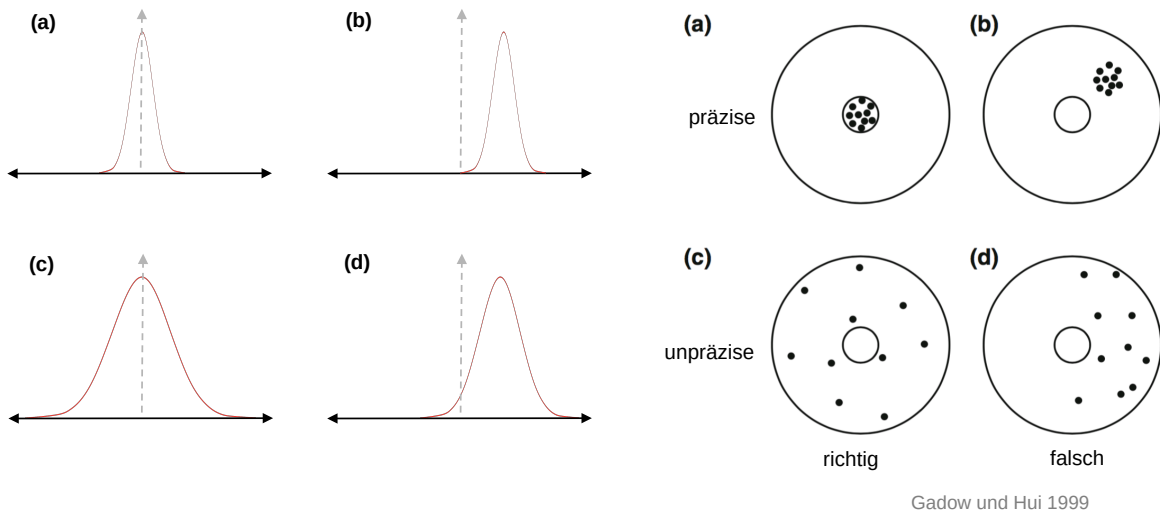


Abbildung 38: Kriterien zur Beschreibung der Genauigkeit (Präzision und Richtigkeit) (Mühl, 2014)

Die Richtigkeit eines Prüfverfahrens kann durch eine Analyse des Messvorgangs auf systematische Fehler getestet werden. Je nach Komplexität des Messvorgangs kann eine Vielzahl an Ursachen bestimmt werden, die zu einer systematischen Verschiebung des Messergebnisses führen können. Die Ermittlung der Präzision eines Messverfahrens hingegen erlaubt Aussagen zur Qualität der erfassten Messwerte und beschreibt mit welchen Streuungen unter Ausschluss von systematischen Messabweichungen üblicherweise zu rechnen sind.

Bei der Zustandserfassung und -bewertung werden einzelne Zustandsgrößen messtechnisch erfasst bzw. aus messtechnisch ermittelten Werten berechnet. Dieses betrifft die Quer- und Längsunebenheit sowie die Griffigkeit. Bei den Substanzmerkmalen der Oberfläche konnte die Schadenserkennung bisher nicht zufriedenstellend automatisiert werden. Die Auswertung erfolgt bisher durch geschulte Auswerter auf der Grundlage des örtlich aufgezeichneten Oberflächenbilds anhand vorgegebener Regeln. Die Zustandsgrößen werden damit formell nicht messtechnisch ermittelt.

Die für die Zustandserfassung verwendeten Messverfahren wurden im Laufe der Jahre standardisiert und unterliegen einer strengen Qualitätssicherung. Ziel ist es dabei, die systematischen Fehler zu eliminieren und die zufälligen Fehler zu minimieren. Die Regelungen werden bei der Ausschreibung von Leistungen zur Zustandserfassung getroffen. Mit den ZTV ZEB-StB (2006) wurde erstmals für die Bundesfernstraßen ein aussagekräftiges Regelwerk als Grundlage für die Qualitätssicherung geschaffen.

Diese werden zum Teil und wenn möglich anlehnend für die übrigen deutschen Straßen und auch in Österreich und der Schweiz bei Ausschreibungen zu Grunde gelegt. In diesen wird für alle eingesetzten Messgeräte eine Betriebszulassung gefordert, bei der die Messapparaturen durch eine unabhängige Stelle überprüft werden. Zudem werden regelmäßig Kontrollprüfungen, Fremd- und Eigenüberwachungen realisiert. Die Messergebnisse sowie die Zustandsrohdaten von Bundesfernstraßen werden darüber hinaus durch einen externen Qualitätssicherer stichprobenhaft überprüft (FGSV, 2006). Die wesentlichen Einflussfaktoren auf die Genauigkeit bzw. Wiederholgenauigkeit lassen sich wie folgt gruppieren: Einige Faktoren können je nach Ausprägung bzw. Häufigkeit als zufällige bzw. als systematische Abweichungen klassifiziert werden.

Ursachen für systematische Messabweichungen

Messverfahren

- Kalibrierung der Lasersonden bzw. des Messsystems (Ebenheit)
- Kalibrierung der Kraftmessdose, der Temperatursensoren (Griffigkeit)
- Annässhvorrichtung bzw. Schräglaufwinkel (Griffigkeit)
- Temperatur des Messwassers (Griffigkeit)
- Qualität des Oberflächenbilds / Frontbilds (Substanzmerkmale)
- Eigenschaften und Vorbereitung der Messreifen (Griffigkeit)
- Synchronisierung der Datenströme zum Messweg bzw. zur GPS-Koordinate (alle)

Durchführung der Messung

- Messspurlage quer zur Fahrbahn bzw. Position des Messsystems (Ebenheit, Griffigkeit)

Auswertung

- Interpretation der Auswerteregeln (Substanzmerkmale)
- Algorithmen zur Erfassung bzw. Auswertung der Maschinenrohdaten (Ebenheit, Griffigkeit)
- Änderung der Verfahren für die Auswertung (Berechnung der Zustandsgrößen)
- Segmentierung (quer) des Oberflächenbilds (Substanzmerkmale)
- Ausschluss ungültiger Daten (Ebenheit, Griffigkeit und Substanzmerkmale)
- Zuordnung der Daten zum korrekten Fahrstreifen bzw. zur korrekten Station (alle)

Messobjekt bzw. Umwelt

- Fahrbahnübergangskonstruktionen (Ebenheit)
- Verschmutzung bzw. Nässe (Ebenheit, Griffigkeit und Substanzmerkmale)
- Sonnenlicht, Schattenwurf (Substanzmerkmale)
- Temperatur des Fahrbahnbelags (Ebenheit, Griffigkeit und Substanzmerkmale)

- Textur der Oberfläche z. B. gefräste Rillen, offene Poren (Ebenheit und Griffigkeit)
- Markierungen und Fugen (Ebenheit und Griffigkeit)

Ursachen für zufällige Messabweichungen

Messverfahren

- Präzision der Lasersonden, Rauheit der Oberfläche (Ebenheit)
- Verwindung (dynamische Schwingungen) des Messsystems (Ebenheit)
- Dynamik des Messsystems (Griffigkeit)

Durchführung der Messung bzw. Auswertung

- Messspurlage quer zur Fahrbahn (Ebenheit und Griffigkeit)
- Zuordnung des Datenstroms zum Auswerteabschnitt, Genauigkeit der GPS-Koordinaten (längs)
- Versehentlich übersehene, zu viel markierte bzw. nicht regelkonform klassifizierte Schäden (Substanzmerkmale)
- Segmentierung (quer) des Oberflächenbilds (Substanzmerkmale)

Messobjekt bzw. Umwelt

- Oberflächeneigenschaften der Fahrbahn, z. B. Temperatur bzw. Feuchte, die die Ausprägung der Zustandsmerkmale lokal beeinflussen (Ebenheit, Substanzmerkmale)

5.3.5 Qualitätssicherung ZEB

Deutschland

Die für die Zustandserfassung verwendeten Messverfahren wurden von der Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt) standardisiert und unterliegen einer strengen mehrstufigen Qualitätssicherung. Ziel ist es dabei, die systematischen Fehler zu eliminieren und die zufälligen Fehler auf ein Mindestmaß zu minimieren. Um ZEB Messungen durchführen zu können, müssen die dafür vorgesehenen Messgeräte über eine Betriebszulassung verfügen, bei der alle relevanten an den Fahrzeugen verbauten Messsysteme durch speziell entwickelte Testverfahren und Messungen auf Prüfstrecken kontrolliert werden. Darüber hinaus wird die zurzeit noch manuell realisierte Schadensauswertung durch eine Vergleichsmessung geprüft. Die Betriebszulassung erfolgt durch die BASt und ist jeweils für einen Zeitraum von zwölf Monaten gültig. Zudem werden regelmäßig Kontrollprüfungen und Fremdüberwachungen realisiert. Dabei werden die Messdaten des Erfassers mit den Daten eines Messfahrzeugs der BASt verglichen.

Während der projektbezogenen Messungen müssen die Erfasser Eigenüberwachungen, d. h. regelmäßige Wiederholungsmessungen auf einer vorher bestimmten Strecke

durchführen. Abschließend werden bei jedem ZEB-Projekt auf Bundesfernstraßen die erfassten Rohdaten und daraus ermittelten Ergebnisse durch einen unabhängigen Gutachter im Rahmen des sogenannten Teilprojektes 4 (Qualitätssicherung bzw. Aus- und Bewertung) geprüft. Die Prüfungen umfassen automatische Analysen, bei denen die Daten auf offensichtlich nicht plausible Einträge untersucht werden und manuelle Stichproben, bei denen die Schadenserfassung detailliert geprüft bzw. die Daten der Lasersonden und des Seitenkraftmessverfahrens anhand der Streckenbilder und Daten aus vorangehenden Kampagnen überprüft werden. Die Ergebnisse der Qualitätssicherung werden projektbezogen in Form von Prüfberichten dokumentiert und fließen in die Weiterentwicklung des Verfahrens ein (FGSV, 2006).

Österreich

Die Zustandserfassung und -bewertung ZEB erfolgt in Österreich gemäß den in den RVS (RVS-Reihe 11.06.65-11.06.69, 11.06.74) definierten Anforderungen alle 4 Jahre. Alle Messverfahren für die relevanten Merkmale der Fahrbahnoberfläche (vgl. Kapitel 2.2.2) sind zudem in den österreichischen Normen durch die Europäischen Normen und technischen Spezifikationen verankert und standardisiert (OENORM B 3591, OENORM EN 13036-5/6/8, ONR CEN/TS 13036-2, ONR CEN/TS 15901-1). Rohdaten und Oberflächenbilder sind bei Bedarf beim Erfasser verfügbar und können für nachträgliche Auswertungen genutzt werden. In Bezug auf die Qualitätssicherung zur Plausibilisierung der Daten erfolgt bei der ASFINAG eine interne Prüfung bevor diese in die vorhandene Datenbank bzw. des Infrastruktur-Management-Tool IMT als neue Zustandskampagne für das Fahrbahninventar historisiert abgelegt werden.

Schweiz

In der Schweiz werden die Nationalstraßen in einem Vier-Jahres-Rhythmus einer Kampagne der Zustandserfassung und -bewertung ZEB unterzogen. Dabei werden gemäß VSS-Norm (VSS 40925) die relevanten Zustandsmerkmale (vgl. Kapitel 2.2.2) durch eine visuelle bzw. videotechnische und messtechnische Erfassung der jeweiligen Zustandsgrößen erhoben und gemäß der standardisierten Normierungsfunktionen bewertet. Die Anforderungen an die Fahrbahnoberfläche mit definierten Abnahmewerten und für die Verkehrssicherheit relevanten Schwellenwerten sind ebenfalls im VSS-Normenwerk standardisiert (VSS 40525). Die Messverfahren für die relevanten Merkmale der Fahrbahnoberfläche (vgl. Kapitel 2.2.2) sind analog zu Österreich durch die im

schweizerischen Normenwerk verankerten Europäischen Normen und technischen Spezifikationen standardisiert (VSS 40511/40512/40517/40518, SN 640512-4, SN 640513-8/10, SN 640516-7). Die bei der Messung anfallenden Rohdaten werden aktuell für den Bedarfsfall weder beim ASTRA noch bei den Erfassungsfirmen abgelegt. Vor einer historisierten Ablage in der Straßendatenbank MISTRA Trasse werden die Daten intern manuell auf Plausibilität geprüft.

5.4 Modellvarianten

5.4.1 Allgemeines

Bayes'sche Inferenzen bilden die Grundlage, um a priori vorhandenes Wissen zum Zustandsverhalten mit aktuellen Messdaten zu kombinieren. Dies stellt einen der wesentlichen Vorteile des Bayes'schen Ansatzes dar, der sich insbesondere in der frühen Lebensphase eines Elementes bemerkbar macht, wenn nur sehr wenige Informationen zum tatsächlichen Zustandsverhalten anhand von Messungen vorliegen (Kim, 2007). Bayes-Filter sind modellbasierte Filterverfahren und benötigen aufgrund dessen essentiell ein mathematisches Modell für die Prozess- und Messgleichung (Garcia, 2014). Für eine erfolgreiche Anwendung von Bayes-Filtern ist die Entwicklung von aufgabenspezifisch optimalen Modellen erforderlich. Insbesondere die Charakterisierung und Modellierung des stets unbekannten, aber für die erzielbare Genauigkeit kritischen, Prozessrauschens ist ein schwieriges und im Allgemeinen nicht optimal lösbares Problem. Je besser das zugrundeliegende Modell und je mehr Informationen über den Systemzustand aus unsicheren Messungen extrahiert werden können, desto besser ist es möglich, Zustand und Zustandsentwicklung des betrachteten dynamischen Systems abzuschätzen. Alle Varianten des Bayes-Filters beinhalten die beiden Berechnungsschritte „Prädiktion“ und „Update“ (vgl. Abbildung 39).

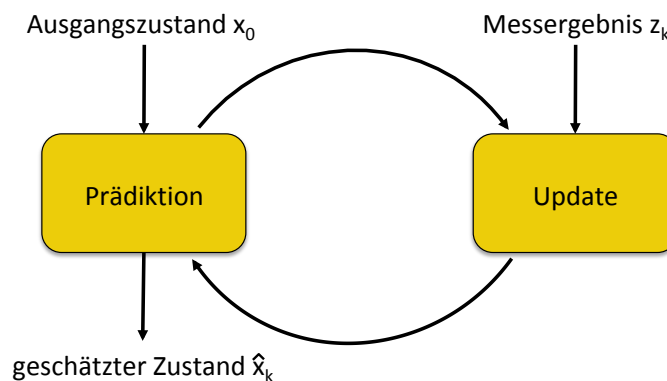


Abbildung 39: Berechnungsschritte innerhalb eines Bayes-Filters (Labbe, 2018)

Im nachfolgenden Abschnitt werden verschiedene Varianten von Bayes-Filtern erörtert und anhand eines fiktiven Auswerteabschnittes exemplarisch angewendet. Es werden die folgenden Variationen von Bayes-Filtern untersucht:

- Kalman-Filter
- Extended Kalman-Filter
- Unscented Kalman-Filter
- Partikel-Filter

Dazu werden die jeweiligen Vor- und Nachteile der Filtervarianten vorgestellt und anhand einer exemplarischen Anwendung getestet. Abschließend erfolgt eine vergleichende Gegenüberstellung und eine Bewertung inwieweit eine Anwendung von Straßenzustandsdaten zweckmäßig ist.

Im Rahmen der Anwendung der Bayes-Filter erfolgt zunächst eine erste Abschätzung der Prozessfunktion. Eine Grundvoraussetzung zur Erzielung guter Ergebnisse besteht in der korrekten Annahme und Vorgabe eines Systemverhaltens. Dies stellt zugleich den wichtigsten und schwierigsten Arbeitsschritt innerhalb der Modellierung dar. Anschließend werden die Filter anhand einer breiten Variation möglichen Zustandsverläufen auf Basis von simulierten und tatsächlichen Messdaten getestet.

5.4.2 Kalman-Filter

Das Kalman-Filter (KF) zählt zu den am weitesten verbreiteten Ansätzen Bayes'scher Filter und wurde in den 1950er Jahren von R. Kalman entwickelt (Kalman, 1960). Das Filter liefert eine Schätzung eines dynamischen Systems anhand von vorherigen Messungen und einem Systemverhalten. Auf Basis der Informationen aus dem vorherigen Zeitintervall wird mittels einer a priori Funktion der wahre Zustand eines Systems zum nächsten Zeitschritt prognostiziert (Sherlock & Herbst, 2003). Das Kalman-Filter liefert optimale Lösungen, wenn die folgenden Randbedingungen erfüllt sind:

- unimodale Modellierung
- additives und gaußverteiltes Sensordaten
- lineares und gaußverteiltes Systemverhalten
- lineares Messmodell

Im Nachfolgenden werden die Grundgleichungen in Anlehnung an (Heunecke, 1995), (Welsch, Heunecke & Kuhlmann, 2000) und (Ramm, 2008) vorgestellt.

Prädiktion

Die Prädiktion eines Zustands von Zeitpunkt t nach $t + \Delta t$ erfolgt anhand eines linearen Zusammenhangs:

$$\bar{x}_{k+1} = A \cdot \hat{x}_k + B \cdot w_k$$

mit	$\bar{x}_{k+1}$	Systemzustand zum nächsten Zeitpunkt $k+1$
	$\hat{x}_k$	Systemzustand zum aktuellen Zeitpunkt k
	A	Transitionsmatrix
	w_k	Prozessrauschen zum aktuellen Zeitpunkt k
	B	Störgrößenmatrix

Die zugehörige Kovarianzmatrix der Prädiktion ergibt sich aus der Kovarianzmatrix des Ausgangszustands und der Kovarianzmatrix des Prozessrauschens zu:

$$\bar{P}_{k+1} = A \cdot P_k \cdot A^T + Q_k$$

mit	$\bar{P}_{k+1}$	Kovarianzmatrix der Prädiktion zum nächsten Zeitpunkt $k+1$
	P_k	Kovarianzmatrix des aktuellen Zeitpunktes k
	A	Transitionsmatrix
	Q_k	Kovarianzmatrix des Prozessrauschens

Korrektur

Sobald ein neues Messergebnis vorliegt, wird eine neue Schätzung des tatsächlichen Zustands gebildet. Dazu wird zunächst das sogenannte Kalman-Gain gebildet:

$$K_k = \frac{\bar{P}_k H_j^T}{H_j \bar{P}_k H_j^T + \varepsilon_k}$$

mit	K_k	Kalman-Gain zum aktuellen Zeitpunkt k
	$\bar{P}_k$	Kovarianzmatrix des Systemzustands zum aktuellen Zeitpunktes k
	H_j	Messmatrix
	ε_k	Messrauschen zum Zeitpunkt k

Dieses beschreibt, wie stark die Differenz zwischen Beobachtung und Prädiktion gewichtet wird. Die optimale Schätzung des Zustands berechnet sich schließlich zu:

$$\hat{x}_{k+1} = \bar{x}_{k+1} + K \cdot [m_{k+1} - H \cdot \bar{x}_{k+1}] = \bar{x}_{k+1} + K \cdot d_{k+1}$$

mit	$\hat{x}_{k+1}$	optimale Schätzung des Systemzustands zum aktuellen Zeitpunkt $k+1$
	$\bar{x}_{k+1}$	Prädiktion zum Zeitpunkt $k+1$

K	Kalman-Gain
m_{k+1}	Messergebnis zum Zeitpunkt $k+1$
H	Messmatrix
d_{k+1}	Innovation zum Zeitpunkt $k+1$

Die Kovarianzmatrix der optimalen Schätzung berechnet sich zu:

$$P_{k+1} = (I - K \cdot H_j) \bar{P}_{k+1}$$

mit	P_{k+1}	Kovarianzmatrix der optimalen Schätzung zum Zeitpunkt $k+1$
	I	Identitätsmatrix
	H_j	Messmatrix
	$\bar{P}_{k+1}$	Kovarianzmatrix der Prädiktion zum Zeitpunkt $k+1$

In Abbildung 40 ist eine Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs eines Auswerteabschnittes mit Hilfe eines Kalman-Filters dargestellt.

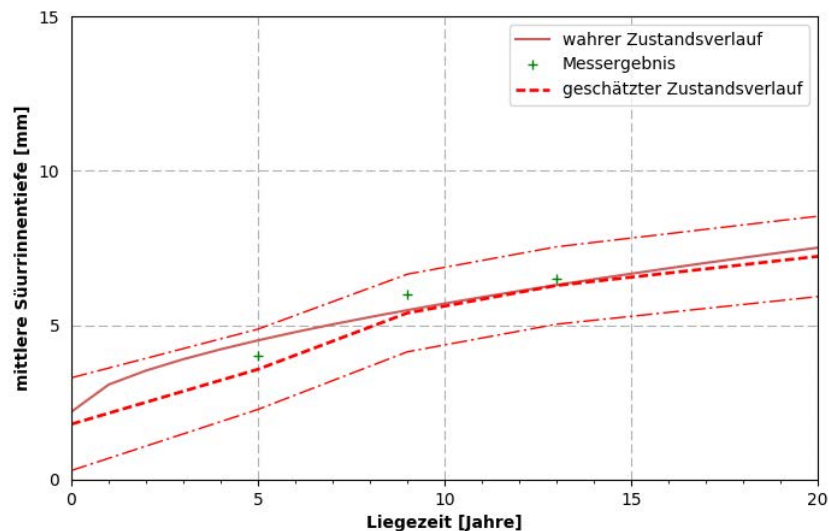


Abbildung 40: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Kalman-Filter

Die meisten praxisbezogenen Anwendungsfälle können anhand von linearen Gleichungen nicht hinreichend genau beschrieben werden. Im Falle einer Anwendung von nicht-linearen Funktionen auf gaußverteilte Zustände besteht zudem die Problematik, dass der ursprüngliche Verteilungstyp stark verzerrt wird (vgl. Abbildung 41).

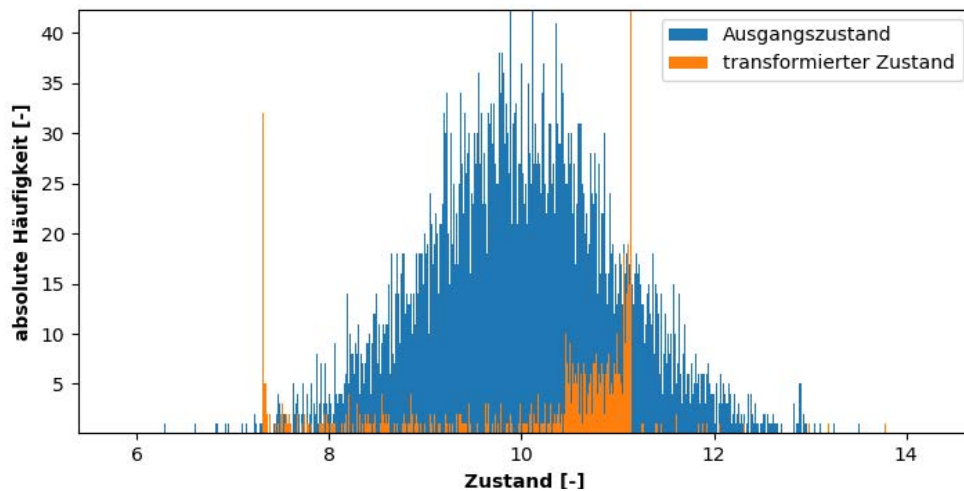


Abbildung 41: Transformation einer gaußverteilten Zustandsgröße mit einer nicht-linearen Funktion

Um dennoch die rechentechnisch günstigen Gleichungen des Kalman Filters auf nicht-lineare Probleme anwenden zu können, kann der lineare Ansatz des Kalman-Filters auf nicht-lineare Systeme erweitert werden.

5.4.3 Extended Kalman-Filter

Das Extended Kalman-Filter (EKF) ist die Erweiterung des linearen Kalman-Filters auf nicht-lineare Systeme (Utz, 2005). Bei dieser Filtervariante wird zu jedem Zeitschritt eine Linearisierung mittels einer Taylorreihenentwicklung durchgeführt. Wie beim Kalman-Filter auch, ergeben sich Schätzungen für Mittelwert und Kovarianz. Diese Repräsentation ist bei nicht-linearen Problemen allerdings selten genau genug, weswegen das Gaussian Sum Filter das Prinzip des EKF auf Gauß-Mischdichten zur Dichtebeschreibung erweitert (ebd.). Das EKF eignet sich für folgende Anwendungsfälle:

- „leicht“ nichtlineare Verläufe
- kontinuierliche Verläufe
- multivariate Probleme
- „leicht“ nicht-gaußverteiltes Rauschen

Der EKF linearisiert das Problem an einem Punkt und transformiert diesen Punkt durch eine lineare Funktion analog zur Vorgehensweise des Kalman-Filters (Labbe, 2018). Die verwendeten Gleichungen innerhalb des EKF sind daher den Gleichungen des KF sehr ähnlich.

Allerdings wird für die Prädiktion der neue Zustand nicht mehr über die Transitionsmatrix T geschätzt, sondern durch eine beliebige, nicht-lineare Funktion prädiziert.

Im Nachfolgenden werden die Grundgleichungen des EKF in Anlehnung an (Heunecke, 1995), (Welsch, Heunecke & Kuhlmann, 2000) und (Ramm, 2008) vorgestellt.

Prädiktion

Auf Basis einer zeitdiskreten Darstellung ergibt sich der Zustand für den nächsten Zeitschritt als Funktion zu:

$$\bar{x}_{k+1} = f(\hat{x}_k, \tilde{u}_k, 0)$$

mit	$\bar{x}_{k+1}$	Systemzustand zum nächsten Zeitpunkt k+1
	$\hat{x}_k$	Systemzustand zum aktuellen Zeitpunkt k
	$\tilde{u}_k$	Prozessrauschen zum aktuellen Zeitpunkt k

Die Approximation der nichtlinearen Funktion $f(\hat{x}_k, \tilde{u}_k)$ erfolgt mittels des Ansatzes einer Taylor-Reihe mit beliebig vielen Gliedern:

$$f(\bar{x}, a) = f(a) + \frac{f'(a)}{1!}(\bar{x} - a) + \frac{f''(a)}{2!}(\bar{x} - a)^2 + \frac{f'''(a)}{3!}(\bar{x} - a)^3 + \dots$$

mit	$\bar{x}$	Systemzustand
	a	Entwicklungsstelle

Mit einem Ansatz einer Taylor-Reihe 1.Ordnung ergibt sich:

$$f(\bar{x}, a) \approx f(a) + \frac{df(a)}{d\bar{x}}(\bar{x} - a)$$

Die Matrizen A und H werden aus einer Linearisierung der Systemgleichung um den aktuell geschätzten Zeitpunkt bestimmt und entsprechen den Jacobi-Matrizen der Prozessfunktion f und des Beobachtungsmodells h . Die Jacobi-Matrix für die Prozessfunktion lautet:

$$A_{d,k} = \frac{df(\hat{x}_k, u_k)}{d\bar{x}}$$

Die Extrapolation der Fehlerkovarianzmatrix ergibt sich zu:

$$\bar{P}_{k+1} = A_{d,k} \cdot P_k \cdot A_{d,k}^T + G \cdot Q_k \cdot G^T$$

Korrektur

Die Messgleichung wird als Funktion beschrieben:

$$m_k = h(\tilde{x}_k, u_k)$$

Für die Korrektur der Prädiktion wird zunächst die Jacobi-Matrix H_k berechnet:

$$H_k = \frac{dh(\tilde{x}_k, u_k)}{d\tilde{x}}$$

Anschließend wird die Rückführverstärkung analog zum Kalman-Gain berechnet:

$$K_k = \frac{\bar{P}_k H_k^T}{H_k \bar{P}_k H_k^T + R}$$

Das Update der Zustandsschätzung ergibt sich zu:

$$\hat{x}_{k+1} = \tilde{x}_{k+1} + K_{k+1} \cdot [m_{k+1} - h(\tilde{x}_{k+1}, u_{k+1})]$$

Das Update der Fehlerkovarianzmatrix berechnet sich schließlich zu:

$$P_{k+1} = (I - K_{k+1} \cdot H_{k+1}) \bar{P}_{k+1}$$

Zu den Vorteilen der innerhalb des EKF verwendeten Linearisierung zählen die sehr kurzen Rechenzeiten. Als Nachteil ist jedoch der Linearisierungsfehler zu sehen, der je nach Modell und Erwartungswert unterschiedlich groß ausfallen kann. In Abbildung 42 ist die Funktionsweise der Linearisierung innerhalb der Modellierung eines Extended Kalman-Filters (EKF) dargestellt.

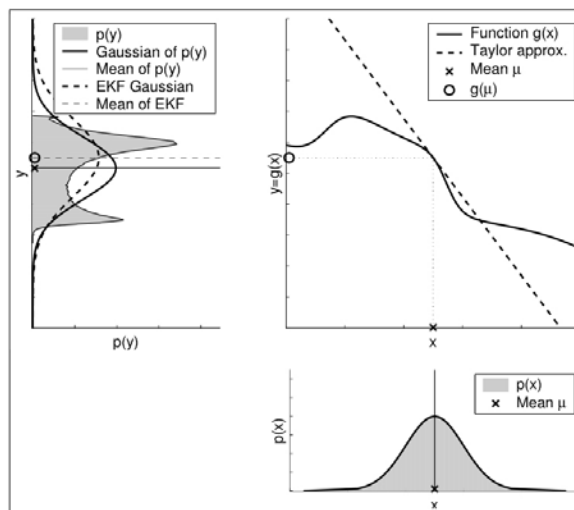


Abbildung 42: Linearisierung und Anwendung des EKF Algorithmus (Labbe, 2018)

In der Abbildung 43 ist eine Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs eines Auswerteabschnittes mit Hilfe eines Extended Kalman-Filters exemplarisch dargestellt.

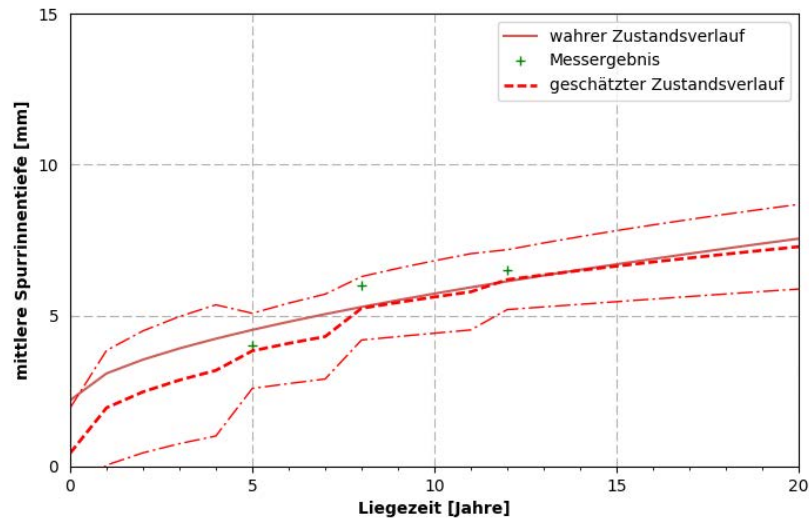


Abbildung 43: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Extended Kalman-Filter

Es zeigt sich, dass sich die Zustandsschätzung mit zunehmender Anzahl an Messergebnissen dem wahren Zustandsverlauf eines Merkmals annähert.

5.4.4 Unscented Kalman-Filter

Das Unscented Kalman-Filter (UKF) ist eine Variante des Sigma-Punkt-Filters. Es eignet sich für folgende Anwendungsfälle:

- „leicht“ nicht-lineare Zustandsverläufe
- kontinuierliche Zustandsverläufe
- multivariate Probleme
- „leicht“ nicht-gaußverteiltes Rauschen

Im Vergleich zum EKF nutzt das UKF $2n+1$ Punkte, die in den nächsten Zeitschritt prognostiziert werden. Diese werden dazu genutzt, die nichtlineare Funktion über die gesamte Breite der Normalverteilung zu approximieren (Arenknecht, 2015). Der erste Sigma-Punkt wird als Erwartungswert der Normalverteilung genutzt, während die weiteren $2n$ -Punkte symmetrisch um den Erwartungswert angeordnet werden. Diese Punkte werden in die nichtlineare Funktion gegeben und anschließend aus diesen Punkten erneut eine Normalverteilung gebildet (ebd.). Durch Verwendung einer deterministischen Methode zur Auswahl der Punkte wird der Rechenaufwand deutlich reduziert (Labbe, 2018). Anhand der geschätzten Punkte werden ein neuer Mittelwert und eine neue Standardabweichung berechnet. Dies wird auch als Monte-Carlo-Methode bezeichnet (ebd.). Je mehr Punkte gesampelt werden, desto besser kann die Verteilung geschätzt werden.

Die minimale Anzahl an Punkten beträgt 3. Dies wird besonders bei großen Varianzen deutlich. Durch die Sigma Punkte und ihre Gewichte approximiert der Unscented Kalman Filter auch bei einer hohen Varianz noch gut (ebd.). In Abbildung 44 sind die wesentlichen Arbeitsschritte innerhalb der Modellierung eines Unscented Kalman-Filters (UKF) dargestellt.

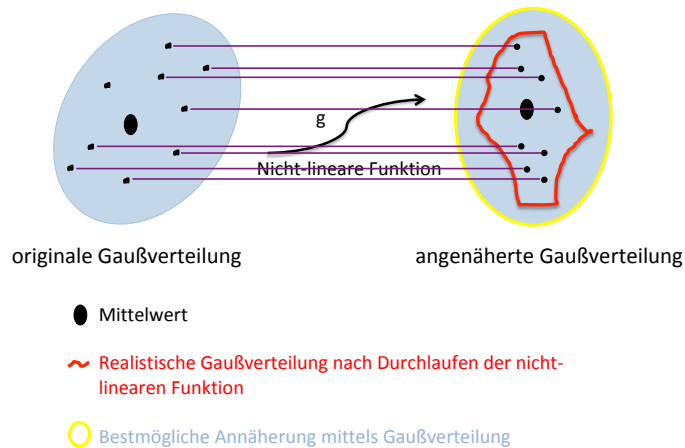


Abbildung 44: Funktionsweise des UKF (Labbe, 2018)

Prädiktion

Analog zum EKF kann beim UKF eine beliebige, nicht-lineare Funktion als Systemgleichung verwendet werden:

$$\bar{x}_{k+1} = f(\hat{x}_k, \tilde{u}_k)$$

mit $\bar{x}_{k+1}$ Systemzustand zum nächsten Zeitpunkt k+1
 $\hat{x}_k$ Systemzustand zum aktuellen Zeitpunkt k
 $\tilde{u}_k$ Prozessrauschen zum aktuellen Zeitpunkt k

Die Berechnung des neuen Mittelwertes und der Kovarianz im nächsten Zeitschritt erfolgt anhand der beiden Formeln:

$$\bar{x}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m y_i$$

mit $\bar{x}_{k+1}$ optimale Schätzung des Systemzustands zum aktuellen Zeitpunkt k+1
 w_i^m Gewichtung des Sigmapunktes i

y_i

Sigmapunkt i

$$\bar{P}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (y_i - \mu)(y_i - \mu)^T$$

mit	$\bar{P}_{k+1}$	Kovarianzmatrix des Systemzustands zum aktuellen Zeitpunkt k+1
	w_i^c	Gewichtung des Sigmapunktes i
	y_i	Sigmapunkt i
	μ	geschätzter Mittelwert des Systemzustands zum aktuellen Zeitpunkt k+1

Korrektur

Die Berechnungsschritte innerhalb der Korrektur sind analog zu denen des Kalman-Filters anzuwenden.

In den vergangenen Jahren wird vermehrt das UKF verwendet, da es die geringe Komplexität des Kalman-Filters mit den Eigenschaften statistischer Regressionen kombiniert. Der Vorteil liegt zum einen darin, dass für die Berechnung keine Ableitungen der Modellfunktionen benötigt werden. Zum anderen ist der Approximationsfehler beim UKF geringer als beim EKF, da das UKF noch bis zum zweiten Taylorglied genau arbeitet, während der EKF nur im ersten Taylorglied ein genaueres Ergebnis liefert. Dies führt zu einer besseren Performance. Das UKF liefert in der Regel bessere Ergebnisse im Vergleich zum EKF (Labbe, 2018), insbesondere, wenn der abzubildende Prozess ausgeprägt nichtlinear ist. In der Abbildung 45 ist eine Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs eines Auswerteabschnittes mit Hilfe eines Unscented Kalman-Filters dargestellt.

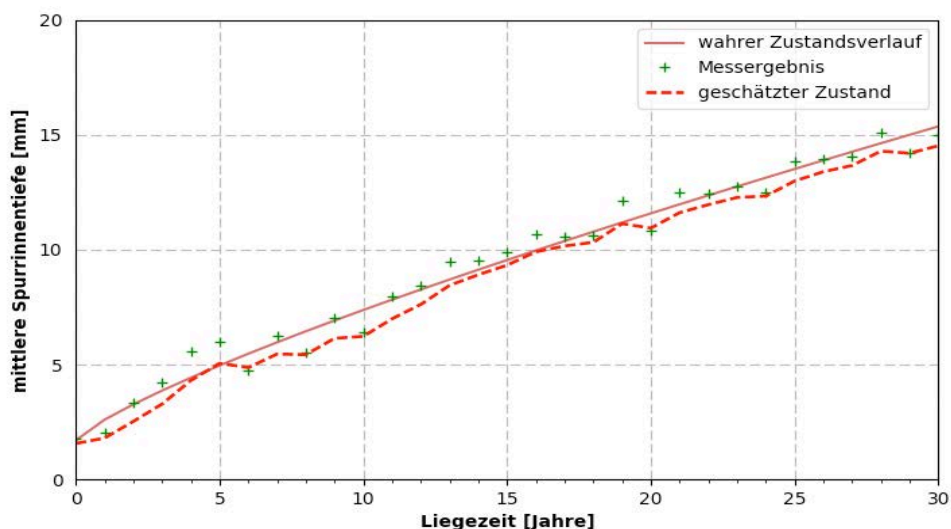


Abbildung 45: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Unscented Kalman-Filter

5.4.5 Partikelfilter

Sowohl das Kalman-Filter (KF) als auch das Partikelfilter (PF) nutzen als Schätzfunktion (Schätzer) den Erwartungswert der Verteilung. Die Schätzung kann sehr effizient durch den Mittelwert und die Kovarianzmatrix charakterisiert werden. Der Unterschied zwischen beiden Filtervarianten liegt jedoch in der Annahme über die Verteilungsform des wahren Wertes. Beim Partikelfilter wird auf die Annahme der Normalverteilung des geschätzten Wertes verzichtet. Es wird nicht mehr von *einem* wahren Wert ausgegangen, sondern die Schätzung wird als Wahrscheinlichkeitsverteilung modelliert. Werden die Annahmen des Kalman-Filters wesentlich verletzt, dann sollte die Schätzung mittels Partikelfilter exakter sein als die des Kalman-Filters (Neumann, 2002). Als Eingangsgrößen werden beim Partikelfilter das vorherige Partikel-Set X_t , der Systemeingang u_t , und die Messung y_t genutzt (Arenknecht, 2015) Nach (Labbe, 2018) sind die Modellierungsschritte innerhalb des Partikel-Filters:

1. Erzeugen von zufälligen Partikeln mit zugehöriger Gewichtung jedes Partikels
2. Prädiktion jedes Partikels in den nächsten Zeitschritt
3. Abgleich jedes Partikels mit der Messung. Partikel, die näher an dem Messergebnis liegen, werden stärker gewichtet
4. Entfernen von schwach gewichteten Partikeln durch stark gewichtete Partikel (Resampling)
5. Berechnung von gewichtetem Mittelwert und Kovarianz aus den Partikeln

In Abbildung 46 sind die drei wesentlichen Arbeitsschritte innerhalb der Modellierung eines Partikel-Filters dargestellt.

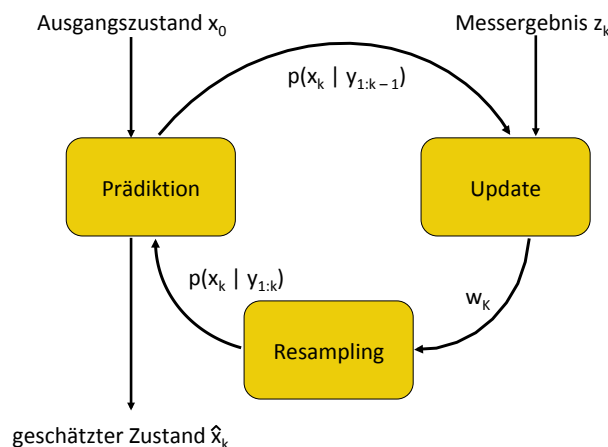


Abbildung 46: Berechnungsschritte innerhalb eines Partikel-Filters

Das Partikelfilter ist von allen Lösungsverfahren für die praktische Anwendung am besten geeignet und beinhaltet eine auf einer diskreten Monte-Carlo basierten Approximation der Zustandsdichte (Garcia, 2014). In der nachfolgenden Abbildung 47 ist die Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs des Rissbildes eines Auswerteabschnittes mit Hilfe eines Partikelfilters exemplarisch dargestellt.

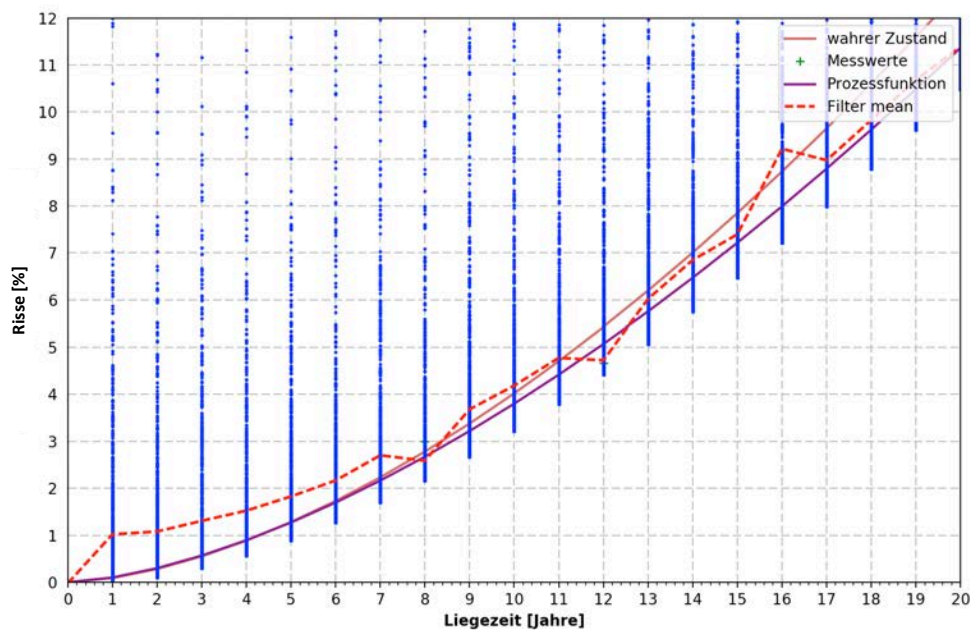


Abbildung 47: Abschätzung des wahren Zustandsverlaufs mittels Partikel-Filter

5.4.6 Vergleich der Filtervarianten

Die Literaturrecherche zu Varianten des Bayes-Filters zeigt, dass je nach beabsichtigtem Anwendungsfall unterschiedliche Modelle sinnvoll sind. Da im vorliegenden Fall je Auswerteabschnitt nur etwa zwei bis drei Messwerte vorliegen, kommt der Wahl der a priori Funktion eine besondere Bedeutung zu. Ein linearer Ansatz der Prozessfunktion ist bei den großen Zeitschritten zwischen den Messkampagnen nicht zielführend. Das Kalman-Filter liefert nur bei linearen Zustandsverläufen befriedigende Ergebnisse, sodass es für viele Zustandsmerkmale nicht geeignet ist. In der Regel ist die Prozess- und/oder Messgleichung nichtlinear und nicht gaußverteilt (Garcia, 2014).

Das EKF ermöglicht hingegen die Abbildung von nicht-linearen Zusammenhängen ohne dabei die Komplexität der Modellierung spürbar zu erhöhen.

Der Nachteil dieses Verfahrens besteht darin, dass nur normalverteilte Zustände abgebildet werden können. Sensoren weisen in der Regel kein gaußverteiltes Rauschen sondern schiefe Verteilungen in den Randbereichen des Skalenraums auf (Labbe, 2018).

Das UKF sowie das Partikel-Filter ermöglichen sowohl die Abbildung von nicht-linearen Zustandsverläufen als auch von nicht normalverteilten Zustandsverteilungen. Allerdings gestaltet sich die hierfür notwendige Programmierung als wesentlich anspruchsvoller, sodass im Folgenden die Methodik des Extended Kalman-Filter weiter untersucht wird.

Für die qualitative Bewertung der Filtervarianten wurde eine Skala mit den Noten „sehr schlecht“ (--), „schlecht“ (-), „mittel“ (0), „gut“ (+) und „sehr gut“ (++) verwendet. Die Gesamtbewertung ergibt sich aus der Mittelung der Bewertungsnoten je Bewertungskriterium. Die nachfolgende Tabelle 14 fasst die zuvor beschriebenen Vor- und Nachteile der Filtervarianten zusammen:

Tabelle 14: Gegenüberstellung verschiedener Bayes-Filter und ihrer Lösung der a posteriori Wahrscheinlichkeitsdichte

	Varianten des Bayes-Filters			
Eigenschaften	Kalman-Filter (KF)	Extended Kalman-Filter (EKF)	Unscented Kalman-Filter (UKF)	Partikel-Filter (PF)
System	linear, AWGN	nichtlinear, AWGN, Taylor-Linearisierung	nichtlinear, AWGN, statistische Linearisierung	beliebig, diskrete Dichteapproximation durch Monte-Carlo-Methode
Lösung	exakt $N(\mu, \sigma^2)$	Approximation $N(\mu, \sigma^2)$	Approximation $N(\mu, \sigma^2)$	diskrete Dichteapproximation
Bewertungskriterium				
Abbildung nicht-linearer Zustandsverläufe	--	+	+	+
Abbildung nicht-normalverteilter Größen	-	-	-	++
Aufwand der Modellierung	+	+	0	--
Gesamtbewertung	-	+	0	+

*AWGN: Additives weißes gauß'sches Rauschen

5.5 Datensplittung und -clustering

Für die Entwicklung der Prozessfunktion und die Validierung der Modellansätze ist es erforderlich, die vorhandene Datengrundlage in einzelne Teilmengen aufzuteilen. Üblicherweise wird eine Aufteilung gewählt, bei dem ein Großteil der Datenmenge in die Entwicklung des Modells einfließt, die mithilfe der verbleibenden Datenbasis validiert wird. In dieser Arbeit wird eine Verteilung von 50 %, 15 % und 35 % zwischen Entwicklungs-, Test- und Validierungsdaten angesetzt. Auf Basis einer gleichen Wahrscheinlichkeitsgewichtung werden die Datensätze zufällig den verschiedenen Teilmengen zugeordnet, bis deren Netzlänge der gewünschten Verteilung entspricht. Aufgrund der großen Datenmenge ergibt sich mit diesem Ansatz in jeder Teilmenge eine annähernd gleiche Verteilung der Datenlage.

Die Entwicklungsdaten werden anschließend dazu verwendet, um die a Priori Prozessfunktionen herzuleiten und zu parametrisieren. Die Testdaten dienen der Umsetzung einer Testanwendung, während die Validierungsdaten dafür genutzt werden, um die Präzision des Prognosemodells in einer Testumgebung zu überprüfen.

Die Parametrisierung der Prozessfunktion erfolgt idealerweise für solche Straßenabschnitte, die ähnliche Eigenschaften aufweisen und daher eine ähnliche Zustandsentwicklung erwarten lassen. Als maßgebliche Einflussgröße auf die Zustandsentwicklung können vor allem die Schwerverkehrsbelastung, die Bauweise (Beton, Asphalt) und das Material des Oberbaus (AC, SMA etc.) eingestuft werden (Kapitel 5.6.2). Die Datensätze werden daher in einem weiteren Schritt in homogene Datencluster gruppiert, die eine Unterscheidung nach diesen Einflussgrößen zulassen.

5.5.1 Clusterung Schwerverkehr

Die Aufteilung des Schwerverkehrs erfolgt logarithmisch in Anlehnung an die Belastungsklassen der RStO in Deutschland bzw. die täglichen äquivalenten Verkehrslasten der Schweiz. Auf diese Weise enthalten die Klassen vergleichbar große Datenmengen (Abbildung 48). Die Klassengrenzen sind in Tabelle 15 ersichtlich.

Tabelle 15: Klasseneinteilung für die Einflussgröße Schwerverkehr

Klassenr.	Klassengrenzen (DTLV bzw. SV)
1	[0; 100)
2	[100; 1.000)
3	[1.000; 10.000)
-99	Unbekannt

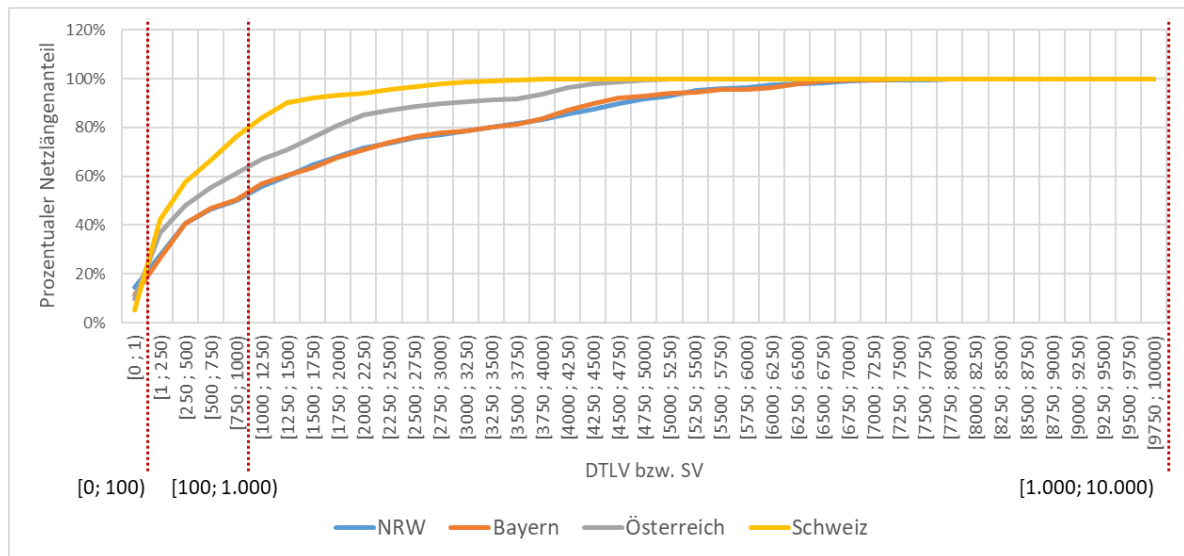


Abbildung 48: Clusterung des Schwerverkehrs

5.5.2 Clusterung Deckschichtmaterial

Für die Clusterung des Deckschichtmaterials wurden charakteristische Materialarten definiert, denen sich die Schichtmaterialien der verschiedenen Länder zuordnen lassen. Diese Cluster sind in Tabelle 16 dargestellt. Abbildung 49 zeigt die Zuordnung der einzelnen Länder. Eine Auswertung der Daten ergibt, dass ein Großteil der Daten dem Splittmastixasphalt zuzuordnen ist (Abbildung 50). Weiterhin ist der größte Gussasphaltanteil in Nordrhein-Westfalen zu finden, während Österreich den größten Betonanteil aufweist. Diese Betonoberflächen werden in Österreich grundsätzlich als Waschbetonoberflächen hergestellt. In Deutschland können die Betonoberflächen auch zum Teil als Jutetuchoberflächen kategorisiert werden. Im Rahmen dieses Projekts wurde diesbezüglich nicht differenziert.

Tabelle 16: Klasseneinteilung für die Einflussgröße Deckschichtmaterial

Klassenkürzel	Klassenname
SMA	Splittmastixasphalt
MA	Gussasphalt
AC	Asphaltbeton
B	Beton
S	Sonstiges
-99	Unbekannt

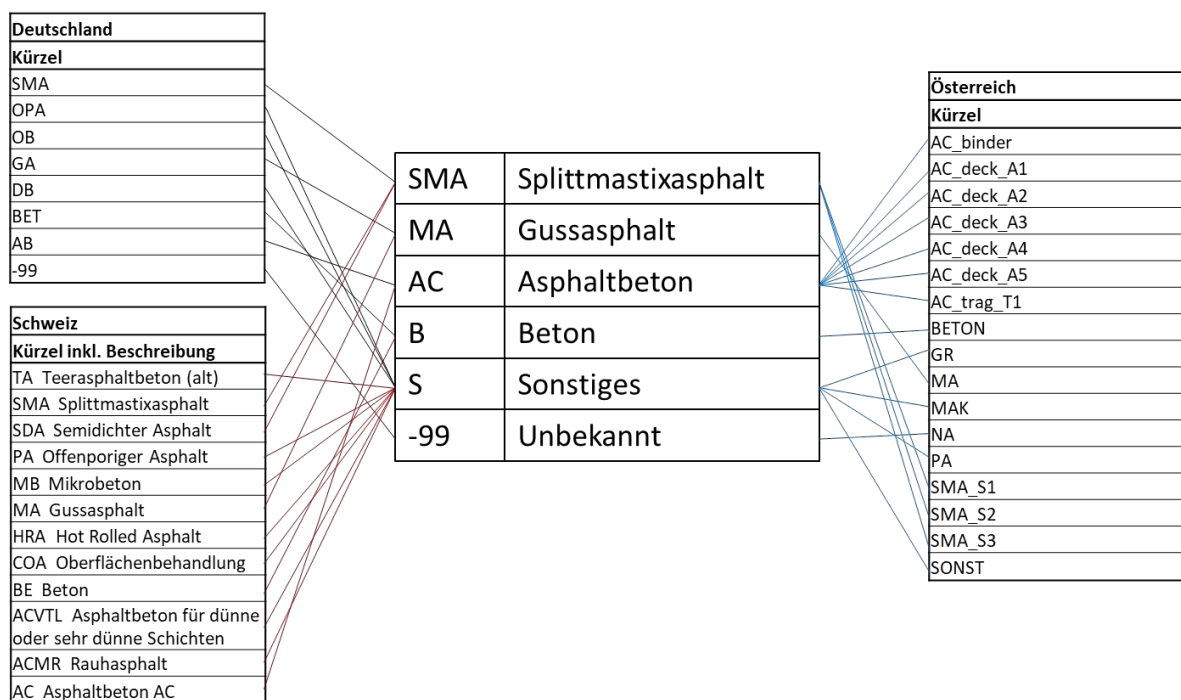


Abbildung 49: Clusterung des Deckschichtmaterials

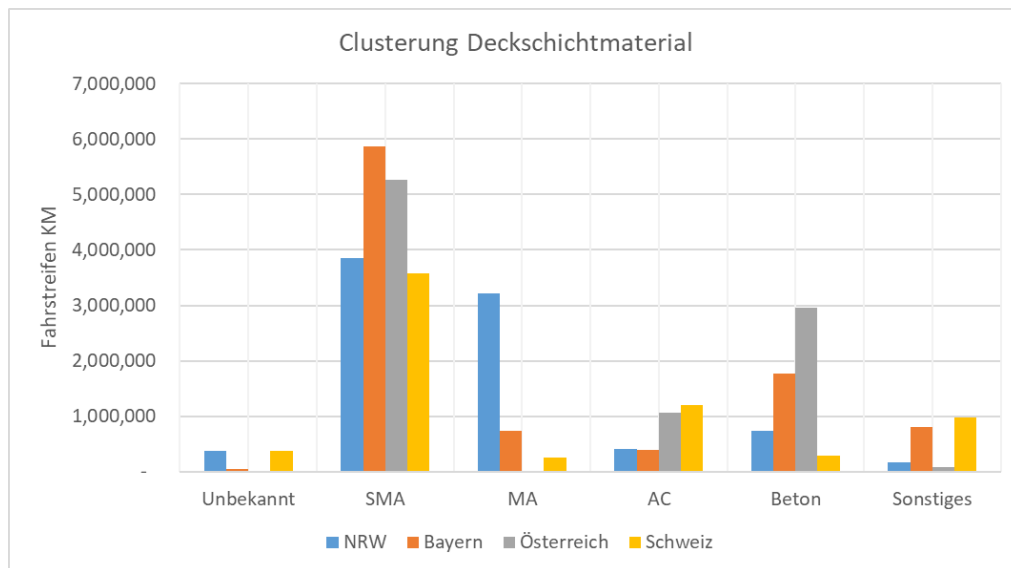


Abbildung 50: Auswertung der Deckschichtmaterial-Cluster

5.5.3 Clusterung Bauweise

Die Clusterung der Bauweise teilt die Straßenkonstruktion in Klassen in Tabelle 17 ein. Während die Bauweise in den deutschen Bundesländern aus dem Teilprojekt 3 der Zustandserfassung und -bewertung extrahiert wurde, wurden für Österreich und die Schweiz die Aufbaudaten untersucht, um überbaute Betondecken der Betonbauweise zuzuordnen.

Abbildung 51 zeigt, dass ein Großteil der Daten der Asphaltbauweise zugeordnet werden kann.

Tabelle 17: Klasseneinteilung für die Einflussgröße Bauweise

Klassenkürzel	Klassenname
A	Asphalt
B	Beton
-99	Unbekannt

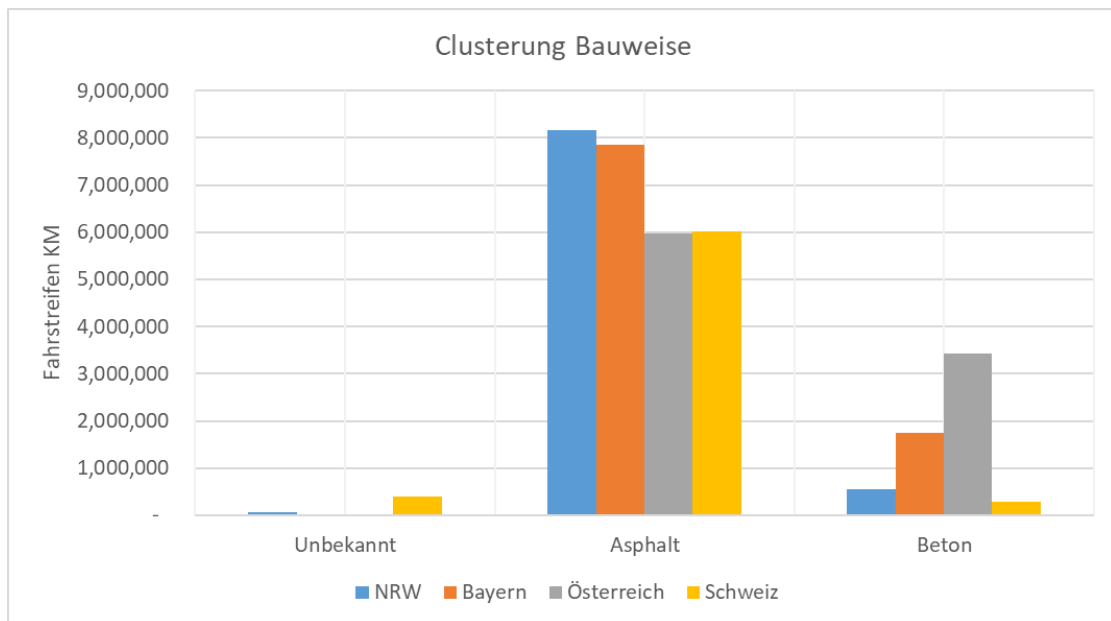


Abbildung 51: Auswertung der Bauweise-Cluster

5.5.4 Kombination der Datencluster

Werden die verschiedenen Cluster miteinander kombiniert, lässt sich auswerten, wie sich die Datensätze auf die einzelnen Klassen verteilen. Abbildung 52 illustriert am Beispiel von Nordrhein-Westfalen die Verteilung der Datenlage. Analog zum Baumdiagramm der Wahrscheinlichkeitsrechnung ergeben sich auf jeder Ebene in Summe 100 %. Ein Datensatz der Asphaltbauweise, der eine geringe Verkehrsbelastung aufweist und dem Deckschichtmaterial SMA zuzuordnen ist, hat daher einen Gesamtdatenanteil von $93,05 \% \cdot 17,56 \% \cdot 45,93 \% = 7,50 \%$. Ebenso ist zu erkennen, dass Abschnitte der Betonbauweise eine mittlere bis hohe Verkehrsbelastung aufweisen. Die Datenverteilung der übrigen Länder ist dem Anhang zu entnehmen.

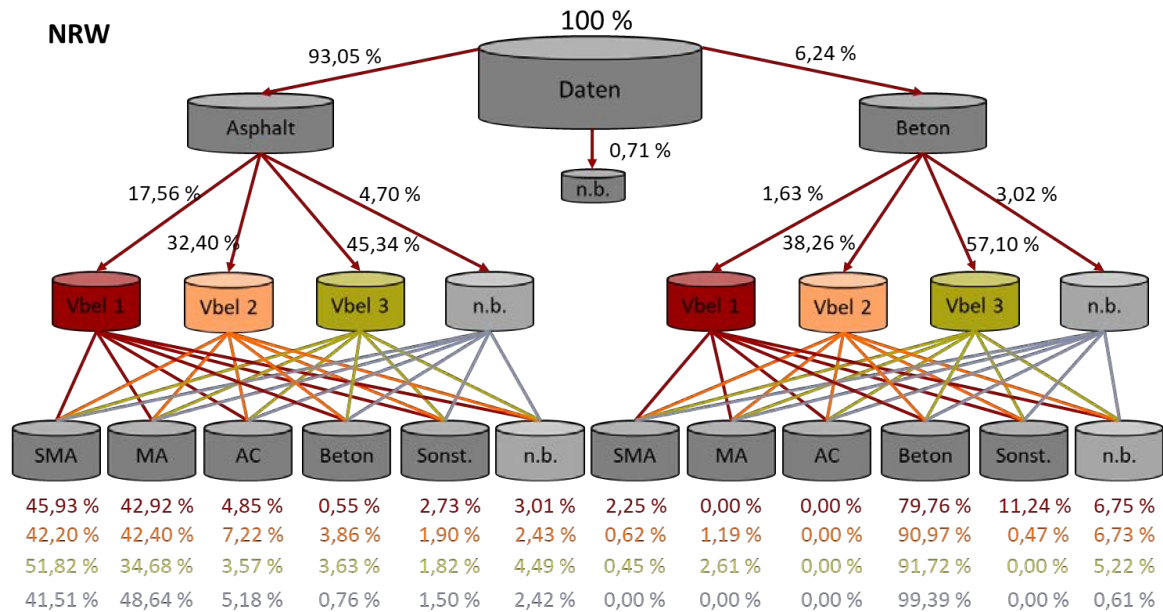


Abbildung 52: Kombination der Datencluster für das Bundesland NRW

5.6 Herleitung der Prozessfunktion

5.6.1 Allgemeines

Für die Anwendung aller Variationen der Bayes-Filter wird ein a priori festgelegtes Systemverhalten benötigt. Dies wird mit der sogenannten Prozessfunktion beschrieben. Die Herleitung dieses Systemverhaltens kann sowohl theorie- und evidenzbasiert als auch empirisch erfolgen. Das Bayes-Filter ermöglicht die optimale Schätzung des tatsächlichen Zustands bis zum Zeitpunkt der letzten Zustandserfassung. Für die daran anschließende Zustandsprognose wird die bei der Modellierung mittels Bayes-Filter zuletzt aktualisierte Prozessfunktion verwendet. Die Abbildung 53 verdeutlicht exemplarisch, dass die Auswahl und Parametrisierung der Prozessfunktion innerhalb des Bayes-Filters das Prognoseergebnis maßgeblich beeinflusst.

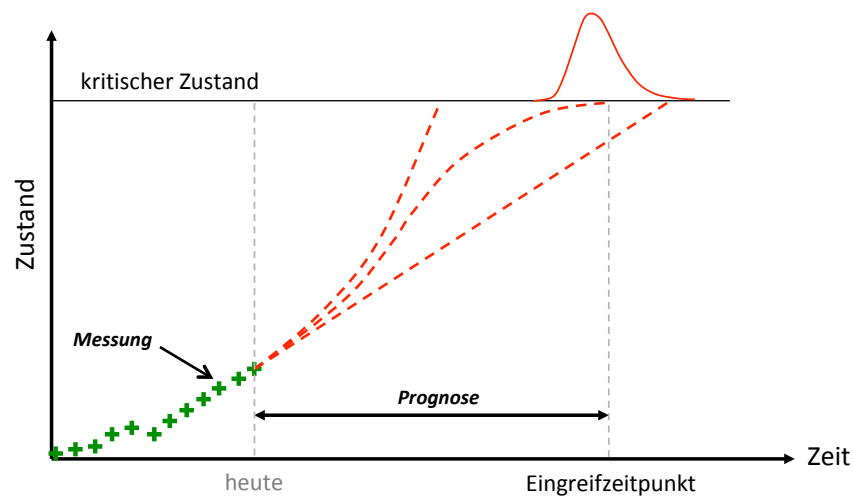


Abbildung 53: Vergleich verschiedener Funktionsansätze der Prozessfunktion (Kim, 2017)

Die Herleitung der Prozessfunktion erfolgt anhand eines Entwicklungsdatensatzes. In der nachfolgenden Abbildung 54 ist die grundsätzliche methodische Vorgehensweise zur Optimierung der Modellparameter dargestellt.

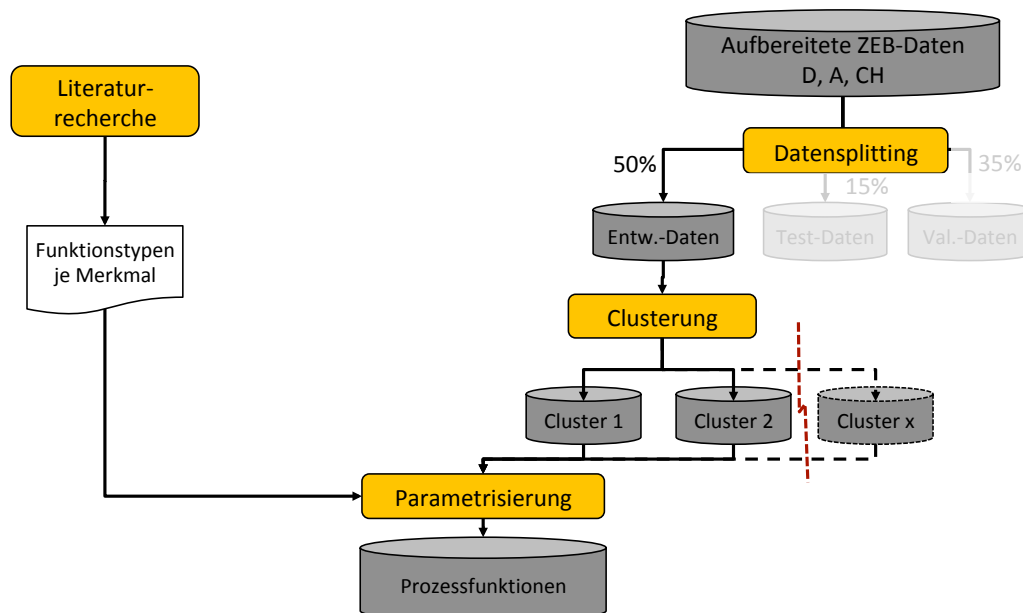


Abbildung 54: Methodik zur Herleitung der Prozessfunktion des Extended Kalman-Filters

5.6.2 Auswahl eines Funktionstyps

Die Auswahl des zur Herleitung der Prozessfunktion notwendigen Funktionstyps erfolgt zustandsgrößenabhängig. Die Parametrisierung erfolgt weiterhin in Abhängigkeit von zu wählenden externen Einflussgrößen. Die nachfolgende Tabelle 18 beinhaltet eine Zusammenfassung denkbarer und zu berücksichtigender Einflussgrößen je Zustandsmerkmal.

Tabelle 18: Qualitativer Zusammenhang zwischen Einflussgrößen und Zustandsmerkmalen

	Obergruppe	Untergruppe	Bsp.	Längs- ebenheit	Quer- ebenheit		Griffig- keit	Substanz- merkmale	Berück- sichtigung in Modell
				AUN, IRI, Sw	SPT	SPH	µ, GR	Risse / OFS	
Einflussgrößen	Verkehrsmen- ge	DTV	Kfz/24h	-	-	-	++	-	-
		SV	Kfz/24h	+	++	++	+	++	✓
		Stau	h / a	+	++	++	-	-	-
	Aufbau	Bauweise	Asphalt / Beton	++	++	++	++	++	✓
		Material	AC / SMA / MA	++	++	++	++	++	✓
		Gesamtdicke geb. Schichten	cm	++	++	++	-	++	-
		Bettungsmodul der Unterlage	MN/m ²	+	+	+	-	+	-
		Bitumensorte	PmB, etc.	+	++	++	-	++	-
	Trassierung	Längsneigung	%	O	O	O	-	-	-
		Querneigung	%	O	O	O	-	-	-
		Fahrstreifenbreite	m	-	+	+	+	-	-
	Klima	FTW	Anzahl d / a	-	-	-	-	++	-
		Höhe ü. NN	Katasterkarte	-	-	-	-	++	-
		Niederschlag	mm/m ²	-	-	-	-	-	-
		Sonnen- einstrahlung	Katasterkarte / Photovoltaik	-	+	+	-	-	-
	Einbau- qualität	Schaden- anfälligkeit	hoch / gering	+	+	+	+	+	-
	Alter der Schichten	Einbaudatum	10. August 2012	++	++	++	++	++	✓
	Betriebliche Erhaltung	Maßnahme	ja / nein	-	++	++	++	++	-
	Bauliche Erhaltung	Maßnahmenart	I1, I2, E1, E2	++	++	++	++	++	(✓)

Die Beurteilung der einzelnen Einflussgrößen erfolgte nach den folgenden Bewertungskategorien:

- ++ sehr bedeutender Einfluss
- + bedeutender Einfluss
- 0 mittlerer Einfluss
- geringer bis kein Einfluss

In den folgenden Abschnitten wird zunächst je Zustandsmerkmal ein Funktionstyp zur Abbildung der mittleren Zustandsentwicklung in Anlehnung an die in der Literatur verwendeten Ansätze gewählt. Die Kalibrierung dieser a priori vorgegebenen Prozessfunktionen erfolgt anhand der Datengrundlage aus den drei Ländern. Dazu wird der jeweils gewählte Funktionstyp im Rahmen einer Regressionsanalyse an die über alle Auswerteabschnitte ermittelten Zustandsdaten angepasst. Als Ergebnis liegen die kalibrierten Funktionsparameter sowie deren Unsicherheiten vor. Diese Informationen werden anschließend als Eingangsparameter in das Bayes-Filter gegeben. Im Folgenden wird ein Überblick zu den international verwendeten Funktionstypen der Oberflächenmerkmale gegeben.

Längsebenheit

Zur Beschreibung der Ebenheit im Längsprofil wird zumeist ein progressiver Schadensverlauf verwendet. Für die Zustandsgrößen AUN und LWI ergibt sich nach den RPE-Stra 01(FGSV, 2001b) folgender Funktionsansatz:

$$ZW = 1 + a \cdot t^b$$

mit t Liegezeit in Jahren

Dieser Ansatz kann auch in Abhängigkeit der kumulierten äquivalenten 10-t-Einheitsachsen (AL) formuliert werden (vgl. Hinsch et al., 2005):

$$AUN = a + b \cdot AL^c$$

mit AL kumulierte Anzahl an Achsübergängen

In der Schweiz wird zumeist für den Hauptfahrstreifen ein linearer Funktionsansatz für die Zustandsgrößen S_w bzw. $w_{\max}$ verwendet (Scazziga, 2008):

$$s_w = 0,025 \cdot \text{Alter} + 1,5448$$

Alter Alter seit Herstellung der Konstruktion in Jahren

Ein weiterer Ansatz ist in (Rübensam & Schulze, 1994) zu finden:

$$S_v = 1,48 \cdot 10^{-8} \cdot LM + 4,32 \cdot 10^{-4} \cdot Alter - 0,75 \cdot q + 0,34 \cdot AZSV + 0,66$$

mit	S_v	Längsneigungsvarianz
	LM	Lastmengenübergänge [t]
	$Alter$	Alter seit Herstellung der Konstruktion [d]
	q	mittlere Querneigung der Fahrbahn [%]
	$AZSV$	Längsneigungsvarianz zu Prognosebeginn

In Österreich wird zur Beschreibung der Zustandsentwicklung der Ebenheit in Längsrichtung folgender Funktionsansatz verwendet (Weninger-Vycudil et al., 2016b):

$$LE = KV_{LE} \cdot \left(a \cdot Alter_{Decke,t} + \frac{b \cdot NLW_{kum,t}}{100.000} \right)$$

mit	LE	Zustandsgröße Längsebenheit (IRI) zum Zeitpunkt t [m/km]
	$Alter_{Decke,t}$	Alter der Decke zum Zeitpunkt t [Jahre]
	KV_{LE}	Kalibrierfaktor Längsebenheit [-]
	$NLW_{kum,t}$	kumulierte Lastwechsel zum Zeitpunkt t [Mio.]
	a, b	Modellparameter [-]

Querebenheit

Die Entwicklung der Ebenheit im Querprofil wird in der Regel als degressiver Schadensverlauf modelliert. Durch eine Anpassung der Koeffizienten können unterschiedlich schnell anwachsende Schadensverläufe modelliert werden. Als erklärende Variable wird zumeist die Liegezeit der obersten Schicht (FGSV, 2001b; Oertelt, 2007; Scazziga, 2008) oder die kumulierte Verkehrsbelastung (Hinsch et al., 2005) verwendet:

$$ZW = 1 + a \cdot t^b$$

mit	t	Liegezeit in Jahren
-----	-----	---------------------

$$SPT = a + b \cdot AL^c$$

mit	AL	kumulierte äquivalente 10-t-Einheitsachsen
-----	------	--

Vereinzelt werden auch lineare Ansätze wie zum Beispiel in (Cardoso & Macron, 1998) oder in (Ertman & Ulliditz, 1998) verwendet:

$$RD = 1,8228 + 0,2325 \cdot t$$

mit t Liegezeit in Jahren

$$RD = 1,44 \cdot 10^{-6} \cdot N^{2,3} \cdot \mu^{1,536}$$

mit μ Vertikalspannung im Untergrund

N Anzahl Achslasten

Weiterhin ist ein exponentieller Ansatz in (Scazziga, 2008) zu finden:

$$SPT = 4,9139 \cdot \ln(\text{Alter}) - 1,3569$$

In Österreich wird zur Beschreibung der Zustandsentwicklung der Ebenheit in Querrichtung folgender Funktionsansatz in Abhängigkeit des Deckenalters und der kumulierten Lastwechsel verwendet (Weninger-Vycudil et al., 2016b):

$$SPT = KF_{SR} \cdot \left(a \cdot \text{Alter}_{\text{Decke},t} + \frac{b \cdot NLW_{\text{kum},t}}{100.000} \right)$$

mit SPT Zustandsgröße Spurrinnentiefe zum Zeitpunkt t [mm]

$\text{Alter}_{\text{Decke},t}$ Alter der Decke zum Zeitpunkt t in Jahren

KF_{SR} Kalibrierfaktor Spurrinnen [-]

$NLW_{\text{kum},t}$ kumulierte Lastwechsel zum Zeitpunkt t [Mio.]

a, b Modellparameter [-]

In (Zufferey et al., 1990) wird ein logarithmischer Ansatz zur Beschreibung der Spurrinnenentwicklung vorgeschlagen:

$$SPT = A + B \cdot \log(\text{Alter}_{\text{Decke}})$$

mit SPT Zustandsgröße Spurrinnentiefe [mm]

$\text{Alter}_{\text{Decke},t}$ Alter der Decke zum Zeitpunkt t in Jahren

A, B Konstanten

(Rübensam & Schulze, 1994) verwenden einen Funktionsansatz unter Berücksichtigung von klimatischen Bedingungen, Eigenschaften des Oberbaus und der Verkehrsbelastung:

$$SPT = 3,36 \cdot 10^{-3} \cdot ST - 2,00 \cdot 10^{-3} \cdot E_{v2} + 9,69 \cdot 10^{-4} \cdot \sqrt{LM} + 2,49$$

mit SPT Spurrinnentiefe [mm]

ST Anzahl der aufgetretenen Sommertage

E_{v2} Verformungsmodul auf der ungebundenen Tragschicht [kp/cm²]

LM Lastmengenübergänge [t]

Griffigkeit

Die Zustandsentwicklung der Griffigkeit wird in der Regel mit Hilfe eines linearen funktionalen Zusammenhangs abgebildet (FGSV, 2001b). Wie in Kapitel 2.2.2 erwähnt wird die Griffigkeit länderspezifisch gemessen. Dies wird im Anhang weiter erläutert. Dies drückt sich bei der Parametrisierung der Prozessfunktionen aus. Als erklärende Variable werden zumeist das Alter in Monaten oder Jahren oder alternativ die kumulierten äquivalenten 10-t-Einheitsachsen verwendet. Eine weitere Differenzierung kann zum Beispiel nach der vorhandenen Belagsart erfolgen (Lukanen & Han, 1994):

$$\text{AC-Belag: } \mu = -0,0026 \cdot t + 0,63400$$

$$\text{SMA-Belag: } \mu = -0,0350 \cdot t + 0,66229$$

mit t Alter in Monaten

Ein alternativer progressiver Ansatz ist zum Beispiel in (Hinsch et al., 2005) mit

$$GRI = a + b \cdot AL^c$$

mit AL kumulierte äquivalente 10-t-Einheitsachsen

oder als quadratischer Ansatz in (Smadi, 2001) zu finden:

$$\mu = -2,207 \cdot 10^{-14} \cdot TC^2 - 4,330 \cdot 10^{-7} \cdot TC + SFC_0$$

mit TC Verkehrslast

SFC_0 Anfangswert

In Österreich wird zur Beschreibung der Zustandsentwicklung der Griffigkeit ein linearer Zustandsverlauf verwendet (Weninger-Vycudil et al., 2016b):

$$GR(t) = GR(t-1) - 0,0018$$

mit $GR(t)$ Zustandsgröße Griffigkeit zum Zeitpunkt t [-]

$GR(t-1)$ Zustandsgröße Griffigkeit zum Zeitpunkt $t-1$ [-]

Huschel (2004) schlägt hingegen eine Potenzfunktion für das Verhaltensmodell der mit dem Stuttgarter Reibungsmesser (SRM) erfassten Griffigkeit vor:

$$\mu_{SRM,80} = c(t + 1)^b$$

mit	$\mu_{SRM,80}$	Reibungsbeiwert mit dem Stuttgarter Reibungsmesser b. 80 km/h [-]
	t	Liegedauer unter Verkehr [Jahre]
	b, c	Kennwerte für die Griffigkeitsentwicklung [-]

Oberflächenschäden

Die Beschreibung der Zustandsentwicklung von Oberflächenschäden, wie z. B. das Rissbild oder Flickstellen, erfolgt in der Literatur zumeist mit Hilfe einer Potenzfunktion in Abhängigkeit der Liegezeit oder der kumulierten Verkehrsbelastung. Im Folgenden werden einige der derzeit verwendeten Funktionstypen des Oberflächenmerkmals Oberflächenschäden dargestellt.

Risse und Flickstellen werden nach FGSV (2001b) und Scazziga (2008) mit folgendem progressiven Funktionsansatz beschrieben:

$$ZW\ RISS = 1 + 0,0004 \cdot t^{3,419}$$

mit t Liegezeit in Jahren

Alternativ kann die Modellierung der Bildung von Netzzissen nach Hinsch et al. (2005) in Abhängigkeit der Verkehrsbelastung erfolgen:

$$Netzrisse = b \cdot AL^c$$

mit AL kumulierte äquivalente 10-t-Einheitsachsen

Die zeitliche Entwicklung von Oberflächenschäden wurde in Hill (1987) mit Hilfe des folgenden Funktionstyps beschrieben:

$$DISTRESS = e^{(-K/Alter)}$$

mit K merkmalsabhängiger Zunahmefaktor
 $Alter$ Alter zum Zeitpunkt t in Jahren

Die Ermittlung der Versagensgrenze eines T2 Norm-Belages mit der mobilen Großversuchsanlage (MLS10) wurde in der Schweiz mit der folgenden Potenzfunktion abgeschätzt:

$$y = 0,15 \cdot x^{0,39}$$

mit x Anzahl an Achsübergängen

In Österreich wird zur Beschreibung der Zustandsentwicklung von Oberflächenschäden folgender Funktionsansatz verwendet (Weninger-Vycudil et al., 2016b):

$$ZG_{OS,t} = KV_{OS} + (-12,672 + a \cdot Alter_{Decke,t} + 0,00066 \cdot FIKh)$$

mit $ZG_{OS,t}$ Zustandsgröße Oberflächenschäden zum Zeitpunkt t [%]
 $Alter_{Decke,t}$ Alter der Decke
 KV_{OS} Kalibriervektor
 $FIKh$ Frostindex [Kh]
 a Modellparameter

Nach Sichtung der Literaturquellen wurden zusammenfassend die Funktionstypen in Tabelle 19 für die Prozessfunktionen des Bayes-Filters ausgewählt.

Tabelle 19: Gewählte Funktionstypen je Zustandsgröße

Zustandsmerkmal	Zustandsgröße	gewählter Funktionstyp	gewählte Randbedingung
Längsebenheit	AUN	$c + a \cdot t^b$	c = 0
	IRI		b = 1
	S _w		b = 1
Querebenheit	MSPT		c = 0
	MSPH		c = 0
Griffigkeit	μ _{SKM}		b = 1
	μ _{RoadStar}		b = 1
Substanzmerkmale (Oberfläche)	RISS		c = 0
	RSFA		c = 0
	OFS,A		c = 0
	RSFB		c = 0
	LQRP		c = 0
	LQRL		c = 0
	IA2		c = 0

Im Folgenden werden die gewählten Funktionstypen anhand der Zustandsdaten der drei Länder Deutschland, Österreich und Schweiz parametrisiert.

5.6.3 Parametrisierung

Die Parametrisierung der Koeffizienten der Prozessfunktionen erfolgt mit Hilfe einer Regressionsanalyse mit der Software *python*. Dazu werden die zuvor gewählten Funktionstypen auf die Zustandsdaten des Entwicklungsdatensatzes der drei Länder angewendet und für jedes Cluster die mittlere Zustandsentwicklung über alle Auswerteabschnitte ermittelt. Die nachfolgende Abbildung 55 zeigt exemplarisch die Datengrundlage sowie die ermittelte mittlere Zustandsentwicklung der Griffigkeit für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise und mit hoher Schwerverkehrsbelastung.

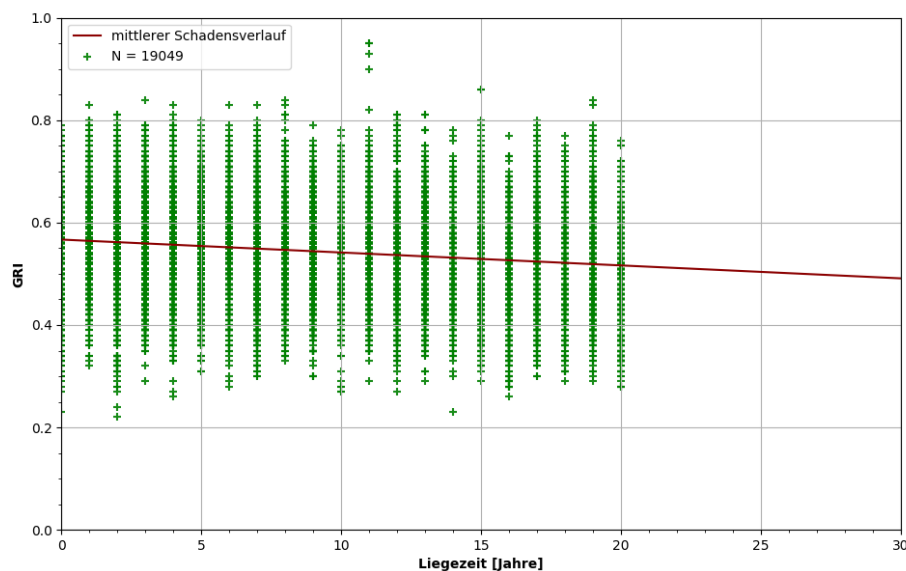


Abbildung 55: A priori Prozessfunktion für die mittlere Zustandsentwicklung der Griffigkeit für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise mit hoher Schwerverkehrsbelastung

In Abbildung 56 ist exemplarisch die mittlere Zustandsentwicklung der Griffigkeit in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise dargestellt. Es ist zu erkennen, dass das Griffigkeitsniveau des Clusters mit hoher Schwerverkehrsbelastung geringere Werte im Vergleich zu den anderen Clustern aufweist. Weiterhin ist durch die hohe Anzahl an Achsübergängen eine größere Abnahme des Griffigkeitsniveaus während der Nutzungsphase zu beobachten.

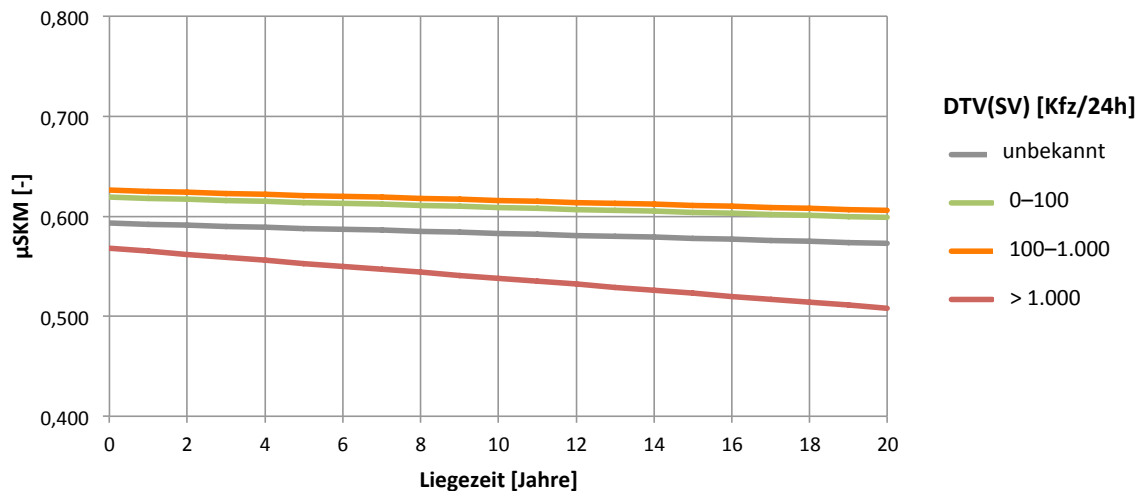


Abbildung 56: A priori Prozessfunktionen für die mittlere Zustandsentwicklung der Griffigkeit in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise

Die mit Hilfe der Entwicklungsdaten parametrisierten Prozessfunktionen jedes Clusters sind im Anhang 10.7 tabellarisch zusammengetragen. Es wird empfohlen, die Parametrisierung der a priori Prozessfunktionen in Zukunft in regelmäßigen Abschnitten anhand von neuen ZEB-Kampagnen zu überprüfen.

5.6.4 Dynamische Aktualisierung der Prozessfunktion

In der in Kapitel 5.4 gezeigten Anwendung des EKF wurde die a priori festgelegte Prozessfunktion während sämtlicher Schritte 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 kontinuierliche Aktualisierung der Prozessfunktion erfolgen. Dazu wird die innerhalb des Filters verwendete Prozessfunktion mit jedem neuen hinzukommenden Messergebnis aktualisiert. Dies hat den Vorteil, dass das Filter auf die neuen Informationen zum gemessenen Zustand reagiert und dadurch die a priori gewählte Verhaltenskurve anpasst. Dadurch kann im Falle einer zu Beginn gewählten, nicht optimal passenden Verhaltenskurve, der Zustandsverlauf weiterhin gut abgeschätzt werden. Die Aktualisierung der Verlaufskoeffizienten der Prozessfunktion kann entweder mit Hilfe einer Anpassung der Koeffizienten oder anhand des Curve-Shifting-Verfahrens erfolgen.

Verfahren der Koeffizientenanpassung

Das Verfahren der Koeffizientenanpassung ist in den RPE-Stra 01 beschrieben. Bei diesem Verfahren werden die Koeffizienten b und c beibehalten und der Koeffizient a mit folgender Formel neu berechnet:

$$a_{neu} = \frac{(ZG - c)}{t_i^b}$$

mit: ZG Zustandsgröße zum aktuellen Messzeitpunkt
 t_i Liegezeit
 a, b, c spezifische Verlaufskoeffizienten

Die Koeffizientenanpassung ermöglicht sowohl eine Variation der Geschwindigkeit der Zustandsverschlechterung als auch eine Variation der Form des Funktionsverlaufs (Hess et al., 2018). Durch die Anpassung des Koeffizienten wird der Funktionsverlauf so angepasst, dass dieser durch das letzte Messergebnis verläuft. Bei der Anwendung der Koeffizientenanpassung innerhalb des EKF wird jedoch anstelle des letzten Messergebnisses die letzte Schätzung des Zustands verwendet. In Abbildung 57 sind die Entwicklungsstufen einer Prozessfunktion exemplarisch dargestellt.

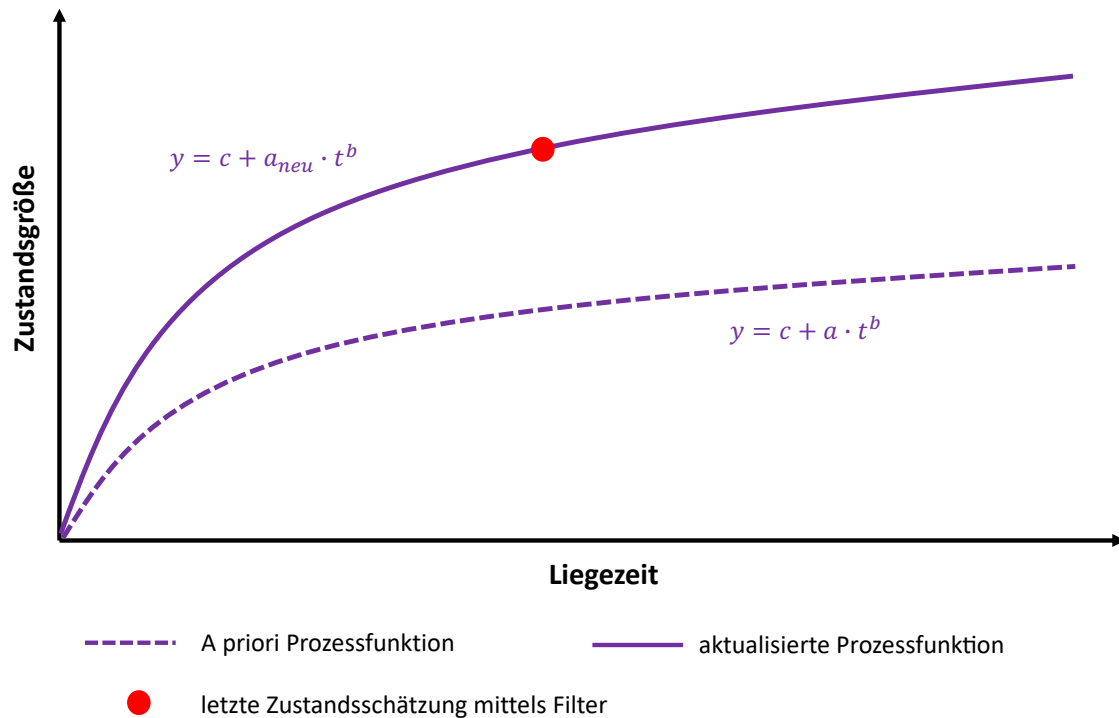


Abbildung 57: Aktualisierung der Prozessfunktion innerhalb des Bayes-Filters mit Hilfe der Koeffizientenanpassung

Curve-Shifting-Verfahren

Das in Maerschalk & Socina (2008) dokumentierte Curve-Shifting-Verfahren beinhaltet eine Verschiebung der ursprünglichen Verhaltensfunktion entlang der Ordinaten. Dazu wird anhand des Deckschichtalters und der theoretischen Verhaltensfunktion der SOLL-Wert für die Zustandsgröße im aktuellen und vorherigen Jahr bestimmt. Die Differenz dieser beiden Werte wird anschließend zu dem tatsächlichen IST-Wert des Vorjahres hinzuaddiert:

$$ZG_{(t)} = ZG_{(t-1)} + (ZG_{SOLL(t)} - ZG_{SOLL(t-1)})$$

mit:	$ZG_{(t)}$	IST-Zustand im aktuellen Jahr
	$ZG_{(t-1)}$	tatsächlicher Zustand im vorherigen Jahr
	$ZG_{SOLL(t)}$	SOLL-Wert für den Zustand im aktuellen Jahr
	$ZG_{SOLL(t-1)}$	SOLL-Wert für den Zustand im vorherigen Jahr

Anstelle des letzten Messergebnisses wird die mit Hilfe des EKF zuletzt gefilterte Schätzung des Zustands als IST-Zustand verwendet. In Abbildung 58 ist die Vorgehensweise des Curve-Shifting-Verfahrens schematisch dargestellt.

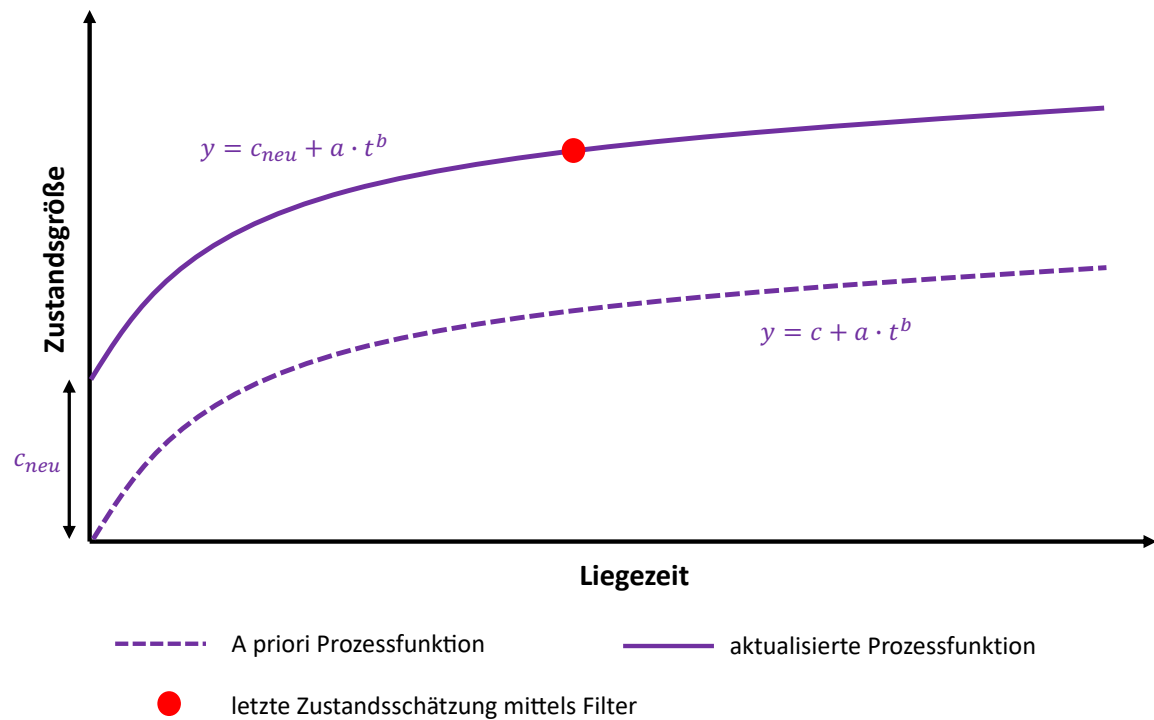


Abbildung 58: Aktualisierung der Prozessfunktion innerhalb des Bayes-Filters mit Hilfe des Curve-Shifting-Verfahrens

Innerhalb der Modellierung des Bayes-Filters werden beide Variationen zur Aktualisierung der Prozessfunktion geprüft.

5.7 Abschätzung der Messpräzision

5.7.1 Allgemeines

In Kapitel 5.4 wurde erläutert, dass der kontinuierliche Abgleich der Prozessfunktion mit Messergebnissen ein wesentlicher Bestandteil des Kalman-Filters ist. 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.

5.7.2 Abschätzung aus der Literatur

Die im Rahmen von Ringversuchen und Qualitätsüberwachungen erzielte Messpräzision ist bisher in mehreren Forschungsarbeiten für einige Zustandsgrößen dokumentiert. Für die Längs- und Querebenheit erfolgte bspw. in Schmidt (2010) eine Überprüfung der Präzision der Prüfverfahren unter Wiederhol- und Vergleichbedingungen. In Bezug auf die Griffigkeit wird die Qualität und Genauigkeit des seit Beginn der 2000er Jahre in Deutschland eingesetzten Seitenkraftmessverfahrens (SKM) im Rahmen von regelmäßig durchgeführten Vergleichsfahrten überprüft (Rosauer et al., 2017). Im Bereich der Substanzmerkmale (Oberfläche) liegen hingegen bisher kaum Erfahrungswerte vor, die im Rahmen dieses Projektes verwendet werden können. Hinzukommend wird die Übertragbarkeit der Ergebnisse von Ringversuchen auf die ZEB dadurch erschwert, dass bei der Ermittlung der Messpräzision zum Teil keine ZEB-Bedingungen (einfache Messung) vorliegen und dadurch die Standardabweichungen im Vergleich zur ZEB unterschätzt werden.

5.7.3 Abschätzung aus Zustandsdaten

Um dennoch gesicherte Annahmen zur Messpräzision aller Zustandsgrößen treffen zu können, wurde daher auf Daten einer Untersuchungsstrecke (ZEB-Dauermesstrecke) zurückgegriffen (Blumenfeld, 2020b). Die auf einem Teilabschnitt der BAB A5 eingerichtete Beobachtungsstrecke zeichnet sich insbesondere darin aus, dass halbjährlich alle Oberflächenmerkmale der ZEB erfasst werden. Zudem werden sämtliche in diesem Streckenabschnitt zwischenzeitlich durchgeführte Erhaltungsmaßnahmen detailliert dokumentiert. Obgleich die Voraussetzungen eines Ringversuches nicht gegeben sind, bietet diese Datengrundlage dennoch die Möglichkeit die Größe der Messpräzision abzuschätzen.

Die empirische Standardabweichung unter Vergleichbedingungen wurde anhand der Differenz der Messergebnisse zweier aufeinander folgender Erfassungskampagnen ermittelt. Hierbei liegt die Annahme zu Grunde, dass sich der Zustand innerhalb von sechs Monaten kaum ändert, sodass die zu beobachtenden Differenzen zwischen zwei Erfassungskampagnen zum Großteil auf die Streuung des Prüfverfahrens zurückzuführen ist. Die für die Auswertung der Zustandsgrößen verwendeten ZEB-Kampagnen wurden durch unterschiedliche Erfasser durchgeführt. In der nachfolgenden Abbildung 59 sowie Abbildung 60 sind exemplarisch die Differenzen der gemessenen Zustandsgrößen AUN und MSPT aus den beiden Erfassungskampagnen Herbst 2011 und Frühjahr 2012 als kumulierte Häufigkeiten dargestellt.

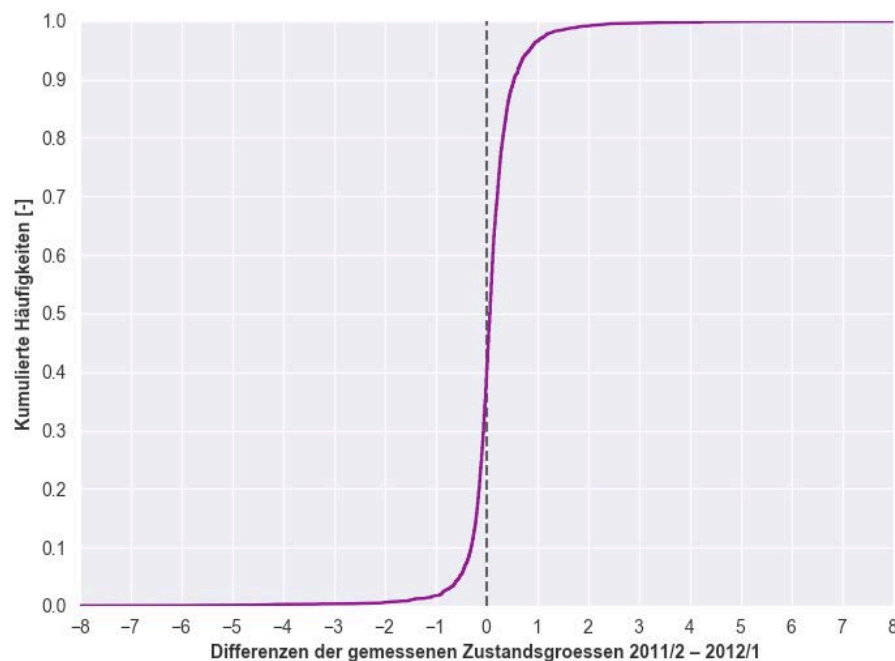


Abbildung 59: Kumulierte Häufigkeiten der Differenzen für die Zustandsgröße AUN
($M = +0,096 \text{ cm}^3$, $SD = 0,683 \text{ cm}^3$) innerhalb von sechs Monaten

Die mittlere Differenz des Unebenheitsmaßes AUN liegt bei $+0,096 \text{ cm}^3$, sodass in diesem vorliegenden Fall eine minimale Verschlechterung der Längsebenheit zu beobachten ist. Die zugehörige Standardabweichung beträgt $0,683 \text{ cm}^3$ und kann als Abschätzung für die Standardabweichung unter Vergleichbedingungen genutzt werden.

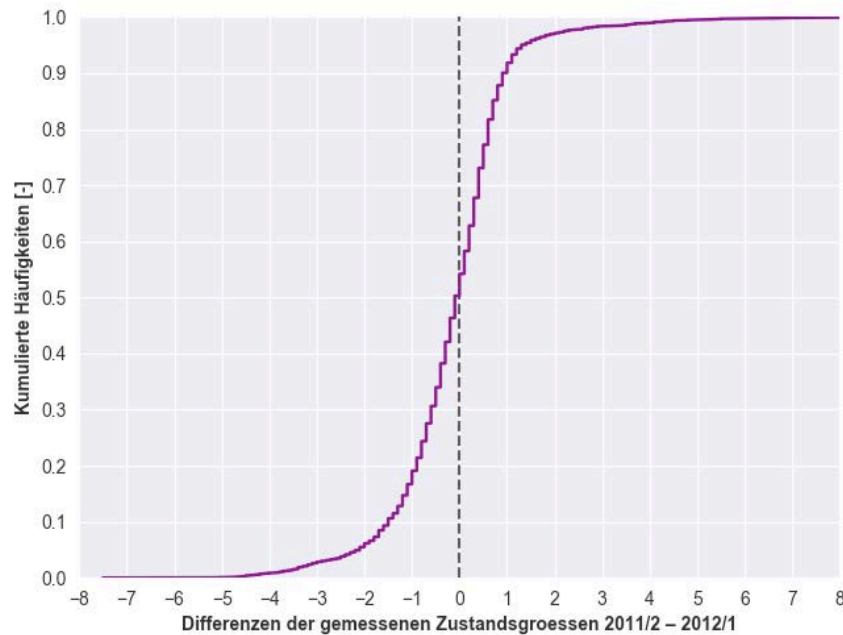


Abbildung 60: Kumulierte Häufigkeiten der Differenzen für die Zustandsgröße MSPT ($M = -0,140$ mm, $SD = 1,251$ mm) innerhalb von sechs Monaten

Die mittlere Differenz der gemessenen Unebenheiten im Querprofil (MSPT) beträgt $-0,140$ mm. Im Vergleich zur mittleren Differenz fällt die Standardabweichung mit $1,251$ mm relativ hoch aus und liegt damit mehr als doppelt so hoch wie die im Rahmen von Ringversuchen ermittelte Standardabweichung (Schmidt, 2010). Für jede Zustandsgröße wurde die Standardabweichung der Messwertdifferenzen aus jeweils zwei, in einem Abstand von sechs Monaten zueinander, ZEB-Kampagnen der ZEB-Dauermessstrecke ermittelt und anschließend der Mittelwert dieser Standardabweichungen je Zustandsgröße bestimmt. Hierbei wurden die Messwertdifferenzen der ZEB-Kampagnen 2011/2012, 2012/2013 und 2014/2015 ausgewertet. Dabei bestätigte sich die Vermutung, dass die empirisch ermittelten Streubereiche tendenziell größer im Vergleich zu den in der Literatur angegebenen Werten ausfallen. Eine tabellarische Zusammenstellung der innerhalb des Modells verwendeten Messpräzision je Zustandsgröße ist in Anhang 10.8 enthalten.

5.8 Modellvalidierung

5.8.1 Allgemeines

In diesem Kapitel erfolgt die Validierung des entwickelten probabilistischen Prognosemodells. Die im Rahmen der Modellvalidierung angewendete Methodik wird vorgestellt. Einen wesentlichen Bestandteil stellt hierbei die Verwendung einer synthetischen Testumgebung dar, deren Zweckmäßigkeit sowie die darin enthaltenen Annahmen und Randbedingungen erläutert werden. Der innerhalb der Testumgebung erzeugte Validierungsdatensatz wird als Datengrundlage für die Anwendung des Extended Kalman-Filters verwendet. Zusätzlich werden der homogene Markov-Prozess sowie deterministische Verhaltensfunktionen auf diesen Validierungsdatensatz angewendet. Die Prognoseergebnisse der Modellvarianten werden anschließend vergleichend gegenübergestellt und bewertet.

5.8.2 Vorüberlegungen, Methodik und Bewertungskriterien

Die Grundidee der Modellvalidierung besteht in der Überprüfung der mit Hilfe eines Modells berechneten Ergebnisse anhand eines unabhängigen Referenzdatensatzes. Dieser Referenzdatensatz kann grundsätzlich durch zwei verschiedene Herangehensweisen erzeugt werden. In der überwiegenden Anzahl der Anwendungsfälle wird dieser Referenzdatensatz mit Hilfe eines zufallsbasierten Auswahlverfahrens als Teilmenge aus einer empirischen Grundgesamtheit der Daten separiert. Alternativ kann ein unabhängiger Referenzdatensatz im Rahmen einer synthetischen Testumgebung erzeugt werden. Im Folgenden werden die Vor- und Nachteile beider Herangehensweisen in Hinblick auf den vorliegenden Anwendungsfall erläutert.

a) Verwendung von empirischen Daten

Bei der konventionellen Vorgehensweise wird die empirische Datengrundlage üblicherweise in einem Verhältnis von Entwicklungs- und Validierungsdaten von 80 % zu 20 % geteilt. Die Aufteilung der Daten erfolgt hierbei zufallsbasiert (vgl. Kerlinger & Pedhazur, 1973).

Da die empirische Datengrundlage auf Messergebnissen der Zustandserfassungen basiert, sind die darin enthaltenen Datensätze naturgemäß messabweichungsbehaftet (vgl. Kapitel 5.7).

Somit werden bei einer auswerteabschnittsspezifischen Validierung der Modellvarianten die Prognoseergebnisse mit messabweichungsbehafteten Daten und nicht mit den tatsächlichen Zuständen verglichen. Das Ziel der Modellvalidierung besteht vielmehr in dem Vergleich der Prognoseergebnisse mit der tatsächlichen Zustandsentwicklung. Da jedoch innerhalb des Extended Kalman-Filters die Problematik von Messabweichungen explizit modelliert wird, ist dieser Vergleich nicht zielführend. In Hinblick auf Straßenzustandsdaten besteht die Problematik, dass die Abschätzung der tatsächlichen Zustandsentwicklung je Auswertabschnitt anhand von vergleichsweise wenigen Messergebnissen (1 bis 3 Messergebnisse) kaum möglich bzw. stark unsicherheitsbehaftet ist. Die beschriebene Problematik kann nur dadurch gelöst werden, dass für die Ermittlung der tatsächlichen Zustandsentwicklung eines Auswerteabschnittes deutlich mehr Messergebnisse vorliegen (z. B. im Rahmen von Untersuchungsstrecken) oder ein synthetischer Datensatz in Anlehnung an die Grundgesamtheit der empirischen Daten erzeugt wird. Zuletzt besteht eine weitere Problematik darin, dass nur Auswerteabschnitte empirisch validiert werden können, die bisher nicht „ausgefallen“ sind. Dies bedeutet, dass insbesondere nur Auswerteabschnitte mit einer geringen Liegezeit sowie Auswerteabschnitte, die über einen langen Zeitraum besonders gut „performen“ für eine Modellvalidierung verwendet werden können. Auswerteabschnitte mit starken Schadenszunahmen können hingegen nur selten validiert werden, da ihre Liegezeit bereits durch Erhaltungsmaßnahmen zurückgesetzt wurde.

b) Verwendung von synthetischen Daten

Die Validierung mit synthetischen Daten bietet den Vorteil, dass der tatsächliche (bewertungsrelevante) Zustand je Auswerteabschnitt bekannt ist. Dadurch werden nicht Messergebnisse mit geschätzten Zuständen verglichen, sondern die Abweichungen zwischen prognostizierten und tatsächlichen Zuständen bewertet. Des Weiteren bietet eine synthetische Testumgebung den zusätzlichen Vorteil, dass beliebige Prognosezeiträume geprüft werden können, da zu jedem beliebigen Zeitpunkt synthetische Messdaten zur Modellvalidierung vorliegen. Hierbei sind die Annahmen und Randbedingungen, die für die Erstellung des synthetischen Datensatzes getroffen bzw. genutzt wurden, von besonderer Relevanz. Diese werden im folgenden Abschnitt erläutert. Die nachfolgende Abbildung 61 zeigt die methodische Vorgehensweise für den Vergleich der Modellvarianten mit Hilfe einer synthetischen Testumgebung.

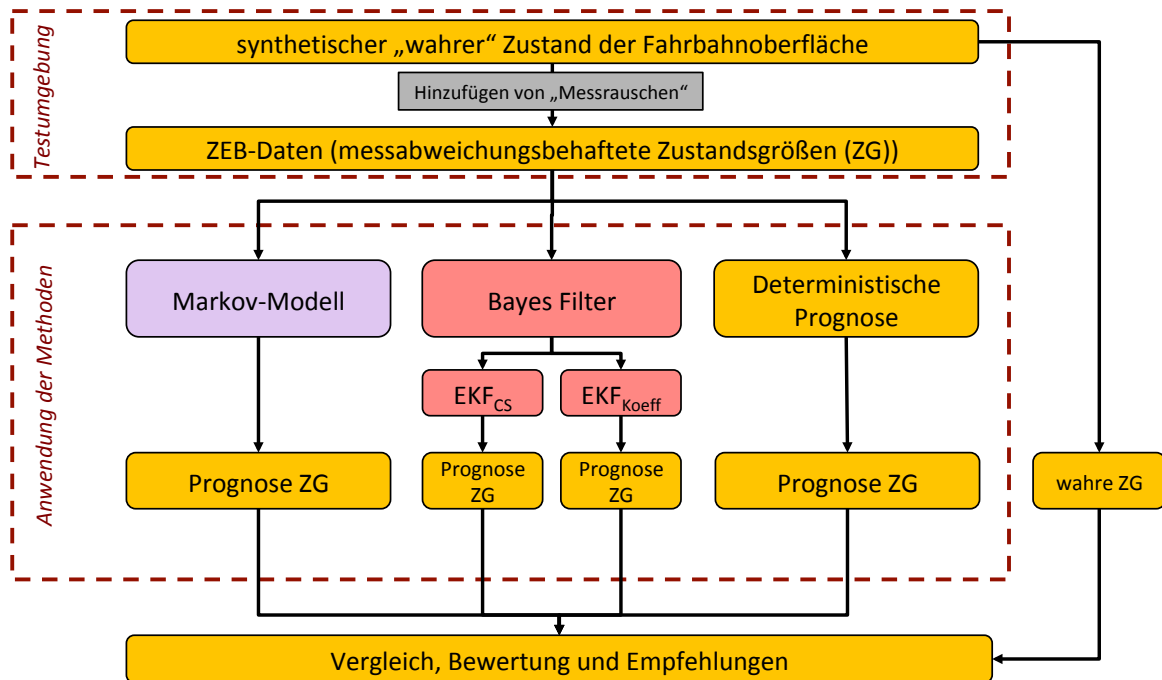


Abbildung 61: Methodische Vorgehensweise innerhalb der Simulation zum Vergleich und Bewertung der Modellvarianten

Bewertung der Prognoseergebnisse

Für den Vergleich bzw. die Bewertung der Prognoseergebnisse der Modellvarianten werden die Abweichungen zwischen den synthetischen Zuständen und den mit Hilfe der Modellvarianten prognostizierten Zuständen nach dem definierten Prognosezeitraum verwendet. In der Abbildung 62 ist die Methodik zur Ermittlung der bewertungsrelevanten Abweichungen zwischen synthetischen und geschätzten Zuständen eines Auswerteabschnittes exemplarisch dargestellt.

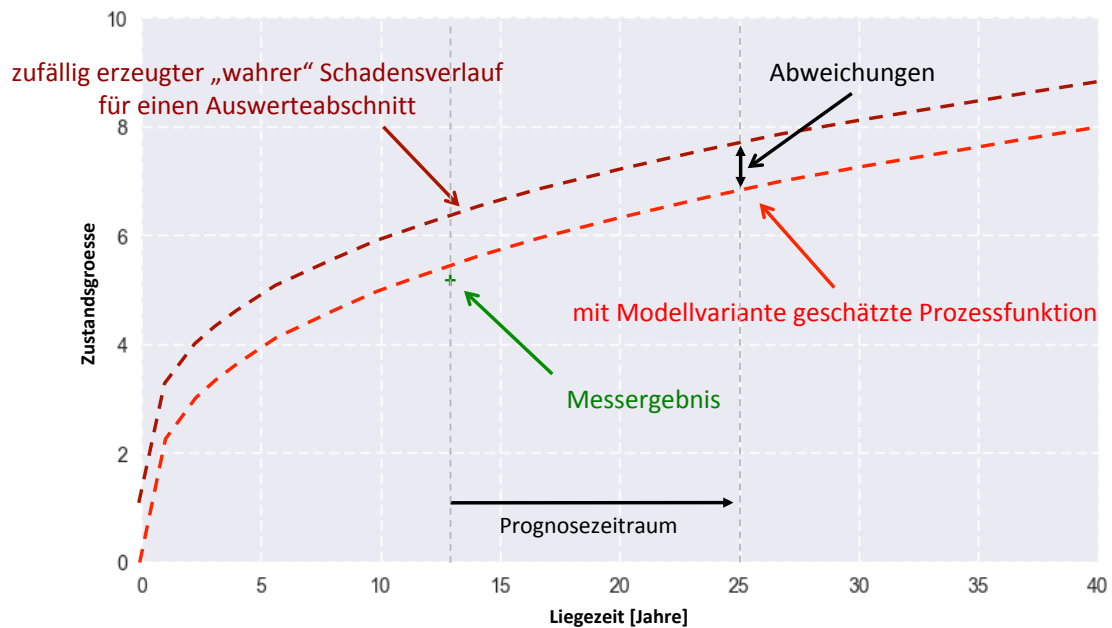


Abbildung 62: Darstellung der bewertungsrelevanten Abweichung zwischen Referenzdatensatz und Prognose

Die grafische Gegenüberstellung der Abweichungen erfolgt anhand von Scatterplots. Als quantitatives Bewertungskriterium wird der Korrelationskoeffizient nach Pearson (Bortz, 2005) genutzt:

$$r_{xy} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

In Hinblick auf eine netzweite Prognose werden die Kenngrößen mittlere Abweichung mit der zugehörigen Standardabweichung sowie das 5%- und 95%-Quantil der Zustandsverteilungen miteinander verglichen.

5.8.3 Erzeugen einer fiktiven Testumgebung

Das Ziel der synthetischen Testumgebung ist die Erzeugung eines fiktiven Validierungsdatensatzes, der das tatsächliche (unbekannte) Zustandsverhalten von Fahrbahnoberflächen sowie die beobachtbaren Zustände (Messergebnisse) möglichst realistisch abbildet.

Im Rahmen der Testumgebung wird zunächst ein synthetischer merkmalspezifischer Zustandsverlauf eines Auswerteabschnittes angenommen. Anschließend wird zu jedem Zeitpunkt ein synthetisches Messergebnis im Rahmen der Präzision der Prüfverfahren simuliert. Zuletzt erfolgt die zufallsbasierte Auswahl der Liegezeit je Auswerteabschnitt mit dem zugehörigen synthetischen Messergebnis, das zu dem Validierungsdatensatz hinzugefügt wird und als Eingangsgröße für die Prognoseberechnungen je Modellvariante genutzt wird.

Für die Testumgebung wurden die folgenden allgemeinen Randbedingungen festgelegt:

- Anzahl an Auswerteabschnitten: 50.000
- Analysezeitraum: 40 Jahre
- Prognosezeitraum: 12 Jahre
- Anzahl an Messergebnissen je Auswerteabschnitt: 1 bis 2
- Zeitlicher Abstand zwischen den Erfassungen: 4 Jahre

Des Weiteren wurden zustandsmerkmalspezifische Eingangsgrößen festgelegt. Dies umfasst die getroffenen Annahmen und Festlegungen für

- den Verlauf der Zustandsentwicklung und
- die Messpräzision.

Die einzelnen Bearbeitungsschritte innerhalb der Testumgebung werden in den nachfolgenden Abschnitten erläutert.

1. Erzeugen von synthetischen Zustandsverläufen

Für die Erzeugung der synthetischen Zustandsverläufe wurden die gleichen merkmalspezifischen Funktionstypen, wie bei der Parametrisierung der Prozessfunktionen des Extended Kalman-Filters (vgl. Kapitel 5.6.2) verwendet. Um die gewählten Funktionstypen zu parametrisieren, wurde als Datengrundlage ein Datensatz verwendet, der als zufällige unabhängige Teilmenge der Zustandsdaten der drei Länder Deutschland, Österreich und der Schweiz separiert wurde. Die Ermittlung der Verlaufskoeffizienten

erfolgte für jedes Cluster separat mit Hilfe einer (nicht linearen) Regressionsanalyse mit der Software python. Die Methodik ist in Abbildung 63 dargestellt.

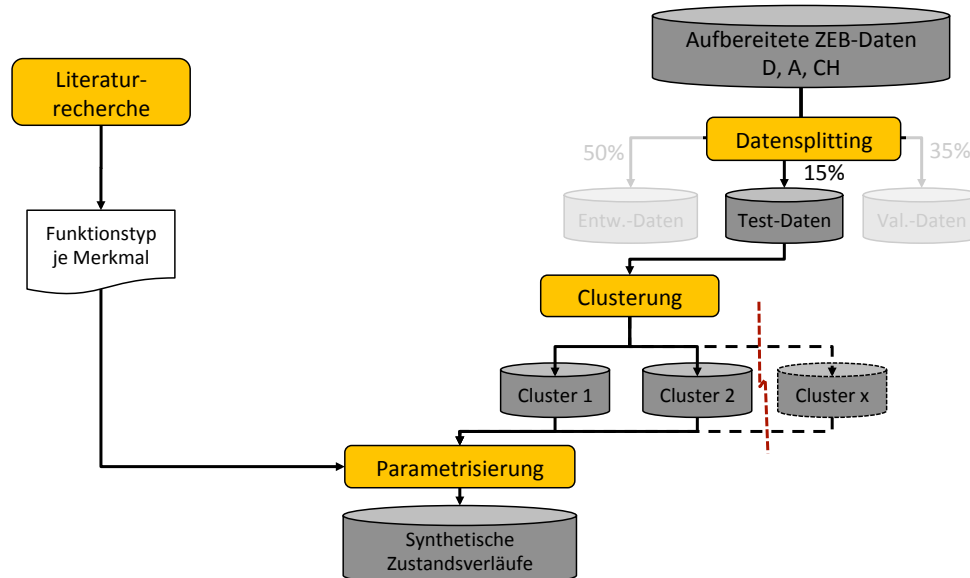


Abbildung 63: Methodik zur Erzeugung von synthetischen Zustandsverläufen

Um die Variation der Zustandsentwicklung innerhalb eines Clusters modellieren zu können, wurde weiterhin der Standardfehler (SE) bei der Schätzung jedes Verlaufskoeffizienten ausgegeben. Anschließend konnten individuelle, clusterspezifische Zustandsverläufe mit Hilfe der folgenden Formel erzeugt werden:

$$y_{ij}(t) = (a_i + \varepsilon_{a_i}) \cdot t^{b_i + \varepsilon_{b_i}} + c_i + \varepsilon_{c_i}$$

mit	$y_{ij}(t)$	tatsächlicher Zustand des Auswertabschnittes j zum Zeitpunkt t
	a_i	Verlaufskoeffizient des mittleren Zustandsverlaufs von Cluster i
	b_i	Verlaufskoeffizient des mittleren Zustandsverlaufs von Cluster i
	c_i	Verlaufskoeffizient des mittleren Zustandsverlaufs von Cluster i
	ε_{a_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten a von Cluster i
	ε_{b_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten b von Cluster i
	ε_{c_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten c von Cluster i

Die Zufallsterme der Verlaufskoeffizienten ε wurden jeweils als normalverteilt mit einem Erwartungswert von 0 angenommen. Für die Standardabweichung wurde der aus der Regressionsanalyse ermittelte Standardfehler verwendet:

$$\varepsilon_{a_i} = \mathcal{N}(0, SE_{a_i})$$

$$\varepsilon_{b_i} = \mathcal{N}(0, SE_{b_i})$$

$$\varepsilon_{c_i} = \mathcal{N}(0, SE_{c_i})$$

mit	ε_{a_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten a von Cluster i
	ε_{b_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten b von Cluster i
	ε_{c_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten c von Cluster i
	SE_{a_i}	Standardfehler des Verlaufskoeffizienten a von Cluster i
	SE_{b_i}	Standardfehler des Verlaufskoeffizienten b von Cluster i
	SE_{c_i}	Standardfehler des Verlaufskoeffizienten c von Cluster i

In Abbildung 64 sind exemplarisch die synthetisch erzeugten Zustandsverläufe der mittleren Spurrinnentiefe von 50 Auswerteabschnitten in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung (Cluster 1 (grün), Cluster 2 (orange) und Cluster 3 (rot)) dargestellt.

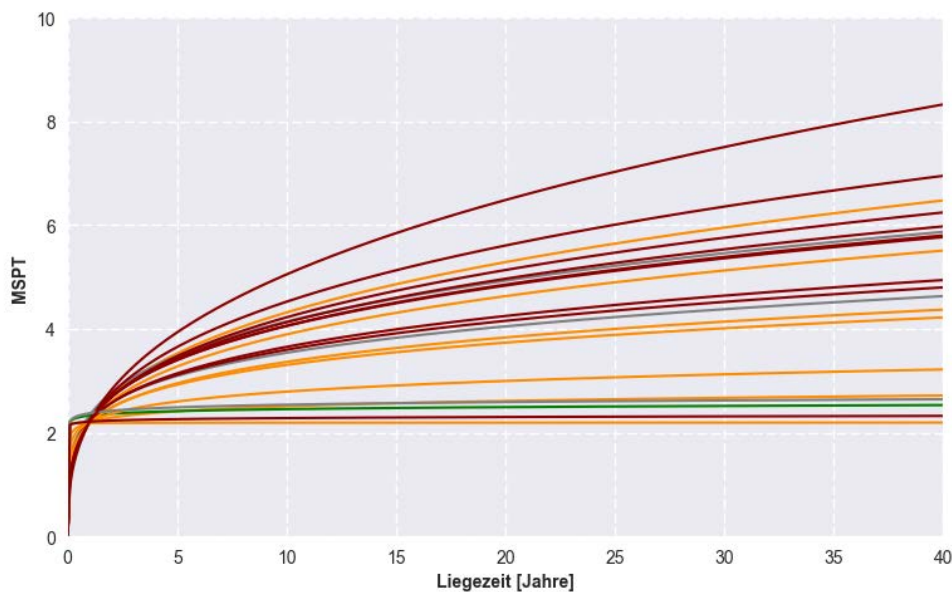


Abbildung 64: Exemplarische Darstellung von synthetischen Zustandsverläufen der mittleren Spurrinnentiefe

Eine tabellarische Zusammenstellung der innerhalb der Testumgebung verwendeten Verlaufskoeffizienten und Standardfehler ist in Anhang 10.8 enthalten.

2. Erzeugen von synthetischen Messergebnissen

Nachdem der individuelle Zustandsverlauf jedes Auswerteabschnittes erzeugt wurde, erfolgte in einem zweiten Schritt die Erzeugung von synthetischen Messergebnissen. Für jeden Zeitschritt wurden, ausgehend von dem individuellen Zustandsverlauf, ein messabweichungsbedingter Störterm ε_m im Rahmen der Messpräzision hinzugefügt:

$$m_{ij}(t) = (a_i + \varepsilon_{a_i}) \cdot t^{b_i + \varepsilon_{b_i}} + c_i + \varepsilon_{c_i} + \varepsilon_m$$

mit	$m_{ij}(t)$	Messergebnis des Auswerteabschnittes j zum Zeitpunkt t
	a_i	Verlaufskoeffizient des mittleren Zustandsverlaufs von Cluster i
	b_i	Verlaufskoeffizient des mittleren Zustandsverlaufs von Cluster i
	c_i	Verlaufskoeffizient des mittleren Zustandsverlaufs von Cluster i
	ε_{a_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten a von Cluster i
	ε_{b_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten b von Cluster i
	ε_{c_i}	normalverteilter Zufallsterm des Verlaufskoeffizienten c von Cluster i
	ε_m	messabweichungsbedingter Störterm

Der messabweichungsbedingte Störterm ε_m wurde als normalverteilt mit einem Erwartungswert von 0 und einer Standardabweichung unter Vergleichsbedingungen σ_R angenommen:

$$\varepsilon_m = \mathcal{N}(0, \sigma_R)$$

mit	ε_m	messabweichungsbedingter Störterm
	σ_R	Standardabweichung unter Vergleichsbedingungen

Die verwendeten Werte für die Standardabweichungen unter Vergleichsbedingungen sowie deren Herleitung sind in Kapitel 10.8 und 5.7 einzusehen.

3. Auswahl eines Messzeitpunktes

Zuletzt erfolgte die zufallsbasierte Auswahl der Liegezeit je Auswerteabschnitt zu Beginn des Prognosezeitraums und die Abfrage des synthetischen Messergebnisses zu diesem Zeitpunkt. Die getroffene Auswahl wurde anschließend als Datenreihe innerhalb des Validierungsdatensatzes abgespeichert. In der Abbildung 65 ist exemplarisch der erzeugte Zustandsverlauf eines Auswerteabschnittes dargestellt. In diesem Beispiel wurde der Zustand bei einer Liegezeit von 5 und 9 Jahren erfasst.

Die nachgebildete Zustandserfassung lieferte für diesen Auswerteabschnitt eine gemessene Zustandsgröße von 3,9 bzw. 6,2.

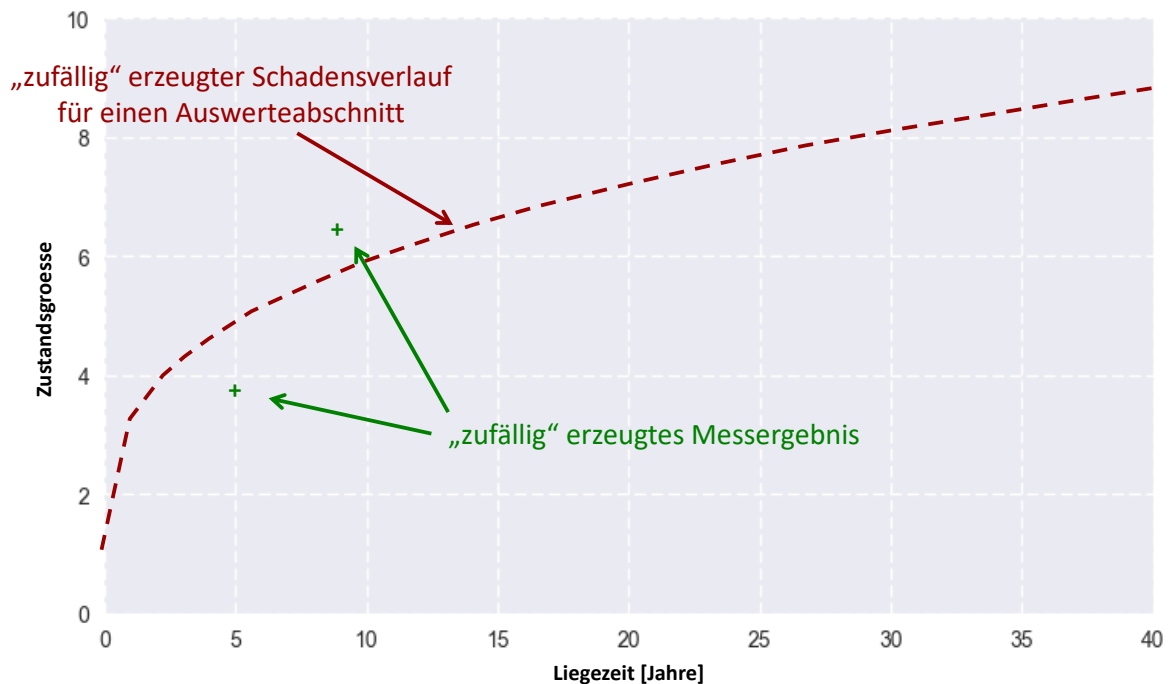


Abbildung 65: Beispiel eines Auswerteabschnittes mit Messergebnis bei einer Liegezeit von 9 Jahren

Im Rahmen der synthetischen Testumgebung wurden nach der oben dargestellten Vorgehensweise die Zustandsverläufe und Messergebnisse von 50.000 Auswerteabschnitten modelliert. Der synthetisch erzeugte Validierungsdatensatz dient als Datengrundlage für die Zustandsprognose. Für die Zustandsprognose wurden der homogene Markov-Prozess, ein deterministischer Prognoseansatz sowie das Extended Kalman-Filter angewendet. Hierbei wurden exemplarisch die Zustandsmerkmale Querebenheit (MSPT), Griffigkeit (GRI) und Risse (RISS) betrachtet.

5.8.4 Markov-Prozess

Für die Anwendung eines homogenen Markov-Prozesses wurde zunächst eine Übergangsmatrix aus dem Validierungsdatensatz abgeleitet. Dazu wurden für jeden Auswerteabschnitt zwei Messergebnisse in einem zeitlichen Abstand von vier Jahren zueinander gewählt.

Sämtliche gemessenen Zustandsverbesserungen innerhalb des Zeitfensters wurden aus dem Datensatz ausgeschlossen, um Erhaltungsmaßnahmen aus den Untersuchungen auszuschließen. Anschließend wurden die relativen Übergangshäufigkeiten ermittelt. Da innerhalb der empirischen Übergangsmatrix insbesondere die höheren Zustandsklassen teilweise sehr schwach oder nicht besetzt sind, können die einzelnen Übergangshäufigkeiten in diesen Zustandsklassen nicht ermittelt werden. Um diese Übergangshäufigkeiten abschätzen zu können, wurde daher anhand des Mittelwertes und der zugehörigen Standardabweichung der gammaverteilten Zustandsänderungen in den besetzten Zustandsklassen die Übergangswahrscheinlichkeiten in den höheren Zustandsklassen extrapoliert. In der nachfolgenden Abbildung 66 ist die für die Zustandsprognose verwendete Übergangsmatrix dargestellt.

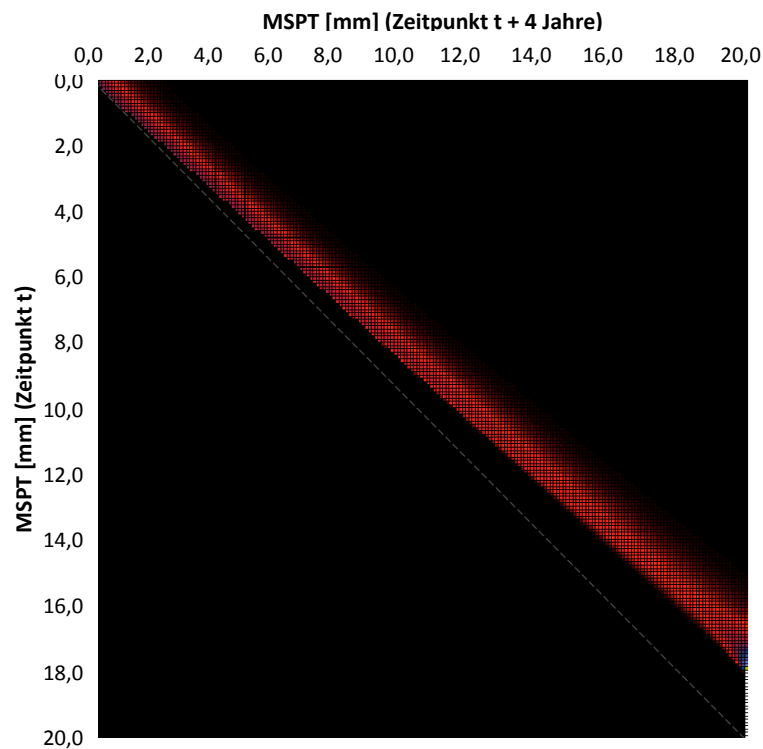


Abbildung 66: Empirische und aufbereitete Übergangsmatrix der mittleren Spurrinnentiefe

Die Prognose der Zustandsentwicklung erfolgte schließlich indem die ermittelte Übergangsmatrix mit den Zustandsvektoren der einzelnen Auswerteabschnitte mehrfach über den Prognosezeitraum multipliziert wurde. In Abbildung 67 sind die synthetische wahre sowie die mit Hilfe des Markov-Modells prognostizierte Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren dargestellt. Aus der Abbildung ist zu erkennen, dass die mittleren Spurrinnentiefen im Mittel um etwa 2,5 mm zu schlecht prognostiziert werden.

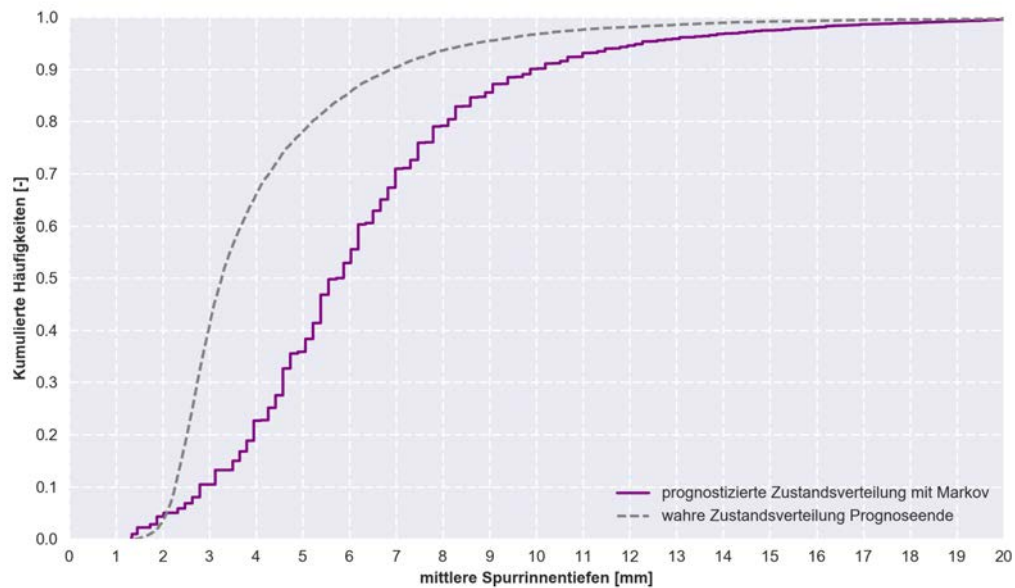


Abbildung 67: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

Es zeigt sich, dass Auswerteabschnitte sowohl in einem sehr guten als auch einem sehr schlechten Zustand mit Hilfe dieses Markov-Modells deutlich zu schlecht prognostiziert werden. Die nachfolgende Abbildung 68 zeigt die Gegenüberstellung der wahren und der mit Hilfe des Markov-Modells prognostizierten mittleren Zustandsgrößen nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren.

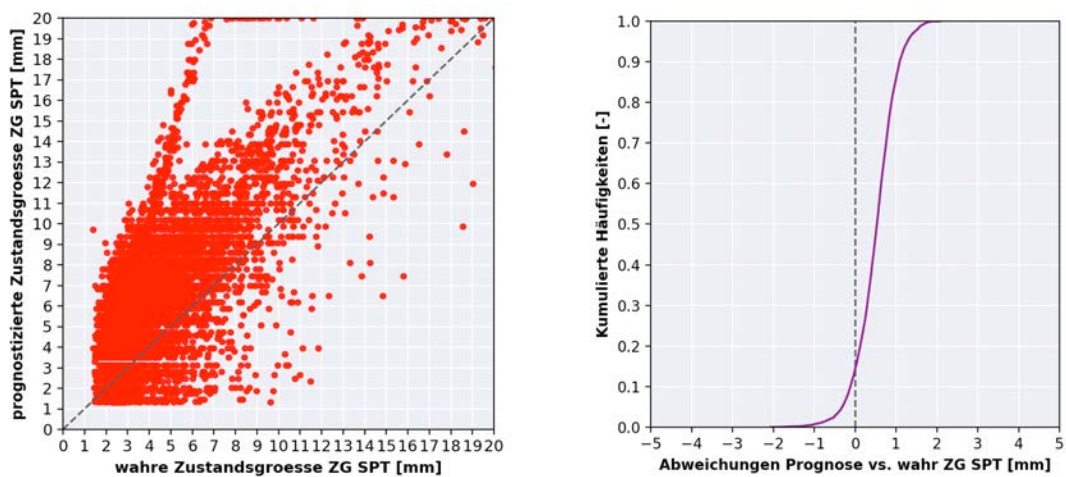


Abbildung 68: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) und kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

Im Mittel betragen die Abweichungen zwischen wahren und prognostizierten Zustandsgrößen 0,5 mm mit einer zugehörigen Standardabweichung von 0,5 mm. Die Übereinstimmung zwischen wahren und prognostizierten Zuständen wird mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,664 ($p \leq 0,001$) bewertet.

5.8.5 Deterministische Verhaltensfunktionen

Um einen Vergleich der Ergebnisse mit einem deterministischen Verfahren durchführen zu können, wurde nicht, wie zunächst vorgesehen, auf die Verhaltensfunktionen der RPE-Stra 01 zurückgegriffen. Dies wird dadurch begründet, dass aufgrund des darin bereits enthaltenen Normierungsverfahrens ein Vergleich nur auf Basis von Zustandswerten erfolgen kann. Um jedoch den Einfluss der Normierung zu umgehen, wurde in Abstimmung mit dem Forschungsgeber beschlossen, den Vergleich anhand von Zustandsgrößen durchzuführen. Für die Zustandsprognose wurden die deterministischen Prozessfunktionen angesetzt, die auch im Rahmen der Modellierung des Extended Kalman-Filters anhand des Entwicklungsdatensatzes bestimmt wurden (vgl.

Tabelle 20).

Tabelle 20: Koeffizienten der Verhaltensfunktionen für die Prognose der Zustandsgröße MSPT

Zustandsgröße		BW	SV	a	b	c
mittlere Spurrinnentiefe	MSPT	-99	-99	2,315	0,150	0,000
			1	2,169	0,077	0,000
			2	2,182	0,080	0,000
			3	2,166	0,234	0,000
		1	-99	2,388	0,139	0,000
			1	2,224	0,071	0,000
			2	2,198	0,079	0,000
			3	2,194	0,246	0,000
		2	-99	2,000	0,060	0,000
			1	1,410	0,223	0,000
			2	2,111	0,059	0,000
			3	2,065	0,000	0,000

In der Abbildung 69 sind exemplarisch die verwendeten Verhaltensfunktionen für die Prognose der mittleren Spurrinnentiefen für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung dargestellt. Es ist zu erkennen, dass insbesondere die Auswerteabschnitte mit einer hohen Schwerverkehrsbelastung (SV-Cluster 3) eine stärkere Zunahme der mittleren Spurrinnentiefe aufweisen.

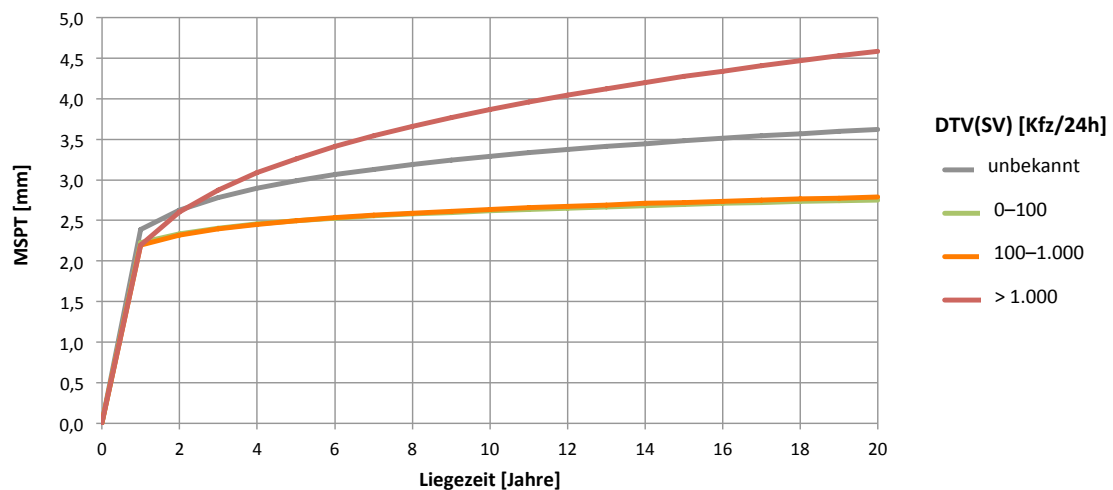


Abbildung 69: Verhaltensfunktionen für die deterministische Prognose der Zustandsgröße MSPT für Auswerteabschnitte in Asphaltbauweise in Abhängigkeit der Schwerverkehrsbelastung

Die abschnittsbezogene Anpassung der Verhaltensfunktionen an die Messergebnisse erfolgte mit Hilfe des Verfahrens der Koeffizientenanpassung (vgl. Kapitel 5.6.4). In Abbildung 70 sind die synthetische wahre sowie die mit Hilfe des deterministischen Verfahrens prognostizierte Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren dargestellt.

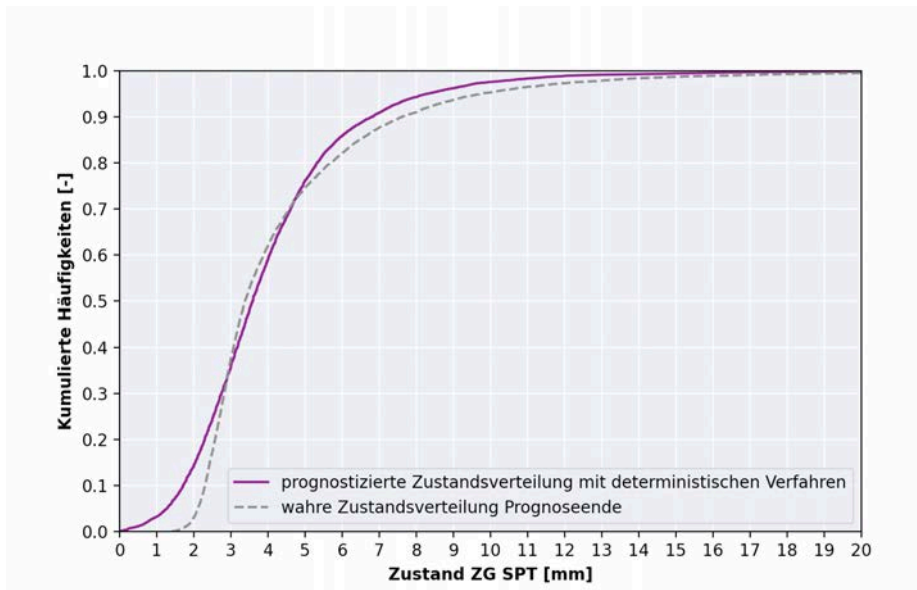


Abbildung 70: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

Insgesamt wird die Zustandsverteilung mit Hilfe des deterministischen Verfahrens gut abgebildet. In den Bereichen von 0,0 mm bis 3,0 mm werden die Auswerteabschnitte tendenziell zu gut prognostiziert. Im Bereich der Auswerteabschnitte mit einer mittleren Spurrinnentiefe ab etwa 5,0 mm wird der Anteil ebenfalls zu gut abgebildet. Die Gegenüberstellung zwischen wahren und prognostizierten Werten liefert einen Korrelationskoeffizient von 0,88 ($p \leq 0,001$). Die mittlere Abweichung beträgt -0,4 mm mit einer Standardabweichung von 1,5 mm (vgl. Abbildung 71).

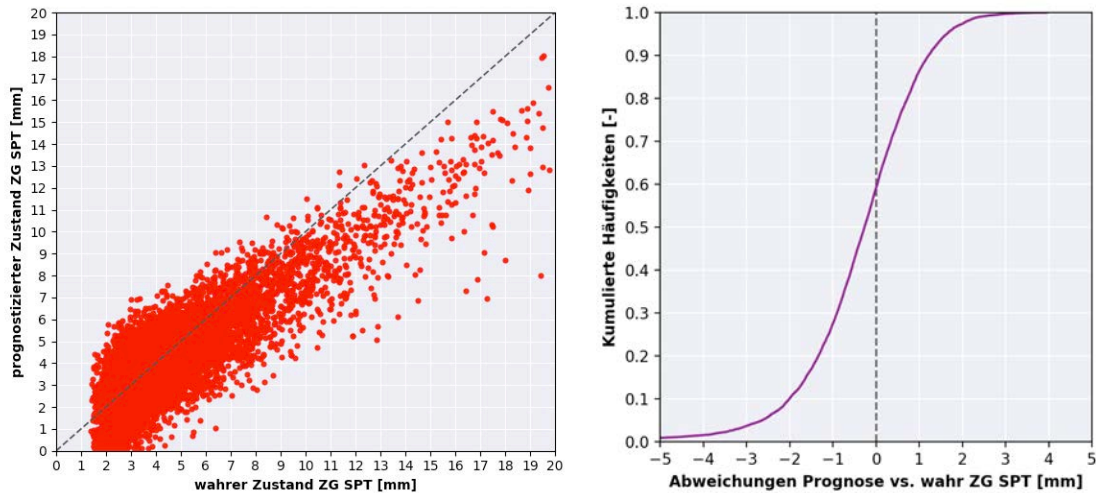


Abbildung 71: Wahre und prognostizierte Zustandswerte sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

5.8.6 Extended Kalman-Filter

Für die Zustandsprognose mit Hilfe des Extended Kalman-Filters (EKF) wurden die aus dem Entwicklungsdatensatz parametrisierten Prozessfunktionen (vgl. Kapitel 5.6.3) und die abgeschätzte Messpräzision je Zustandsmerkmal (vgl. Kapitel 5.7) verwendet. Für die Aktualisierung der Prozessfunktionen je Auswerteabschnitt wurde sowohl das Verfahren der Koeffizientenanpassung als auch das Curve-Shift-Verfahren untersucht (vgl. Kapitel 5.6.4).

Untersuchung des Zustandsmerkmals Querebenheit

Die nachfolgende Abbildung 72 zeigt exemplarisch die Zustandsprognose der mittleren Spurrinnentiefe für einen Auswerteabschnitt mit Hilfe des EKF und integrierter Koeffizientenanpassung.

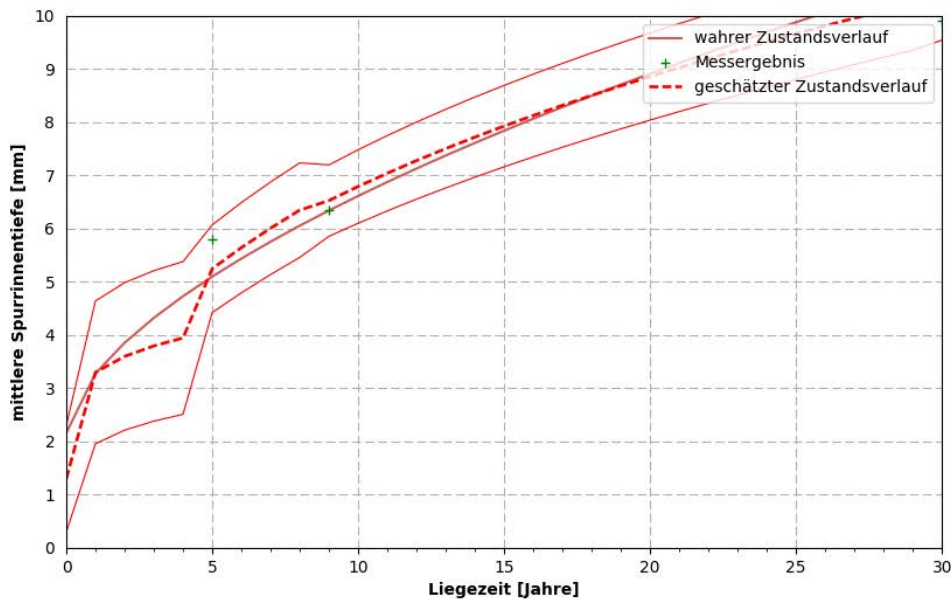


Abbildung 72: Zustandsprognose für die Spurrinnentiefe eines neun Jahre alten Auswertabschnittes

Im dargestellten Fall erfolgte bei einer Liegezeit von neun Jahren die letzte Zustandserfassung auf diesem Auswerteabschnitt. Anhand der beiden vorliegenden Messergebnisse und der a priori gewählten Prozessfunktion schätzt das Filter den weiteren Zustandsverlauf für die Prädiktion innerhalb des festgelegten Prognosezeitraums ab.

Extended Kalman-Filter mit Koeffizientenanpassung

In der nachfolgenden Abbildung 73 ist die wahre aus der fiktiven Testumgebung ermittelte Zustandsverteilung der mit Hilfe des EKF prognostizierten Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren gegenübergestellt. Es ist zu erkennen, dass der Mittelwert von etwa 3,3 mm der Zustandsverteilung mit Hilfe des EKF gut wiedergegeben wird. In den oberen Randbereichen der Verteilung sind jedoch größere Abweichungen zur wahren Zustandsverteilung zu beobachten. Sehr schlechte Auswerteabschnitte werden mit Hilfe des EKF als zu gut prognostiziert. Die Abweichung zwischen den 5%-Quantilen beträgt -0,1 mm und bei den 95%-Quantilen -2,5 mm.

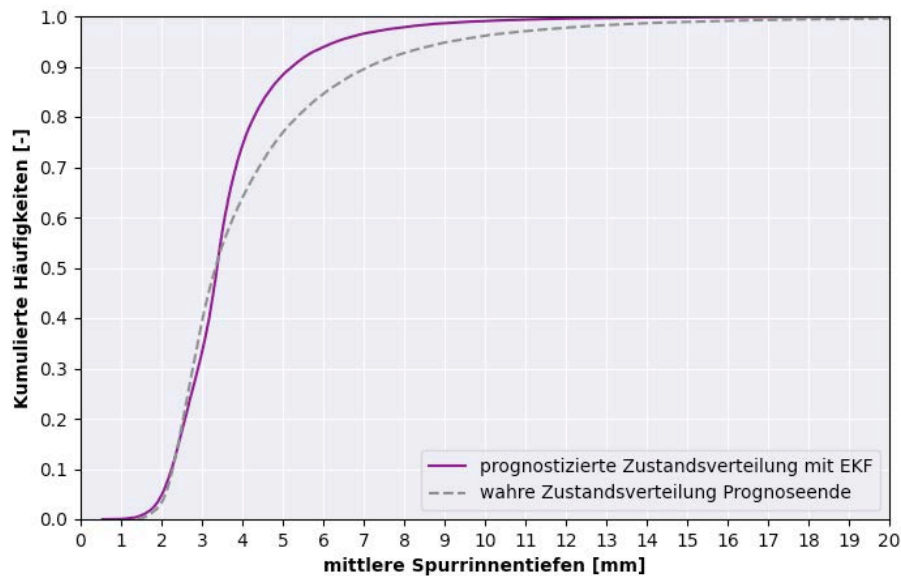


Abbildung 73: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren mit dem EKF und Koeffizientenanpassung

Die Abbildung 74 zeigt die kumulierten Häufigkeiten der Abweichungen zwischen den wahren und den prognostizierten Zuständen innerhalb des gewählten Prognosezeitraums von 12 Jahren. Der Korrelationskoeffizient r beträgt 0.832 mit $p \leq 0.001$.

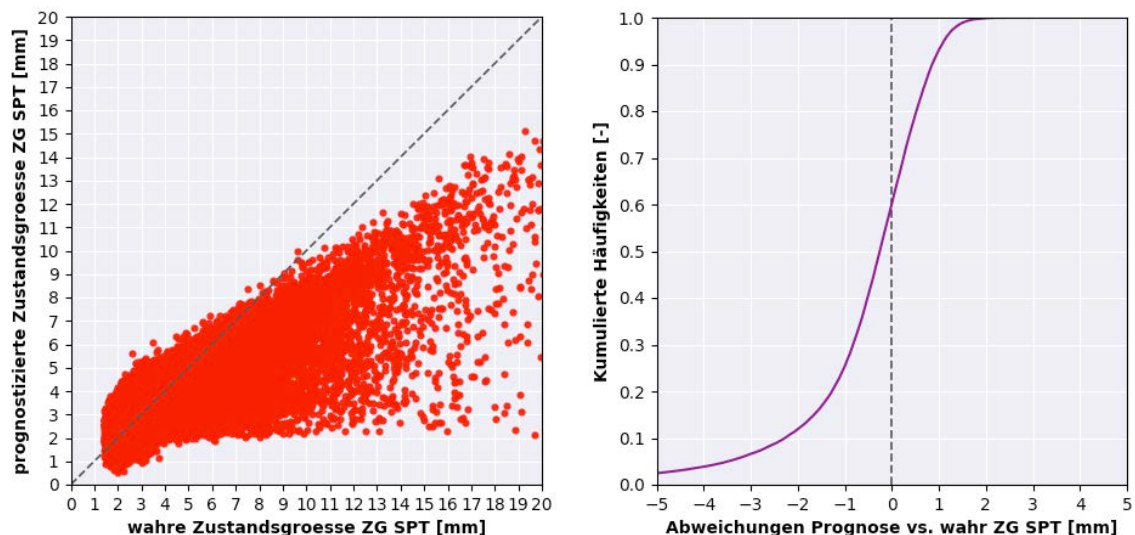


Abbildung 74: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

Ein Vergleich zwischen den prognostizierten und wahren Zustandsgrößen zeigt, dass die Abweichungen im Mittel 0,6 mm mit einer Standardabweichung von 1,8 mm voneinander differieren. Die maximale Abweichung zwischen Modell und wahren Werten liegt bei 5,0 mm. Im Bereich von bis zu 4,0 mm werden die Spurrinnentiefen sehr gut abgeschätzt. Größere Abweichungen zwischen wahren Zustand und der Prognose sind insbesondere bei Auswerteabschnitten zu beobachten, bei denen eine starke Schadenszunahme vorliegt.

Extended Kalman-Filter mit Curve-Shifting

Analog zur Vorgehensweise der Berechnungen mit dem EKF mit der Koeffizientenanpassung, erfolgte die Zustandsprognose mit Hilfe des EKF und integriertem Curve-Shifting-Verfahren. Die Gegenüberstellung der wahren und prognostizierten Zustandsverteilung ist in der Abbildung 75 dargestellt.

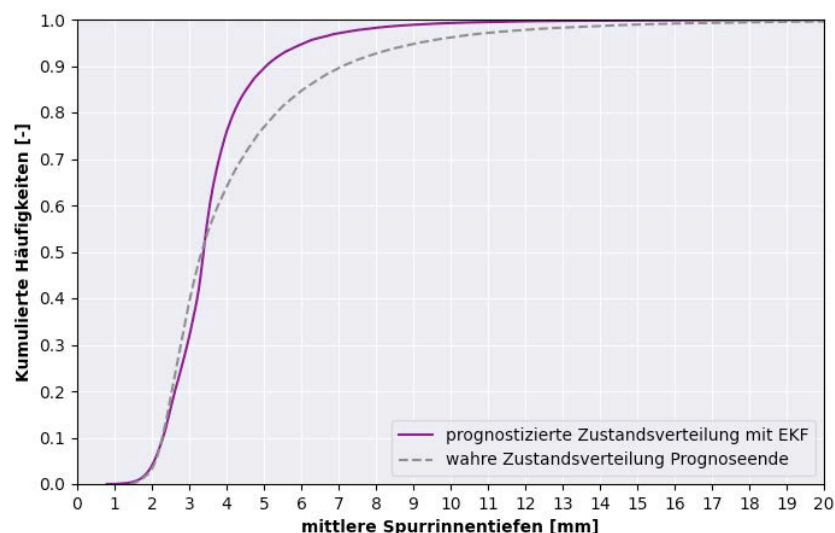


Abbildung 75: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren mit dem EKF und Curve-Shifting-Verfahren

Die kumulierten Häufigkeiten der Abweichungen zwischen den wahren und den prognostizierten Zuständen innerhalb des gewählten Prognosezeitraums von 12 Jahren sind in Abbildung 76 dargestellt. Der Korrelationskoeffizient r beträgt 0.842 mit $p \leq 0.001$.

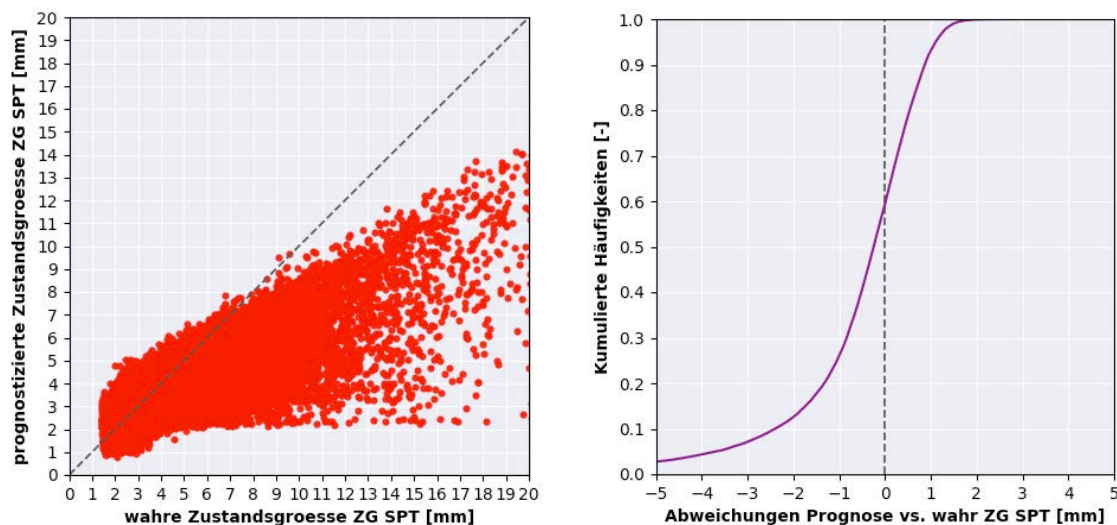


Abbildung 76: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) der ZG MSPT nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

Der Vergleich zwischen den prognostizierten und wahren Zustandsgrößen zeigt, dass die Abweichungen im Mittel 0,6 mm mit einer Standardabweichung von 1,9 mm voneinander differieren. Die maximale Abweichung zwischen Modell und wahren Werten liegt bei 5,5 mm. Mit zunehmenden Schadensausmaß sind tendenziell größere Abweichungen zwischen wahren Zustand und der Prognose zu beobachten.

5.8.7 Vergleich und Bewertung der Ergebnisse

In Tabelle 21 sind die Ergebnisse je Modellvariante tabellarisch zusammengefasst. Als bewertungsrelevante Kenngrößen werden die mittlere Abweichung und deren Standardabweichung der Differenzen zwischen wahren und prognostizierten Zuständen betrachtet. Des Weiteren wird beurteilt, inwiefern die Randbereiche der Zustandsverteilung treffend wiedergegeben werden. Dies erfolgt anhand des 5%- und 95%-Quantils der Zustandsverteilung. Zuletzt bietet der Korrelationskoeffizient ein Kriterium zur Bewertung des Modellfits in Hinblick auf die Abschätzung der mittleren Zustandsentwicklung.

Tabelle 21: Prognoseergebnisse der Modellvarianten für die Zustandsgröße MSPT

		Modellvariante			
		Markov	deter- ministisch	Bayes-Filter	
Kenngröße				Curve- Shifting	Koeffizienten- anpassung
Mittelwert	M	0,5 mm	-0,4 mm	-0,6 mm	-0,6 mm
Standardabweichung	SD	0,5 mm	1,5 mm	1,9 mm	1,8 mm
5%-Quantil	$q_{5\%}$	0,0 mm	-0,8 mm	0,0 mm	-0,1 mm
95%-Quantil	$q_{95\%}$	+3,9 mm	-1,5 mm	-3,0 mm	-2,5 mm
Abbildung der Streuung der abschnittsbezogenen Zustandsentwicklung		Ja	Nein	Ja	Ja
Berücksichtigung des bisherigen Zustandsverlaufs		Nein	Ja	Ja	Ja
Korrelationskoeffizient	r	0,66	0,88	0,84	0,83
p-Value	p	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$

Insgesamt ist zu erkennen, dass die Zustandsprognose mit Hilfe des homogenen Markov-Prozesses ohne Berücksichtigung der Messunsicherheit bei der Abschätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten keine zufriedenstellenden Ergebnisse liefert. Das deterministische Prognoseverfahren lieferte im Rahmen der fiktiven Testumgebung den besten Modellfit mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,88. Die Zustandsprognose mit Hilfe des Bayes-Filters wurde mit dem integrierten Curve-Shifting-Verfahren mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,84 bzw. mit der Koeffizientenanpassung mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,83 etwas schlechter bewertet. Im Vergleich zu dem deterministischen Verfahren bietet der Bayes'sche Ansatz jedoch den Vorteil einer probabilistischen Zustandsprognose. Weiterhin ist eine stetige Verbesserung des Modellfits mit der Berücksichtigung von zusätzlichen Messergebnissen je Auswertabschnitt zu erwarten. Im vorliegenden Fall wurden die Prognoseberechnungen mit bis zu drei Messergebnissen je Auswerteabschnitt durchgeführt.

Auf eine Berücksichtigung von mehr als drei Messergebnissen je Auswerteabschnitt wurde verzichtet, da dies erfahrungsgemäß in der Praxis kaum anzutreffen ist.

Untersuchung des Zustandsmerkmals Griffigkeit

Für die Prognose des Zustandsmerkmals Griffigkeit wurde eine lineare Prozessfunktion verwendet. Da die Prozessfunktion anhand von zwei Koeffizienten vollständig beschreibbar ist, wurde zur Aktualisierung der Prozessfunktion lediglich das Curve-Shifting-Verfahren verwendet. Die nachfolgende Abbildung 77 zeigt exemplarisch die Zustandsprognose der Griffigkeit für einen Auswerteabschnitt mit Hilfe des EKF und integriertem Curve-Shifting-Verfahren.

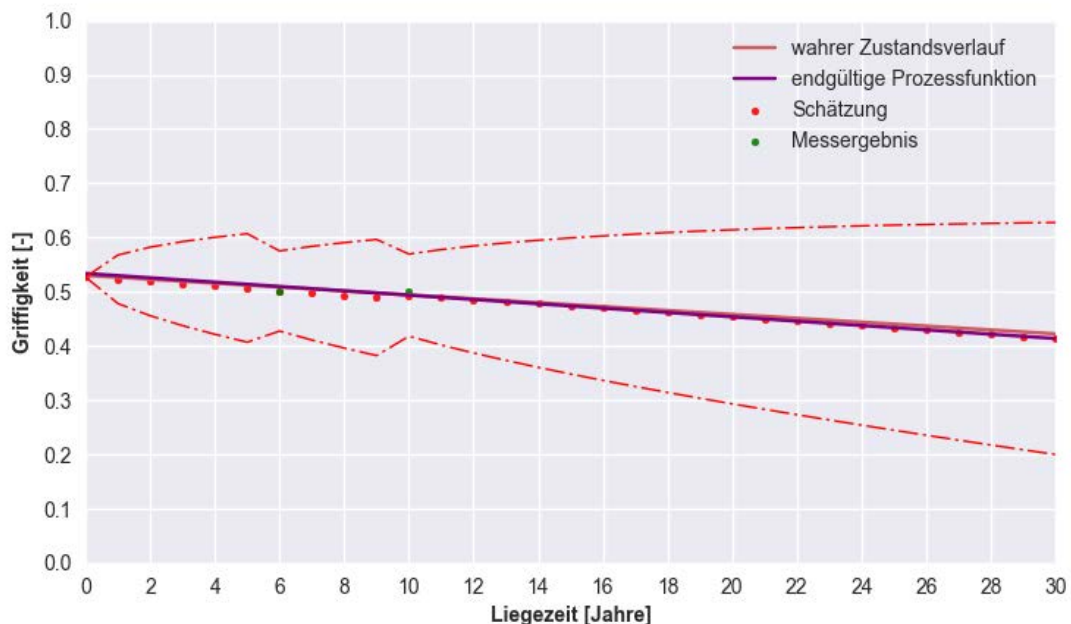


Abbildung 77: Zustandsprognose für die Griffigkeit eines zehn Jahre alten Auswertabschnittes

Die nachfolgenden Grafiken stellen exemplarisch die Ergebnisse bei einer Zustandsprognose auf Basis von zwei Messergebnissen je Auswertabschnitt dar. In der Abbildung 78 ist die wahre aus der fiktiven Testumgebung ermittelte Zustandsverteilung der mit Hilfe des EKF prognostizierten Zustandsverteilung nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren gegenübergestellt. Der Abbildung ist zu entnehmen, dass der Mittelwert von etwa 0,442 der Zustandsverteilung mit Hilfe des EKF gut wiedergegeben wird.

Im Vergleich zur Zustandsgröße MSPT werden bei der Griffigkeit die Randbereiche der Verteilung ebenfalls sehr gut abgebildet. Die Abweichung zwischen den 5%-Quantilen beträgt +0,02 und bei den 95%-Quantilen -0,01.

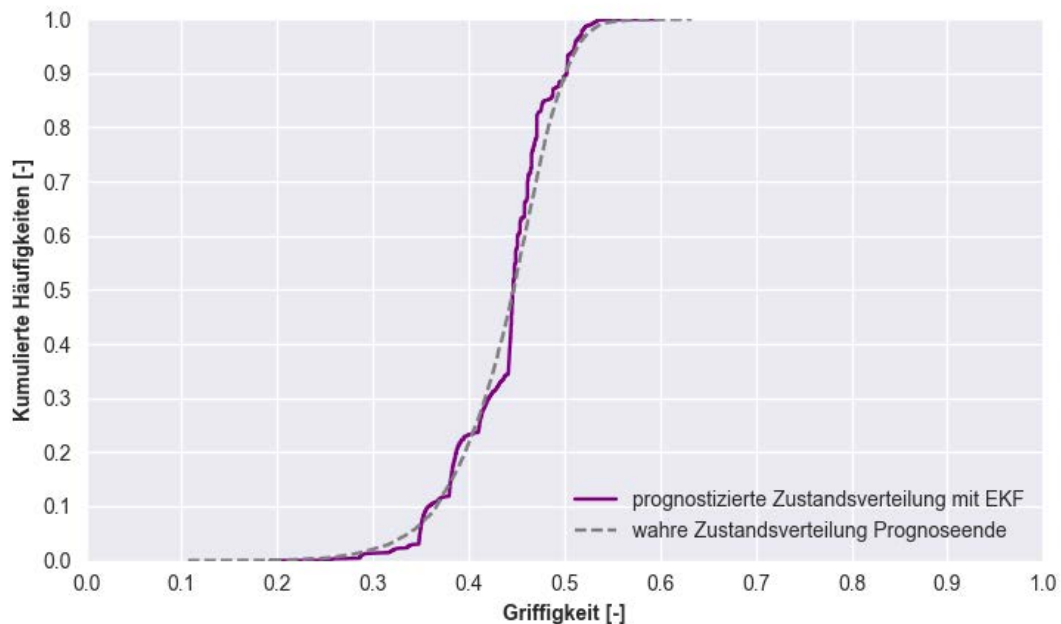


Abbildung 78: Wahre und prognostizierte Zustandsverteilung der ZG GRI nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren mit dem EKF und Curve-Shifting-Verfahren

Die kumulierten Häufigkeiten der Abweichungen zwischen den wahren und den prognostizierten Zuständen innerhalb des gewählten Prognosezeitraums von 12 Jahren sind in Abbildung 79 dargestellt. Der Korrelationskoeffizient r beträgt 0.743 ($p \leq 0.001$).

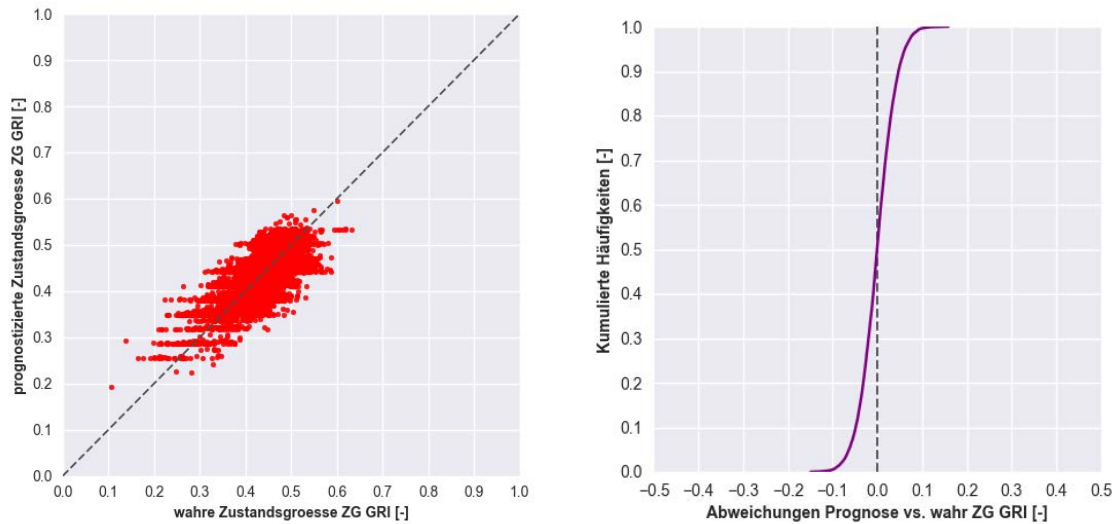


Abbildung 79: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen (links) sowie kumulierte Häufigkeiten der Abweichungen (rechts) der ZG GRI nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

In der nachfolgenden Tabelle 22 sind die erzielten Prognoseergebnisse mit Hilfe des EKF und integriertem Curve-Shifting-Verfahren in Abhängigkeit der Anzahl an Messergebnissen je Auswerteabschnitt dargestellt.

Tabelle 22: Prognoseergebnisse des EKF mit Curve-Shifting für die Zustandsgröße GRI

		Anzahl Messergebnisse je Auswerteabschnitt		
Kenngröße		1	2	3
Mittelwert	M	-0,0004	-0,002	-0,0012
Standardabweichung	SD	0,0416	0,0383	0,0372
5%-Quantil	$q_{5\%}$	0,03	+0,02	-0,03
95%-Quantil	$q_{95\%}$	0,00	-0,01	-0,01
Korrelationskoeffizient	r	0,709	0,743	0,758
p-Value	p	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$

Aus Tabelle 22 ist zu entnehmen, dass bereits mit zwei Messergebnissen je Auswerteabschnitt eine gute Abschätzung der Zustandsentwicklung erfolgen kann. Die

Hinzunahme eines dritten Messergebnisses bewirkt hingegen nur noch eine Erhöhung des Korrelationskoeffizienten von 0.015.

Untersuchung des Zustandsmerkmals Risse

Für die Prognose des Rissbildes wird von einem progressiven Zustandsverlauf ausgegangen. Unabhängig der Methode zur Prognose des Rissbildes, stellt diese eine besondere Herausforderung dar. Zum einen ist eine große Variabilität in den beobachteten Zustandsverläufen innerhalb eines Clusters zu beobachten. Zum anderen ist durch den derzeit angewendeten Erfassungs- und manuellen Auswerteprozess der Oberflächenbilder eine niedrige Präzision des Verfahrens zu erwarten. Beide Einflussgrößen lassen eine geringe Korrelation zwischen den mit Hilfe des EKF prognostizierten Zuständen und den Daten des Validierungsdatensatzes erwarten. Die nachfolgende Abbildung 80 zeigt exemplarisch die Anwendung des EKF zur Prognose des Rissbildes für einen elf Jahre alten Auswerteabschnitt.

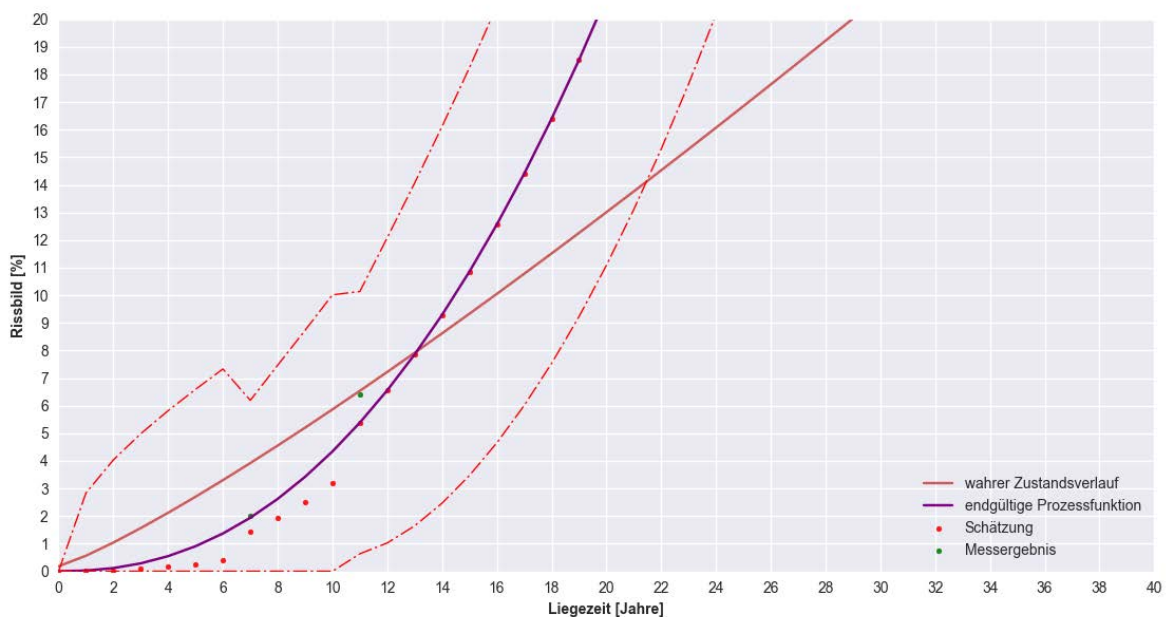


Abbildung 80: Zustandsprognose für das Rissbild eines elf Jahre alten Auswerteabschnittes

Aus der Abbildung 80 wird deutlich, dass trotz der vorhandenen zwei Messergebnisse der fiktive Zustandsverlauf des Auswerteabschnittes mit Hilfe des EKF und integrierter Koeffizientenanpassung nicht treffend wiedergegeben wird. Im vorliegenden Fall wird die Schadenszunahme aufgrund des progressiven Zustandsverlaufs zunehmend überschätzt. Die nachfolgende Abbildung 81 stellt die Ergebnisse einer Zustandsprognose exemplarisch

auf Basis von zwei Messergebnissen je Auswertabschnitt mit Hilfe des EKF und integriertem Curve-Shifting-Verfahren dar.

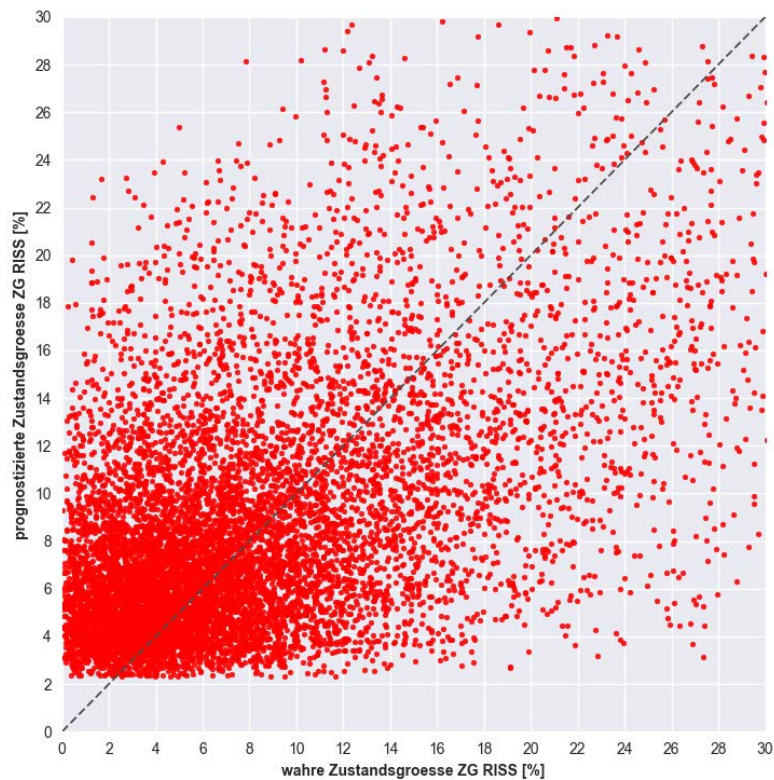


Abbildung 81: Wahre und prognostizierte Zustandsgrößen des Rissbildes nach einem Prognosezeitraum von 12 Jahren

Es zeigt sich, dass bei einigen der Auswerteabschnitte eine zu große Schadenszunahme prädiziert wird. Die nachfolgende Tabelle 23 fasst die Prognoseergebnisse mit Hilfe des Curve-Shifting-Verfahrens in Abhängigkeit der Anzahl an vorhandenen Messergebnissen je Auswerteabschnitt zusammen.

Tabelle 23: Prognoseergebnisse des EKF mit Curve-Shifting-Verfahren für die Zustandsgröße RISS

		Anzahl Messergebnisse je Auswerteabschnitt		
Kenngröße		1	2	3
Mittelwert	M	-0,7	-0,4	-0,4
Standardabweichung	SD	8,2	7,8	7,9
5%-Quantil	$q_{5\%}$	2,3	2,2	2,1
95%-Quantil	$q_{95\%}$	-6,5	-6,1	-6,0
Korrelationskoeffizient	r	0,740	0,717	0,739
p-Value	p	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$	$\leq 0,001$

In Abhängigkeit der Anzahl an Messergebnissen je Auswerteabschnitt verringert sich die mittlere Abweichung zwischen Prognoseergebnissen und Validierungsdatensatz von - 0,7 % auf -0,4 %. Die Modellgüte variiert unabhängig von der Anzahl an Messergebnissen zwischen 0,717 und 0,740. Dies ist insbesondere darin begründet, dass die Messpräzision des Rissbildes im Vergleich zum Rauschen der Prozessfunktion vergleichsweise groß ausfällt. Dies führt dazu, dass die Prozessfunktion durch das Kalman-Gain nur geringfügig an die Messergebnisse angepasst wird. Eine verbesserte Zustandsprognose ist daher vor allem durch eine Verbesserung des Erfassungs- und Auswerteprozess zu erreichen.

5.9 Kapitelzusammenfassung

Dieses Kapitel beinhaltet die Entwicklung und Validierung eines probabilistischen Prognosemodells, das sowohl die Unsicherheiten in der Zustandsprognose als auch die Messunsicherheiten bei der Zustandserfassung abbildet.

Voruntersuchungen

Zunächst wurde anhand von ZEB-Daten der drei DACH-Länder aufgezeigt, dass sowohl trotz einer automatisierten, wie auch manuellen Filterung der Daten von Abschnitten mit durchgeführten Erhaltungsmaßnahmen, die Streuungen innerhalb eines ZEB-Kampagnenvergleichs beachtlich sind. Diese Untersuchungen zeigten, dass die explizite Abbildung und Berücksichtigung dieser Streuungen innerhalb der Zustandsprognose zweckmäßig ist.

Bayes-Filter

Im Vergleich zu den anderen probabilistischen Ansätzen ermöglicht die Methodik des Bayes-Filters die Lösung der beschriebenen Problemstellung. Daraufhin wurden mehrere Modellvarianten des Bayes-Filters exemplarisch getestet und in Hinblick auf eine Anwendung auf Straßenzustandsdaten beurteilt. Als Vorzugsvariante wurde das Extended Kalman-Filter gewählt, da dieses die Abbildung von nicht-linearen Zustandsverläufen erlaubt und dabei eine überschaubare Komplexität bei der Modellierung aufweist.

Modellentwicklung

Die Parametrisierung der Prozessfunktion erfolgte auf Basis eines Teildatensatzes der drei DACH-Länder. Die je Zustandsgröße vorhandene Messpräzision wurde anhand von Literaturangaben sowie empirischen Daten einer Beobachtungsstrecke abgeschätzt.

Modellvalidierung

Die Modellvalidierung erfolgte im Rahmen einer synthetischen Testumgebung. Dazu wurde zunächst ein synthetischer Validierungsdatensatz in Anlehnung an reale Daten erzeugt. Dieser bildete die Eingangsgröße für die Prognoseberechnungen. Neben der Zustandsprognose mit Hilfe des Extended Kalman-Filters wurden zudem der homogene Markov-Prozess sowie ein deterministisches Prognoseverfahren in Anlehnung an die in den RPE-Stra 01 enthaltene Vorgehensweise exemplarisch geprüft. Die in den RPE-Stra 01 enthaltenen deterministischen Verhaltensfunktionen wurden ausgewählt, da für deren Anwendung lediglich das Alter als unabhängige Variable zu berücksichtigen ist und somit nur wenige Eingangsdaten benötigt wurden.

Die Validierung der Prognosemethoden erfolgte zunächst exemplarisch am Beispiel der Querebeneheit. Die Ergebnisse dieses Vergleichs können wie folgt zusammengefasst werden:

1. Homogener Markov-Prozess

- Die Abschätzung der Schadenszunahmen anhand von zwei Messzeitpunkten führt zu einer stark verzerrten Abschätzung der Zustandsentwicklung. Hierbei überdeckt der Einfluss der Messunsicherheit die tatsächliche Schadenszunahme.
- Zwar kann mit Hilfe dieses Ansatzes eine probabilistische Zustandsprognose einzelner Auswerteabschnitte erfolgen, jedoch bleibt hierbei der bisherige Zustandsverlauf eines Auswerteabschnittes unberücksichtigt. Dadurch werden die tatsächlichen Schadenszunahmen i. d. R. überschätzt.
- Die Abschätzung der mittleren Zustandsentwicklungen der Auswerteabschnitte wurde mit einem Korrelationskoeffizient von 0,66 bewertet.

2. Deterministisches Verfahren

- Um den Effekt der Normierung zu umgehen, erfolgte die Validierung auf Basis von Zustandsgrößen.
- Als Referenzdatensatz wurden daher nicht die in den Regelwerken enthaltenen deterministischen Verhaltensfunktionen verwendet, sondern eigene Verhaltensfunktionen innerhalb der synthetischen Testumgebung auf Basis des Validierungsdatensatzes erzeugt.
- Die Abschätzung der mittleren Zustandsentwicklungen der Auswerteabschnitte wurde mit einem Korrelationskoeffizient von 0,88 bewertet. Das Verfahren ermöglicht demnach zwar eine vergleichsweise gute Abschätzung der mittleren Schadensverläufe, bietet jedoch nicht die Möglichkeit Unsicherheiten in der auswerteabschnittsspezifischen Zustandsprognose zu quantifizieren.

3. Extended Kalman-Filter

- Das Extended Kalman-Filter beinhaltet als Prozessfunktionen die gleichen Verhaltensfunktionen, wie das deterministische Verfahren.
- Hinzukommend wird ein Prozessrauschen modelliert, welches die Streuungen innerhalb der Zustandsprognose abbildet.
- Die mit Hilfe des Extended Kalman-Filters abgeschätzte mittleren Zustandsentwicklungen der Auswerteabschnitte wurde mit einem Korrelationskoeffizient von 0,81 bzw. 0,83 bewertet und ist damit vergleichbar zu

den deterministischen Prognoseverfahren. Es bietet jedoch den Vorteil, dass Unsicherheiten in der Zustandsprognose explizit abgebildet werden.

- Die Methoden zur Aktualisierung der Prozessfunktion (Koeffizientenanpassung/Curve-Shifting-Verfahren) können analog zu den deterministischen Verfahren implementiert werden und bieten den wesentlichen Vorteil, dass der bisherige Zustandsverlauf eines Auswerteabschnittes bei der probabilistischen Zustandsprognose Berücksichtigung findet.
- Die Qualität der Abschätzung der mittleren Zustandsentwicklungen der Auswerteabschnitte mit Hilfe des Extended Kalman-Filters nimmt mit steigender Anzahl an Messergebnissen je Auswerteabschnitt zu.

Im Ergebnis zeigt sich, dass die Qualität der Prognoseergebnisse aller Prognoseverfahren von den folgenden streuenden Faktoren beeinflusst wird:

- Variation an möglichen Zustandsentwicklungen innerhalb eines Clusters
- Messpräzision je Oberflächenmerkmal

Des Weiteren erfolgte die Erprobung der Zustandsprognose mit dem EKF am Beispiel des Zustandsmerkmals Griffigkeit. Der Vergleich zwischen Referenzverteilung und prognostizierter Zustandsverteilung nach dem Prognosezeitraum von 12 Jahren zeigte eine sehr gute Übereinstimmung. Die Prognoseergebnisse wurden mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,743 bewertet.

Die Prognose der Substanzmerkmale (Oberfläche) wird zum einen dadurch erschwert, dass hinsichtlich des zukünftigen Schadenverlaufs eine große Variation besteht. Zum anderen weisen die Messergebnisse aufgrund der derzeit noch manuellen Bewertung des Oberflächenbildes erhebliche Unsicherheiten auf. Beide Einflussgrößen führen zu großen Streuungen in der Zustandsprognose dieser Oberflächenmerkmale, sodass hierbei eine geringe Güte der Prognosemodelle zu erwarten ist.

Im nachfolgenden Kapitel erfolgt die Implementierung der entwickelten Methodik im Rahmen einer PMS-Anwendung.

6 MODELLIMPLEMENTIERUNG IN DIE PMS-ANWENDUNG

6.1 Allgemeines

Im folgenden Kapitel wird die Implementierung des Modells in einer prototypischen Web-Anwendung implementiert vorgestellt. Hierzu wird aufgezeigt, wie die Anwendung strukturiert ist und die modellseitig prognostizierten Zustandsverläufe dargestellt werden können. Die Web-Anwendung ist mit Benutzername und Passwort zugänglich. Die Entwicklung erfolgte mit dem Fokus auf eine hohe Benutzerfreundlichkeit sowie Kompatibilität zu bereits bestehenden PMS-Anwendungen. Durch die modulare Umsetzung kann das implementierte Modell flexibel angepasst werden. Die Kompatibilität mit bestehenden PMS-Systemen wird dadurch gewährleistet, dass neue Erfassungskampagnen hochgeladen und die Ergebnisse der Zustandsprognose exportiert und in die PMS-Systeme übermittelt werden können. Ein CSV-Export der Datentabellen und der Ergebnisse ermöglicht einen transparenten Daten- und Ergebnisaustausch zwischen den entwickelten Prototypen und den bestehenden IT-Infrastrukturen.

6.2 Datenaufbereitung

6.2.1 Datengrundlage

Für die Analysen standen jeweils die Daten der zwei Bundesländer in Deutschland, der Autobahnen- und Schnellstraßen-Finanzierungs-Aktiengesellschaft (ASFINAG) in Österreich und des Bundesamts für Strassen (ASTRA) in der Schweiz zur Verfügung. Für eine Übersicht der zur Verfügung gestellten Daten aus den jeweiligen Straßendatenbanken der D-A-CH-Länder und deren zeitliche Einordnung wird auf Kapitel 3.2 verwiesen. Die Aufbereitung dieser Daten für die Anwendung des Prototyps ist in Kapitel 3 ausführlich erläutert.

6.2.2 Eingangsdaten

Die nachfolgende Tabelle 24 gibt eine Übersicht zur verwendeten Datengrundlage.

Tabelle 24: Grundinformationen zur Datengrundlage

	Bayern	Nordrhein- Westfalen	Österreich	Schweiz
Anzahl an Objekten	96.986	89.209	302.767	276.980
Gesamtlänge der Objekte	9.606,3 Fs- km	8.769,2 Fs-km	9.402,7 Fs-km	6.659,7 Fs- km
Baujahr vorhanden	96.852	85.748	302.766	261.175
Verkehrsdaten vorhanden	96.136	84.755	302.755	253.106
Zustandserfassungen vorhanden (z. B. GRI)				
> mind. 1	96.766	88.266	298.536	275.705
> mind. 2	93.927	86.060	194.199	256.299
> mind. 3	73.851	71.874	181.217	110.279
> mind. 4	-	-	122.788	-

In den folgenden Tabellen sind die Objektattribute exemplarisch für einen Straßenabschnitt dargestellt. Die Grunddaten in

Tabelle 25 dienen zur Identifizierung, Lokalisierung und Altersermittlung des Objektes. Die Attribute in Tabelle 26 beschreiben die oberen vier Schichten des Straßenobjektes, falls diese vorliegen. Die Attribute in Tabelle 27 stellen die Messergebnisse der verschiedenen Zustandsmerkmale dar. Die Attribute in Tabelle 28 spezifizieren die Verkehrsbelastung der Straßenobjekte. Die Attribute in Tabelle 29 dienen zur Kategorisierung der Straßenobjekte in Cluster.

Tabelle 25: Übersicht der Grunddaten

Attribut	Bedeutung	Anmerkung															
ID	ID	Eindeutig															
Land	Land	NW, BY, AT oder CH															
Name	Straße	z. B. "A9"															
Achsposition	Straßenachsenlage	Ist nur für die Schweiz relevant															
Lage	Lage	<table><tr><td>Lage</td><td>DE</td><td>AT</td><td>CH</td><td>Prototyp</td></tr><tr><td>In die Achs-richtung</td><td>R</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>Gegen der Achs-richtung</td><td>L</td><td>2</td><td>-1</td><td>-1</td></tr></table>	Lage	DE	AT	CH	Prototyp	In die Achs-richtung	R	1	1	1	Gegen der Achs-richtung	L	2	-1	-1
Lage	DE	AT	CH	Prototyp													
In die Achs-richtung	R	1	1	1													
Gegen der Achs-richtung	L	2	-1	-1													
Fahrspur	Fahrspur	Beschreibt, ob das Straßenobjekt als eine innere, mittlere oder äussere Fahrspur gilt. Die Nummer «1» weist auf eine Hauptfahrspur hin, die «2» auf die Fahrspur links von der Hauptfahrspur und so weiter.															
Von_NK	Von Netzknoten (Bezugspunkt)	Knoten-Stationierung wird in Deutschland und in der Schweiz (als Bezugspunkt) verwendet.															
Nach_NK	Nach Netzknoten (Bezugspunkt)																
Von_Station	Von Station (CH: U-Wert)																
Bis_Station	Bis Station (CH: U-Wert)																
Laenge	Länge																
AnzahlFS	Anzahl Fahrstreifen																
Von_KM	Von km	In AT basiert die Lokalisierung auf der Kilometrierung vom Achsennullpunkt beginnend.															
Nach_KM	Nach km																
Jahr_LetzteMaßnahme	Jahr der letzten Maßnahme																

Tabelle 26: Übersicht der Aufbaudaten

Attribut	Bedeutung	Anmerkung
d_s1	Dicke Schicht 1	
Material_s1	Material Schicht 1	
bj_s1	Baujahr Schicht 1	
d_s2	Dicke Schicht 2	
Material_s2	Material Schicht 2	
bj_s2	Baujahr Schicht 2	
d_s3	Dicke Schicht 3	
Material_s3	Material Schicht 3	
bj_s3	Baujahr Schicht 3	
d_s4	Dicke Schicht 4	
Material_s4	Material Schicht 4	
bj_s4	Baujahr Schicht 4	

Tabelle 27: Übersicht der Zustandserfassungsdaten

Attribut	Bedeutung	Anmerkung
ZG_GRI-SKM_####	Griffigkeit	Wird in CH und DE erhoben. _#### bezeichnet das Jahr der Erfassung
ZG_GRI-RS_####	Griffigkeit	Wird in AT mit dem Roadstar (SRM) erhoben
ZG_LAE-AUN_####	Längsebenheit	Wird in DE erhoben
ZG_LAE-IRI_####	Längsebenheit	Wird in AT erhoben
ZG_LAE-sW_####	Längsebenheit	Wird in CH erhoben
ZG_SPT_####	Spurinnentiefe	
ZG_WaT_####	fiktive Wassertiefe	
ZG_OFL-PRO_####	Oberflächenschäden	Wird in AT und DE erhoben
ZG_OFL-IA2_####	Belagsschäden	Wird in CH erhoben. Visuelle Erfassung
ZG_RIS_####	Risse	

Anmerkung: _#### Jahr der Erfassung

Tabelle 28: Übersicht der Verkehrsdaten

Attribut	Bedeutung	Anmerkung
DTV	Durchschnittlicher täglicher Verkehr	
SV	Durchschnittlicher täglicher Schwerverkehr	
SV_FS	SV_FS	Der Schwerverkehr auf Fahrstreifen aufgeteilt.

Tabelle 29: Übersicht der Clusterungsdaten

Attribut	Bedeutung	Anmerkung
Bauweise_Cluster _Kategorie	Bauweise_Cluster _Kategorie	Asphalt oder Beton Bauweise. Unbekannte Bauweise mit -99 markiert
SV_Cluster_Kategorie	SV_Cluster _Kategorie	Schwerverkehr pro Fahrstreifen in 1-100, 100- 1000 und 1000-10000 aufgeteilt.
Deckschicht_Cluster _Kategorie	Deckschicht_Cluster _Kategorie	Kategorisierung nach Materialtyp
Bauweise_Cluster _Zahl	Bauweise_Cluster_Zahl	
SV_Cluster_Zahl	SV_Cluster_Zahl	
Deckschicht_Cluster_Zahl	Deckschicht_Cluster _Zahl	
Datensatz _Kategorie	Datensatz_Kategorie	Kategorisierung des Datensatzes in Entwicklungsdaten, Testdaten und Validierungsdaten
Datensatz_Zahl	Datensatz_Zahl	

6.2.3 Datenmodell

Die Eingangsdaten werden zunächst in einer großen Datentabelle zur Verfügung gestellt. Diese Daten werden anschließend in die Struktur der Zieldatenbank migriert. Das Datenmodell ist im Anhang 10.12 dargestellt. Es weist weitestgehend keine Redundanzen auf (dritte Normalform) und erlaubt eine sinnvolle Zuweisung von Benutzerrollen und -rechten.

6.3 Einstellungen und Annahmen

Insbesondere für netzweite Analysen wird der Zustand oftmals auf Basis von Zustandswerten aggregiert und visualisiert. Die Umwandlung von Zustandsgrößen in Zustandswerte erfolgt länderspezifisch. In diesem Kapitel sind daher die Normierungswerte tabellarisch je Land zusammengefasst. Weiterhin werden in Deutschland, Österreich und der Schweiz definierte Warn- und Schwellenwerte verwendet, um den Erhaltungsbedarf zu ermitteln. Diese charakteristischen Kennwerte sind den entsprechenden Regelwerken entnommen und tabellarisch dargestellt.

6.3.1 Deutschland

Normierung

In Deutschland werden die Zustandswerte zwischen 1-5 in fünf Zustandsklassen eingeteilt. Diese Werte sind in den ZTV ZEB-StB, Anhang 8 definiert, stellen die jeweils untere und obere Klassengrenze dar und sind in Tabelle 30 dargestellt.

Tabelle 30: Normierungssystem in Deutschland

Zustandsgröße		Zustandswert									
		[1-1,5)		[1,5-2,5)		[2,5-3,5)		[3,5-4,5)		[4,5-5]	
GRI-SKM	-	1	0,53	0,53	0,46	0,46	0,39	0,39	0,32	0,32	0
LAE-AUN	cm ³	0	0,6	0,6	1,8	1,8	3,0	3,0	9,0	9,0	...
SPT	mm	0	2	2	6	6	10	10	20	20	...
WaT	mm	0	0,8	0,8	2,4	2,4	4	4	6	6	...
RISS	%	0	1	1	3	3	5	5	10	10	100
OFL-PRO	%	0	2	2	6	6	10	10	15	15	100

Schwellenwert

In Deutschland wird ein Erhaltungsbedarf gekennzeichnet, sobald ein Objekt ein Zustandswert den Wert 3,5 überschreitet. Der Warnwert liegt dementsprechend bei Zustandswert 3,5. Der Schwellenwert wird bei Zustandswert 4,5 erreicht (vgl. Tabelle 31).

Tabelle 31: Schwellen- und Warnwerte in Deutschland

Zustandsmerkmal	Einheit	Warnwert	Schwellenwert
GRI-SKM	-	0,39	0,32
LAE-AUN	cm ³	3,0	9,0
SPT	mm	10	20
WaT	mm	4	6
RISS	%	5	10
OFL-PRO	%	10	15

6.3.2 Österreich

Normierung

In Österreich ist die Umwandlung von Zustandsgröße zu Zustandswert im PMS Handbuch (2016) definiert und in Tabelle 32 dargestellt.

Tabelle 32: Normierungssystem in Österreich

Zustandsgröße		Zustandswert									
		[1-1,5)		[1,5-2,5)		[2,5-3,5)		[3,5-4,5)		[4,5-5]	
GRI-RS	-	1	0,75	0,75	0,60	0,60	0,45	0,45	0,38	0,38	0
LAE-IRI	m/km	0,00	0,64	0,64	1,93	1,93	3,21	3,21	4,50	4,50	...
SPT	mm	0,00	2,86	2,86	8,57	8,57	14,29	14,29	20,00	20,00	...
RISS	%	0,00	1,43	1,43	4,29	4,29	7,14	7,14	10,00	10,00	100
OFL-PRO	%	0,00	5,71	5,71	17,14	17,14	28,57	28,57	40,00	40,00	100

Schwellenwert

Die folgende Tabelle 33 fasst die Warn- und Schwellenwerte für das Autobahnnetz in Österreich zusammen.

Tabelle 33: Schwellen- und Warnwerte in Österreich

Zustandsmerkmal	Einheit	Warnwert	Schwellenwert
GRI-RS	-	0,45	0,38
LAE-IRI	m/km	3,21	4,50
SPT	mm	14,29	20,00
RISS	%	7,14	10,00
OFL-PRO	%	28,57	40,00

6.3.3 Schweiz

Normierung

In der Schweiz werden die Zustandsgrößen in Zustandswerte zwischen 0 bis 5 umgewandelt. Die Werte für diese Umwandlung sind in VSS 40 925 zu finden. Für die Zustandsgröße "theoretische Wassertiefe" liegt kein Normierungsverfahren vor, sodass hierfür eigene Annahmen getroffen wurden. Tabelle 34 visualisiert die Umwandlung von Zustandsgrößen in Zustandswerte pro Zustandsmerkmal.

Tabelle 34: Normierungssystem in der Schweiz

Zustandsgröße		Zustandswert									
		[0-1)		[1-2)		[2-3)		[3-4)		[4-5)	
GRI-SKM	-	1	0,49	0,49	0,42	0,42	0,36	0,36	0,32	0,32	0
SPT	mm	0	4	4	6	6	9	9	12	12	...
WaT	mm	0	2	2	3	3	4	4	5	5	...
LAE-sW	%	0	1,3	1,3	2,2	2,2	3,5	3,5	5,5	5,5	...
OFL-IA2	-	0	1	1	2	2	3	3	4	4	5

Schwellenwert

Die folgende Tabelle 35 fasst die Warn- und Schwellenwerte in der Schweiz zusammen. In der Schweiz werden keine Warnwerte definiert. Schwellenwerte werden als Anforderungen nur für Eigenschaften der Fahrbahnoberfläche mit einer Bedeutung für die Verkehrssicherheit gemäss VSS 40 525 definiert.

Tabelle 35: Schwell- und Warnwerte in der Schweiz

Zustandsmerkmal	Einheit	Warnwert	Schwellenwert	Quelle
GRI-SKM	-	-	0,32	VSS 40 525
SPT	mm	-	9	Annahme
WaT	mm	-	4	VSS 40 525
LAE-sW	%	-	3,5	
OFL-IA2	-	-	3	Annahme

6.4 Prototyp

Die Implementierung des im Projekt entwickelten Modellierungsansatzes erfolgt als WEB-Anwendung unter Verwendung von Open Source Programmbibliotheken. Als Grundlage dient die von der IMC GmbH entwickelte Infrastructure Development Platform (infDP), welche für das Prototyping in Forschungsprojekten und für die Entwicklung von Infrastruktur-Management-Systemen erfolgreich eingesetzt wird. Dies erfolgt in Form einer agilen bzw. iterativen Entwicklungsmethode, d. h. in enger Zusammenarbeit zwischen Programmierer und Fachanwender. Der dadurch entstehende Prototyp mit den implementierten Algorithmen wird anhand von Testdaten validiert.

Für den Benutzer soll der Prototyp:

- eine Übersicht zu den Daten liefern,
- eine nachvollziehbare Simulation der Zustandsprognose ermöglichen und
- den Export der Ergebnisse ermöglichen.

6.4.1 Datenübersicht

Die Ansicht über eine exemplarisch ausgewählte Datenmenge im Prototyp ist in Abbildung 82 dargestellt. Dem Nutzer wird eine Tabelle der vorhandenen Eingangsdaten dargestellt. Da den Daten keine Georeferenzierung zugeordnet ist, werden diese nicht auf einer Karte dargestellt. Die Daten sind durch die Referenzierung im Netzknotenstationierungssystem für Deutschland in ihrer Lage eindeutig. In Österreich werden anstatt des Netzknotens die Attribute «Von_KM» und «Nach_KM» verwendet. In der Schweiz wird zusätzlich zum Netzknoten die Achsposition angefordert. Dies liegt im jeweiligen vorherrschenden linearen Bezugssystem begründet.

Unter der Voraussetzung, dass eine Georeferenzierung innerhalb des PMS vorhanden ist, können die Ergebnisse aus dem Prototyp exportiert und anhand einer ID mit dem PMS verknüpft werden.

Die Daten sind bereits in der internen Datenbank des Prototyps hinterlegt. Anpassungen der Datengrundlage sind nicht möglich. Durch Auswahl eines Objektes werden die entsprechenden Aufbau- und Zustandserfassungsinformationen in separaten Tabellen auf der rechten Seite dargestellt. Es können weiterhin zusätzliche Erfassungskampagnen hinzugefügt (siehe «Einstellungen» auf Abbildung 82), verwaltet und wieder gelöscht werden.

ProZEnt										
Land:	Nordrhein-Westfalen	Zustandsmerkmal:	GRI-SKM	Prognosezeitraum:	12	Aktuelles Jahr:	2020	Koeffizientenanpassung:	Einstellungen	
Filtern:										
Filter löschen CSV für Objektdaten exportieren										
ID	Name	Achsenposit...	Lage	Fahrtstreifen	Von_NK	Nach_NK	Von_Station	Bis_Station	Laenge	AnzahlFS
32972	A3		-1	1	4807074	4807009	300	400	100	6
3270	A1		1	2	5106032	5106060	1300	1400	100	4
45358	A30		1	1	3711035	3712056	2500	2600	100	4
106495	A61		-1	1	4704107	4704106	800	900	100	4
46799	A30		1	2	3712055	3713037	7200	7300	100	4
17872	A2		1	2	4409168	4409125	1900	2000	100	6
71052	A44		1	2	4704096	4704097	1200	1274	74	4
34803	A3		-1	2	4607056	4707075	1700	1800	100	6
97737	A57		1	2	4806082	4906037	6000	6100	100	4
97313	A57		1	2	4505028	4605105	900	1000	100	4
91266	A46		-1	3	4707005	4708121	2500	2600	100	6
62649	A42		1	2	4409084	4409081	1900	2000	100	4
19074	A2		1	3	4115046	4115085	4300	4400	100	6
71583	A44		1	2	4510041	4510042	600	700	100	6
37938	A4		1	1	5006104	5007055	1400	1500	100	6
42100	A4		-1	1	5009020	5009039	1700	1800	100	5
2852	A1		1	2	5506030	5406040	2200	2300	100	4
36016	A3		-1	3	4506084	4506110	2400	2500	100	6
54310	A33		1	1	4118026	4017071	1600	1700	100	4
109015	A445		1	2	4513061	4413039	5000	5100	100	4
12187	A1		-1	2	3812015	3712041	1200	1300	100	4
7753	A1		-1	1	4907037	4907071	200	300	100	6
609	A1		1	1	5007025	5007010	1100	1200	100	6
107637	A61		-1	2	4703052	4704103	3600	3700	100	4
107806	A61		-1	2	4804108	4804111	0	100	100	4

Schichtdaten

Name	Dicke	M.	Bauj
Deckschicht	3.5	S...	201
Bindeschicht	8.5	A...	201
Tragschicht	23	U...	197
Fundationsschicht	-99	-99	-96

Inspektionsdaten

Kamp...	Zusta...	Jahr	Wert
Initial ...	GRI-S...	2018	0.67
Initial ...	LAE-A...	2018	0.27
Initial ...	SPT	2018	1.1
Initial ...	WaT	2018	0
Initial ...	OFL-P...	2018	0
Initial ...	RIS	2018	0

Parameter Wert

$c + a \cdot t^b$

Abbildung 82: Ansicht der Datentabelle

6.4.2 Modellierung

Die Realisierung erfolgt auf Basis der Modellierungsgrundlagen aus AP 4. Die Messergebnisse der Zustandserfassung werden für jedes Zustandsmerkmal dargestellt. Für den Prototyp werden zusätzlich zu den *a priori* Funktionen die Schätzfehler und die Messfehler pro Merkmal verwendet. Diese sind im Anhang 10.7 und 10.8 aufgeführt. Mit den im vorherigen Kapitel definierten Warn- und Schwellenwerten werden diese in den Prototyp eingespielt.

6.4.3 Modellergebnisse

Der Prototyp gibt die Ergebnisse der Modellierung wieder. Darunter zählen:

- Zustandsentwicklung eines einzelnen Objekts

- Netzzustandsanalyse
- Erhaltungsbedarf
- Streckenband

Für jedes Jahr, jeden ausgewählten Auswerteabschnitt und jedes Zustandsmerkmal kann ein Mittelwert und eine Standardabweichung ermittelt werden.

Neben einem Warnwert kann zusätzlich ein Schwellenwert definiert werden (vgl. Abbildung 83). Dies ermöglicht, alle Objekte im Straßennetz zu identifizieren und darzustellen, welche diesen Schwellenwert überschreiten. Eine Überschreitung des Schwellenwerts kennzeichnet den Erhaltungsbedarf an einem Objekt je Zustandsmerkmal.

ProZEnt

Land: Bayern Zustandsmerkmal: GRI-SKM Prognosezeitraum: 12 Aktuelles Jahr: 2020 Koeffizientenanpassung Einstellungen

Zustandsmerkmal	[1-1.5]	[1.5-2.5]	[2.5-3.5]	[3.5-4.5]	[4.5-5]	Warnwert	Schwellenwert
OFL-PRO	0	2	6	10	15	10	15
SPT	0	2	6	10	20	10	20
GRI-SKM	1	0.53	0.48	0.39	0.32	0.39	0.32
Wat	0	0.8	2.4	4	6	4	6
LAE-AUN	0	0.6	1.8	3	9	3	9
RIS	0	1	3	5	10	5	10

Abbildung 83: Die Normierungsgrenzen sowie die Warn- und Schwellenwerte können unter "Einstellungen" angepasst werden

Die Eigenschaften des Straßenabschnittes sind in der Datentabelle sowie in separaten Tabellen per Auswerteabschnitt visualisierbar. Ein Streckenband kann ebenfalls verwendet werden, um die Ergebnisse der Zustandsprognose je Zustandsmerkmal darzustellen. Weiterhin kann das Jahr, in dem der Warn- bzw. Schwellenwert überschritten wird, tabellarisch dargestellt werden.

Objektbezogene Ergebnisse

Unterhalb der Datentabelle befindet sich eine Leiste für weiterführende Berechnungen. Unter «Ergebnisse» lässt sich der prognostizierte Zustandsverlauf eines Merkmals für ein einzelnes Objekt visualisieren (siehe Abbildung 84). Im oberen Bereich des Fensters kann das zu betrachtende Land (falls man dafür berechtigt ist), das zu prognostizierende Zustandsmerkmal, der Prognosezeitraum und der Zeitpunkt von «heute» für die Berechnung ausgewählt werden.

Der Nutzer kann auswählen, ob sich die Prozessfunktion mit Hilfe des Curve-Shifting-Verfahrens oder dem Verfahren der Koeffizientenanpassung aktualisiert. Dies erfolgt durch Drücken des Buttons oben rechts (vgl. Abbildung 84). Beide Anpassungsmethoden sind in Kapitel 5.6 diskutiert.

Die Schwellen- bzw. Warnwerte werden ebenfalls bei der Einzelobjektberechnung grafisch dargestellt.

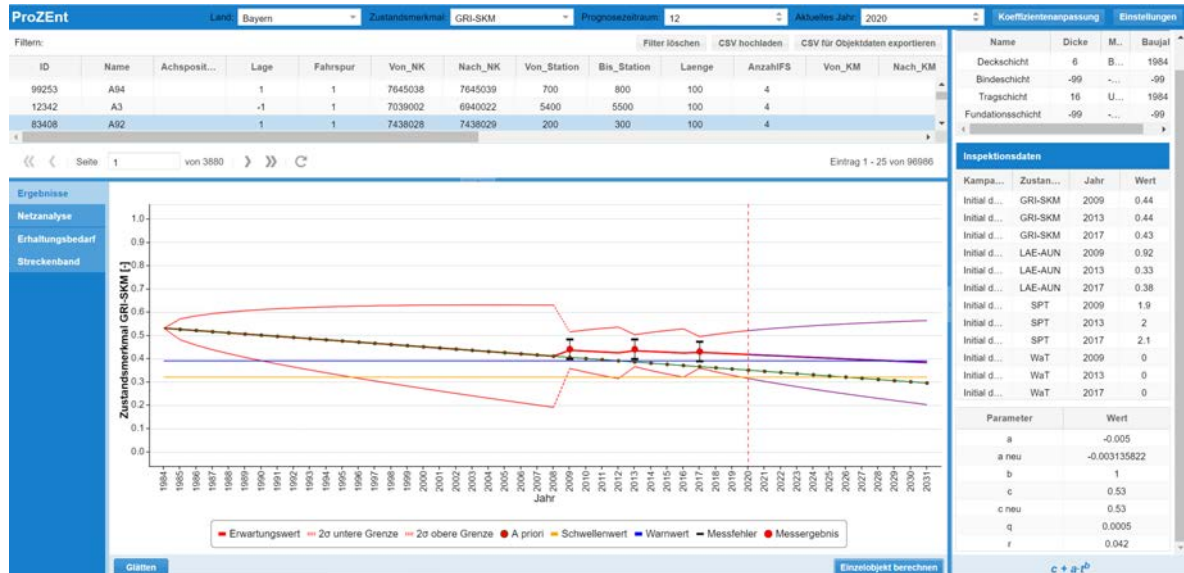


Abbildung 84: Ansicht der Datentabelle mit einem gewählten Objekt

Netzanalyse

Die Netzanalyse erfolgt anhand von Balkendiagrammen über die Zeit. Hier können mehrere Szenarien mit der erwarteten mittleren Zustandsentwicklung, und z. B. der Zustandsentwicklung der 97%-Wahrscheinlichkeitsgrenze (oder beliebige andere Grenzen), erstellt und durch drücken des Buttons «Download» als csv-Datei heruntergeladen werden. Die Abbildung 85 stellt einige Beispiele für diese grafische Darstellungsform dar. Oben rechts können die angenommenen Normierungsgrenzen betrachtet und angepasst werden. Die dort vorgenommenen Einstellungen werden nicht gespeichert und werden beim Aktualisieren des Browsers erneut auf die «Standardwerte» zurückgesetzt.

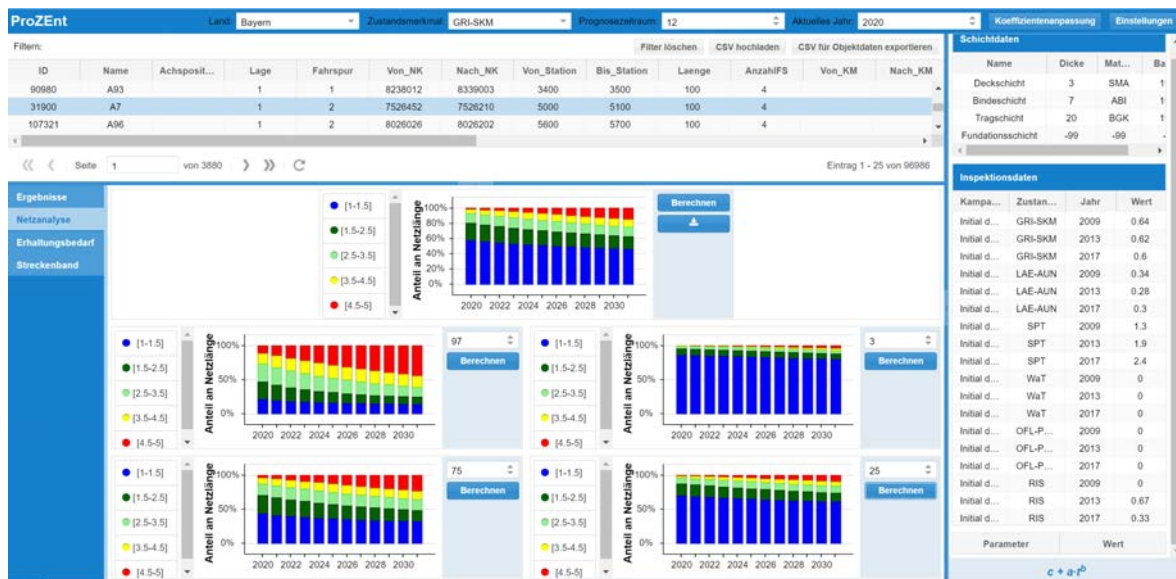


Abbildung 85: Ansicht Netzanalyse mit verschiedenen Quantilwerten

Entwicklung des Erhaltungsbedarfs

Der Erhaltungsbedarf gemäß Warn- bzw. Schwellenwert in der Schweiz kann pro Objekt dargestellt werden. Ein erhaltungsbedürftiges Objekt ist jenes, das den Warnwert für ein entsprechendes Zustandsmerkmal erreicht oder überschritten hat. Es kann eine Tabelle erstellt werden, die pro Objekt und Zustandsmerkmal das erwartete Jahr der Grenzwertüberschreitung beinhaltet. Anhand dieser Tabelle kann die Entwicklung des Erhaltungsbedarfs netzweit visualisiert werden. Die Tabelle sowie die zugehörige Visualisierung der Ergebnisse sind in Abbildung 86 je Zustandsmerkmal dargestellt.

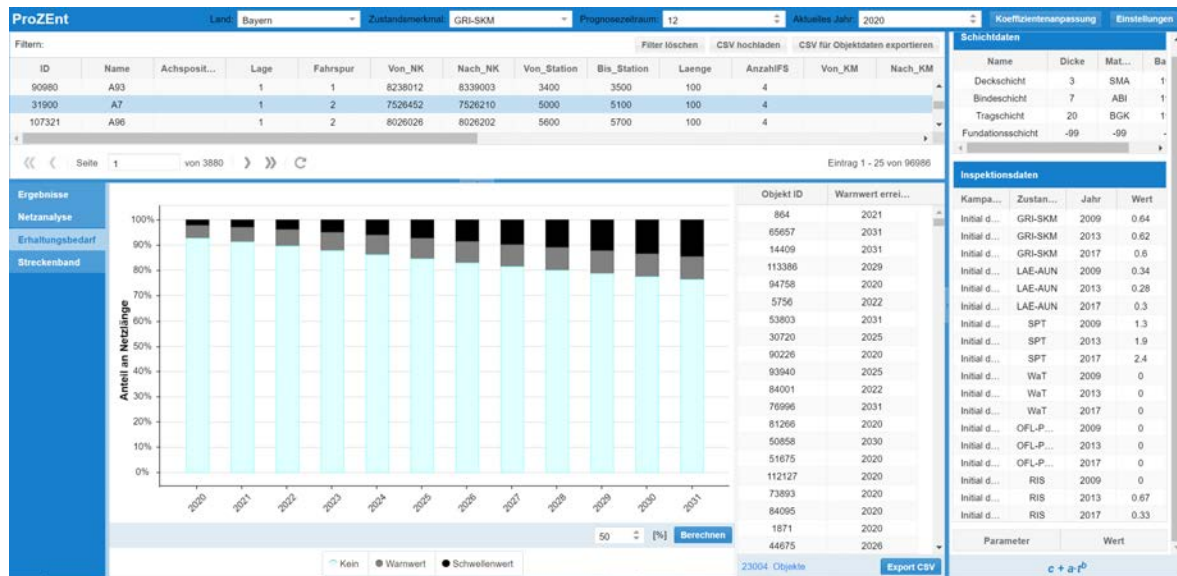


Abbildung 86: Visualisierung des prognostizierten Erhaltungsbedarfs

Streckenband

Das Streckenband visualisiert eine Anzahl benachbarter Objekte mit deren Zustandseigenschaften und Erhaltungsbedarf. Mit dieser alternativen Darstellung können die Objekte auch ohne Georeferenzierung grafisch abgebildet werden. Die Auswahl des darzustellenden Streckenabschnittes erfolgt anhand von vorher zu definierenden Attributwerten (Straßenname, Lage, Fahrtrichtung, Fahrstreifen, Netzknoten, Quantil und Jahr der Prognose). Dadurch können Erhaltungsabschnitte manuell/visuell bestimmt werden. Zudem können nach Durchführung der Prognoserechnungen die ermittelten Ergebnisse auch auf dem Streckenband visualisiert und analysiert werden.

Eine exemplarische Darstellung eines Streckenbandes ist in Abbildung 87 zu sehen. In dem Prototyp werden im ausgewähltem Analysejahr neben den prognostizierten Zustandsnoten auch die zukünftig erhaltungsbedürftigen Abschnitte anhand der Überschreitung des Schwellen- bzw. Warnwertes dargestellt (vgl. Abbildung 87).

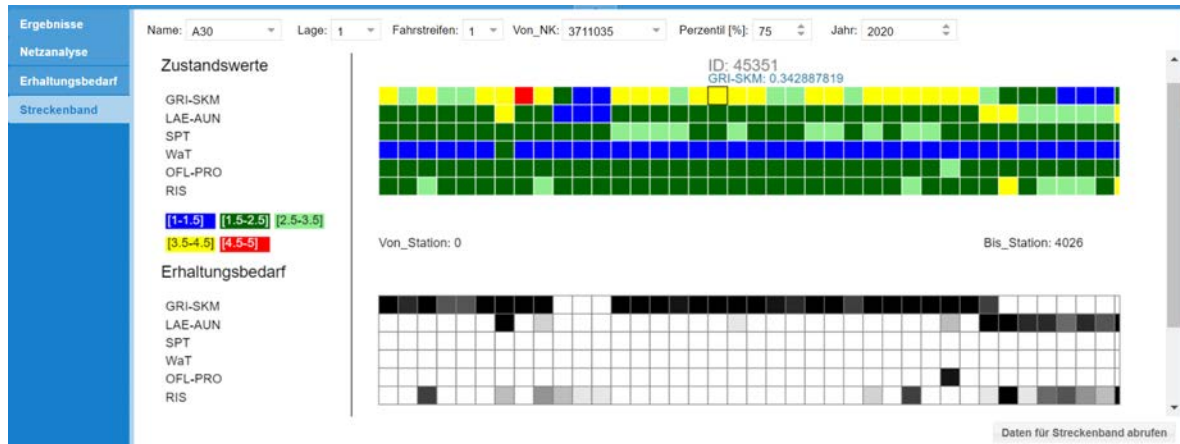


Abbildung 87: Exemplarische Darstellung eines Streckenbandes

6.5 Ergebnisse und Datenauszüge

An den Prototypen wird die Nutzeranforderung gestellt, dass die Ergebnisse des Prototyps exportiert und in anderen PMS-Anwendungen weiterführend ausgewertet werden können. Diese Anforderungen sind zunächst klar zu definieren und deren zugrundeliegenden Annahmen sollten an die Bedürfnisse der verschiedenen Nutzer flexibel anpassbar sein. Bei der Erstellung einer Schnittstelle kann ein Straßenbetreiber durch die eigene PMS-Anwendung die Eingangsdaten des probabilistischen Verfahrens anpassen und die berechneten Prognoseergebnisse bei der Erstellung des Erhaltungsprogramms nutzen. Sobald den Eigentümern neue Zustandsdaten aus Erfassungen vorliegen, können diese im Kampagnen-Manager in die probabilistischen Prognoseberechnungen integriert werden. Die folgenden Datenauszüge können als csv-Dateien exportiert werden.

1. Unter «Netzanalyse» kann jedes simulierte Objekt exportiert werden. Innerhalb des Prognosezeitraums wird pro Jahr der Erwartungswert und die Standardabweichung exportiert. Diese beiden Werte beschreiben eindeutig die Zustandsentwicklung des ausgewählten Zustandsmerkmals je Straßenabschnitt. Zusätzlich werden die zuvor vom Anwender ausgewählten Quantilwerte für jedes Prognosejahr exportiert.
2. Unter «Erhaltungsbedarf» kann eine Liste der Objekte erstellt werden, die den vorgegebenen Warnwert innerhalb des Prognosezeitraums überschreiten werden. Das entsprechende Jahr wird in einer zusätzlichen Spalte exportiert.
3. Die Lokalisierungsdaten können mit ID exportiert werden. Dies hilft bei der Synchronisierung der Prognoseergebnisse des Prototyps mit den bestehenden Erhaltungsmanagementsystemen der Straßenbetreiber. Dies bildet die Grundlage für eine Schnittstelle zwischen bestehenden PMS-Anwendungen und diesem Prototyp.

6.6 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Grundlagen des entwickelten Prototyps und dessen Funktionalität vorgestellt. Der Prototyp ermöglicht eine probabilistische Zustandsprognose von einzelnen Straßenobjekten sowie eine Analyse der Zustandsentwicklung auf Netzebene. Die Zustandsprognose basiert auf vorgegebenen *a priori* Prozessfunktionen und merkmalsbezogenen Zustandserhebungen. Der Prototyp kann bereits für alle D-A-CH Länder eingesetzt werden. Zukünftig könnte zusätzlich eine Schnittstelle zwischen den vorhandenen PMS-Systemen der Straßenbetreiber und dieser Prototyp-Anwendung erstellt werden.

Im Prototyp wurden Analysemöglichkeiten der vorhandenen Straßeninfrastrukturdaten exemplarisch getestet und entsprechende Visualisierungen unter Berücksichtigung von Warn- und Schwellenwerten erstellt. Die Innovation besteht vor allem in der Darstellungsmöglichkeit von Auswertungen und Streckenbandvisualisierungen auf Basis von Quantilwerten, die eine wahrscheinlichkeitsbasierte Betrachtung im Erhaltungsmanagement ermöglicht. Der Prototyp liefert damit die Grundlage für eine probabilistische Zustandsauswertung von Straßen.

Bei der Entwicklung und Anwendung des Prototyps spielte die Datenaufbereitung eine maßgebende Rolle. Für das Erhaltungsmanagement von aggregierten Straßenabschnitten ist es wichtig, ein einheitliches Raster zu verwenden, das für eine historisierte Auswertung zu Grunde gelegt werden kann. Andernfalls können Daten aus verschiedenen Quellen nur mit erheblichem Aufwand miteinander verschnitten werden.

Bei Hinzunahme von Geoinformationen könnten die Daten sowie die Prognoseergebnisse zukünftig auch auf Karten visualisiert werden. Im nachstehenden Kapitel 7 erfolgt die Pilotanwendung des entwickelten Prototyps, um den Erhaltungsbedarf der Netze abzuschätzen und die Anwendbarkeit des Prototyps zu validieren.

7 PILOTANWENDUNG

7.1 Allgemeines

In diesem Kapitel erfolgt die Anwendung des implementierten probabilistischen Prognosemodells. Mit Hilfe des entwickelten Prototyps wird die Entwicklung des Zustands für ausgewählte Straßenabschnitte sowie für zusammenhängende Straßennetze prognostiziert. Die erzielten Ergebnisse werden statistisch ausgewertet und analysiert, um den Erhaltungsbedarf auf Netzebene bzw. für die einzelnen Straßenabschnitte auf Objektebene zu bestimmen. Dies umfasst u. a. die Darstellung der Entwicklung der Zustandsklassen bzw. der Wahrscheinlichkeiten, mit denen bestimmte Netzanteile einen Erhaltungsbedarf aufweisen.

Darüber hinaus wird die Anwendbarkeit bzw. die Qualität der Prognoseergebnisse validiert. Hierfür werden weitere Visualisierungen der Zustandsentwicklungen auf Karten und in Streckenbändern erstellt und ausgewertet.

Abschließend erfolgt ein qualitativer Vergleich der probabilistischen Methodik mit den bisher eingesetzten deterministischen Ansätzen. Die Aufwände für die Datenaufbereitung und die Durchführung der Prognoserechnungen werden bewertet.

7.2 Vorbemerkungen

Mit dem entwickelten Prototyp werden die erarbeiteten Modellansätze zur Anwendung gebracht. Auf Basis der historischen Zustandsdaten kann der zukünftige Zustand für jeden Auswerteabschnitt probabilistisch prognostiziert werden. Dies erfolgt auf der Ebene einzelner Zustandsgrößen. Für jedes Prognosejahr liegt damit eine Wahrscheinlichkeitsverteilung für den zukünftigen Zustand vor. Diese Ergebnisse können nicht nur für den einzelnen Auswerteabschnitt (im Weiteren Objektebene) ausgewertet werden. Durch Aggregieren der Ergebnisse lassen sich Aussagen über das gesamte bzw. ausgewählte Teile des Straßennetzes ableiten (im Weiteren Netzebene).

Aus den so gewonnenen Erkenntnissen kann der zukünftige Erhaltungsbedarf abgeschätzt werden. Im Rahmen des gegenständlichen Forschungsprojekts wird dieser Erhaltungsbedarf rein zustandsbasiert definiert. Dieser wird in Anlehnung an die ZTV ZEB-StB 06 bei Überschreitung des Warn- bzw. Schwellenwerts deklariert. Eine weiterführende Differenzierung des Erhaltungsbedarfs nach Erhaltungsmaßnahmen wird aufgrund der damit verbundenen Komplexität des Maßnahmenmodells nicht umgesetzt (siehe Kapitel 2). Ebenfalls werden lediglich einzelne Zustandsgrößen prognostiziert. Eine Wertesynthese zur Verknüpfung verschiedener Zustandsgrößen wird nicht durchgeführt.

Hierfür existieren bislang keine anerkannten Verfahren, die diese Verknüpfung von physikalischen Zustandsgrößen beschreiben. Um das Schadensbild besser zu berücksichtigen und die Aussagekraft des Erhaltungsbedarfs zu erhöhen, wird eine Erarbeitung von Methoden zur probabilistischen Verknüpfung zu Teilwerten im Rahmen zukünftiger Forschung empfohlen (siehe Kapitel 7.5).

Als Datengrundlage für die Pilotanwendung wurden die aufbereiteten Daten verwendet, die dem Prototyp zur Verfügung gestellt wurden (Kapitel 6.2.2). Ausgewertet wurden die Prognoseergebnisse exemplarisch anhand der Zustandsmerkmale Risse und Griffigkeit. Dabei wurden grundsätzlich die beiden Anpassungsmethoden Curve-Shifting und Koeffizientenanpassung gegenübergestellt. Zur Anwendung des Prototyps und zur Validierung der Zustandsprognose wurden auf Objektebene die Daten der deutschen Straßennetze herangezogen. Der Fokus auf diese Netze ist damit begründet, dass durch das manuelle Bereinigen um Maßnahmenbereiche (vgl. Kapitel 3.3.3) und die Qualitätssicherung der ZEB (vgl. Kapitel 10.1) von einer besseren Datenqualität ausgegangen wird. Ebenso lassen sich über den vorhandenen Netzbezug Datenabgleiche durchführen, bei denen die Prognose visuell mithilfe von Streckenbildern und Rohdaten plausibilisiert werden kann.

Im Rahmen der Auswertung der probabilistischen Prognoseergebnisse wurden, neben dem Erwartungswert, auch verschiedene Quantile untersucht, die sich je nach Zustandsmerkmal wie folgt unterscheiden:

Sicherheitsrelevante Zustandsmerkmale (z. B. Griffigkeit, fiktive Wassertiefe)	5 %-Quantil
	50 %-Quantil
	95 %-Quantil
Restliche Zustandsmerkmale (z. B. Risse)	15 %-Quantil
	50 %-Quantil
	85 %-Quantil

7.3 Analyse der Zustandsentwicklung

7.3.1 Objektbezogene Analyse der Zustandsentwicklung

In der Prognoserechnung des implementierten Modells wird für jedes Prognosejahr eine Wahrscheinlichkeitsverteilung für den erwarteten Zustand berechnet. Dieser mögliche Zustand ist normalverteilt und beschreibt seine Entwicklung im zeitlichen Verlauf. Abbildung 88 stellt den Zustandsverlauf in einem vereinfachten Schema dar. Werden die Punkte von zuvor definierten Quantilen miteinander verbunden, ergibt sich ein kurvenförmiger Graph, der mit den Ansätzen deterministischer Modelle vergleichbar ist. Unterschieden werden in dieser Abbildung das 15-%-, das 50-%- und das 85-%-Quantil. Während das 15-%-Quantil zum Zeitpunkt t_3 den Warnwert noch unterschreitet, liegt der Erwartungswert über dem Warnwert und das 85-%-Quantil bereits über dem Schwellenwert.

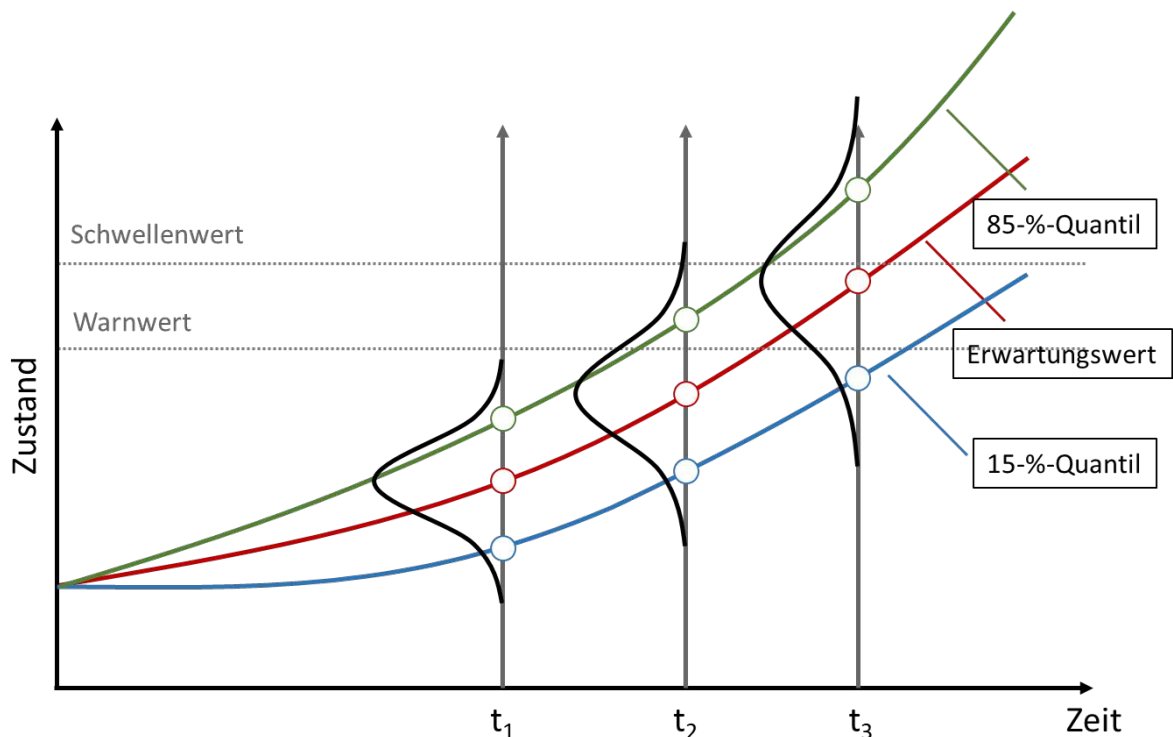


Abbildung 88: Schema der Zustandsprognose mit Quantilen

Mit dem Prototyp lässt sich der beschriebene probabilistische Zustandsverlauf für einzelne Auswerteabschnitte berechnen. Abbildung 89 stellt die Benutzeroberfläche mit den Berechnungsergebnissen auf Objektebene dar. In der oberen Tabelle ist der betrachtete Auswerteabschnitt markiert (Nordrhein-Westfalen, ID 15052). Die rechte Tabelle zeigt die Ergebnisse der Zustandserfassungen für die einzelnen Zustandsgrößen des ausgewählten Abschnitts. Die Ergebnisse der Prognoserechnung sind als Liniendiagramm dargestellt.

In diesem Fall wird der Verlauf für das Zustandsmerkmal Risse visualisiert. Der betrachtete Straßenabschnitt befindet sich in einem sehr guten Ausgangszustand und verschlechtert sich, gemessen an den drei Zustandserfassungen, konstant über den betrachteten Untersuchungszeitraum. Die Anpassungen der a priori-Prozessfunktion führen zu dem violett-farbigem Funktionsverlauf, der die Entwicklung des Erwartungswerts abbildet. Zusätzlich stellen die oberen und unteren Linien den Verlauf der doppelten Standardabweichung dar. Damit keine negativen Zustandsgrößen berücksichtigt werden, wird die zugrundeliegende Normalverteilung bei Überschreitung der Abszisse nach unten auf den Wert Null begrenzt.

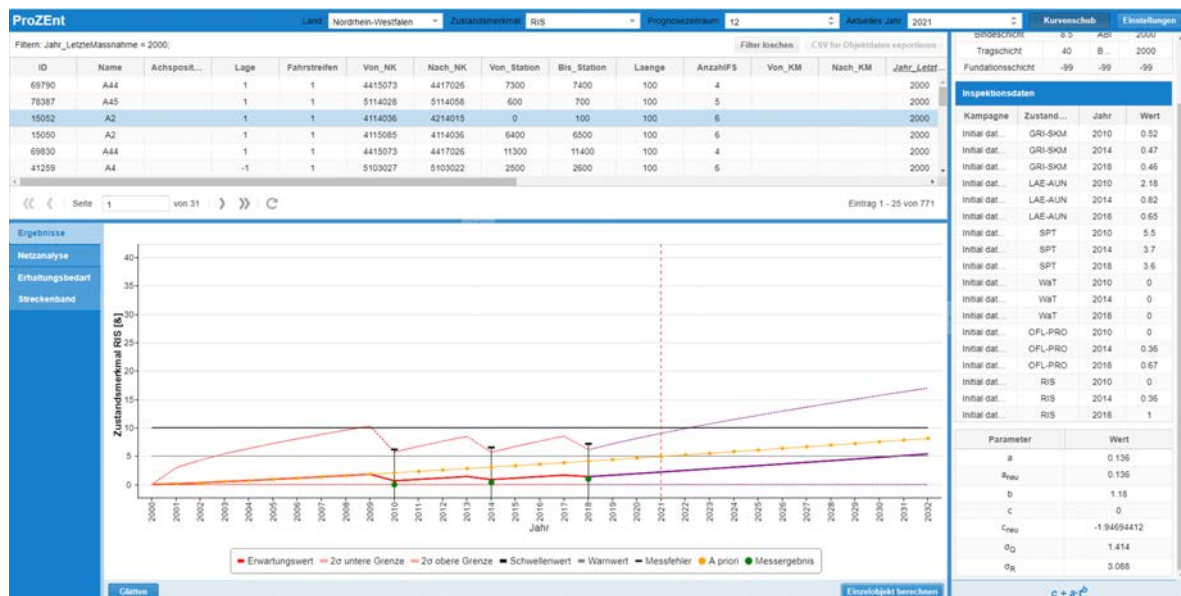


Abbildung 89: Beispiel einer Prognoserechnung für einen Auswerteabschnitt im Prototyp

Für die Analyse der Zustandsentwicklung auf Objektebene wurden exemplarisch vier repräsentative Auswerteabschnitte aus den untersuchten Straßennetzen der Länder ausgewählt. Die Prognose erfolgte für die beiden Merkmale Risse und Griffigkeit und wurde mit dem entwickelten Software-Prototypen umgesetzt. In den Auswertungen wurde jeweils das Verfahren des Curve-Shiftings mit dem der Koeffizientenanpassung verglichen. Im Folgenden sind die Verläufe dieser ausgewählten Auswerteabschnitte dargestellt. Neben dem Verlauf für den Erwartungswert sind auch die Verläufe der jeweiligen Quantile abgebildet.

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

ID 4079

Bauweise Asphalt

Baujahr 2000

Verkehrsbelastung (SV/24h) 1.314

Fahrstreifen R2

Der ausgewählte Abschnitt wurde zuletzt im Jahr 2000 saniert und befindet sich seitdem in gutem Zustand (Abbildung 90, Abbildung 91). Ab diesem Jahr wird die a priori-Prozessfunktion zur Prognose angesetzt. Um den gemessenen Zustand der Erfassungskampagnen zu berücksichtigen, wird die Funktion zu den Zeitpunkten der Erfassung aktualisiert. Der prognostizierte Zustand der Zustandsgröße Risse nähert sich sowohl beim Curve-Shifting als auch bei der Koeffizientenanpassung dieser a priori-Funktion sehr gut an. Die korrigierte Prognosefunktion bildet auch für den Prognosezeitraum nach der Korrektur durch die Messwerte eine langsame und stetige Zustandsverschlechterung ab. Während der Erwartungswert im gesamten Prognosezeitraum unter dem Schwellenwert bleibt, überschreitet das 85%-Quantil den Schwellenwert bereits im Jahr 2024. Das 15%-Quantil dagegen bleibt unter dem Warnwert. Die zeitliche Entwicklung des Schadensbilds über die drei Messkampagnen lässt sich in der Visualisierungssoftware OnKo3 darstellen (Abbildung 92). Die Zustandswerte und die Bilder der Oberflächenkameras zeigen ein mäßig konstantes Schadensbild.

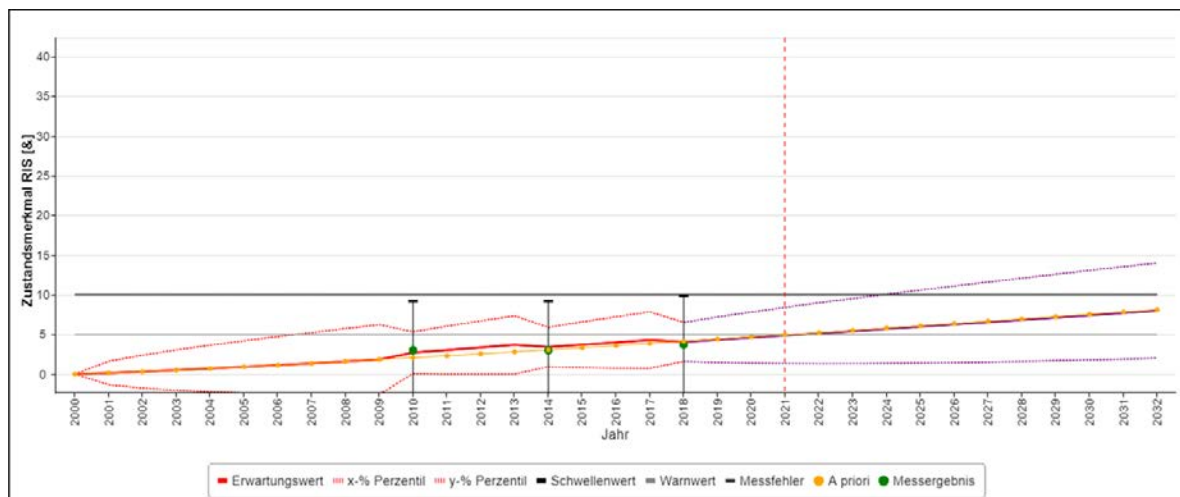


Abbildung 90: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Koeffizientenanpassung

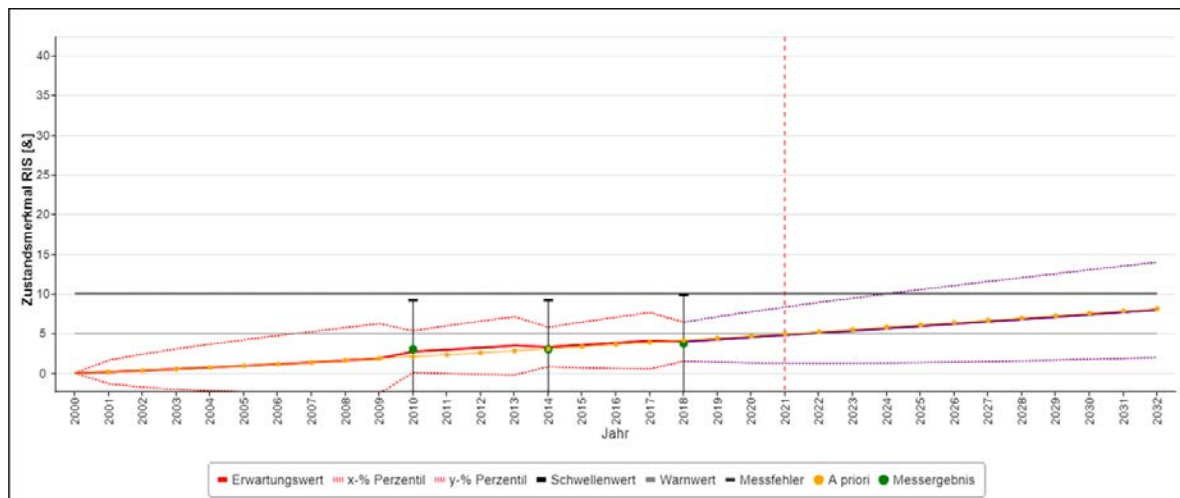


Abbildung 91: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Curve-Shifting

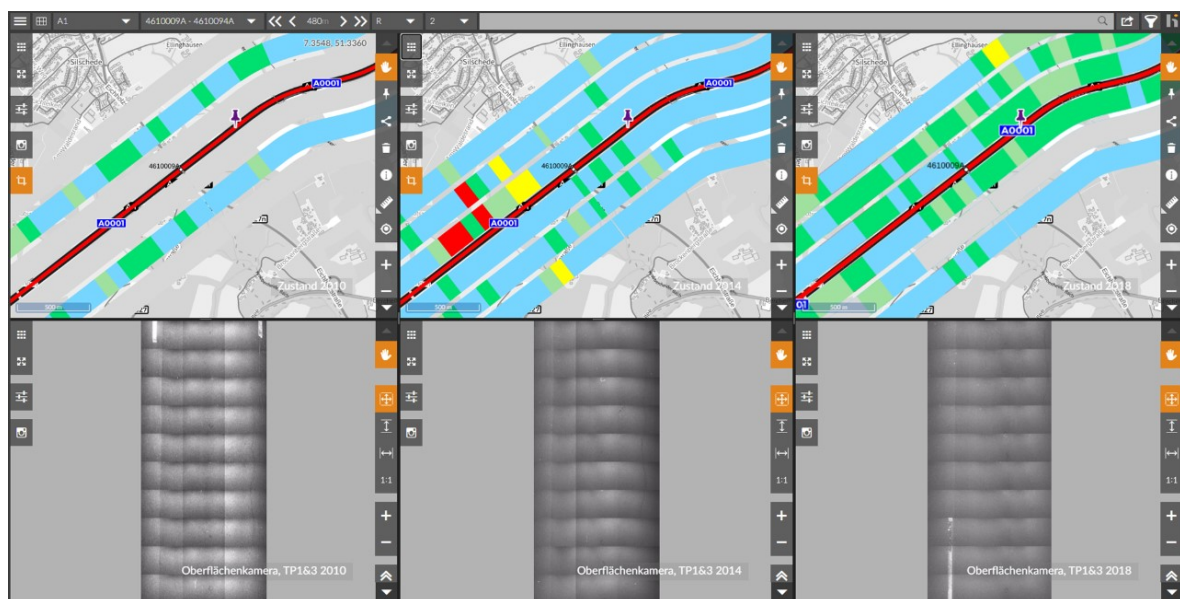


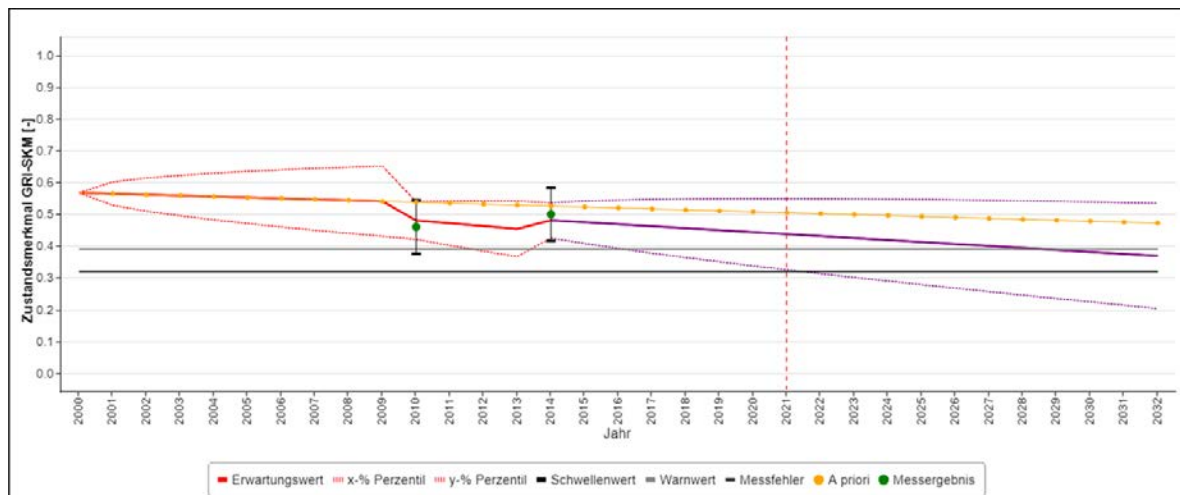
Abbildung 92: Nordrhein-Westfalen – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandwert Risse für drei Zustandskampagnen

Der prognostizierte Zustandsverlauf der Griffigkeit wird in diesem Beispiel durch zwei Zustandserfassungen korrigiert (Abbildung 93, Abbildung 94). Die gemessene Zustandsverbesserung zum zweiten Messzeitpunkt könnte aufgrund von Messungenauigkeiten entstanden sein. Die a priori-Funktion wird daher bei der zweiten Anpassung auf ein besseres Niveau angehoben.

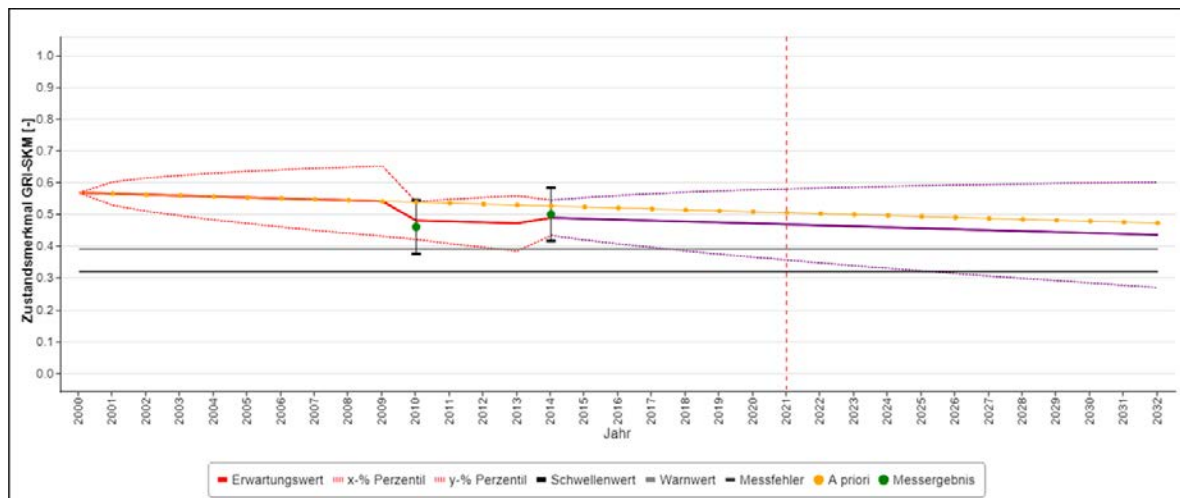
Im Vergleich zum Curve-Shifting ergibt sich bei der Koeffizientenanpassung eine steilere Zustandsverschlechterung in der Prognose. Bei letzterem führt dies dazu, dass der Erwartungswert den Warnwert zum Ende des Prognosezeitraums überschreitet.

Die schnellere Verschlechterung der Koeffizientenanpassung ist v. a. bei Straßenabschnitten jüngerer Baujahre zu beobachten. Dies ist auf die Anpassungsmethode der Prozessfunktion zurückzuführen. Die Veränderung des Steigungsfaktors hat bei jüngeren Baujahren größere Auswirkungen auf den Funktionsverlauf als die vertikale Verschiebung der Prozessfunktion. Beim Curve-Shifting zeigt sich, dass aufgrund zu großer Zunahme der Streuung in der Zustandsprognose eine Verbesserung der Griffigkeit im 5%-Quantil prognostiziert wird (siehe Kapitel 7.3.5).

Zur Plausibilisierung sind die Zustandsdaten mit den Streckenbildern im zeitlichen Verlauf der Messkampagnen abgebildet (Abbildung 95).



**Abbildung 93: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal
Griffigkeit – Koeffizientenanpassung**



**Abbildung 94: Nordrhein-Westfalen - Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal
Griffigkeit – Curve-Shifting**



**Abbildung 95: Nordrhein-Westfalen – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandswert
Griffigkeit für drei Zustandskampagnen**

Beispiel 2 – Bayern

ID 84678

Bauweise Asphalt

Baujahr 1988

Verkehrsbelastung (SV/24h) 4.017

Fahrstreifen R2

Der ausgewählte Abschnitt wurde laut Datengrundlage zuletzt im Jahr 1988 saniert. Mit 30 Jahren zum Zeitpunkt der letzten Zustandserfassung handelt es sich damit um einen Abschnitt höheren Alters. Bezogen auf das Merkmal Risse liegt der Zustand bei der letzten Kalibrierung der Prozessfunktion nahe unterhalb des Schwellenwerts (Abbildung 96, Abbildung 97). Bei einem Deckschichtalter von 30 Jahren ist zu erwarten, dass sich Schädigungen an der Straßenoberfläche ausbilden. Die Griffigkeit befindet sich hingegen noch auf einem sehr hohen Niveau.

Die kontinuierliche Verschlechterung des Rissbilds ist in den Zustandserfassungen zu erkennen. Die a priori-Prozessfunktion liegt im Verlauf oberhalb dieser drei Messwerte und geht damit von einer schnelleren Zustandsverschlechterung aus. Um die tatsächlich langsamere Charakteristik dieses Abschnitts zu berücksichtigen, wird die Prognosefunktion entsprechend kalibriert und in einen optimistischeren Verlauf überführt.

Die Prognosefunktion verläuft daher unterhalb der a priori-Prozessfunktion und bildet die mögliche Zustandsentwicklung ab.

Im Vergleich mit dem Curve-Shifting zeigt sich bei der Koeffizientenanpassung im Gegensatz zu Beispiel 1 eine langsamere Zustandsverschlechterung. Dies ist ebenfalls auf die Methodik zur Anpassung der Prozessfunktion zurückzuführen. Bei älteren Straßenkonstruktionen hat die Verschiebung der Exponentialfunktion stärkeren Einfluss auf die Steigung der Prozessfunktion als die Anpassung des Koeffizienten. Dies trifft auch auf die betrachteten Quantile zu.

Zur Plausibilisierung sind die Zustandsdaten mit den Oberflächenbildern im zeitlichen Verlauf der Messkampagnen abgebildet (Abbildung 98). Deutlich zu erkennen ist das ausgeprägte Rissbild.

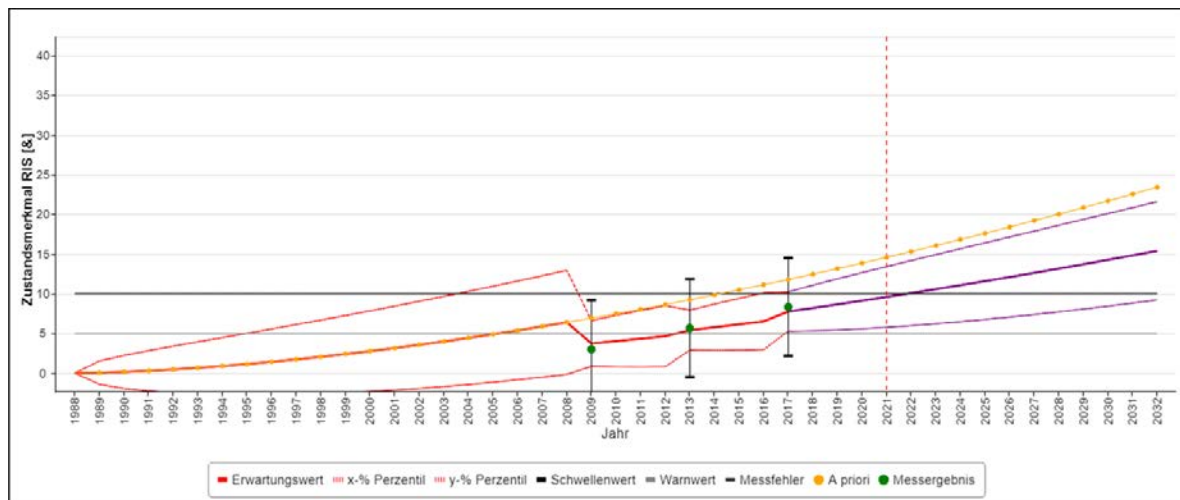


Abbildung 96: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse –
Koeffizientenanpassung

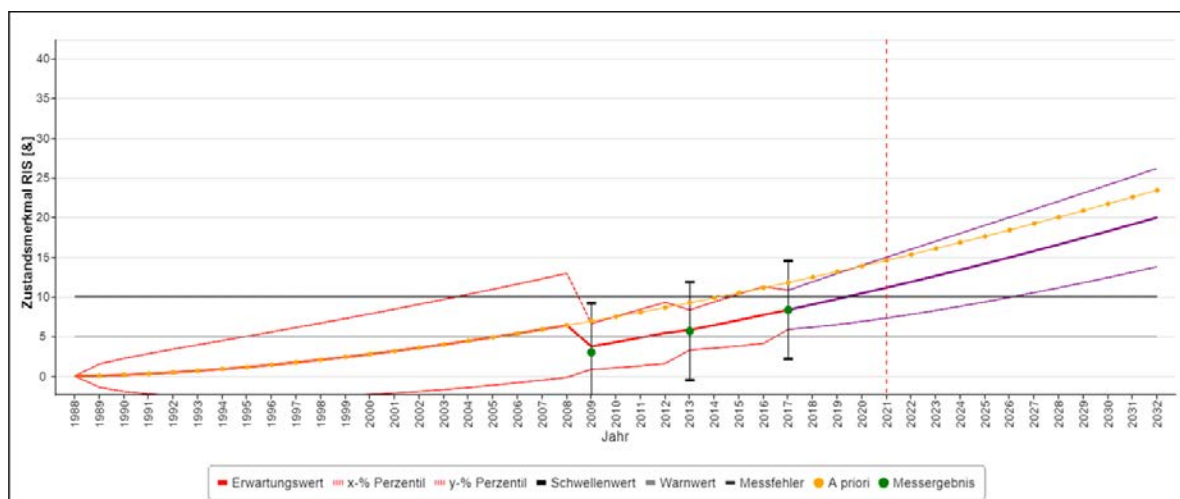


Abbildung 97: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Curve-Shifting

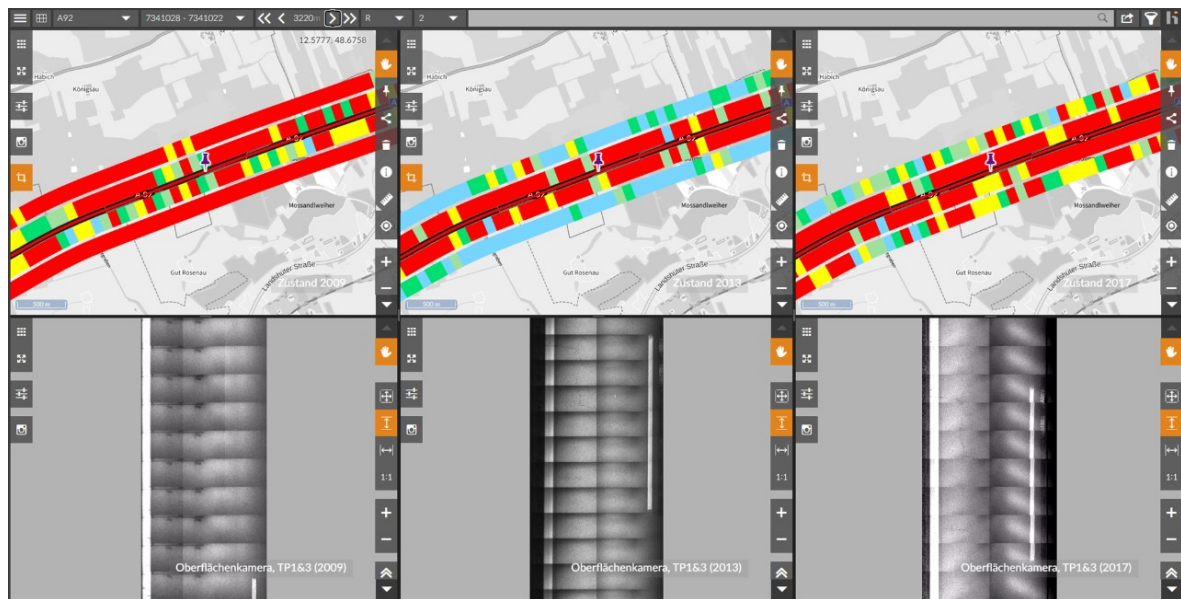


Abbildung 98: Bayern – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandwert Risse für drei Zustandskampagnen

Der prognostizierte Zustandsverlauf der Griffigkeit wird in diesem Beispiel durch drei Zustandserfassungen korrigiert, die unterhalb der a priori-Prozessfunktion liegen (Abbildung 99, Abbildung 100). Obwohl sich die Griffigkeit nach 30 Jahren noch auf einem sehr hohen Niveau befindet, geht die Prozessfunktion von einer langsameren Verschlechterung aus. Die Prognosefunktion wird daher auf einen pessimistischeren Verlauf korrigiert, bei dem sich das gute Zustandsniveau auch über einen längeren Prognosezeitraum aufrechterhalten lässt. Das Curve-Shifting-Verfahren und die Koeffizientenanpassung verhalten sich in diesem Beispiel sehr ähnlich.

Zur Plausibilisierung sind die Zustandsdaten mit den Streckenbildern im zeitlichen Verlauf der Messkampagnen abgebildet (Abbildung 101).

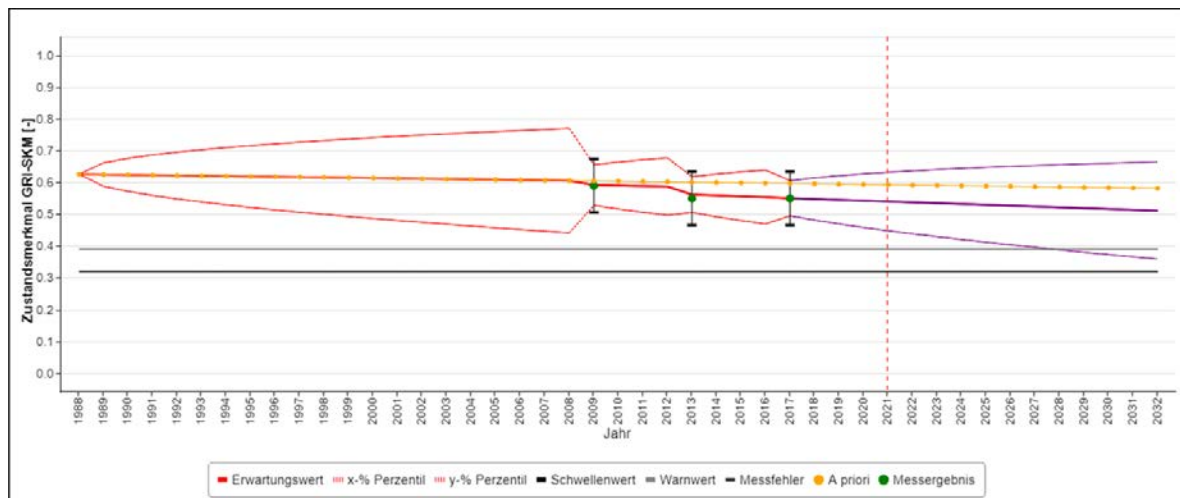


Abbildung 99: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung

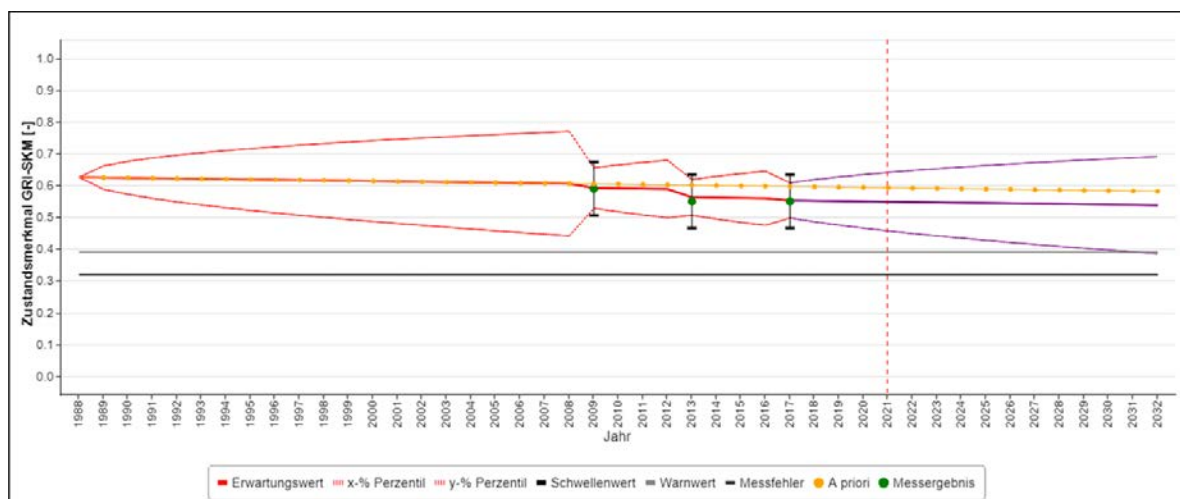


Abbildung 100: Bayern – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting



Abbildung 101: Bayern – Visualisierung eines Abschnitts für den Zustandswert Griffigkeit für drei Zustandskampagnen

Beispiel 3 – Schweiz

ID 178167

Bauweise Asphalt

Jahr der letzten Maßnahme: 2007

Verkehrsbelastung (SV/24h) 599

Fahrstreifen R1

Anstelle der Zustandsgröße Risse wird in der Schweiz wegen nicht vorhandener Daten die Zustandsgröße Belagsschäden (OFL-IA2) untersucht. Es wird angenommen, dass der IA2-Wert wegen des grundsätzlich guten Zustands auf Autobahnen vorrangig durch Risse bestimmt wird. Das Jahr der letzten Maßnahme wird für diesen Auswerteabschnitt auf 2007 beziffert. In diesem Fall wird zwei Jahre nach dem Baujahr ein im Vergleich zum Startwert hoher Wert für die Belagsschäden gemessen (Abbildung 102, Abbildung 103). Dies wird in der probabilistischen Prognose als rasche Zustandsverschlechterung interpretiert. Die Prozessfunktion wird daher zu Beginn auf ein deutlich schlechteres Niveau korrigiert. Bei dem Verfahren der Koeffizientenanpassung führt dies zu einer sehr steilen Prognosefunktion, die im Zuge der beiden weiteren Erfassungen erneut nach unten korrigiert werden muss. Im weiteren Verlauf übersteigt der prognostizierte Erwartungswert den Schwellenwert zeitnah im Jahr 2020. Im Vergleich dazu erfolgt die Korrektur beim Curve-Shifting durch vertikales Verschieben der Prozessfunktion. Wegen der geringen Steigung wird diese Funktion an den Messpunkten nach oben korrigiert.

Die gleichbleibend flache Steigung verhindert ein Überschreiten des Schwellenwerts im betrachteten Prognosezeitraum.

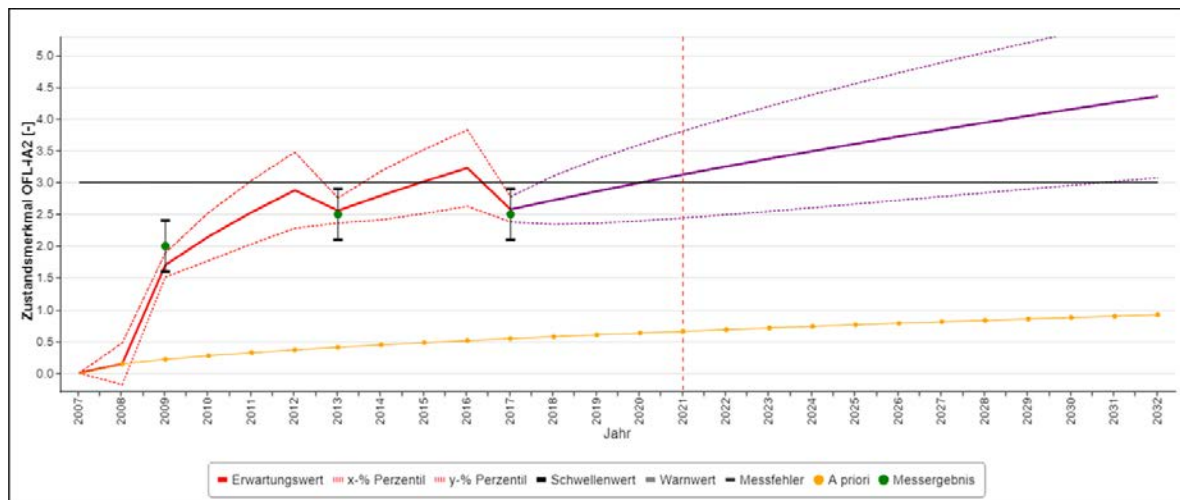


Abbildung 102: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal OFL-IA2 – Koeffizientenanpassung

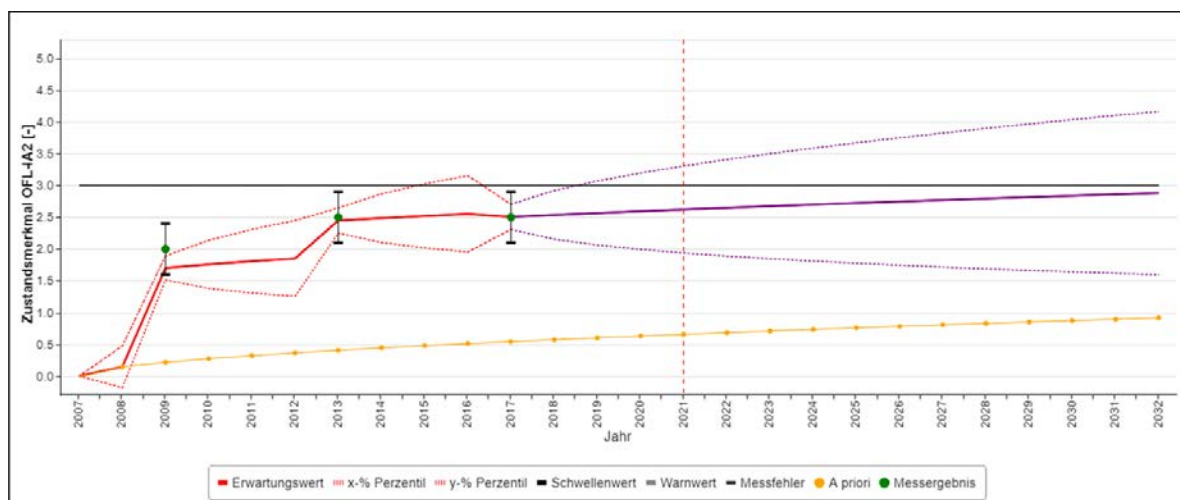


Abbildung 103: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal OFL-IA2 – Curve-Shifting

Die Messwerte der Griffigkeit bewegen sich nahe an der a priori-Prozessfunktion (Abbildung 104, Abbildung 105). Die Zustandsprognose wird daher geringfügig aktualisiert. Genauso wie in Beispiel 1 ergibt sich bei der Koeffizientenanpassung eine im Vergleich zum Curve-Shifting steilere Zustandsverschlechterung in der Prognose.

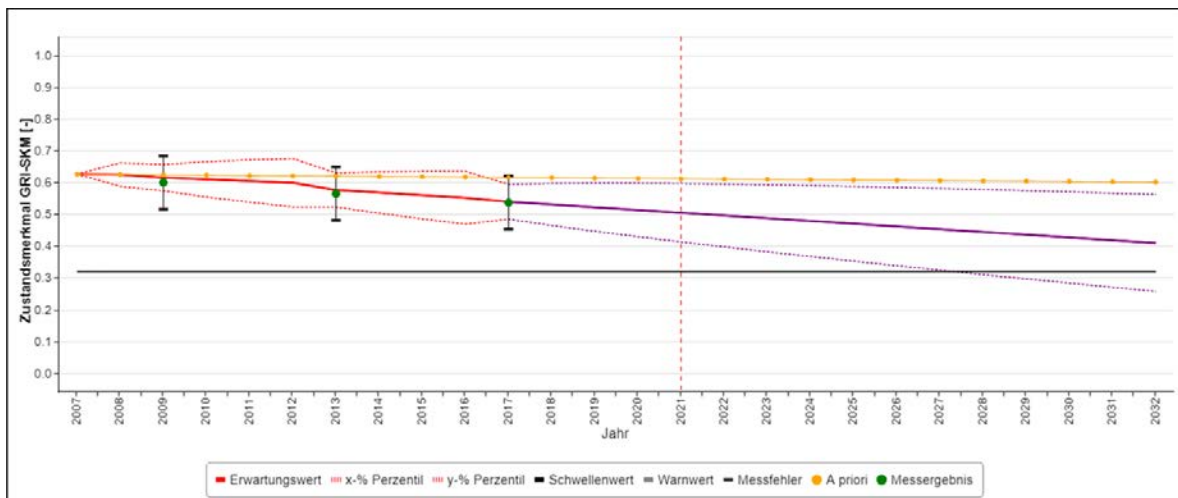


Abbildung 104: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung

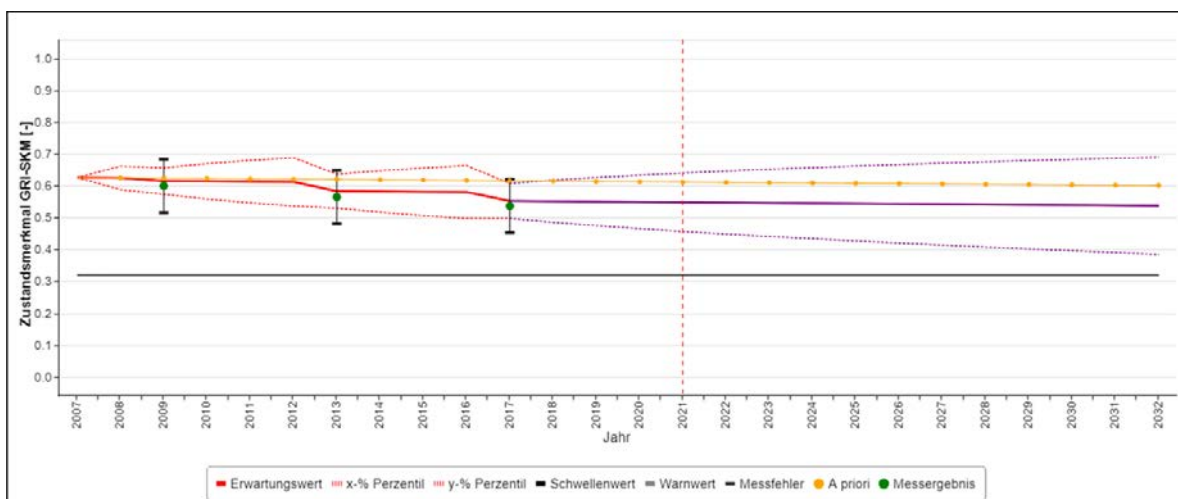


Abbildung 105: Schweiz – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting

Beispiel 4 – Österreich

ID 188875

Bauweise Beton

Baujahr 1975

Verkehrsbelastung (SV/24h) 1850

Fahrstreifen L1

Wegen des großen Anteils an Betonfahrbahnen wurde in Österreich ein Auswerteabschnitt in Betonbauweise gewählt. Diese Bauweise weist häufig eine längere Lebensdauer als Asphaltdecken auf, gleichzeitig ist das Schadensbild durch plötzliches Versagen geprägt.

Dieses Verhalten spiegelt sich auch in den Messdaten der Zustandserfassung wider (Abbildung 106, Abbildung 107). Trotz des hohen Alters von 40 Jahren zum Zeitpunkt der letzten Messung, wurden die ersten Risse erst im Jahr 2014 detektiert. Die Aktualisierung der Prozessfunktion hat zur Folge, dass ein Überschreiten des Warnwerts zu einem späteren Zeitpunkt eintritt als mit der a priori-Funktion zunächst prognostiziert wurde. Analog zu Beispiel 2 ergibt sich aufgrund der langen Liegezeit eine schnellere Zustandsverschlechterung für das Verfahren des Curve-Shiftings.

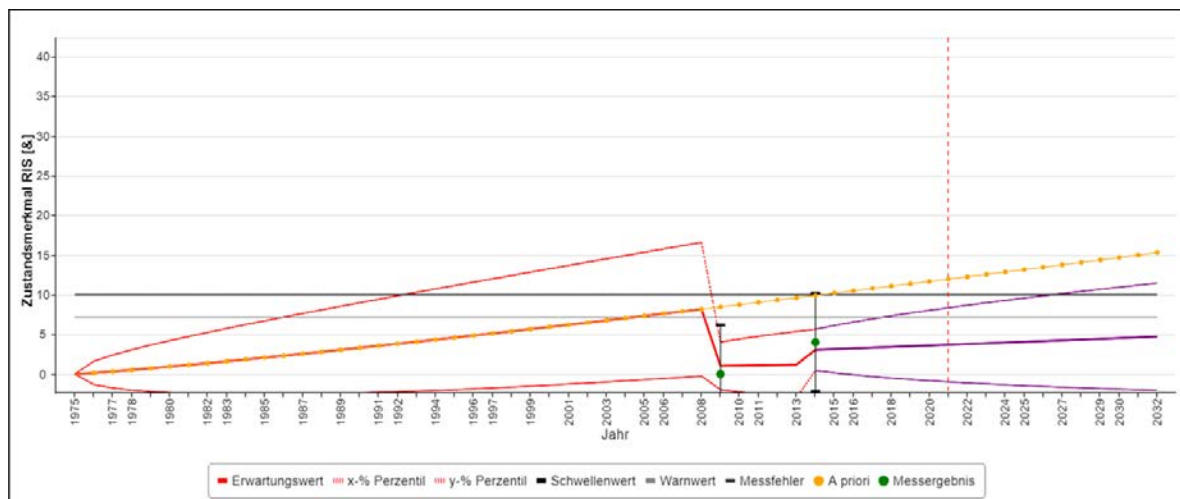


Abbildung 106: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Koeffizientenanpassung

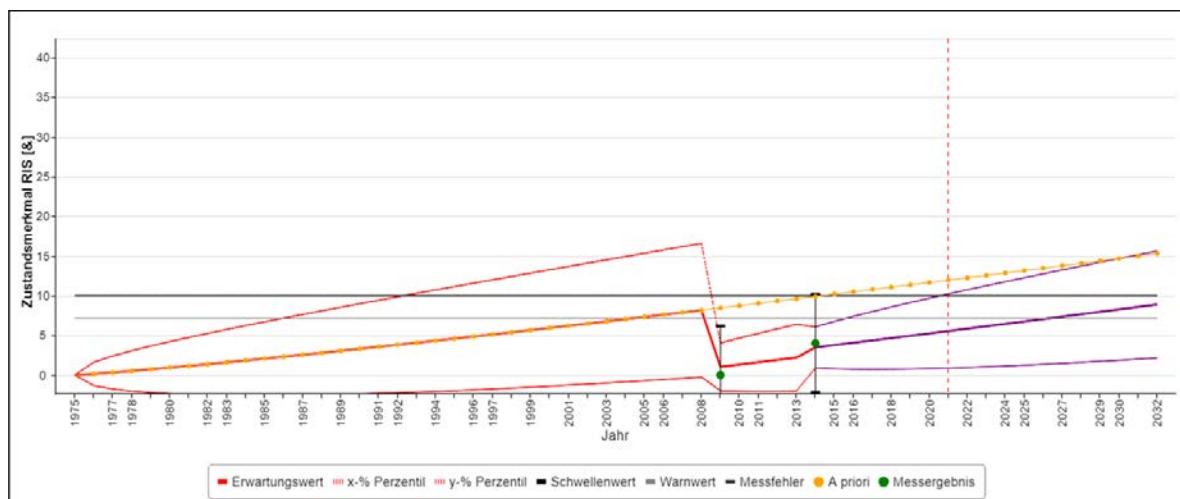


Abbildung 107: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Risse – Curve-Shifting

In den Messdaten der Zustandsgröße Griffigkeit ist in den ersten drei Messergebnissen ein deutlicher Trend der Zustandsverschlechterung zu erkennen (Abbildung 108, Abbildung 109).

Der Sprung auf das letzte Messergebnis ist mit einer Verbesserung von 100 Prozent verbunden. Da sich diese Verbesserung lediglich in der Griffigkeit und nicht im Rissbild widerspiegelt, ist von einer Erhaltungsmaßnahme zur Verbesserung der Griffigkeit auszugehen. Diese Verbesserung wird in der Aktualisierung der Prozessfunktion berücksichtigt. Die resultierenden Prognosefunktionen für das Curve-Shifting und die Koeffizientenanpassung zeigen einen ähnlichen Verlauf.

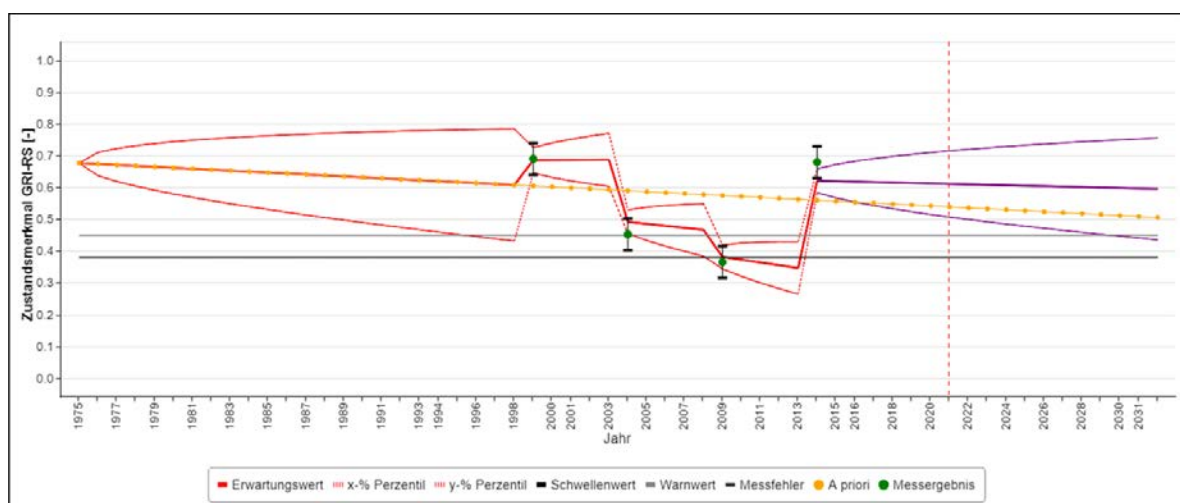


Abbildung 108: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Koeffizientenanpassung

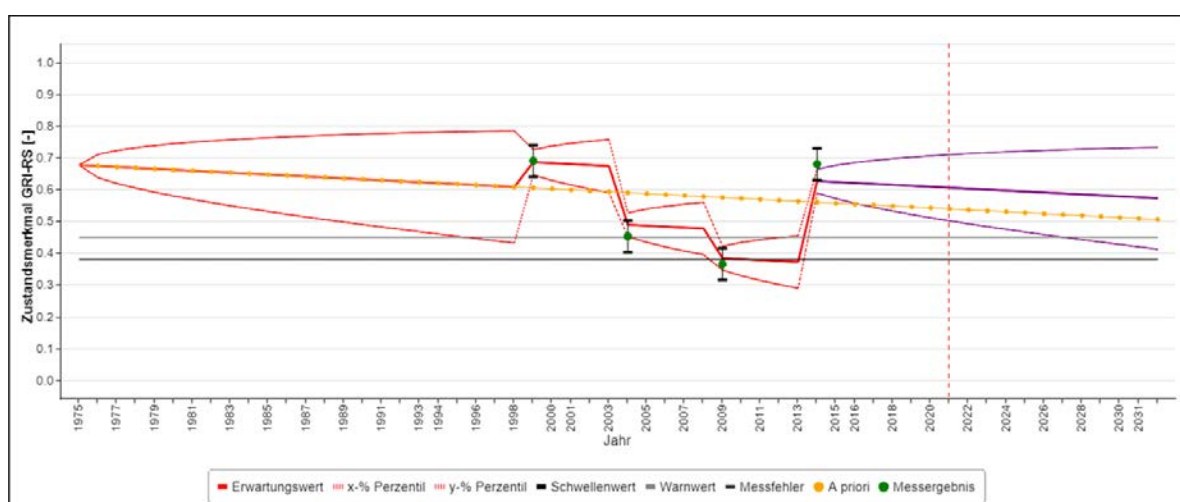


Abbildung 109: Österreich – Zustandsprognose objektbezogen – Merkmal Griffigkeit – Curve-Shifting

7.3.2 Netzbezogene Analyse der Zustandsentwicklung

Bei der Analyse der Zustandsentwicklung auf Objektebene wird jeder Auswerteabschnitt einzeln prognostiziert.

Für die Wahrscheinlichkeitsverteilungen, die in jedem Jahr des Prognosezeitraums den zukünftigen Zustand beschreiben, können ausgewählte Quantile definiert werden, für die Untersuchungen durchgeführt werden sollen. Werden diese Quantile in jedem Prognosejahr über das gesamte Straßennetz aggregiert, lassen sich Aussagen darüber ableiten, wie sich das Netz gesamtheitlich entwickeln wird. Entscheidend dabei ist die Wahl der Quantile.

Im Folgenden werden die Entwicklungen der Zustandsgröße Risse in den vier untersuchten Ländern dargestellt. Für das Merkmal Griffigkeit wird auf den Anhang verwiesen (Kapitel 10.13).

Mit dem Prototyp lässt sich die beschriebene probabilistische Zustandsentwicklung für gefilterte Teilnetze bzw. gesamte Straßennetze berechnen. Abbildung 110 stellt die Benutzeroberfläche mit den Berechnungsergebnissen auf Netzebene dar. In der oberen Tabelle werden alle miteinander verbundenen Abschnitte des Straßennetzes aufgeführt (Nordrhein-Westfalen). Die unteren Diagramme zeigen die Ergebnisse der Prognoserechnungen als Balkendiagramme. Da für netzweite Analysen der Zustand oftmals auf Basis von Zustandswerten in Klassen eingeteilt und anschließend visualisiert wird, wurden die im Prototyp untersuchten Zustandsgrößen entsprechend ihrer länderspezifischen Normierung in Zustandsklassen eingeteilt (siehe auch Kapitel 6.3.1). Im unten dargestellten Beispiel wird der Verlauf für die Zustandsgröße Risse visualisiert. Darstellbar sind neben dem Erwartungswert (oberes Diagramm) auch beliebige Quantile, für die die Zustandsentwicklungen mit dem probabilistischen Modell ermittelt werden.



Abbildung 110: Beispiel einer Prognoserechnung für ein gesamtes Straßennetz im Prototyp

Wie zu erwarten, zeigt sich für obere Quantile, bspw. das 95%-Quantil, eine deutlich schlechtere Verteilung im Netz als für untere Quantile. Dies ist auf den dahinterliegenden probabilistischen Ansatz zurückzuführen, bei dem 95 % der Fläche unter der Dichtekurve kleiner als das angegebene Quantil sind. Abbildung 111 verdeutlicht diesen Sachverhalt. Je größer das Quantil gewählt wird, desto mehr rutscht dessen Wert in den schlechten Bereich. So liegt in diesem Beispiel das 15%-Quantil noch unter dem Warnwert, während das 50%-Quantil den Warnwert und das 95%-Quantil sogar den Schwellenwert überschreiten. Sollte ein unteres Quantil in den negativen Bereich rutschen, weil sich die Verteilung zu nah an der Abszisse bewegt, wird dieser Wert softwareseitig auf 0 gesetzt.

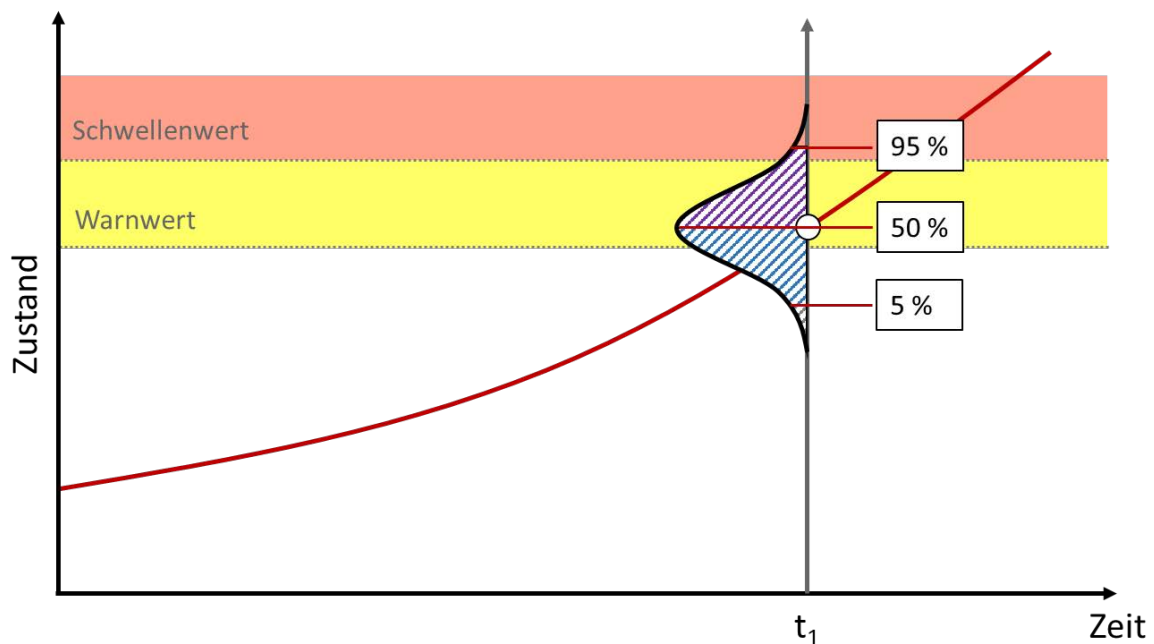


Abbildung 111: Quantile als statistisches Lagemaß in der Prognose

Die in den nachfolgenden Beispielen aufgeführten Verteilungen zeigen im Ländervergleich eine ähnliche Charakteristik. Zunächst ist zu erkennen, dass sich die Startverteilung innerhalb eines Landes trotz gleicher Quantilwerte je nach Verfahren zur Aktualisierung der Prozessfunktion unterscheidet. Dies liegt daran, dass die Prognosefunktion für einen Auswerteabschnitt ab dem Baujahr beginnt und über die Messpunkte der Zustandserfassungen aktualisiert wird. Je nach Verfahren ändert sich daher der Verlauf ab der ersten Aktualisierung. Da hier das Startjahr des Prognosezeitraums auf das Jahr 2021 gesetzt ist, sind bereits mehrfache Anpassungen der Prozessfunktion erfolgt. Damit entsteht eine unterschiedliche Startverteilung im Jahr 2021.

Außerdem ergibt sich im zeitlichen Verlauf für alle Quantile eine zu erwartende Zustandsverschlechterung (ausgenommen 15%-Quantil in der Schweiz; siehe unten). Wie stark diese Verschlechterung ist, hängt von der Wahl des Quantils ab (siehe Abbildung 111). Hier ist zu beobachten, dass für obere Quantile nicht nur die Startverteilung einen größeren Anteil des Netzes im schlechten Zustand aufweist. Auch zeigt sich für diese oberen Quantile ein schnelleres Voranschreiten der Zustandsverschlechterung (siehe Liniendiagramme). Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Prognose im Zeitverlauf mit steigenden Unsicherheiten einhergeht. Durch die stärkere Streuung verbreitert sich die zugrundeliegende Verteilung. Die Punkte der oberen Quantile entfernen sich daher stetig von der Mitte der Verteilung (siehe auch Kapitel 7.3.1, Abbildung 88).

Im Vergleich zur Entwicklung des Erwartungswerts verschlechtern sich obere Quantile daher aufgrund von zwei Einflussfaktoren schneller: Durch die modellierte Zustandsverschlechterung, die sich auch für den Erwartungswert ergibt, sowie durch die zunehmende Streuung in der Prognose des Zustands.

Das beschriebene Verhalten würde sich auch auf die unteren Quantile erstrecken. Da sich bei Abschnitten in sehr gutem Zustand das untere Quantil jedoch im negativen Bereich bewegt, wird dessen Wert auf 0 begrenzt. Eine Negativverschiebung des Quantils wird damit verhindert. Ebenfalls ist der Sonderfall zu beobachten, dass der Verlauf des unteren Quantils bei annähernd konstanten Messergebnissen eine Zustandsverbesserung bewirkt (siehe Kapitel 7.3.5 & Beispiel 3). Dies wirkt einer theoretisch schnellen Zustandsverschlechterung entgegen, sodass die unten dargestellten Entwicklungen für das 15-%-Quantil nur langsam voranschreiten.

Die netzweiten Entwicklungen der probabilistischen Zustandsprognose sind in den nachfolgenden Beispielen aufgeführt.

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

Für das Jahr 2021 der Zustandsprognose liegt ein guter Ausgangszustand im Straßennetz Nordrhein-Westfalens vor (Tabelle 36). Besonders beim Erwartungswert lässt sich in der besten Zustandsklasse der progressiv exponentielle Ansatz der Zustandsverschlechterung erkennen. Im Vergleich zur Koeffizientenanpassung ergibt sich beim Curve-Shifting eine schnellere Verschlechterung des Zustands (Tabelle 37). Dies ist mit dem durchschnittlichen Baujahr von 1996 begründet. Mit einem Alter von ca. 22 Jahren bis zur letzten Zustandserfassung wirkt sich die Steigung der verschobenen Prognosefunktion stärker auf die Entwicklung aus als eine Anpassung des Steigungskoeffizienten.

Tabelle 36: Zustandsentwicklung Risse Nordrhein-Westfalen als Klassendiagramm

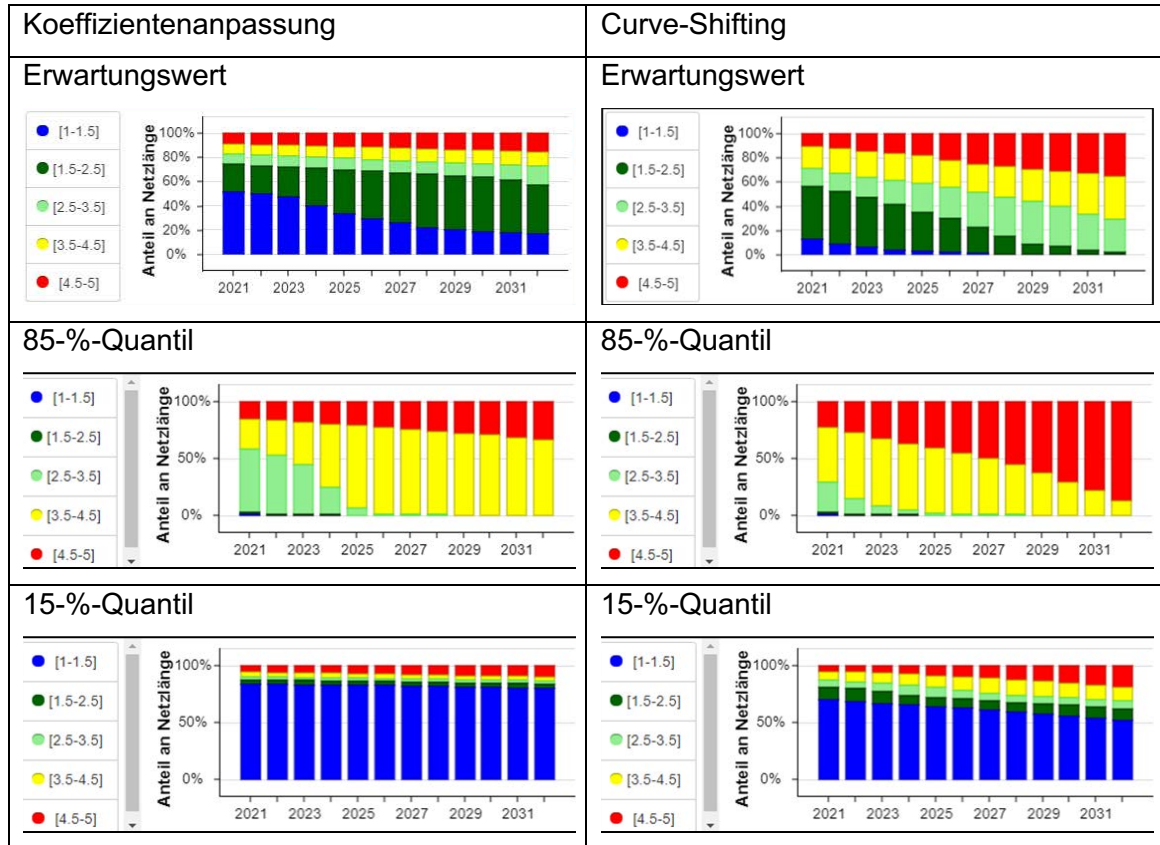
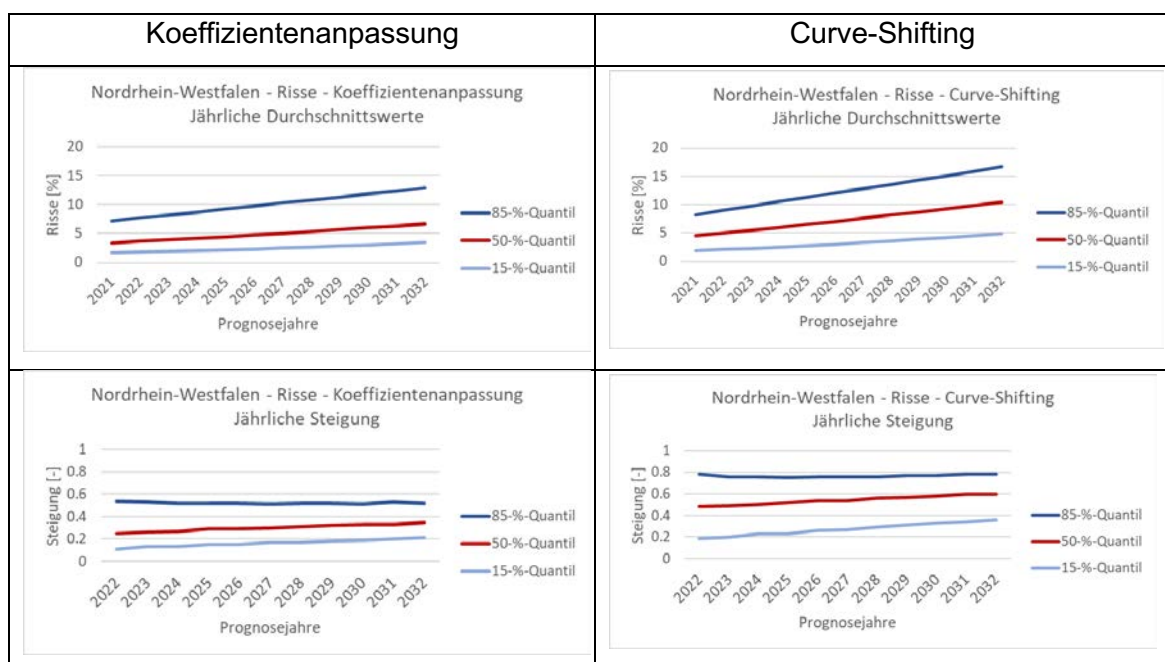


Tabelle 37: Zustandsentwicklung Risse Nordrhein-Westfalen als Liniendiagramm



Beispiel 2 – Bayern

Für das Jahr 2021 der Zustandsprognose liegt ein guter Ausgangszustand im Straßennetz Bayerns vor (Tabelle 38). Verglichen mit dem Netz Nordrhein-Westfalens ist die Verteilung hier geringfügig schlechter. Auch hier lässt sich insbesondere beim Erwartungswert in der besten Zustandsklasse der progressiv exponentielle Ansatz der Zustandsverschlechterung erkennen. Der Grad der Verschlechterung ist bei beiden Anpassungsverfahren annähernd gleich (Tabelle 39). Dies ist mit dem im Vergleich zu Nordrhein-Westfalen jungen Baujahr von 2002 begründet.

Tabelle 38: Zustandsentwicklung Risse Bayern als Klassendiagramm

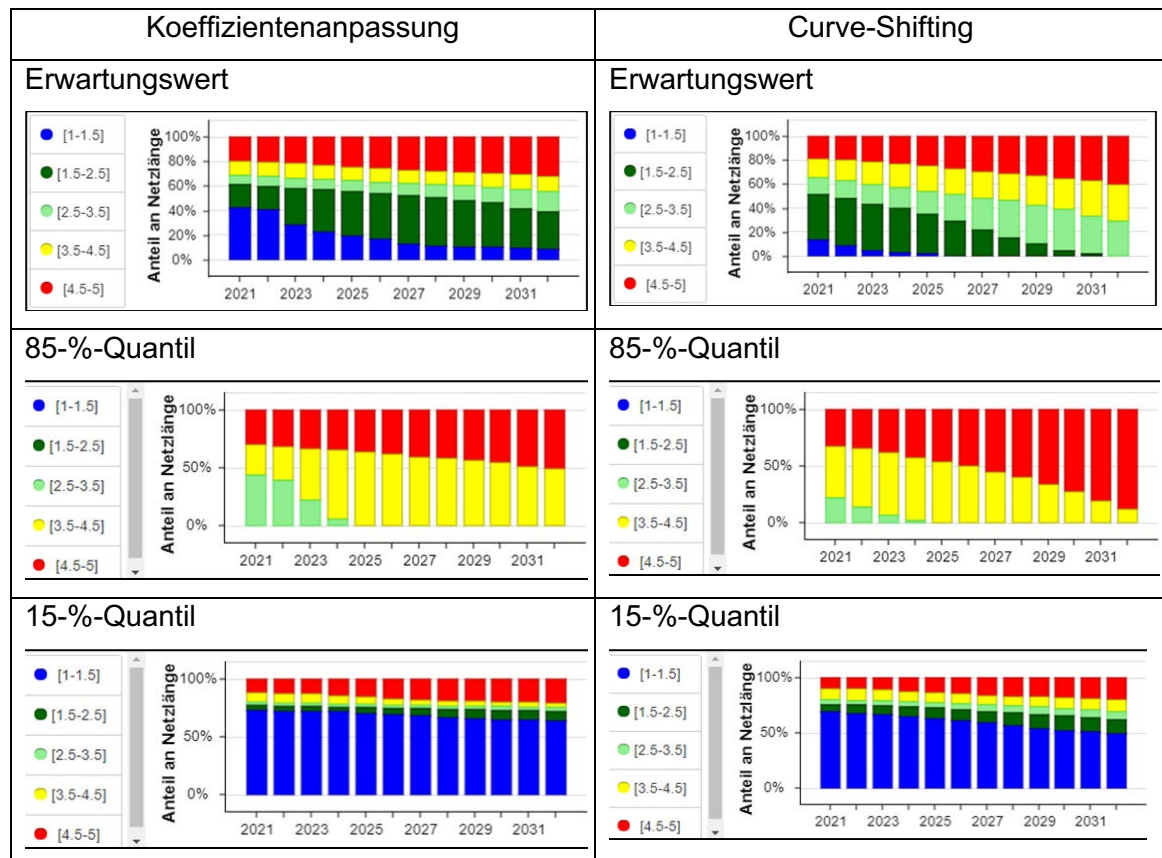
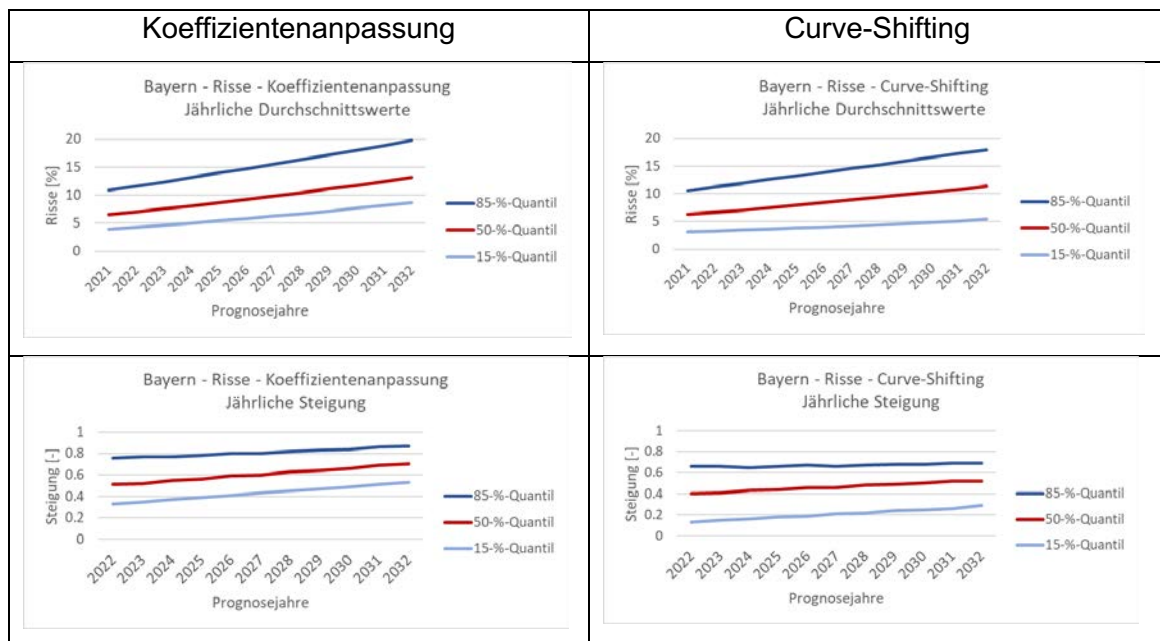


Tabelle 39: Zustandsentwicklung Risse Bayern als Liniendiagramm



Beispiel 3 – Schweiz

Anstelle der Zustandsgröße Risse wird in der Schweiz wegen nicht vorhandener Daten die Zustandsgröße Belagsschäden (OFL-IA2) untersucht. Es wird angenommen, dass der IA2-Wert wegen des grundsätzlich guten Zustands auf Autobahnen vorrangig durch Risse bestimmt wird.

Für das Jahr 2021 der Zustandsprognose liegt ein sehr guter Ausgangszustand im Straßennetz der Schweiz vor (Tabelle 40). Bezogen auf die untersuchten Daten stellt es das Netz mit dem besten Zustand dar. Das durchschnittliche Baujahr beläuft sich in der Schweiz auf 2000. Im Gegensatz zu den übrigen Ländern ergibt sich hier lediglich für das obere 85%-Quantil eine erkennbare Zustandsverschlechterung (Tabelle 41). Im Erwartungswert und beim 15%-Quantil wird der Zustand aufrechterhalten. Beim Curve-Shifting ergibt sich beim unteren 15%-Quantil sogar eine Zustandsverbesserung. Dies entspricht beim Merkmal Risse nicht den realen Entwicklungen aus der Praxis, ist jedoch im probabilistischen Ansatz des Modells begründet. Abbildung 112 verdeutlicht diesen Sachverhalt. Die steigende Streuung in der Prognose wird durch die Unsicherheit der Messungen und das Prozessrauschen bestimmt. Liegt eine geringe Veränderung über die Messwerte vor, verläuft die Prognose im Erwartungswert insbesondere beim Curve-Shifting sehr flach. Die Streuung dominiert in diesem Fall die positive Zustandsentwicklung für kleine Quantile, sodass sich eine Zustandsverbesserung ergeben kann.

Tabelle 40: Zustandsentwicklung Belagsschäden Schweiz als Klassendiagramm

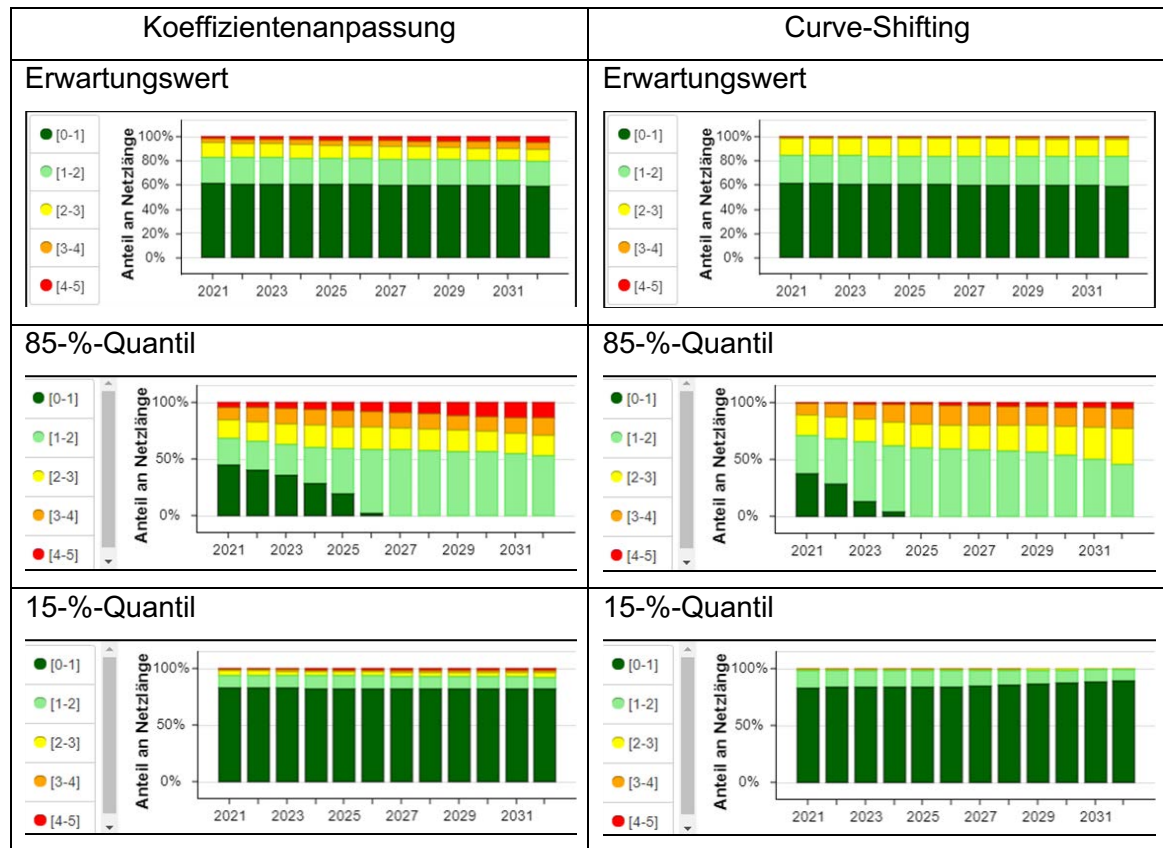
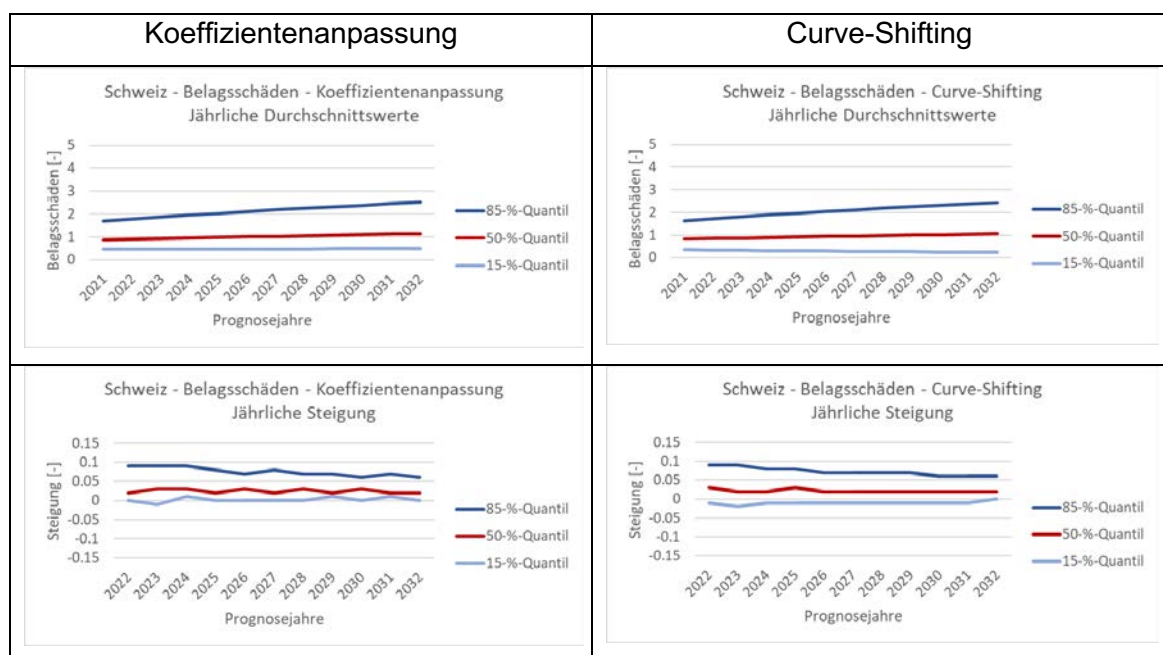


Tabelle 41: Zustandsentwicklung Belagsschäden Schweiz als Liniendiagramm



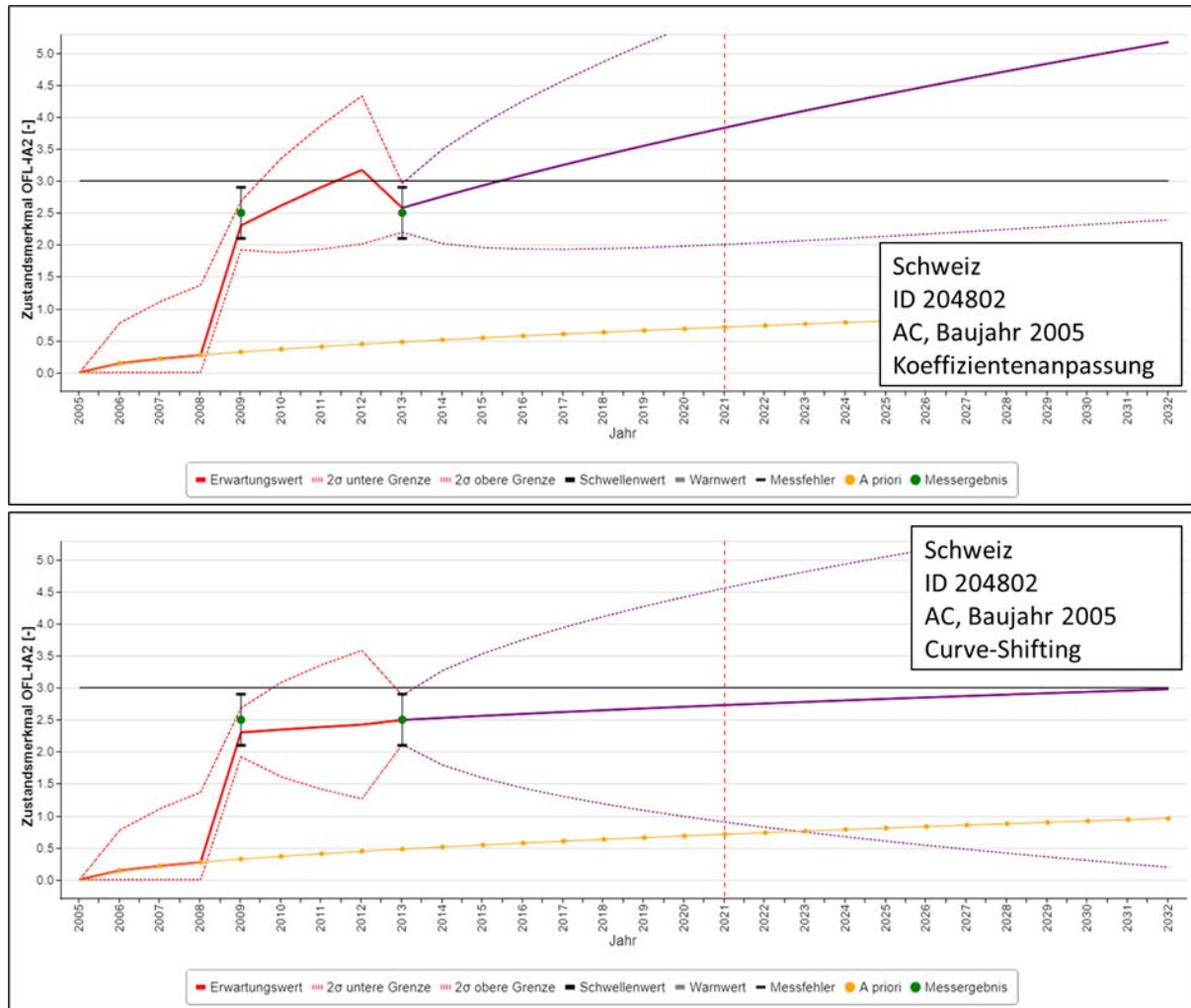


Abbildung 112: Zustandsverbesserung Belagsschäden bei unteren Quantilen; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting

Beispiel 4 – Österreich

Für das Jahr 2021 der Zustandsprognose liegt ein guter Ausgangszustand im Straßennetz Österreichs vor (Tabelle 42). Diese gute Verteilung ist geringfügig besser als der Zustand des Straßennetzes Nordrhein-Westfalens. Auch hier lässt sich beim Erwartungswert und dem 85%-Quantil der progressiv exponentielle Ansatz der Zustandsverschlechterung erkennen. Der Grad der Verschlechterung ist bei beiden Anpassungsverfahren annähernd gleich (Tabelle 43). Das Curve-Shifting lässt eine geringfügig schnellere Verschlechterung erkennen.

Das durchschnittliche Baujahr im Netz ist auf das Jahr 2005 beziffert. Im Vergleich zu den drei Erfassungskampagnen der deutschen Länder, liegen in Österreich bis zu 6 Messdaten zur Korrektur der Prozessfunktion vor.

Tabelle 42: Zustandsentwicklung Risse Österreich als Klassendiagramm

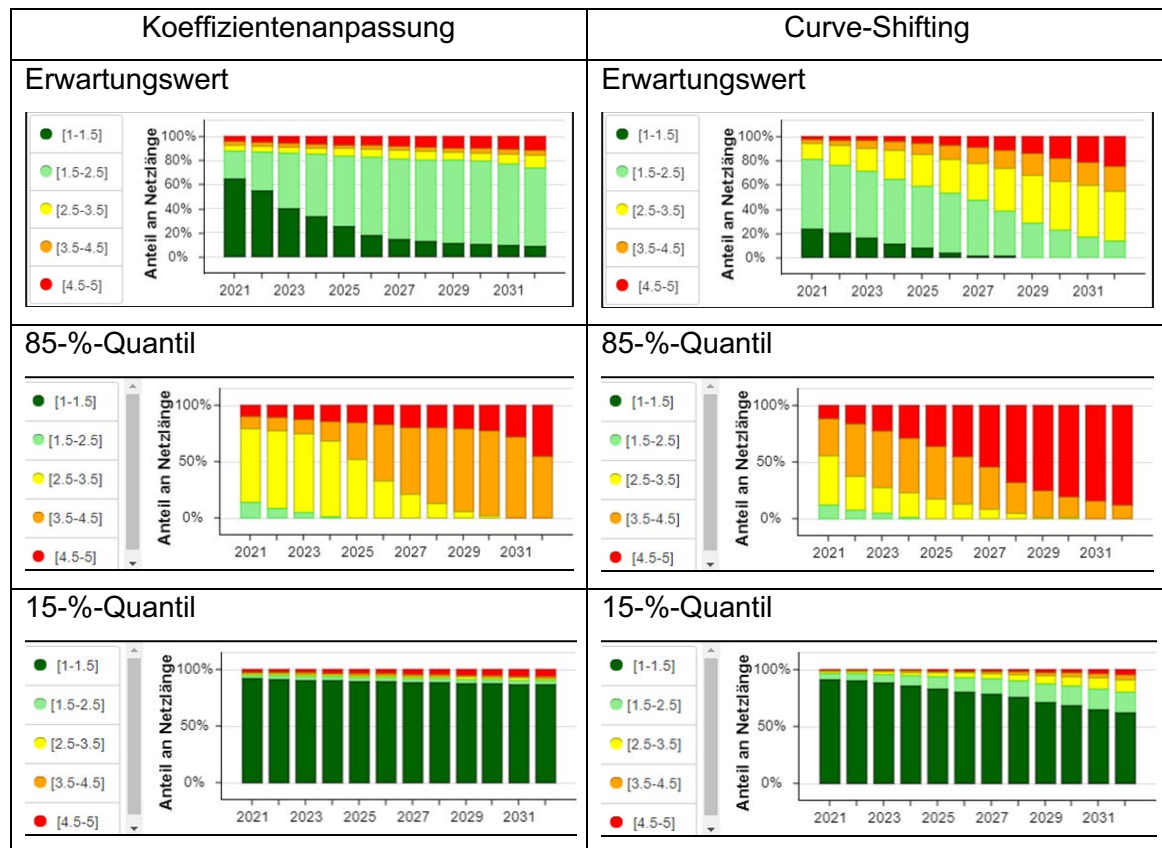
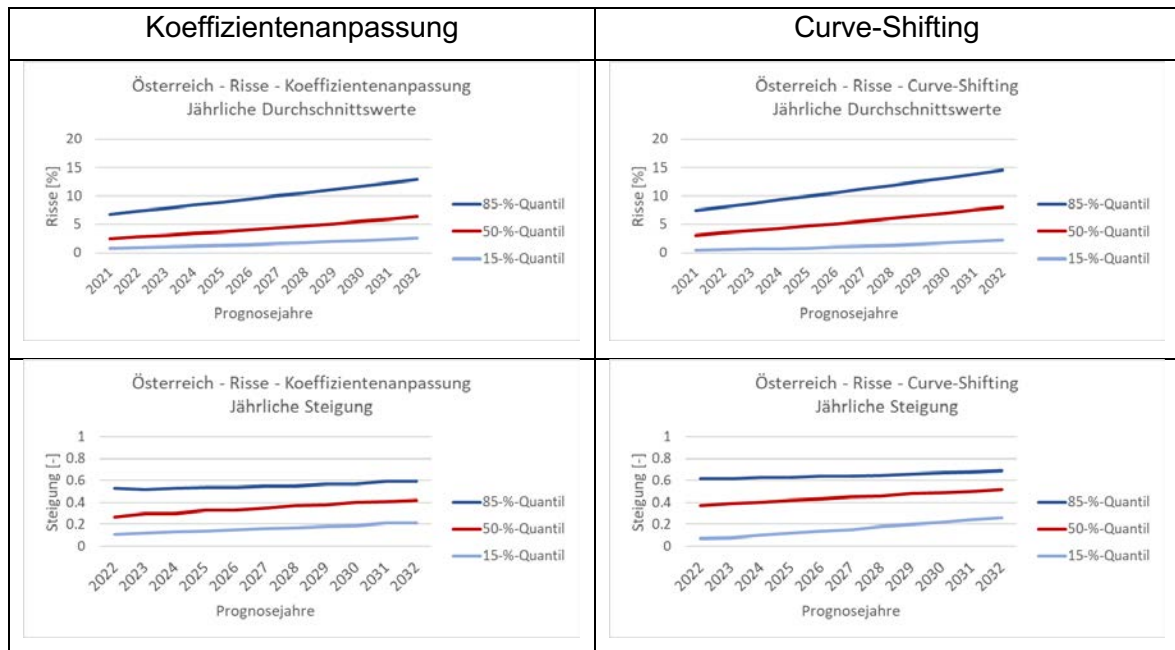


Tabelle 43: Zustandsentwicklung Risse Österreich als Liniendiagramm



Qualitativer Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose

Ein erster Vergleich des probabilistischen Verfahrens mit den bisher eingesetzten deterministischen Verfahren wurde bereits in Kapitel 2.3 vorgenommen. Die wesentlichen Unterschiede dieser Ansätze bestehen darin, dass im deterministischen Modell zu jedem Zeitpunkt ein konkreter Zustandswert prognostiziert wird. Die Prognose erfolgt mit Hilfe von festgelegten Verhaltensfunktionen, die eine Anpassung der objektspezifischen Entwicklung zulassen. Die dort berücksichtigten Messungen der Zustandserfassung unterliegen jedoch der Messunsicherheit, sodass die Werte einer gewissen Streuung unterliegen. Diese und auch die Streuung der Prognose selbst können im deterministischen Modell nicht abgebildet werden. An dieser Stelle führt der probabilistische Ansatz zu einer besseren Annäherung an die reale Zustandsentwicklung.

Aufgrund der unterschiedlichen Grundkonzeption ist ein direkter Vergleich der Ergebnisse beider Verfahren nicht möglich. In Kapitel 5.8.5 wurde dies bereits herausgearbeitet. Weiterhin erfolgt die Prognose des Zustands in den deutschen Bundesländern auf Basis normierter Zustandswerte, sodass eine Rückrechnung der Prognosefunktionen auf Zustandsgrößen nicht durchgeführt werden kann. Der probabilistische Ansatz berechnet jedoch dimensionsbehaftete Zustandsgrößen für Auswerteabschnitte. Deshalb wurde in Kapitel 5.8.5 zur Validierung des deterministischen Ansatzes ein näherungsweise

Vergleich mit den Prognosefunktionen des Extended Kalman-Filters angesetzt. Im Ergebnis zeigten sich gute Übereinstimmungen mit den erwarteten Zustandsverläufen.

Auch für die Bestimmung des Erhaltungsbedarfs kann nur ein qualitativer Vergleich beider Verfahren durchgeführt werden. Tabelle 44 gibt einen Überblick über die wesentlichen Unterschiede, die den prognostizierten Erhaltungsbedarf beeinflussen.

Tabelle 44: Vergleich der probabilistischen mit der deterministischen Methodik hinsichtlich Erhaltungsbedarf

	Deterministischer Ansatz	Probabilistischer Ansatz
Prognostizierter Zustand	Konkreter diskreter Zustand in jedem Jahr	Zustandsverteilung in jedem Jahr
Berücksichtigung von Streuung	Keine Berücksichtigung	Berücksichtigung der Messunsicherheit und Variabilität der Zustandsentwicklung
Anzahl berücksichtigbarer Messkampagnen	Mehrere Messkampagnen möglich. Nach aktuellem Regelwerk (RPE Stra 01 / PMS Handbuch) jedoch lediglich die zuletzt durchgeführte Messkampagne	Mehrere Messkampagnen der Vergangenheit → Verhalten der Vergangenheit beeinflusst die Prognose
Anpassung der Prognose an die Objektcharakteristik	Für die letzte Messkampagne: Anpassung des Steigungskoeffizienten oder Wahl einer von vier Verhaltensklassen und Curve-Shifting der Verhaltensfunktion	Für jede Messkampagne: Aktualisierung der Prozessfunktion des Extended Kalman Filters mittels Curve-Shifting oder Koeffizientenanpassung

Aussagen zum Erhaltungsbedarf	Ableiten eines Trends für die erhaltungsbedürftigen Abschnitte auf Basis der Zustandsprognose anhand konkreter Zustandswerte	Abschätzung erhaltungsbedürftiger Abschnitte auf Basis wahrscheinlichkeits-theoretischer Zielstellungen
Komplexität des Prognosemodells	Wenig komplex, erfasst nicht die Komplexität der physikalischen Zusammenhänge	Komplex, erfasst die Komplexität der physikalischen Zusammenhänge
Zuordnung technisch sinnvoller Maßnahmen	Bedingungen zur Auswahl geeigneter Maßnahmen je nach Schadensbild unter Berücksichtigung der Zustandsentwicklung	Bisher keine Verfahren existent; Modell zur Maßnahmenauswahl denkbar

7.3.3 Vergleich der objektbezogenen Zustandsprognose mit deterministischen Ansätzen

Mit der Prognose der Zustandsentwicklung kann die Qualität beschrieben werden, die sich aufgrund von Alterungsprozessen für das betrachtete Netz oder einen einzelnen betrachteten Streckenabschnitt zukünftig ergibt. In den D-A-CH Ländern wird diese Prognose bisher mit Verhaltensfunktionen durchgeführt, die aus deterministischen Regressionsrechnungen hergeleitet worden sind. Das zukünftige Verhalten eines Streckenabschnitts ergibt sich damit aus der Prognose einzelner Zustandsmerkmale, deren Entwicklung durch jeweils eigene Verhaltensfunktionen beschrieben wird. Diese Verhaltensfunktionen wurden ursprünglich für zustandshomogene Abschnitte hergeleitet und können auf die Dynamik des betrachteten Streckenabschnitts angepasst werden. Diese Dynamik ergibt sich bspw. aus abschnittsspezifischen Verkehrsbelastungen und Einflüssen des Klimas. Während die Anpassung der Verhaltensfunktionen in Deutschland und in der Schweiz ausschließlich anhand des zuletzt gemessenen Zustands und des damit korrelierenden Alters justiert werden, können in Österreich weitere Informationen wie die Verkehrsbelastung und Bautypen der zuletzt durchgeführten Maßnahme berücksichtigt werden.

Die deterministische Herangehensweise unterscheidet sich im Vergleich zu der in dieser Arbeit entwickelten probabilistischen Methodik bereits im Ansatz.

So können mit den Verhaltensfunktionen Streuungen innerhalb des Betrachtungszeitraums nur begrenzt abgebildet werden. Anstelle eines wahrscheinlichkeitsverteilten Zustands kann damit lediglich ein diskreter Zustand in jedem Prognosejahr prognostiziert werden. Hinzu kommt die Möglichkeit zur Aktualisierung der Prognosefunktion. Während im probabilistischen Ansatz mit jedem Messwert die Zustandsprognose aktualisiert wird, erfolgt die Prognose mit der deterministischen Methodik lediglich auf Basis des zuletzt erfassten Messergebnisses in Kombination mit dem Jahr der letzten Baumaßnahme. Daher wird davon ausgegangen, dass die vorgestellte probabilistische Methode als präziser einzustufen ist.

Da sich die Verfahren grundlegend im Ansatz unterscheiden, werden in diesem und dem darauffolgenden Kapitel lediglich die Ergebnisse der prognostizierten Zustandsentwicklungen miteinander verglichen. Hierzu werden die 15-%-, 50-%- und 85%-Quantile der probabilistischen Prognose dem Verlauf der deterministischen Prognose gegenübergestellt. Dabei werden auch die Verfahren der Koeffizientenanpassung und des Curve-Shiftings miteinander verglichen. Exemplarisch wird dies für das Zustandsmerkmal Risse dargestellt, für das Zustandsmerkmal Griffigkeit wird auf den Anhang verwiesen (siehe Kapitel 10.14).

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

ID 5196

Bauweise Asphalt

Baujahr 1990

Verkehrsbelastung (SV/24h) 560

Fahrstreifen R2

Zustandserfassungen: 2010, 2014, 2018

Für Nordrhein-Westfalen wurde ein 30 Jahre alter Abschnitt gewählt, der zum Zeitpunkt der letzten Zustandserfassung 28 Jahre alt war. In der gesamten Lebensdauer seit dem Baujahr wurden keine Erhaltungsmaßnahmen durchgeführt. Die Messergebnisse der Zustandserfassungen zeigen eine stetige Zustandsverschlechterung (Tabelle 45).

Für die deterministische Prognose der Zustandsentwicklung wurde diesem Abschnitt gemäß den RPE Stra 01 die Verhaltensfunktion 1 zugeordnet, sodass von einer langsamen Zustandsverschlechterung auszugehen ist. Die Verlaufsfunktion bezieht sich auf den Zustandswert Risse und ergibt sich wie folgt, wobei t das Alter des Abschnitts angibt:

$$ZW_{RIS}(t) = 1 + 0,0000088 \cdot t^{3,542}$$

Die Verhaltensfunktionen der deutschen Bundesländer beziehen sich auf dimensionslose Zustandswerte und können aufgrund der unstetigen Normierungsfunktionen nicht auf Zustandsgrößen zurückgerechnet werden. Für den Vergleich mit den Prognoseergebnissen des Prototyps, wurden daher die dort prognostizierten Zustandsgrößen in Zustandswerte überführt. Im Vergleich zur deterministischen Verhaltensfunktion zeigen sich am Warnwert wegen der unstetigen Normierungsfunktionen Knicke im Verlauf.

Die oben beschriebene Verhaltensfunktion wurde mittels vertikalem Curve-Shifting so angepasst, dass sie durch das Messergebnis im Jahr 2018 verläuft. Die aktualisierte Verlaufsfunktion ergibt sich damit zu:

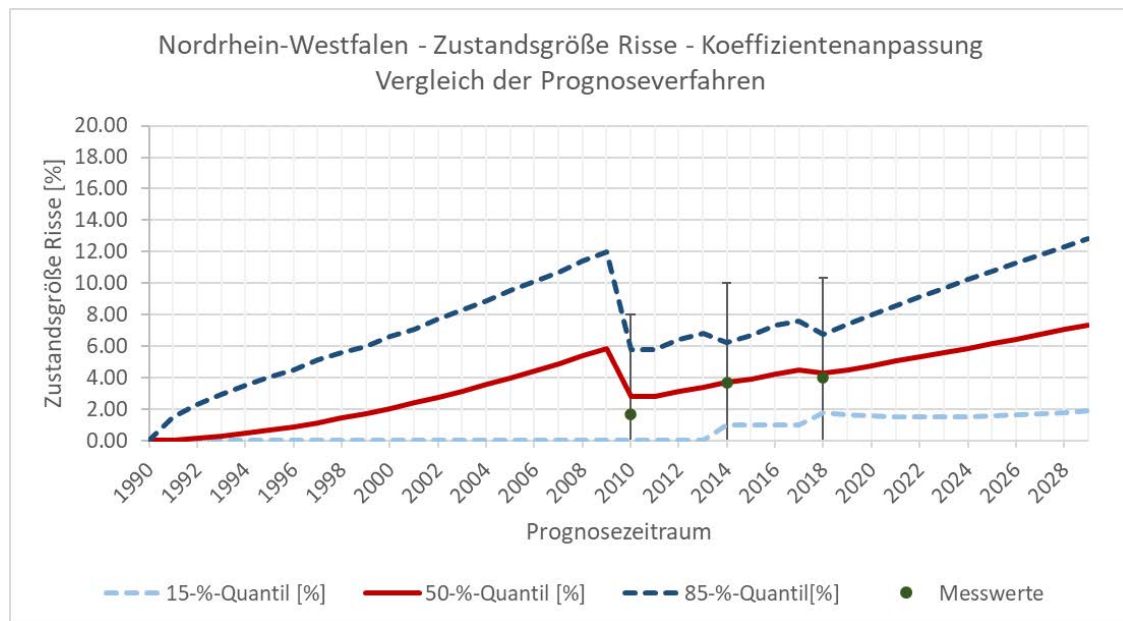
$$ZW_{RIS}(t) = 1,82 + 0,0000088 \cdot t^{3,542}$$

In Tabelle 45 ist zu erkennen, dass die probabilistischen Funktionen mit jeder Messung in den Jahren 2010, 2014 und 2018 aktualisiert werden, während im deterministischen Ansatz ein stetiger Verlauf vorliegt. Erwartungsgemäß zeigt das Curve-Shifting aufgrund des fortgeschrittenen Alters des Abschnitts eine schnellere Zustandsverschlechterung als das Verfahren der Koeffizientenanpassung.

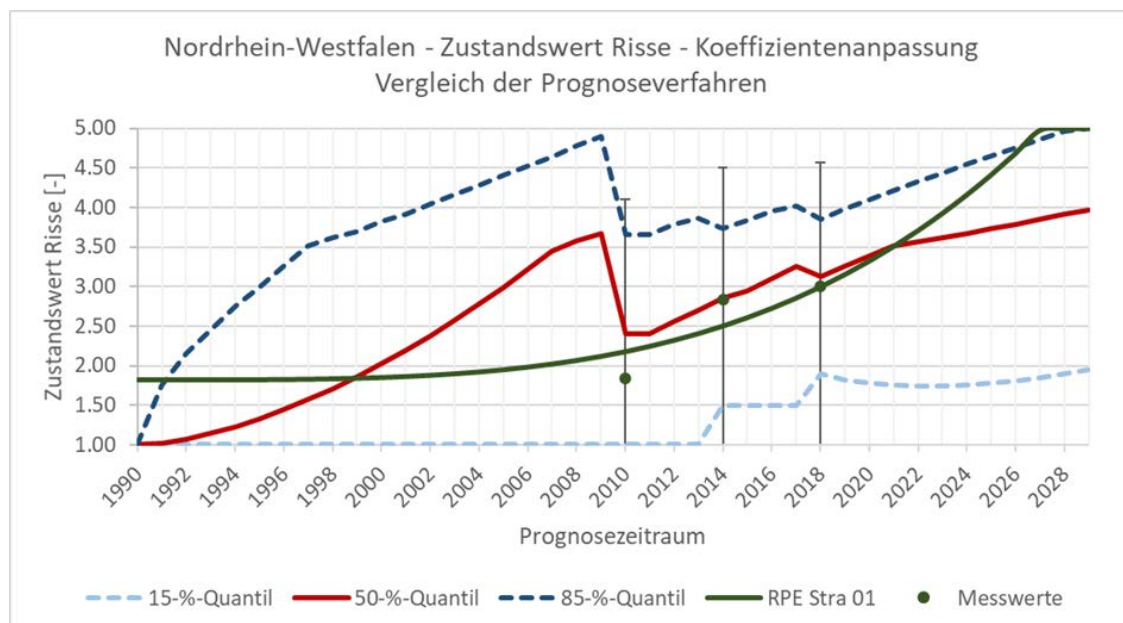
Im direkten Vergleich zwischen deterministischer und probabilistischer Methodik ist zu erkennen, dass die Ergebnisse für den Prognosezeitraum ab dem Jahr 2018 schnell voneinander abweichen. Bezogen auf das Ende des Prognosezeitraums stimmen Erwartungswert und Verhaltensfunktion am Ehesten beim Curve-Shifting überein (Tabelle 45 unten rechts, Jahr 2026). Auch die Steigung des 15%- bzw. 85%-Quantil entspricht beim Curve-Shifting annähernd der Steigung der Verhaltensfunktion. Beim Verfahren der Koeffizientenanpassung (Tabelle 45, unten links) zeigen sich deutlichere Abweichungen in der Prognose.

**Tabelle 45: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose -
Nordrhein-Westfalen**

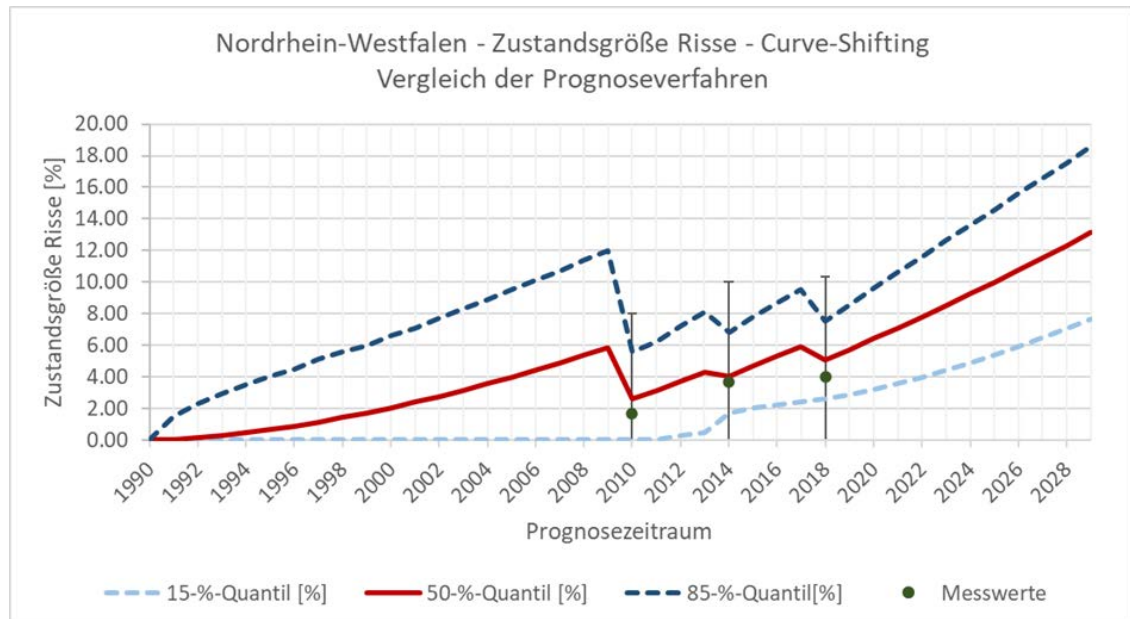
Koeffizientenanpassung - Zustandsgrößen



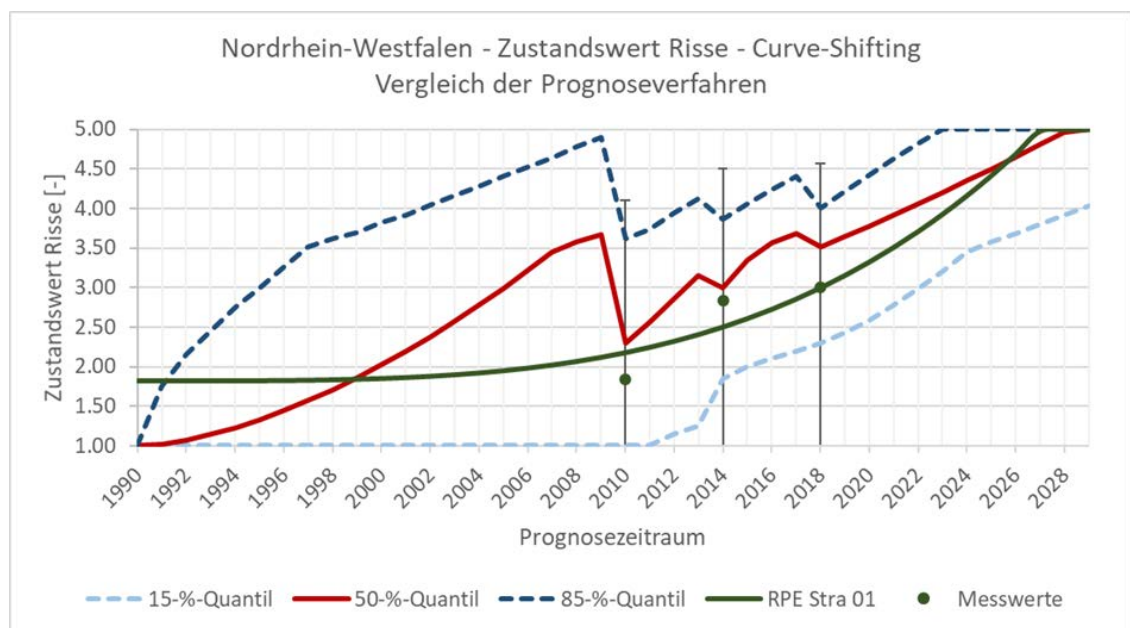
Koeffizientenanpassung - Zustandswerte



Curve-Shifting - Zustandsgrößen



Curve-Shifting - Zustandswerte



Anmerkung: Für die deterministische Prognose erfolgt in beiden Fällen nur ein Curve-Shifting durch den letzten Messwert und keine Koeffizientenanpassung

Beispiel 2 – Bayern

ID 11033

Bauweise Asphalt

Baujahr 2000

Verkehrsbelastung (SV/24h) 6294

Fahrstreifen L1

Zustandserfassungen: 2009, 2013, 2017

Für Bayern wurde ein Abschnitt mittleren Alters gewählt, der zum Zeitpunkt der letzten Zustandserfassung 17 Jahre alt war. Die Messwerte der Zustandserfassungen zeigen eine sprunghafte Verschlechterung im Jahr 2017, die im probabilistischen Ansatz durch Aktualisierung der Prozessfunktion Einfluss auf die Prognose ausübt. In den deterministischen Ansatz fließt dagegen nur das erhöhte Messergebnis im Jahr 2017 ein, ohne die vorherigen Messergebnisse zu berücksichtigen.

Für die deterministische Prognose der Zustandsentwicklung wurde diesem Abschnitt gemäß den RPE Stra 01 die Verhaltensfunktion 2 zugeordnet, sodass von einer mittleren Zustandsverschlechterung auszugehen ist. Die Verlaufsfunktion bezieht sich auf den Zustandswert Risse und ergibt sich wie folgt, wobei t das Alter des Abschnitts angibt:

$$ZW_RIS(t) = 1 + 0,0000356 \cdot t^{3,419}$$

Für den Vergleich mit den Prognoseergebnissen des Prototyps, wurden auch hier die dort prognostizierten Zustandsgrößen in Zustandswerte überführt.

Die oben beschriebene Verhaltensfunktion wurde mittels vertikalem Curve-Shifting so angepasst, dass sie durch den Messwert im Jahr 2017 verläuft. Die aktualisierte Verlaufsfunktion ergibt sich damit zu:

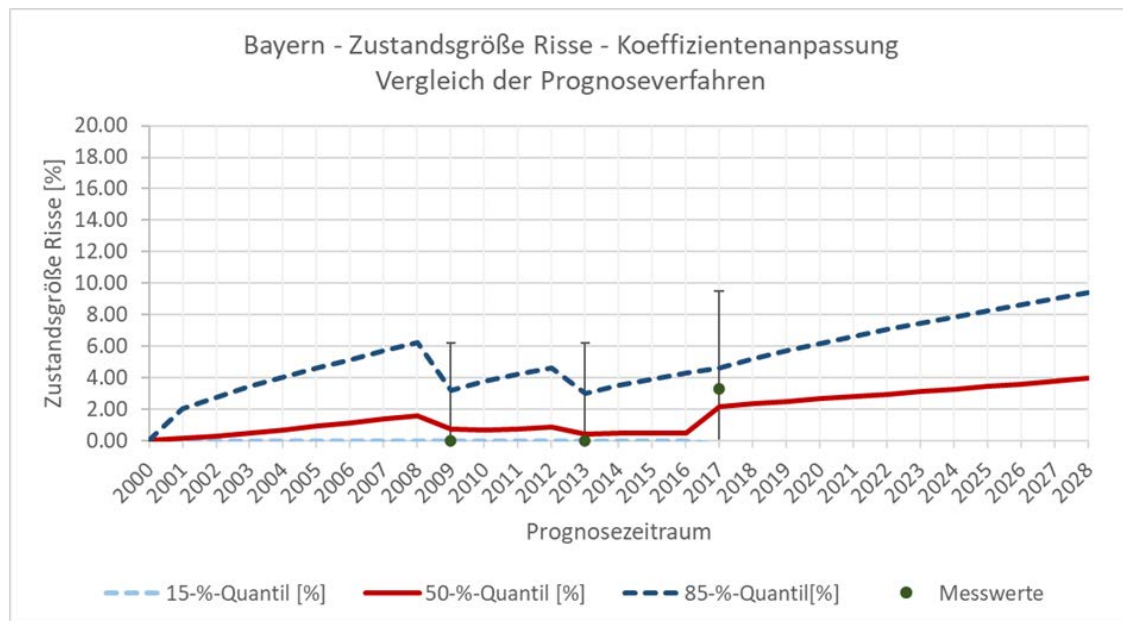
$$ZW_RIS(t) = 0,50 + 0,0000356 \cdot t^{3,419}$$

In Tabelle 46 ist zu erkennen, dass der Erwartungswert beim Curve-Shifting eine schnellere Zustandsverschlechterung als beim Verfahren der Koeffizientenanpassung zeigt.

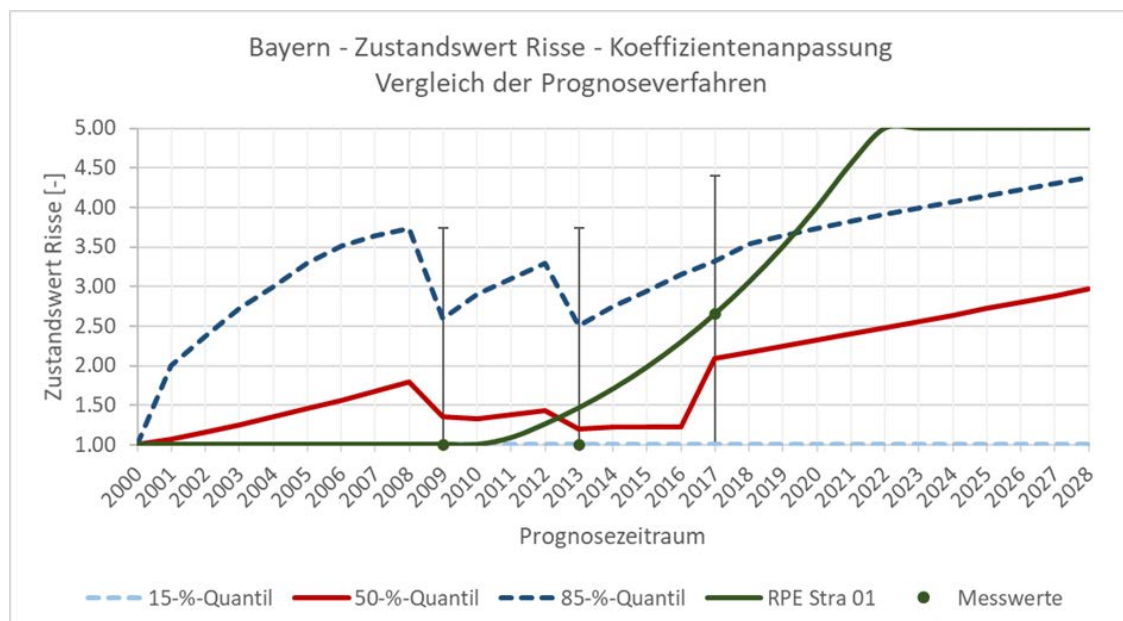
Im direkten Vergleich zwischen deterministischer und probabilistischer Methodik ist zu erkennen, dass die Ergebnisse für den Prognosezeitraum ab dem Jahr 2017 schnell voneinander abweichen. Hier ist weder beim Curve-Shifting noch bei der Koeffizientenanpassung ein Quantil zu finden, das einen ähnlichen Verlauf wie bei der deterministischen Verhaltensfunktion aufweist (Tabelle 46 unten). Wegen der großen Steigung der Prognose (grüne Kurve), wird angenommen, dass deterministisch in diesem Fall zu pessimistisch prognostiziert wird. Hier ist davon auszugehen, dass der probabilistische Ansatz realistischere Ergebnisse liefert.

Tabelle 46: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Bayern

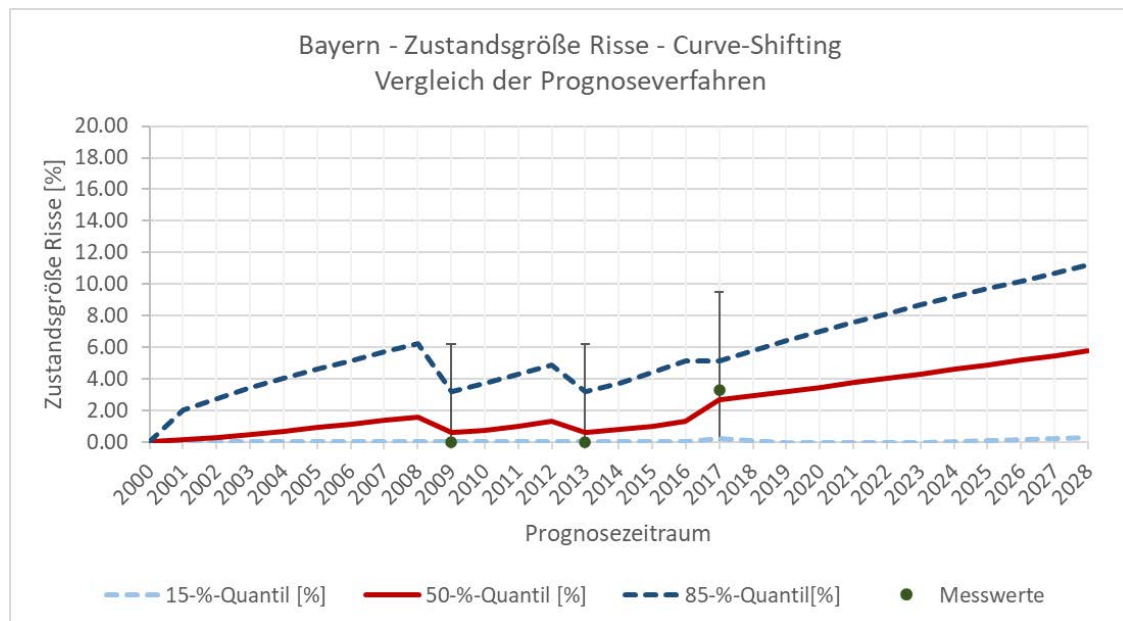
Koeffizientenanpassung - Zustandsgrößen



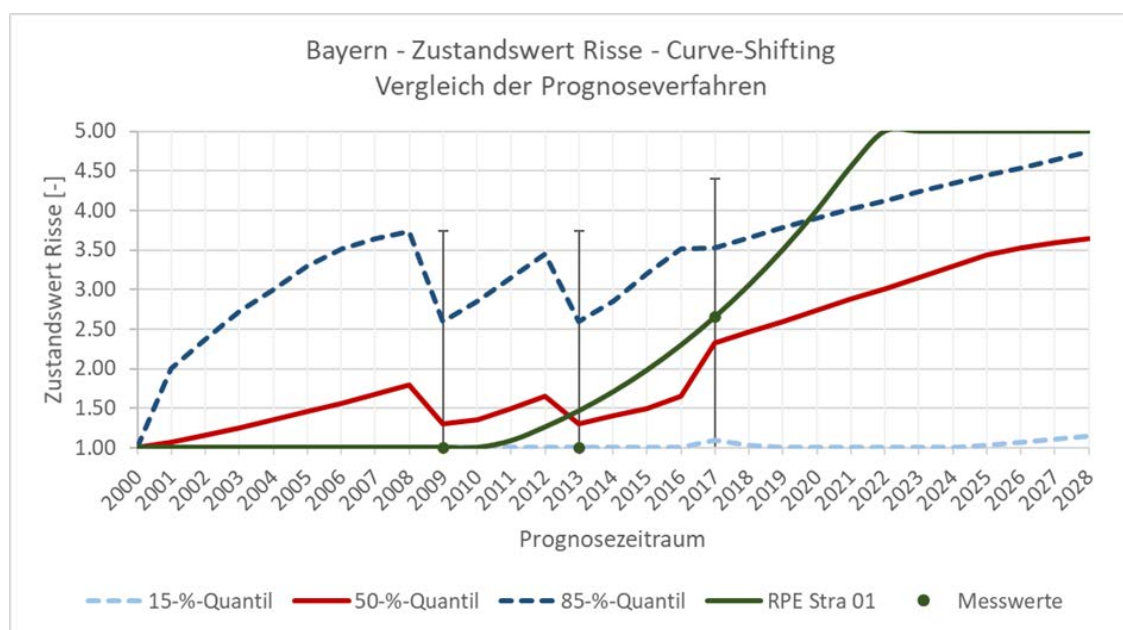
Koeffizientenanpassung - Zustandswerte



Curve-Shifting - Zustandsgrößen



Curve-Shifting - Zustandswerte



Anmerkung: Für die deterministische Prognose erfolgt in beiden Fällen nur ein Curve-Shifting durch den letzten Messwert und keine Koeffizientenanpassung

Beispiel 3 – Österreich

ID 258148

Bauweise Asphalt

Baujahr 2005

Verkehrsbelastung (SV/24h) 464

Fahrstreifen L2

Zustandserfassungen: 2015

Für Österreich wurde ein Abschnitt jungen Alters gewählt, der zum Zeitpunkt der letzten Zustandserfassung 10 Jahre alt war. Für diesen Abschnitt liegt nur ein Messwert im Jahr 2015 vor, sodass die probabilistische Prozessfunktion nur einmal aktualisiert wird. Die Vergleichbarkeit mit dem deterministischen Verfahren sollte aufgrund dieser Rahmenbedingungen gegeben sein. Erwartungsgemäß zeigt das Curve-Shifting Verfahren gegenüber der Koeffizientenanpassung eine langsamere Zustandsverschlechterung. Dies ist mit dem jungen Baujahr begründet.

In Österreich wird die deterministische Prognose auf Basis von dimensionsbehafteten Zustandsgrößen durchgeführt, weshalb eine Normierung auf Zustandswerte entfällt. Die angesetzte Verhaltensfunktion bezieht sich auf die Zustandsgröße Risse und ergibt sich für die Bauweise Asphalt wie folgt (Weninger-Vycudil et al., 2016b):

Für $ZG_{RI,t} \leq 8$:

$$ZG_{RI,t} = KF_{RI} \cdot e^{\left[-3,60517 + a \cdot \text{Alter}_{\text{Decke},t} + \ln(\text{Alter}_{\text{Decke},t} + 0,01) - 0,5 \cdot \ln\left(VBI \cdot \frac{n}{20} + 0,01\right)\right]}$$

Für $ZG_{RI,t} > 8$:

$$ZG_{RI,t} = ZG_{n,t-1} + \max\left(0; 2 - \frac{ZG_{RI,t-1}}{20}\right)$$

Darin wurden vereinfacht folgende Faktoren gewählt:

$KF_{RI} = 1,836$ (Kalibrierfaktor, damit Kurve durch den Messpunkt läuft)

$VBI = 1$ (Verkehrsbelastungskoeffizient)

$n = 20$ (Bemessungsperiode des Oberbaus)

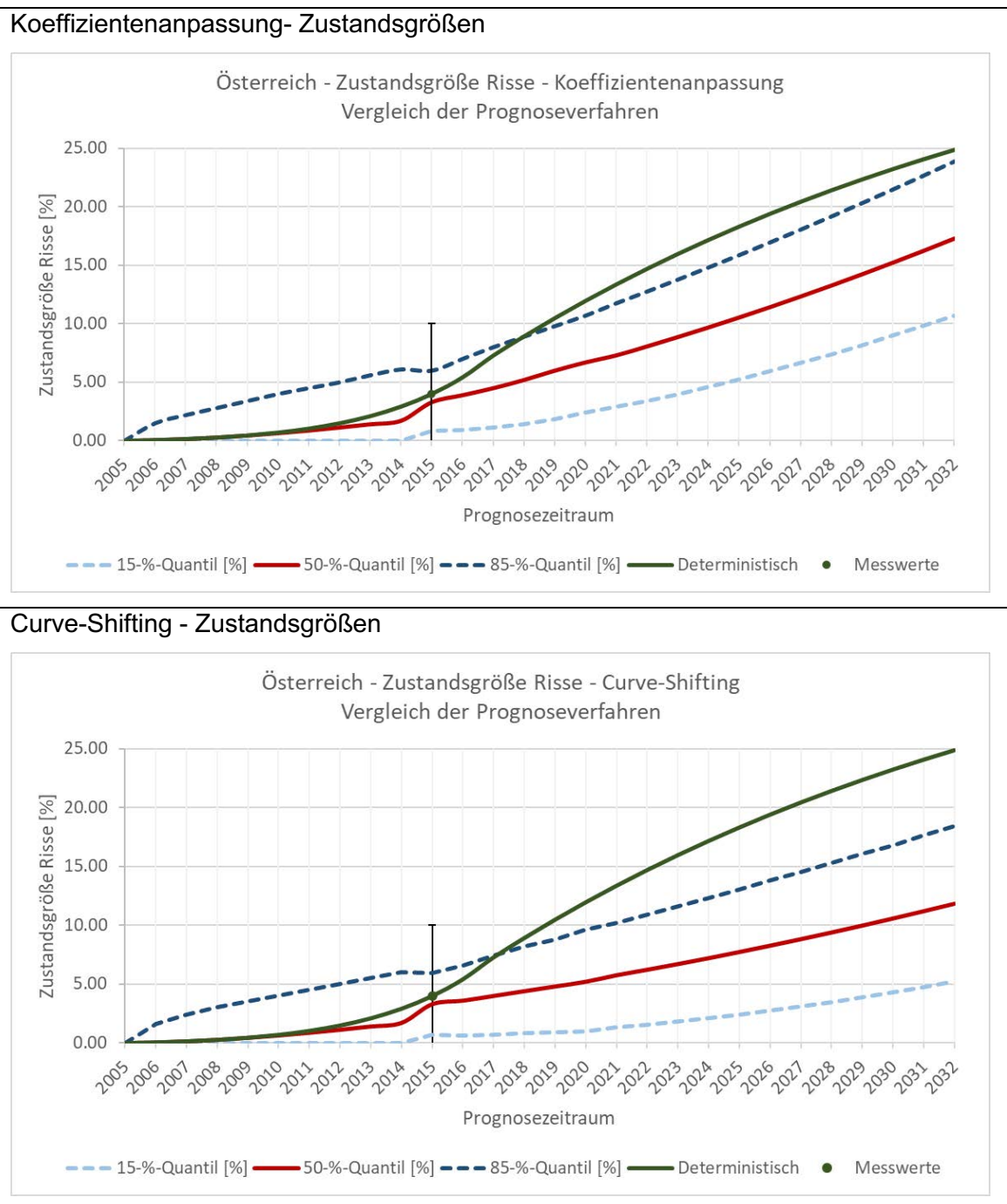
$a = 0,2085$ (Modellparameter für Asphaltbautyp,

Deckschichtmaßnahme/Verstärkung)

In Tabelle 47 ist zu erkennen, dass die deterministische Verhaltensfunktion in beiden Verfahren die probabilistische Prognose deutlich übersteigt. Lediglich das 85-%-Quantil beim Verfahren der Koeffizientenanpassung (Tabelle 47 links) kommt dem Verlauf sehr nahe. Da der Abschnitt sehr jung ist und bisher nur über einen Messwert in seiner Historie

verfügt, kann an dieser Stelle nicht spezifiziert werden, welche Methodik realistischere Ergebnisse liefert.

Tabelle 47: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Österreich



Anmerkung: Für die deterministische Prognose erfolgt in beiden Fällen nur ein Curve-Shifting durch den letzten Messwert und keine Koeffizientenanpassung

Beispiel 4 – Schweiz

ID 217554

Bauweise Asphalt

Baujahr 2000

Verkehrsbelastung (SV/24h) 1076

Fahrstreifen L1

Zustandserfassungen: 2009, 2013

Für die Schweiz wurde ein Abschnitt jungen Alters gewählt, der zum Zeitpunkt der letzten Zustandserfassung 13 Jahre alt war. Bereits nach 9 Jahren weist dieser Abschnitt ein ausgeprägtes Rissbild auf. Die Prozessfunktion des probabilistischen Ansatzes wird daher nach oben korrigiert, sodass sich eine schnellere Zustandsverschlechterung ergibt. Der Grad dieser Verschlechterung ist aufgrund des jungen Alters für das Verfahren der Koeffizientenanpassung geringfügig höher als für das Curve-Shifting.

Obwohl in der Schweiz grundsätzlich keine deterministische Prognose durchgeführt wird, wurden exemplarisch die Prognosefunktionen aus Scazziga (2008) übernommen. Hier erfolgt die Prognose auf Basis von dimensionsbehafteten Zustandsgrößen, weshalb eine Normierung auf Zustandswerte entfällt. Die angesetzte Exponentialfunktion für die Zustandsgröße Risse ergibt sich wie folgt:

$$I_{A2}(t) = 1,3413 \cdot \text{Alter}^{0,2692}$$

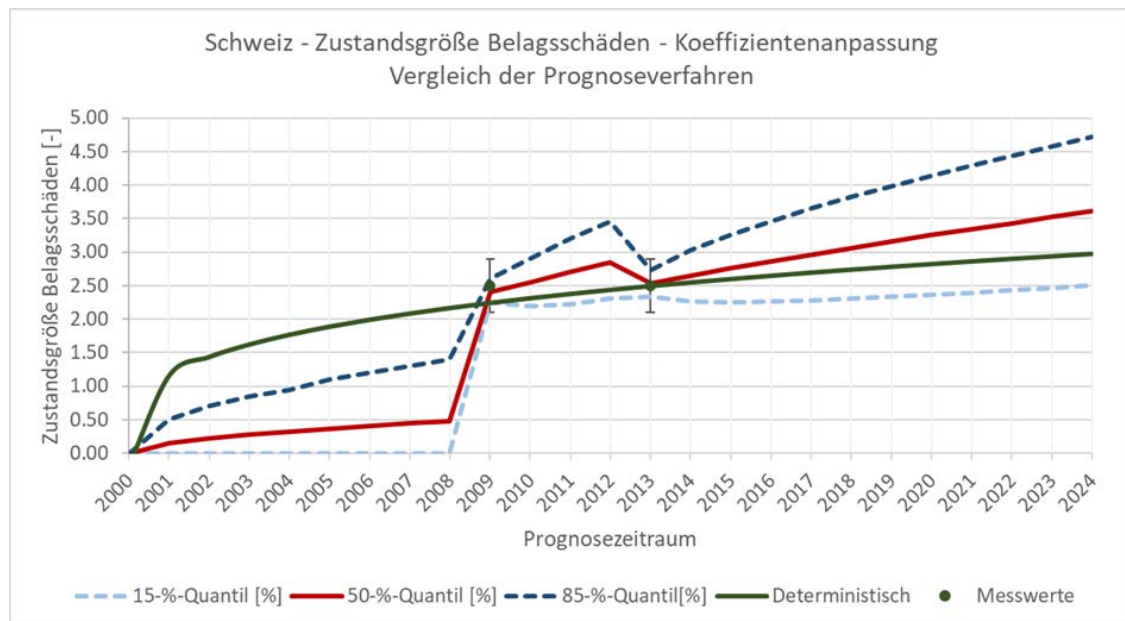
Die Funktion wurde mittels vertikalem Curve-Shifting so verschoben, dass sie durch das Messergebnis im Jahr 2013 verläuft. Die aktualisierte Verhaltensfunktion ergibt sich wie folgt:

$$I_{A2}(t) = -0,175 + 1,3413 \cdot \text{Alter}^{0,2692}$$

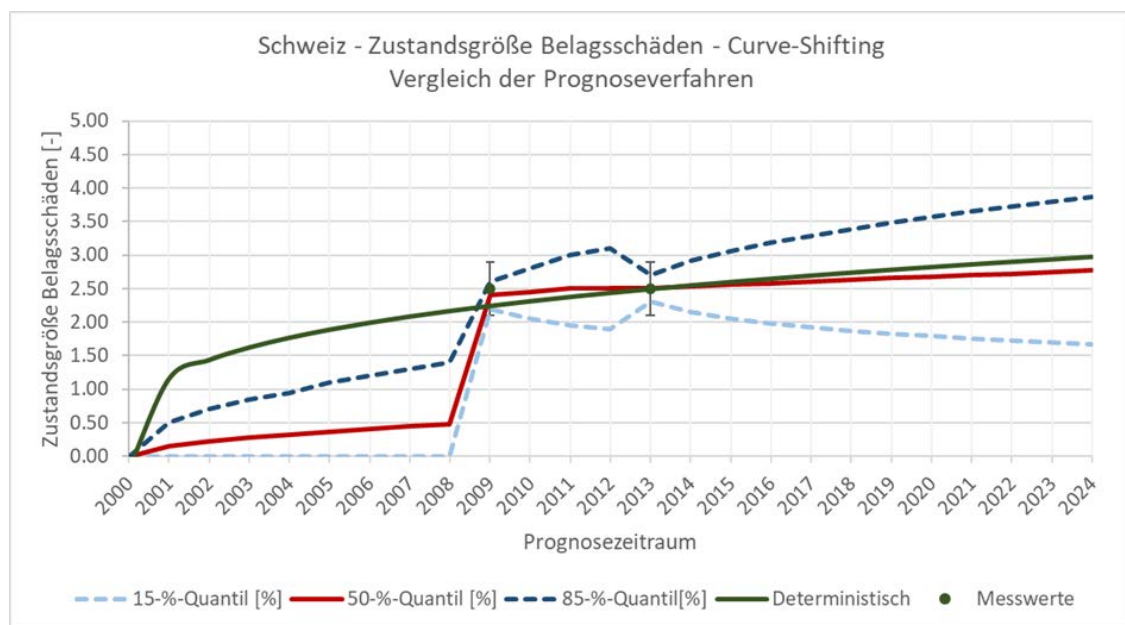
In Tabelle 48 ist zu erkennen, dass die deterministische Verhaltensfunktion in beiden Verfahren zur Anpassung der Prozessfunktion sehr gut mit dem Verlauf des Erwartungswerts übereinstimmt. Besonders beim Curve-Shifting wird eine ähnliche Entwicklung wie im deterministischen Ansatz erreicht. Dieses Verhalten wird darin begründet, dass die stetige und konstante Entwicklung zwischen den beiden Messwerten im probabilistischen Ansatz zu einem flachen Verlauf der Prozessfunktion führt. Gleichzeitig verläuft auch die Verhaltensfunktion sehr flach. Eine größere Abweichung wird erst bei höheren Quantilen erreicht.

Tabelle 48: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose - Österreich

Koeffizientenanpassung - Zustandsgrößen



Curve-Shifting - Zustandsgrößen



Anmerkung: Für die deterministische Prognose erfolgt in beiden Fällen nur ein Curve-Shifting durch den letzten Messwert und keine Koeffizientenanpassung

7.3.4 Vergleich der netzbezogenen Zustandsprognose mit deterministischen Ansätzen

Für die Beurteilung, wie sich der Zustand eines Straßennetzes entwickelt, kann die Prognoserechnung für jedes Objekt dieses Netzes durchgeführt werden. In einer netzweiten Auswertung werden die Ergebnisse anschließend aggregiert.

Für den Vergleich der probabilistischen Methodik mit den in Kapitel 7.3.3 beschriebenen deterministischen Ansätzen wurden exemplarisch jeweils das gesamte Untersuchungsnetz von Nordrhein-Westfalen und Österreich herangezogen. Die probabilistischen Zustandsentwicklungen wurden mit dem Prototyp berechnet. Die deterministischen Zustandsentwicklungen wurden unter Anwendung der jeweils gültigen Regelwerke ermittelt. Im Nachfolgenden werden die Prognoseergebnisse beider Verfahren für beide Länder gegenübergestellt. Ausgewertet wurde die Zustandsgröße Risse. Der Vergleich für das Zustandsmerkmal Griffigkeit ist dem Anhang zu entnehmen (siehe Kapitel 10.15).

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

Die Verhaltensfunktionen für die deterministische Prognose wurden nach den RPE-Stra 01 ermittelt. Dieses Verfahren sieht für jeden Abschnitt eine zweistufige Anpassung der Verhaltensfunktion vor. Zunächst wird die jeweilige Verhaltensklasse des Abschnitts bestimmt, die den Grad der Zustandsverschlechterung beschreibt (langsam, mittel, schnell, sehr schnell). Anschließend wird die für diese Verhaltensklasse zugehörige Prognosefunktion mittels vertikalem Curve-Shifting so verschoben, dass sie durch den aktuellen Zustandswert zum damit korrelierenden Alter verläuft. Während dieser deterministische Ansatz lediglich das Baujahr und die zuletzt durchgeführte Zustandserfassung berücksichtigt, aktualisiert sich die Prognose des probabilistischen Modells bei jedem vorliegenden Messergebnis.

Um die Vergleichbarkeit beider Verfahren zu verbessern, wurden bei der Anwendung des deterministischen Modells ähnliche Regeln implementiert wie beim Prototyp. Im Detail bedeutet dies:

1. Liegt für den Abschnitt kein Messwert vor, wird zum angegebenen Baujahr der synthetische Startzustand des Prototyps angesetzt (z. B. 0 % bei Rissen).
2. Ist das Baujahr eines Abschnitts jünger als der zuletzt erfasste Messwert, wird der synthetische Startzustand des Prototyps angesetzt.
3. Sind für einen Abschnitt weder Baujahr noch Messdaten hinterlegt, fällt dieser Abschnitt aus den Analysen heraus.

Da die deterministischen Prognosefunktionen lediglich für dimensionslose Zustandswerte gelten, wurden die Zustandsgrößen entsprechend normiert. Wegen der gleichen Normierung sowohl bei dem deterministischen als auch bei dem probabilistischen Ansatz sind die Auswertungen weiterhin vergleichbar. Im Folgenden werden die Auswertungen für die Zustandsgröße Risse vorgestellt.

In Tabelle 49 und Tabelle 50 sind die Entwicklungen der Zustandsverteilung für beide Ansätze gegenübergestellt. Die Balken zeigen die Längenteile des Netzes in den einzelnen Zustandsklassen. Aus systematischer Sicht sollte der Vergleich am ehesten mit dem Erwartungswert der probabilistischen Prognoserechnungen durchgeführt werden, da bei den deterministischen Verhaltensfunktionen davon auszugehen ist, dass diese aus den Mittelwerten homogener Abschnitte hergeleitet wurden. Neben dem Erwartungswert sind zusätzlich das 85-%-Quantil und das 15-%-Quantil dargestellt.

Im direkten Vergleich zwischen den beiden Ansätzen ist zunächst eine unterschiedliche Startverteilung zu erkennen. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der Prototyp bis zum Jahr 2018 bereits bis zu drei Aktualisierungen der Prozessfunktion durchgeführt hat. Der deterministische Ansatz mittelt hingegen alle konkreten Messungen im Jahr 2018, sodass sich eine abweichende Startverteilung ergibt.

Weiterhin ist zu erkennen, dass die schlechteste Zustandsklasse im deterministischen Modell deutlich stärker zunimmt als im probabilistischen Ansatz. Mit einem mittleren Baujahr von 1996 verläuft der Großteil aller Abschnitte im steilen Bereich der progressiv exponentiellen Verhaltensfunktion. Dadurch ergibt sich eine schnelle Zustandsverschlechterung. Je nach Baujahr kann es vorkommen, dass einzelne Zustandsklassen innerhalb eines Jahres übersprungen werden. Demgegenüber liefert die probabilistische Prognose plausiblere Ergebnisse. Die probabilistische Prognosefunktion verläuft durch die mehrfache Aktualisierung flacher als die deterministische Prognosefunktion, wodurch die Entwicklung über die Messdaten besser abgebildet wird. Größere Ähnlichkeit in den Verteilungen zeigen die beiden Ansätze bei der dynamischen Anpassungsmethode des Curve-Shiftings (Tabelle 50). Hier ist auch im probabilistischen Ansatz eine größere Verschlechterung in der schlechtesten Zustandsklasse zu erkennen. Im Vergleich zum deterministischen Ansatz sind hier jedoch die mittleren Zustandsklassen besser besetzt, was auf eine realitätsnähere Entwicklung schließen lässt.

Tabelle 49: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung, Nordrhein-Westfalen

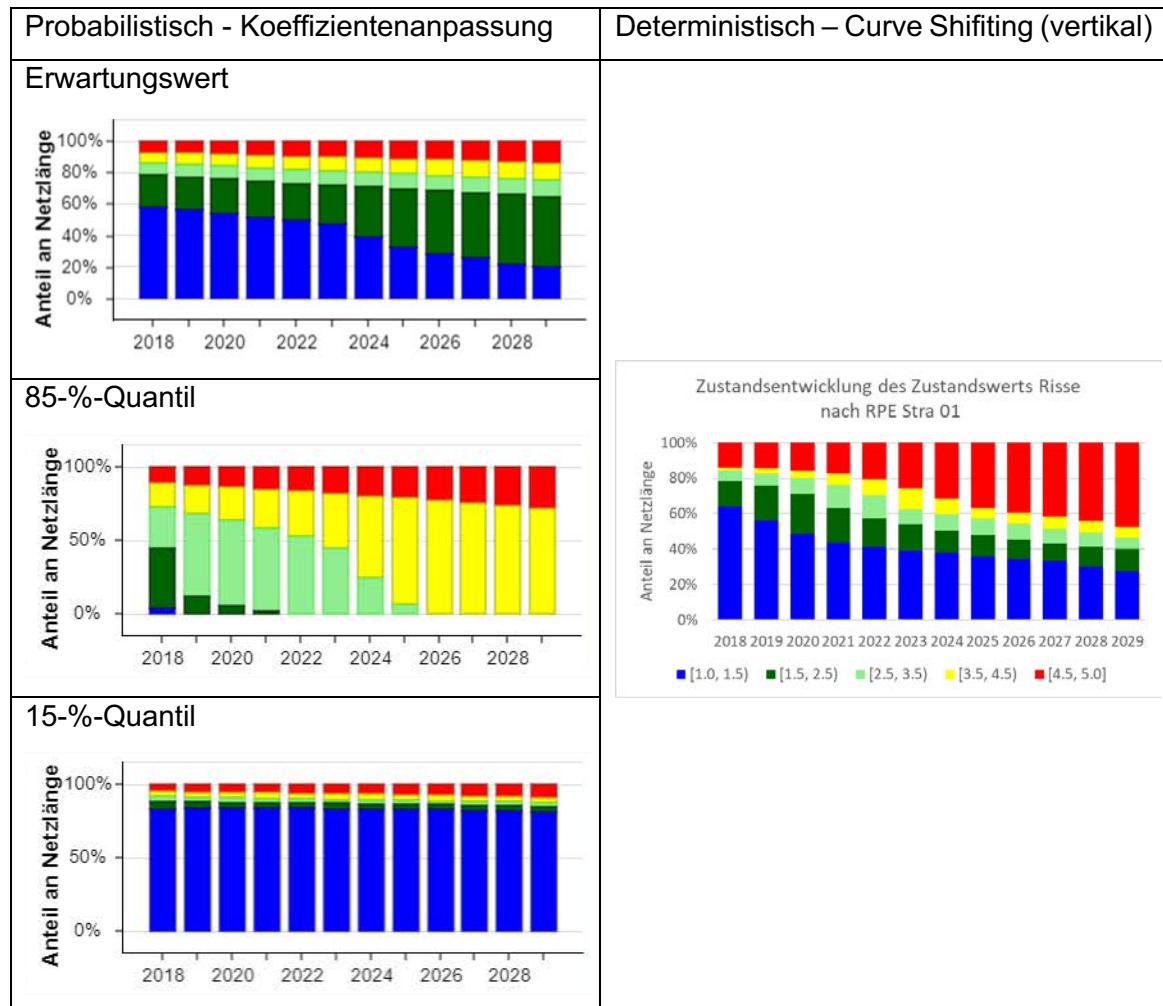
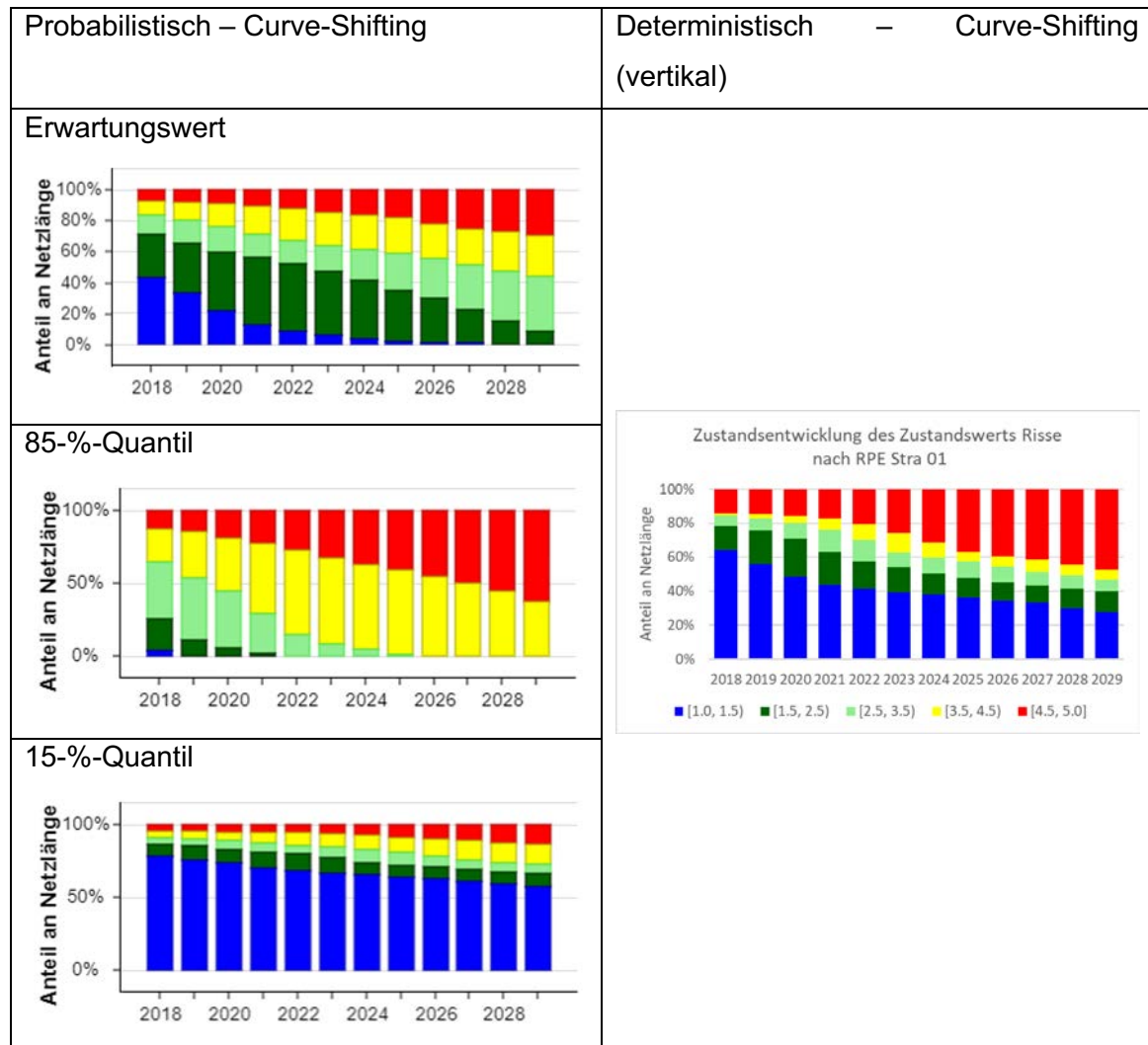


Tabelle 50: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Curve-Shifting, Nordrhein-Westfalen



Beispiel 2 – Österreich

Die deterministische Prognose wurde durch die ASFINAG mit der PMS-Software VIAPMS durchgeführt. Hierfür wurde die gleiche Datengrundlage verwendet, wie sie im Prototyp für das Land Österreich hinterlegt ist. In diesem Ansatz wird die Anpassung der Verhaltensfunktion mit der Methode der Koeffizientenanpassung durchgeführt. Hierbei wird die Steigung der Prognosefunktion so verändern, dass sie durch den aktuellen Zustandswert zum damit korrelierenden Alter verläuft. Während dieser deterministische Ansatz lediglich das Baujahr und die zuletzt durchgeführte Zustandserfassung berücksichtigt, aktualisiert sich die Prognose des probabilistischen Modells bei jedem vorliegenden Messergebnis.

Die Ergebnisse wurden anschließend mit denen der probabilistischen Prognose verglichen. Um die Vergleichbarkeit beider Verfahren zu gewährleisten, wurde der gleiche Prognosezeitraum für die Berechnungen angesetzt.

In Tabelle 51 und Tabelle 52 sind die Entwicklungen der Zustandsverteilung für beide Ansätze gegenübergestellt. Die Balken zeigen die Längenteile des Netzes in den einzelnen Zustandsklassen. Der Vergleich sollte am ehesten mit dem Erwartungswert der probabilistischen Prognoserechnungen durchgeführt werden, da bei den deterministischen Verhaltensfunktionen davon auszugehen ist, dass diese aus den Mittelwerten homogener Abschnitte hergeleitet wurden. Neben dem Erwartungswert sind zusätzlich das 85-%-Quantil und das 15-%-Quantil dargestellt.

Im direkten Vergleich zwischen den beiden Ansätzen ist zunächst eine unterschiedliche Startverteilung zu erkennen. Während diese Verteilung im Jahr 2020 mit dem probabilistischen Ansatz der Koeffizientenanpassung gut übereinstimmt, ist beim Curve-Shifting eine deutliche Abweichung zu erkennen. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der Prototyp bis zum Jahr 2020 bereits mehrere Aktualisierungen der Prozessfunktion durchgeführt hat. Der deterministische Ansatz mittelt hingegen alle konkreten Zustandsdaten der zuletzt durchgeführten Zustandserfassung (maximal Jahr 2016), sodass sich eine abweichende Startverteilung ergibt.

Weiterhin ist zu erkennen, dass die Verschlechterung im deterministischen Modell einen linearen (sehr gute Zustandsklasse) bis degressiven (mittlere Zustandsklasse und schlechter) Verlauf suggeriert. Dahingegen ist die progressive Verschlechterung im probabilistischen Ansatz deutlich zu erkennen. Dies ist auf die progressive A priori Funktionen zurückzuführen.

Abweichend zu den deterministischen Ergebnissen aus Nordrhein-Westfalen sind die mittleren Zustandsklassen in Österreich besser besetzt, sodass die Ergebnisse von Probabilistik und Deterministik besser übereinstimmen.

Tabelle 51: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung, Österreich

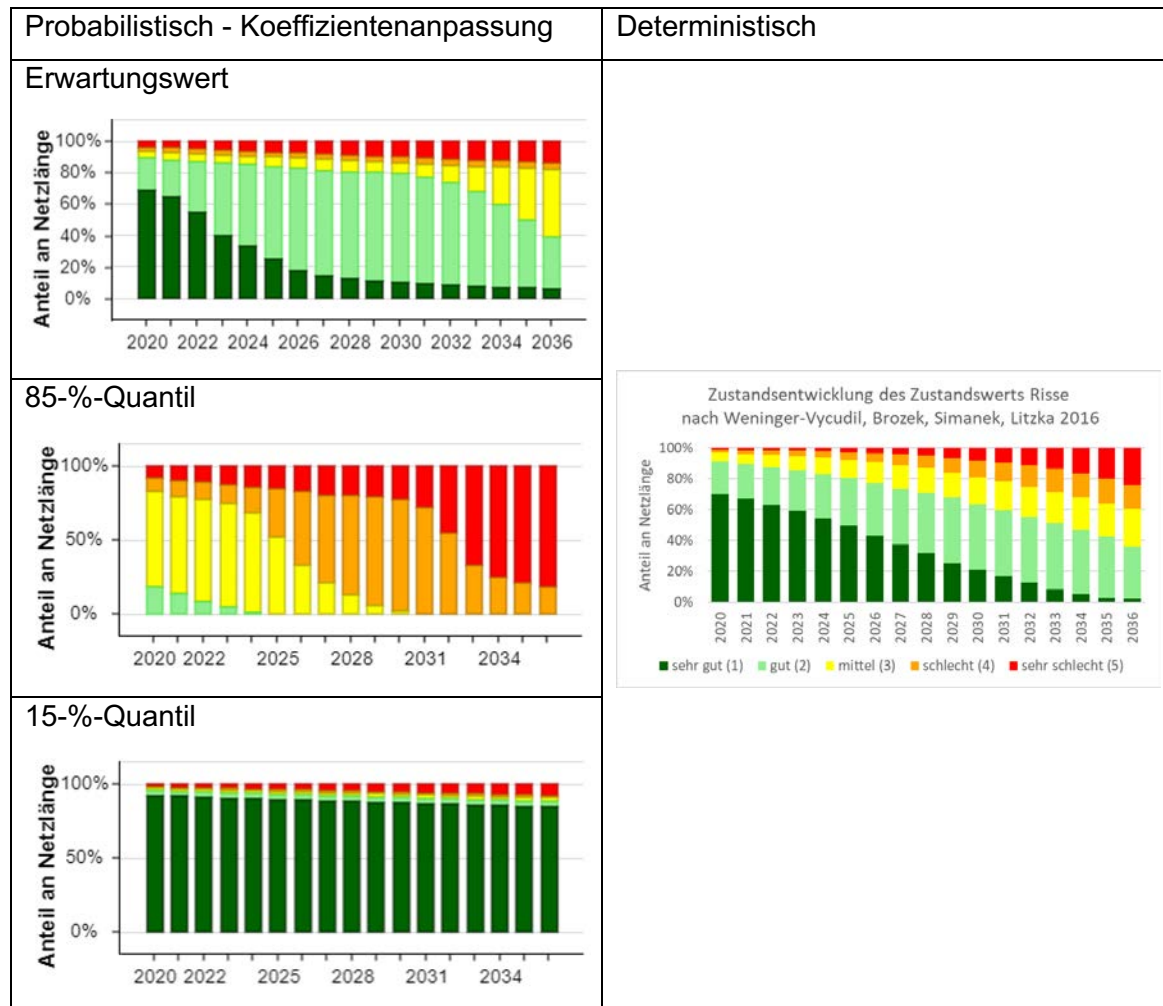
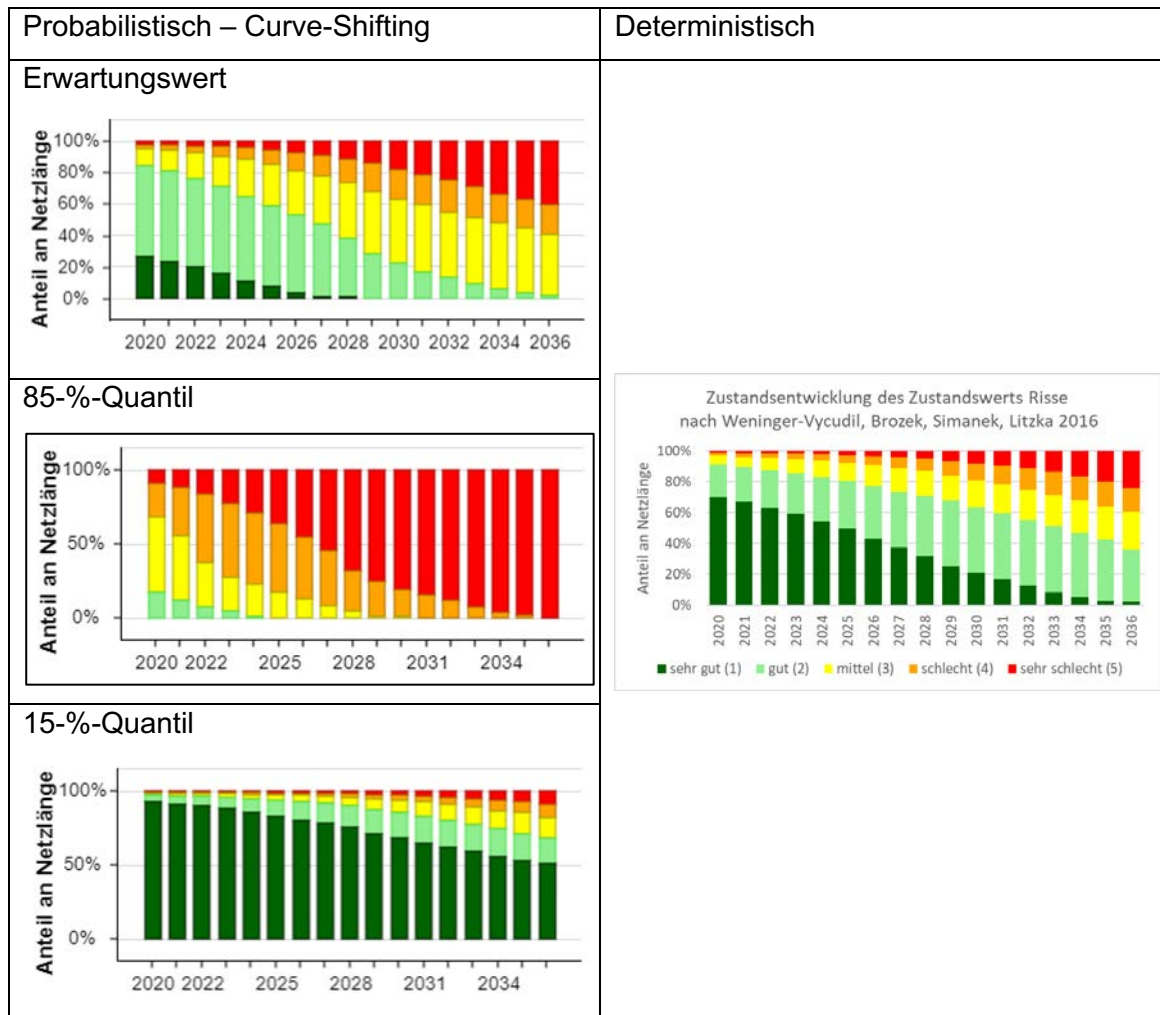


Tabelle 52: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Risse, Curve-Shifting, Österreich



7.3.5 Grenzen des Modells

Für die Prognose des zukünftigen Zustands eines Auswerteabschnitts werden die in dieser Arbeit entwickelten probabilistischen Modellansätze angewendet. Mit dem Extended Kalman Filter liegt für jeden Zustand in jedem Jahr des Prognosezeitraums eine normalverteilte Wahrscheinlichkeitsverteilung zugrunde. In wenigen Sonderfällen führt dies zu Zustandsentwicklungen, die einen nicht plausiblen Verlauf annehmen. Auch die aus den Datenclustern hergeleiteten a priori-Prozessfunktionen können zu Anomalien im korrigierten Zustandsverlauf führen. Diese und weitere Grenzen des Modells werden im Folgenden näher beleuchtet.

Zustandsprognose ohne gültige Messwerte

Für die Prognose der Zustandsentwicklung sollten die Zustandsdaten mindestens einer Messkampagne zur Verfügung gestellt werden, um die Prozessfunktion anhand der Messergebnisse zu aktualisieren und an das tatsächliche Verhalten des Abschnitts anzunähern. Sind keine Zustandsdaten für den untersuchten Abschnitt vorhanden, werden die vorab definierten Prozessfunktionen in Verbindung mit der Baujahresangabe angesetzt. Das Jahr der letzten Maßnahme bildet das Einstiegsjahr, bei dem die Prognose der Zustandsentwicklung beginnt. Abbildung 113 illustriert dieses Vorgehen am Beispiel der Zustandsgröße Risse. Es zeigt sich ein stetiger Verlauf der progressiven a priori-Prozessfunktion, die nach 23 Jahren Liegezeit im Erwartungswert den Warnwert überschreitet.

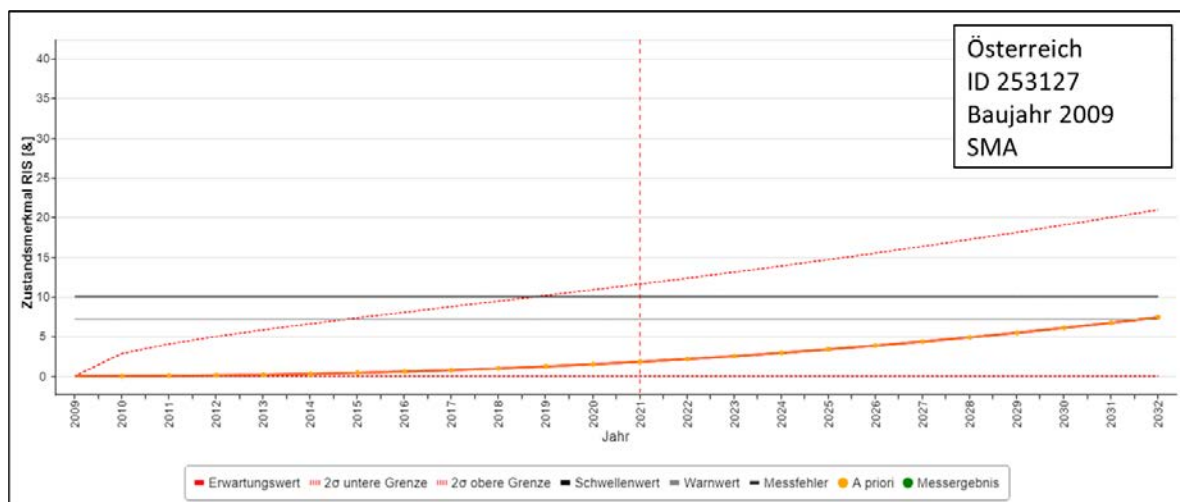


Abbildung 113: Prognose der Zustandsgröße Risse ohne Messwerte

Prognose einer Zustandsverbesserung bei der Griffigkeit

Die a priori-Prozessfunktionen der Prognose wurden aus der Grundgesamtheit definierter Datencluster hergeleitet. Für die Griffigkeit wurde ein linearer funktionaler Zusammenhang zwischen Alter und Zustand festgelegt, der je nach Datencluster verschieden parametrisiert wurde. Damit verbunden ist eine definierte Startgriffigkeit zum Zeitpunkt der letzten Maßnahme (Baujahr). Im betrachteten Auswerteabschnitt (Abbildung 114) liegt diese bei 0,568 im Jahr 2010. Liegt die in der Zustandserfassung gemessene Griffigkeit über diesem Zustandsniveau, wird die Prozessfunktion nach oben hin angepasst. Bei der Koeffizientenanpassung hat dies zur Folge, dass sich eine positive Steigung für die gesamte Breite der Zustandsverteilung ergibt.

Dadurch kommt es zur einer stetigen prognostizierten Zustandsverbesserung über den gesamten Prognosezeitraum (Abbildung 114, links). Dies entspricht nicht dem erwarteten Verhalten der Realität.

Beim Curve-Shifting hingegen wird die Prognosefunktion nach oben hin verschoben und verläuft weiterhin mit negativer Steigung.

Dieser Effekt zeigt sich insbesondere beim Zustandsmerkmal Griffigkeit, dessen linearer Zustandsverlauf sehr sensibel auf die Steigungsanpassung reagiert. Hier liefert das Verfahren des Curve-Shifting realistischere Verläufe.

Eine mögliche Verbesserung dieses Phänomens wäre das Einspielen von Mess- bzw. Startwerten, die bei bekannten griffigkeitsverbessernden Maßnahmen aus Kontrollprüfungen entnommen wurden.

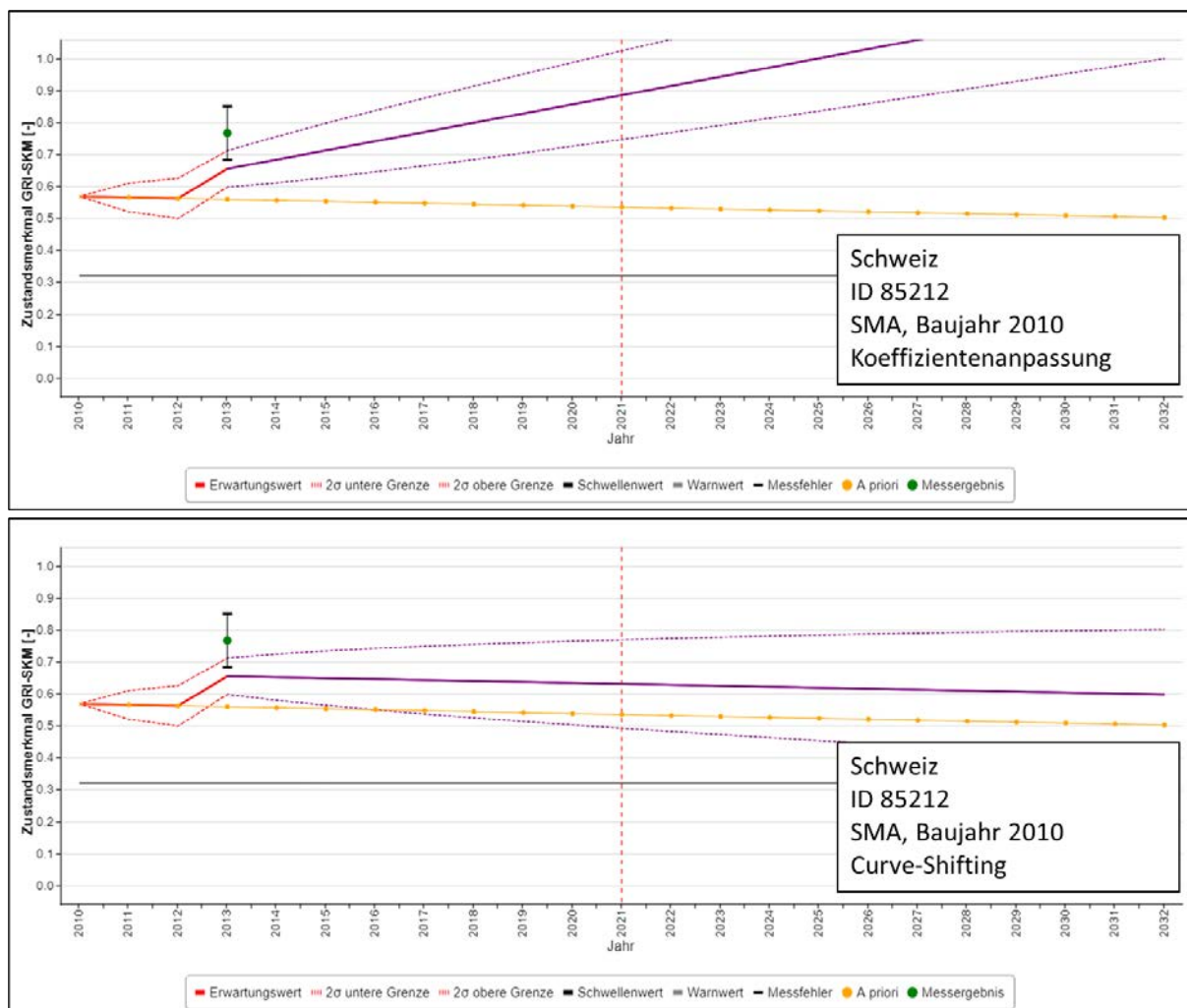


Abbildung 114: Zustandsverbesserung der Griffigkeit; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting

Prognose einer Zustandsverbesserung für obere Quantile

Zeigen die Messdaten der Zustandserfassungen nur geringfügige Verschlechterungen, verläuft die Prognosefunktion des Erwartungswerts mit flacher negativer Steigung. Da gleichzeitig die Streuung der Prognose mit fortschreitender Zeit zunimmt, verbreitert sich die zugrundeliegende Normalverteilung und der Graph des oberen Quantils flacht ab. Dies hat zur Folge, dass sich die Punkte der oberen Quantile nach außen verschieben. In Abbildung 115 ist dieser Sachverhalt am Beispiel der Griffigkeit an den Punkten der doppelten Standardabweichung zu erkennen. Verbindet man die Punkte, ergibt sich für die daraus entstehende Prognosefunktion eine Zustandsverbesserung.

Dieser Fall tritt besonders bei sicherheitsrelevanten Betrachtungen auf, wie z. B. bei der Bestimmung des Erhaltungsbedarfs. Besonders in Bezug auf die Griffigkeit könnte hier das 95-%-Quantil ausschlaggebend für die Planung von Erhaltungsmaßnahmen sein. Eine prognostizierte Zustandsverbesserung ist dann nicht zweckmäßig.

Die Zunahme der Streuung ist zunächst auf den Anstieg der Unsicherheit in der Prognose zurückzuführen. Diese setzt sich aus der Messunsicherheit der Zustandserfassung und dem Prozessrauschen der a priori-Funktion zusammen. Da die Zunahme der Streuung maßgeblich auf das Prozessrauschen zurückzuführen ist, kann der beschriebene Effekt nur durch eine feinere Clusterung der Daten verringert werden.

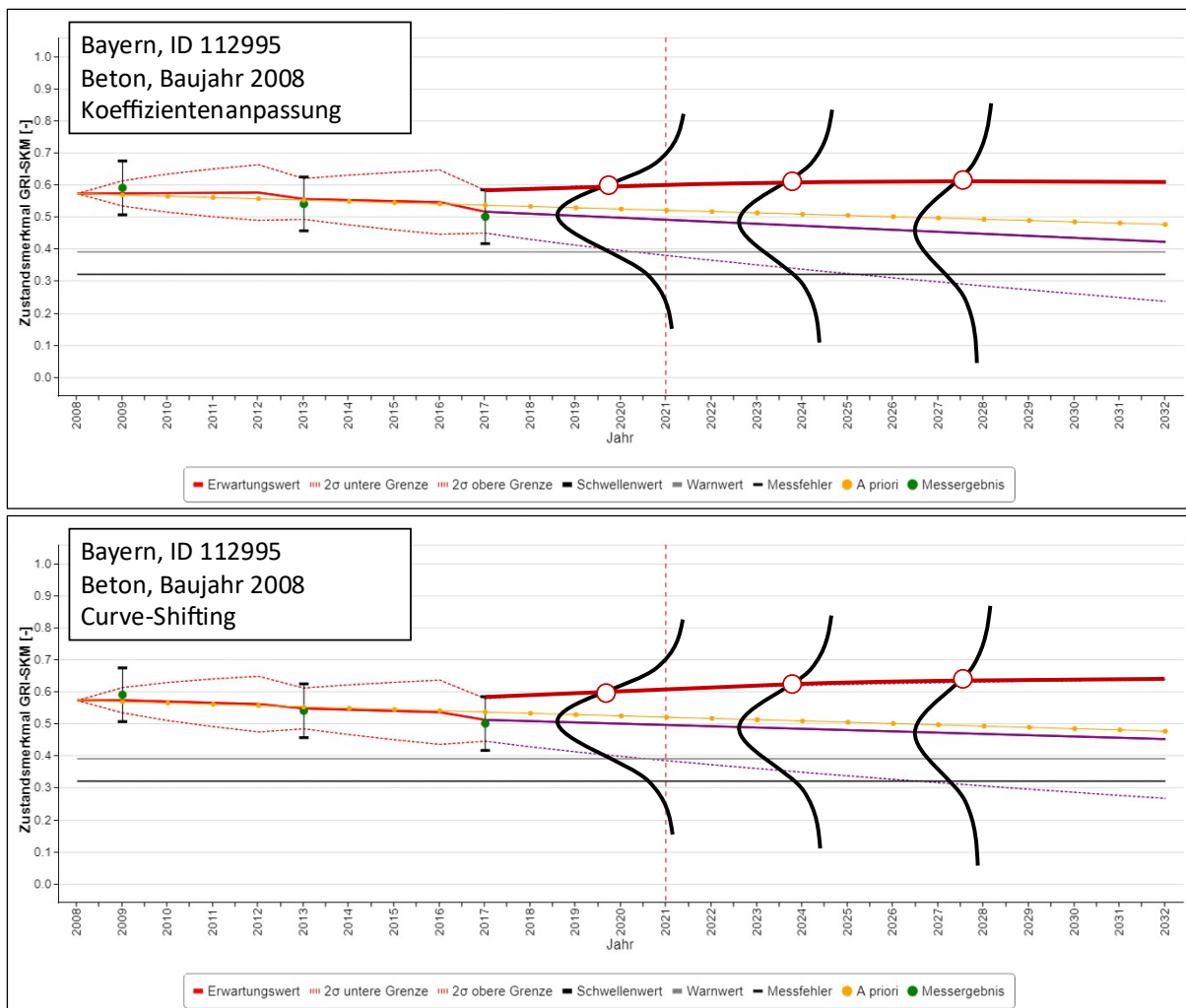


Abbildung 115: Zustandsverbesserung der Griffigkeit bei oberen Quantilen; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting

Prognose von Normalverteilungen mit Anteilen negativer Zustandsgrößen

Die vorhergehenden Analysen der Datenlage haben bereits gezeigt, dass sich das untersuchte Straßennetz der Autobahnen in gutem bis sehr gutem Zustand befindet. Die abgeleiteten Prozessfunktionen bewegen sich besonders bei der Zustandsgröße Risse nahe der Abszisse. Liegen auch die Messergebnisse der Erfassungen im sehr guten Bereich, wird die Prognosefunktion optimistisch nach unten hin korrigiert. In Abbildung 116 ist zu erkennen, dass der Erwartungswert teilweise sehr nah an der Abszisse verläuft. Die dahinterliegende Normalverteilung wird in diesem Fall Anteile negativer Zustandsgrößen enthalten. Je nach gewähltem Quantil, wird auch dieser Wert negativ ausfallen.

Da negative Werte aus physikalischen Gründen nicht möglich sind, werden diese Anteile softwareseitig auf den Wert 0 gesetzt. Die Verteilung wird damit abgeschnitten und entwickelt sich zu einer unskalierten schiefen Verteilung.

Eine Verbesserung dieses Phänomens ist durch Implementierung z. B. eines Partikelfilters (vgl. Kapitel 5.4.5) denkbar, sodass schiefe Verteilungen modelliert werden können. Die Umsetzung ist jedoch im Vergleich zum Extended Kalman Filter mit einem erheblichen Mehraufwand bei der Modellierung und der Rechenkapazität verbunden.

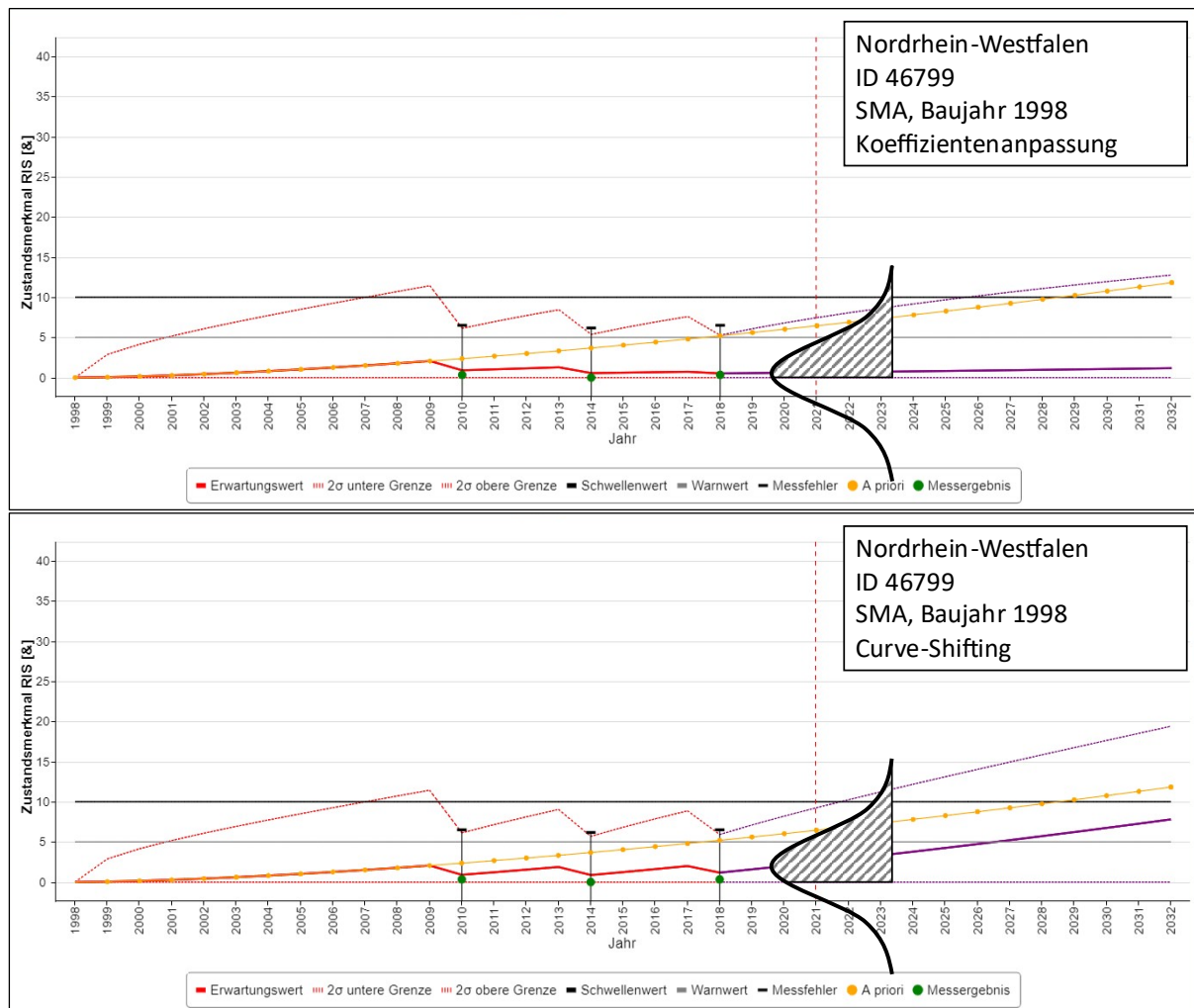


Abbildung 116: Normalverteilung mit negativen Anteilen; oben: Koeffizientenanpassung, unten: Curve-Shifting

Abweichende Prognosen zwischen Curve-Shifting und Koeffizientenanpassung

Der Unterschied zwischen Curve-Shifting und Koeffizientenanpassung wurde bereits in den vorherigen Kapiteln dargestellt. Der Effekt wird besonders bei der Prognose von Einzelobjekten ersichtlich. Um diese Unterschiede auszugleichen, wäre eine Kombination beider Ansätze denkbar, die zu einer zuverlässigeren Prognose führen könnten. Der Aufwand für die Entwicklung einer solchen Kombination übersteigt jedoch den Rahmen des gegenständlichen Forschungsprojekts.

7.4 Bestimmung des Erhaltungsbedarfs

7.4.1 Definition des Erhaltungsbedarfs

Die Erhaltung des Straßenzustands soll den Verkehrsteilnehmenden dauerhaft eine angemessene Verkehrsqualität und Verkehrssicherheit zusichern. Für das Erhaltungsmanagement bedeutet dies eine systematische Maßnahmenplanung, die auf den Ergebnissen der Zustandsprognose aufbaut und eine unter monetären Randbedingungen optimale Erhaltungsstrategie verfolgt.

Den Ausgangspunkt dieser Betrachtungen bilden die Zustandsdaten der messtechnischen Erfassung der Fahrbahnoberfläche. So wird der Erhaltungsbedarf mit Verfahren ausgewiesen, die den aktuellen und den prognostizierten zukünftigen Zustand einbeziehen. Bei dieser Erhaltungsbedarfsprognose können mittel- bzw. langfristig anzustrebende Qualitätsziele vorgegeben werden, die sich auf der Grundlage von Warn- bzw. Schwellenwerten des Zustands definieren lassen. Die für die Erfüllung dieser Qualitätsziele erforderlichen Finanzmittel ergeben sich anschließend aus einer koordinierten Planung des Erhaltungsprogramms.

Der Erhaltungsbedarf lässt sich damit aus zwei Perspektiven definieren. Einerseits beschreibt der monetäre Erhaltungsbedarf das Finanzvolumen, das für die Aufrechterhaltung des Straßenzustands unter definierten Zielsetzungen notwendig ist. Auf der anderen Seite wird mit dem zustandsbezogenen Erhaltungsbedarf der Netzzanteil bestimmt, der im betrachteten Prognosezeitraum definierte Warn- bzw. Schwellenwerte erreicht oder überschreitet.

Die Bestimmung des monetären Erhaltungsbedarfs ist kein Bestandteil des gegenständlichen Forschungsprojekts. Dies liegt daran, dass mit der Einführung des probabilistischen Prognosemodells auch die nachfolgenden Arbeitsschritte (Teilwertbildung, Mängelklassenmodell, Optimierung etc.) idealerweise probabilistisch

fortzuführen sind, d. h. auch für die regelbasierte Auswahl von möglichen Erhaltungsmaßnahmen. Dies übersteigt jedoch den Rahmen dieses Projekts. Stattdessen wird mit dieser Ausarbeitung der Erhaltungsbedarf anhand der zustandsbezogenen Betrachtung ausgewiesen.

Im Nachfolgenden wird der Erhaltungsbedarf beispielhaft in Anlehnung an die gültigen Regelwerke definiert (Deutschland ZTV ZEB-StB 06, Österreich PMS Handbuch (2016), Schweiz VSS 40 925) definiert. Jeder Auswerteabschnitt, dessen Zustand den Warnwert überschreitet, gibt Anlass zur Planung von geeigneten Erhaltungsmaßnahmen und wird daher dem Erhaltungsbedarf zugeordnet. Da der Erhaltungsbedarf im deutschen Regelwerk über Zustandswerte anstelle von Zustandsgrößen definiert wird, sind für eine Übertragung auf das gegenständliche Prognosemodell die Zustandsgrößen mittels Normierungen in Zustandswerte zu überführen.

Bei der Bestimmung des Erhaltungsbedarfs wird untersucht, wie sich der Zustand des betrachteten Straßennetzes zukünftig entwickelt und welcher Netzanteil einer Sanierung unterzogen werden sollte. Hierfür prognostiziert der in Kapitel 6 umgesetzte Prototyp anhand des probabilistischen Modells den Zustand für jeden Abschnitt in jedem Jahr des betrachteten Prognosezeitraums. Auf dieser Grundlage ist der Erhaltungsbedarf sowohl auf Objekt- als auch auf Netzebene bestimmbar. Beim objektbezogenen Ansatz erfolgt die Bedarfsermittlung durch die Bestimmung des Eingreifzeitpunkts, ab dem an dem betrachteten Auswerteabschnitt Instandsetzungs- bzw. Erneuerungsmaßnahmen notwendig werden. Dieser Zeitpunkt tritt mit Erreichen des Warnwerts ein.

Auf Netzebene hingegen werden die Prognoseergebnisse der verschiedenen Einzelobjekte aggregiert. Damit kann die Qualität des betrachteten Bestandsnetzes in jedem beliebigen Jahr innerhalb des Planungszeitraums beschrieben und der übergeordnete Erhaltungsbedarf bestimmt werden.

In der Zustandsentwicklung eines Objekts ist zu erkennen, dass sich die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion mit Fortschreiten der Prognose in vertikaler Richtung nach oben verschiebt (Abbildung 117). Der Flächeninhalt und damit auch die Wahrscheinlichkeit zur Überschreitung des Warnwerts nimmt daher kontinuierlich zu. Auf diese Weise können Sicherheitsniveaus definiert werden, bei denen mit einer Warnwertüberschreitung zu rechnen ist.

Beispielsweise kann mit 95-prozentiger Sicherheit von Erhaltungsbedarf ausgegangen werden, wenn 95 % der eingeschlossenen Fläche über dem Warnwert liegen.

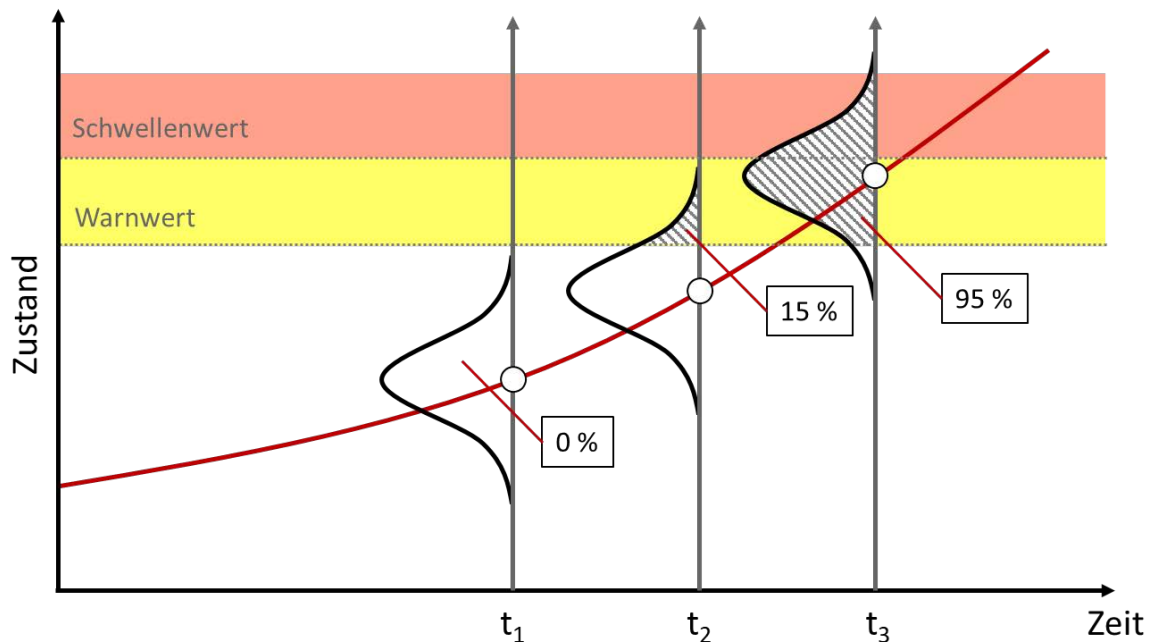


Abbildung 117: Probabilistische Erhaltungsbedarfsprognose (vereinfacht)

Im Vergleich zu den bisher eingesetzten deterministischen Ansätzen sind mit der probabilistischen Methodik weitgehendere Aussagen über den Erhaltungsbedarf bzw. die Entwicklung des Straßenzustands möglich. Die oben beschriebenen Sicherheitsniveaus werden ebenfalls in Abbildung 118 verdeutlicht. Hier ist die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für einen beliebigen Zeitpunkt zwischen t_2 und t_3 dargestellt. Im Vergleich zu Abbildung 117 ist diese Wahrscheinlichkeitsfunktion um 90 Grad im Uhrzeigersinn gedreht, sodass die Wahrscheinlichkeitsdichte über der Zustandsgröße aufgetragen ist. Wird der Warnwert in diesem Diagramm markiert (für die Zustandsgröße Risse liegt der Warnwert nach deutschem Regelwert bei 5 %), teilt sich die Fläche der Dichtefunktion in zwei Bereiche auf. Aus dem linken Flächenanteil lässt sich die Wahrscheinlichkeit ermitteln, mit der der prognostizierte Zustand kleiner oder gleich dem Warnwert ist. Der rechte Flächenanteil beschreibt die Wahrscheinlichkeit, mit der der Warnwert überschritten wird. Dieser Wert beschreibt folglich die Wahrscheinlichkeit, dass der betrachtete Abschnitt erhaltungsbedürftig ist.

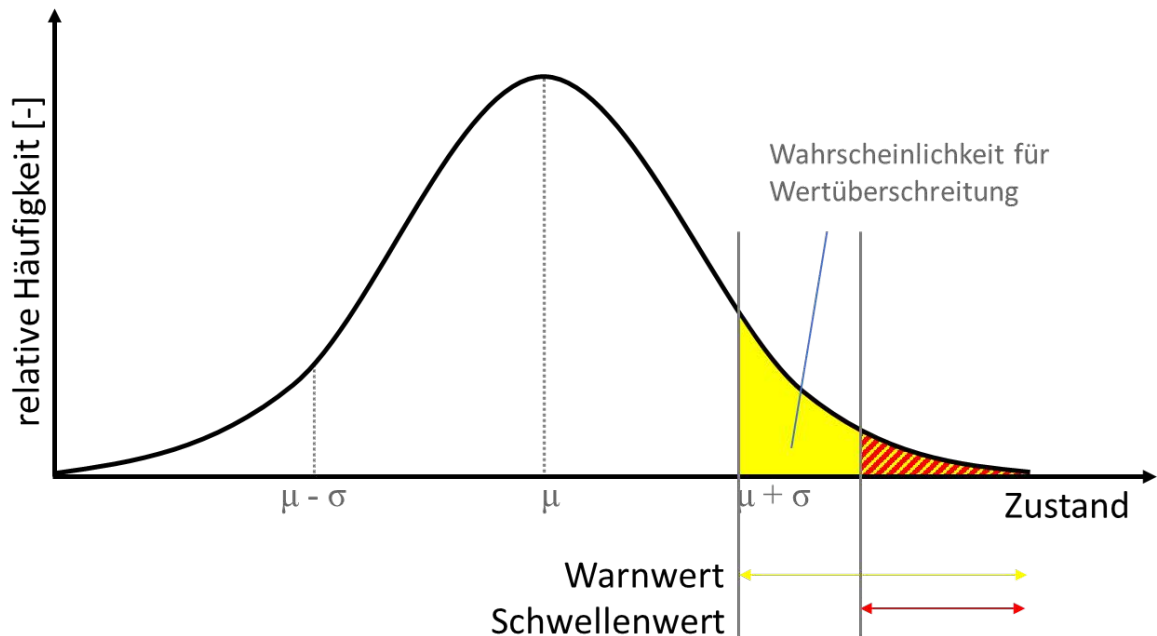


Abbildung 118: Zusammenhang zwischen Wahrscheinlichkeitsverteilung und Erhaltungsbedarf unter Unsicherheit

Die Betrachtungen, die mit diesem Ansatz möglich sind, werden in Tabelle 53 zusammengefasst. Je nach Untersuchungsziel variiert die Eingangsgröße, mit der die gesuchte Zielgröße bestimmt wird. So kann für festgelegte Wahrscheinlichkeiten der Zustand ermittelt werden, bspw. als Quantil. Andererseits kann die Wahrscheinlichkeit für einen vorgegebenen Zustandsbereich bestimmt werden.

Tabelle 53: Anwendungsszenarien zur Bestimmung des Erhaltungsbedarfs

Zielgröße	Eingangsgröße	Aussagen über
Zustand, der mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit erreicht bzw. unterschritten wird (Quantil Q_P)	Wahrscheinlichkeit, für die Unterschreitung des gesuchten Zustands ($P((-\infty, Q_P])$)	Zustand, der mit einer angegebenen Wahrscheinlichkeit erreicht bzw. unterschritten wird (Sicherheitsniveau für Zustandsaussagen)
Zustand, der mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit erreicht bzw. überschritten wird ($1-Q_P$)	Wahrscheinlichkeit für die Überschreitung des gesuchten Zustands ($P([Q_P, +\infty))$)	Zustand, der mit einer angegebenen Wahrscheinlichkeit erreicht bzw. überschritten wird (Risikoniveau für Zustandsaussagen)
Wahrscheinlichkeit, mit der ein vorgegebener Zustand erreicht bzw. unterschritten wird ($P((-\infty, Q_P])$)	Zustand, der erreicht oder unterschritten werden soll (Quantil Q_P)	Wahrscheinlichkeit, mit der ein angegebener Zustand erreicht bzw. unterschritten wird (kein Erhaltungsbedarf)
Wahrscheinlichkeit, mit der ein vorgegebener Zustand erreicht bzw. überschritten wird ($P([Q_P, +\infty))$)	Zustand, der erreicht oder überschritten werden soll ($1-Q_P$)	Wahrscheinlichkeit, mit der ein angegebener Zustand erreicht bzw. überschritten wird (Erhaltungsbedarf)

Mit diesen Informationen ist die zeitliche Entwicklung des Zustands für jeden Auswerteabschnitt definiert. Die Ergebnisse lassen sich somit auf Objektebene auswerten und anschließend auf Netzebene aggregieren. Die folgenden Kapitel führen die Auswertungen anhand von exemplarischen Anwendungsfällen fort.

7.4.2 Objektbezogene Analyse des Erhaltungsbedarfs

Die Prognose des Erhaltungsbedarfs eines einzelnen Auswerteabschnitts ist unmittelbar mit dem Prototyp durchführbar. In Abbildung 119 ist die Oberfläche der Software dargestellt, die die Prognose für einen ausgewählten Auswerteabschnitt durchführt und im Diagramm anzeigt. Die horizontalen Linien kennzeichnen den Warn- bzw. Schwellenwert der Zustandsgröße Risse. In der Entwicklung des Erwartungswerts ist zu erkennen, dass der Warnwert über den gesamten Prognosezeitraum nicht überschritten wird, sodass an dieser Stelle nicht von Erhaltungsbedarf gesprochen werden kann. Allerdings wird für erhaltungsrelevante Untersuchungen empfohlen, ein höheres Quantil zu wählen, bei dem die Aussagen zur Zustandsentwicklung mit einer höheren Sicherheit verbunden sind. Für nicht verkehrssicherheitsrelevante Zustandsgrößen (z. B. Risse) wird daher das 85%-Quantil ausgewertet, während für verkehrssicherheitsrelevante Zustandsgrößen (z. B. Griffigkeit) das 95%-Quantil herangezogen wird. In Abbildung 119 ist zu erkennen, dass das obere Quantil im Jahr 2025 den Warnwert überschreitet. Dieser Abschnitt wird ab diesem Zeitpunkt dem Erhaltungsbedarf zugeordnet.

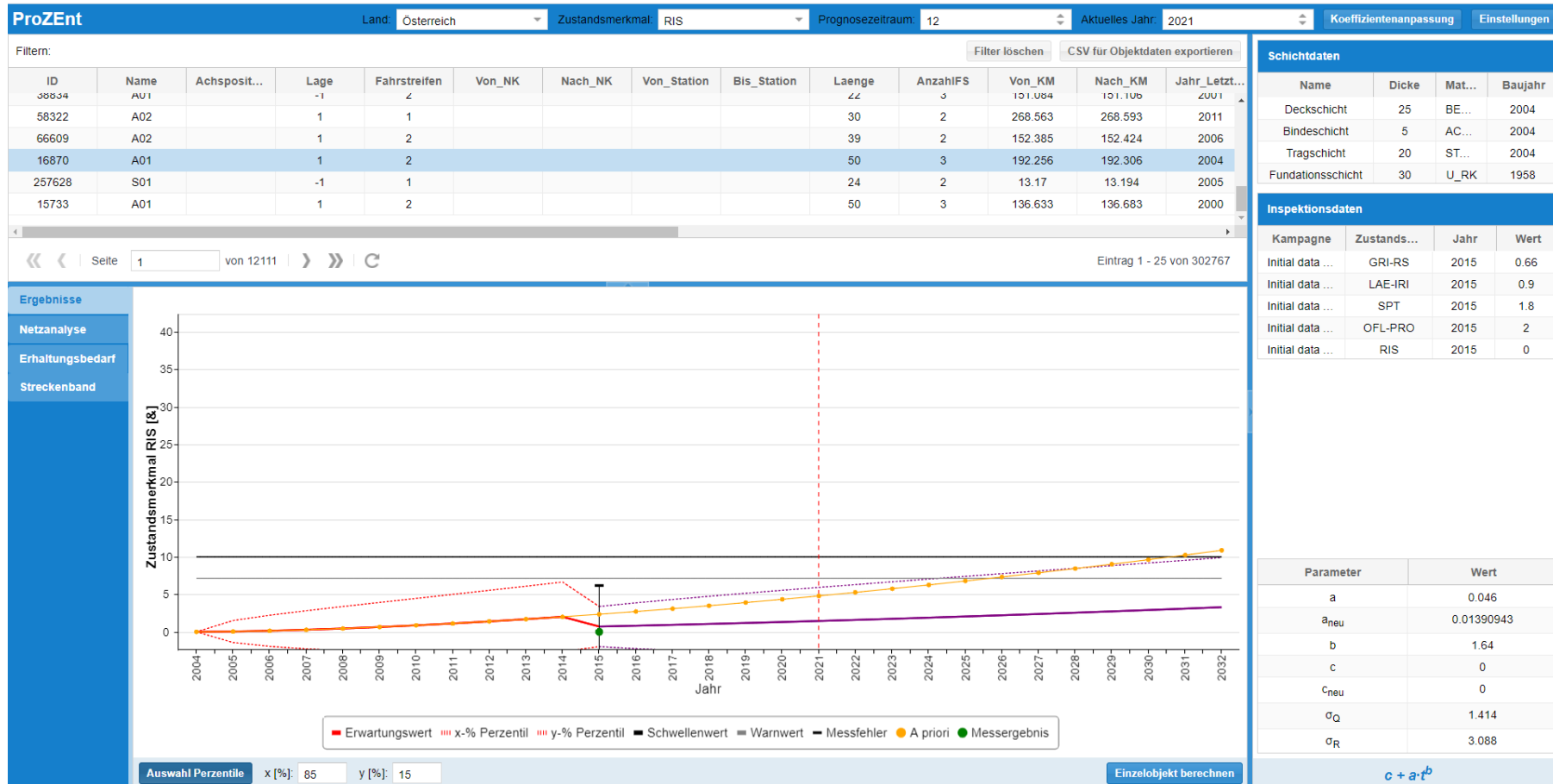


Abbildung 119: Prognose des objektbezogenen Erhaltungsbedarfs im Prototyp – Schweiz, Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung

Da die Analyse der Zustandsentwicklungen bereits im Kapitel 7.3.1 näher beschrieben wurde und stark mit der Prognose des Erhaltungsbedarfs korreliert, werden im Folgenden weiterführende Betrachtungen vorgestellt. So ist ersichtlich, dass sich die Fahrbahnkonstruktion schneller in den Bereich des Erhaltungsbedarfs bewegt, wenn auch die Zustandsverschlechterung schneller voranschreitet. Die in Kapitel 7.3.1 getroffenen Aussagen zu den dynamischen Verfahren zur Aktualisierung der Prozessfunktion gelten daher auch für den Erhaltungsbedarf. Ältere Abschnitte werden beim Curve-Shifting Verfahren schneller erhaltungsbedürftig als bei der Koeffizientenanpassung. Umgekehrtes gilt für jüngere Abschnitte.

Mit Hilfe des entwickelten probabilistischen Modells werden die Zustandsgrößen für jedes Jahr anhand einer Normalverteilung prognostiziert. Wird der Warnwert als Grenze des Erhaltungsbedarfs definiert, lässt sich aus der jährlichen Wahrscheinlichkeitsverteilung berechnen, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Warnwert überschritten wird. Damit lässt sich in jedem Prognosejahr vorhersagen, ob und mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Auswerteabschnitt erhaltungsbedürftig wird. Mit diesem Ansatz wurden exemplarisch für das Straßennetz Nordrhein-Westfalen weitere Auswertungen in Kartenform durchgeführt.

Für die Zustandsgröße Risse wurden vier Wahrscheinlichkeitsklassen gleicher Klassenbreite definiert, die die Wahrscheinlichkeit der Überschreitung des Warnwerts beschreiben. Jedem Auswerteabschnitt konnte damit in jedem Jahr eine Wahrscheinlichkeitsklasse zur Überschreitung des Warnwerts zugeordnet werden. Diese Betrachtungen sind vergleichbar mit Niederschlagskarten, bei denen das Regenrisiko angegeben wird. Im Erhaltungsmanagement können mit diesem Ansatz erstmalig neue Zielsetzungen formuliert werden. Beispielsweise kann ein Sicherheitsniveau vorgegeben werden, ab dem eine Warnwertüberschreitung Erhaltungsbedarf auslöst.

In einer Online-Visualisierungssoftware wurden diese Wahrscheinlichkeitsklassen für die Prognosejahre 2020, 2025 und 2030 entsprechend eingefärbt. Abbildung 120 zeigt, wie die Wahrscheinlichkeit zur Warnwertüberschreitung mit der Zeit zunimmt. Während graue Einfärbungen die Wahrscheinlichkeitsklasse zwischen 0 % und 25 % darstellt, ist bei roten Einfärbungen mit höherer Wahrscheinlichkeit von Erhaltungsbedarf auszugehen. In einer späteren Anwendung in der Praxis ist mit dem Straßennetzbetreiber festzulegen, ab welcher Wahrscheinlichkeit von Erhaltungsbedarf auszugehen ist. Dies ist vergleichbar mit der Vorgabe eines kritischen Sicherheitsniveaus.

Wie schnell ein Abschnitt in eine höhere Wahrscheinlichkeitsklasse wechselt, ist vom Grad der Zustandsverschlechterung und damit von den a-priori-Funktionen der verschiedenen Cluster (Bauweise, Verkehrsbelastung), dem Jahr der letzten Maßnahme und den Messergebnissen der Zustandserfassung abhängig.

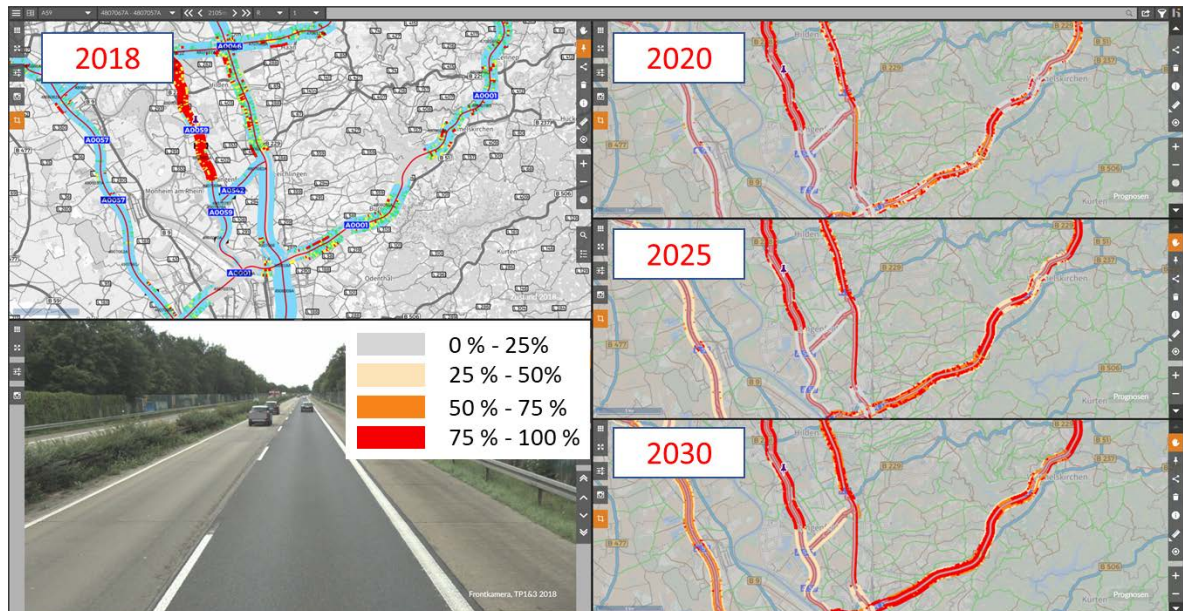


Abbildung 120: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Übersicht)

Beispiel 1 – unterschiedliche Baujahre im Vergleich:

Als erstes Beispiel zur Anwendung dieser Auswertemöglichkeiten wird ein Abschnitt gewählt, bei dem das Jahr der letzten Maßnahme maßgebend für die Zustandsentwicklung ist. Auf dem Überholfahrstreifen in Abbildung 121 wird ein älteres Baujahr als auf dem Hauptfahrstreifen angegeben. Wegen des höheren Alters verschlechtert sich der Zustand des Überholfahrstreifens schneller als der des Hauptfahrstreifens, weshalb in einem Zeitraum von zehn Jahren eine hohe Wahrscheinlichkeit vorliegt, dass Erhaltungsbedarf entsteht. In diesem Beispiel ist ebenso zu erkennen, dass trotz des guten Ausgangszustands mit einer deutlichen Zustandsverschlechterung innerhalb der kommenden zehn Jahren zu rechnen ist.

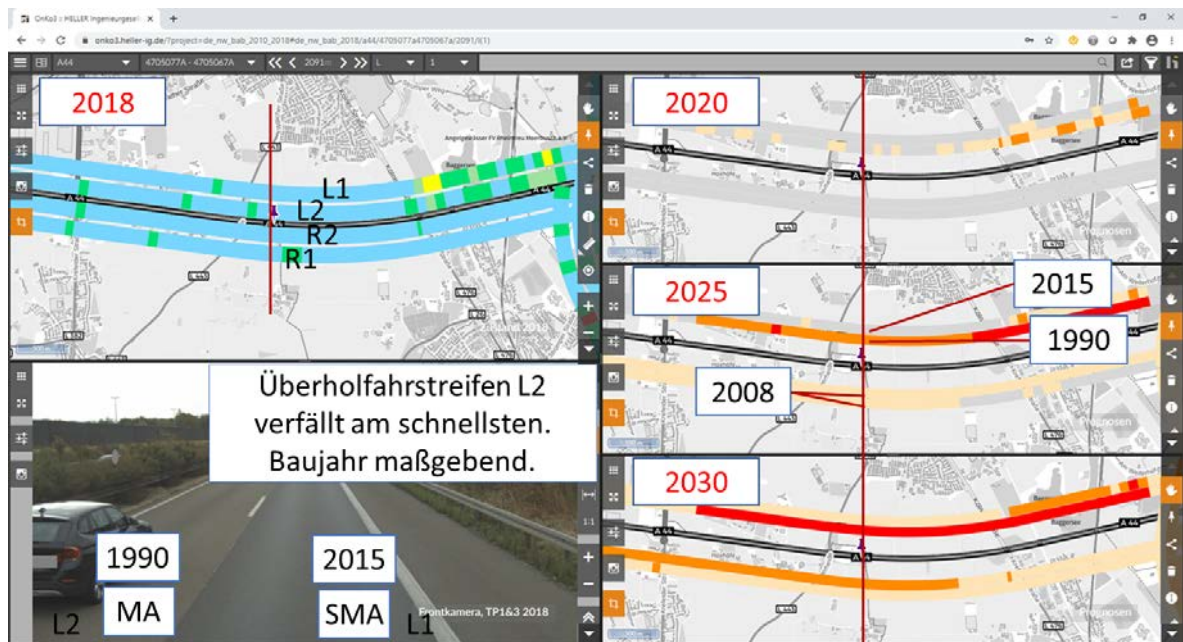


Abbildung 121: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Beispiel 1: Baujahr maßgeblich)

Beispiel 2 – alter Abschnitt:

Wie groß der Einfluss des Alters auf die Steigung der Prognosefunktion ist, zeigt sich auch in Abbildung 122. Bei einem alten Abschnitt von 1974 sind sowohl bei schlechten als auch bei guten Ausgangszuständen (2018) rasche Zustandsverschlechterungen festzustellen. Die Wahrscheinlichkeit, dass der Warnwert bis 2030 überschritten wird, liegt über den gesamten Querschnitt bei 50 % bis 100 %.

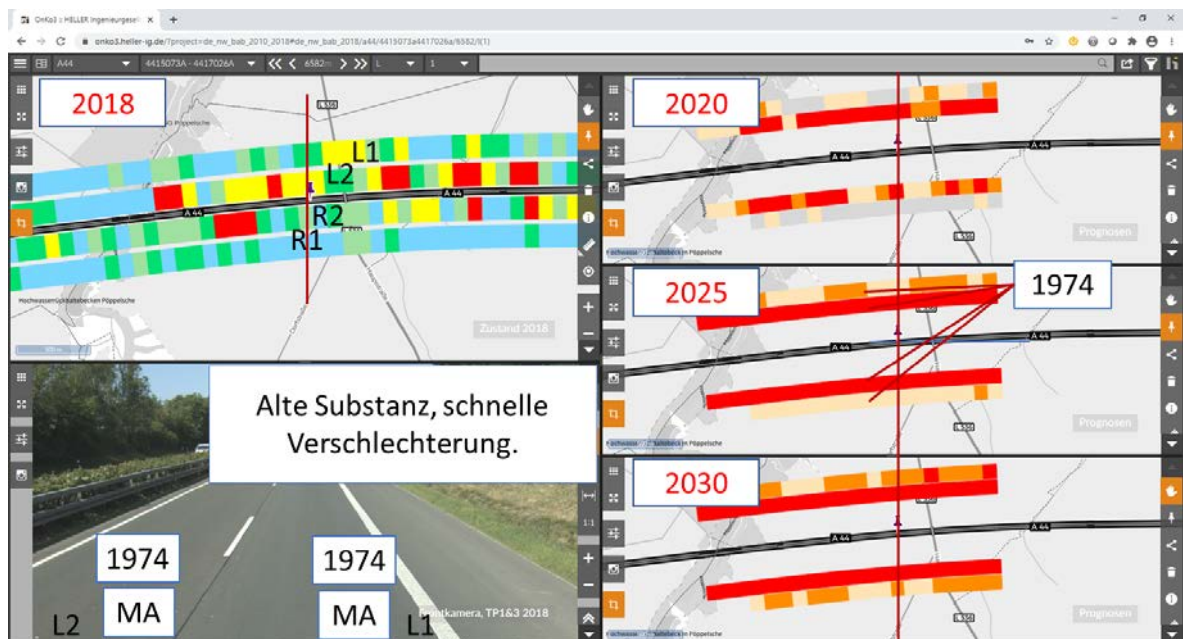


Abbildung 122: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Beispiel 2: alter Abschnitt)

Beispiel 3 – nicht plausible Entwicklung:

In den prognostizierten Zustandsdaten sind auch nicht plausible Entwicklungen festzustellen. Dies wird am folgenden Beispiel erläutert. In Abbildung 123 ist eine Netzposition dargestellt, bei der der Straßenaufbau über den gesamten Querschnitt gleich ist. Die Deckschicht besteht aus Splittmastixasphalt und trägt das Baujahr 2011. In beide Richtungen unterscheidet sich der Überholfahrstreifen vom Hauptfahrstreifen lediglich in der Kategorie der Verkehrsbelastung. So ist der Hauptfahrstreifen höher belastet als der Überholfahrstreifen. Die Zustände sind für jeden Fahrstreifen annähernd identisch.

Bei der Entwicklung der prognostizierten Zustände fällt auf, dass sich der weniger belastete Überholfahrstreifen trotz geringerer Verkehrsbelastung schneller verschlechtert. Dies ist in Abbildung 123 an der höheren Wahrscheinlichkeitsklasse zu erkennen. Zur Ursachenanalyse wurden die Auswerteabschnitte dieser Netzposition näher ausgewertet (Abbildung 124).

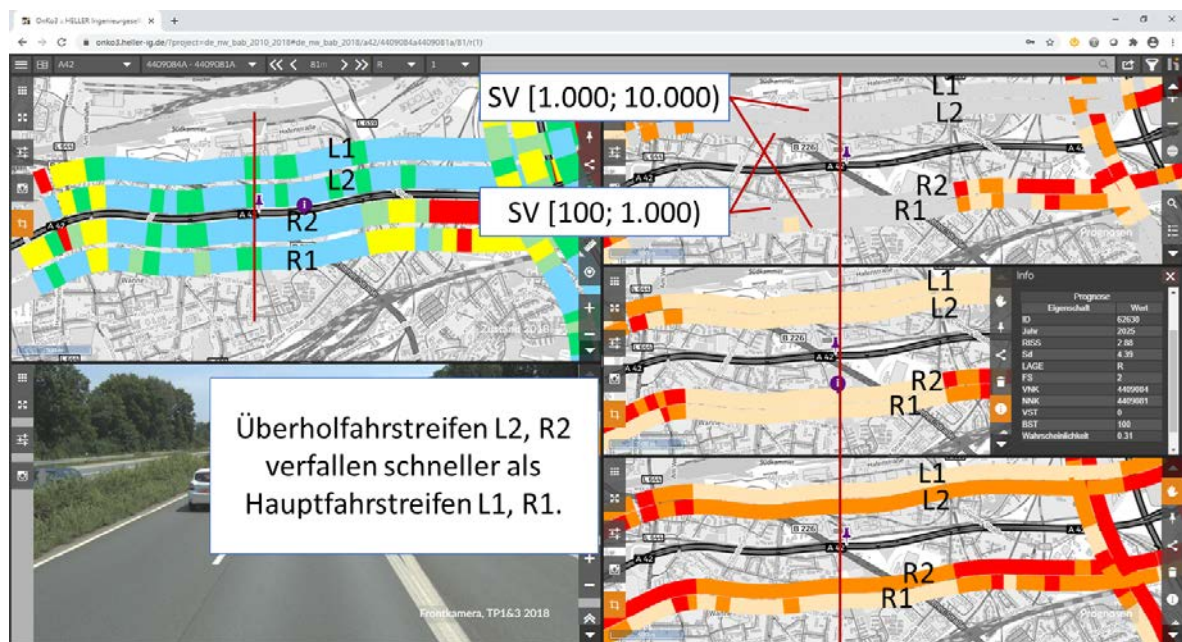


Abbildung 123: Auswertung des Erhaltungsbedarfs (Beispiel 3: unplausible Entwicklung)

Auch in den kalibrierten Prognosefunktionen ist zu erkennen, dass sich der Überholfahrstreifen schneller verschlechtert. Den unten aufgeführten Diagrammen ist zu entnehmen, dass für das Cluster der niedrigeren Verkehrsbelastung (Überholfahrstreifen) eine steilere a-priori-Funktion angesetzt wird. Dies ist aufgrund der physikalischen Zusammenhänge nicht erklärbar, jedoch wurden die a-priori-Funktionen auf Basis der vorhandenen Datengrundlage abgeleitet. Für eine weiterführende Anwendung sollten diese Funktionen ggf. neu kalibriert werden.

Bauweise: Asphalt

Deckschicht: Splittmastixasphalt

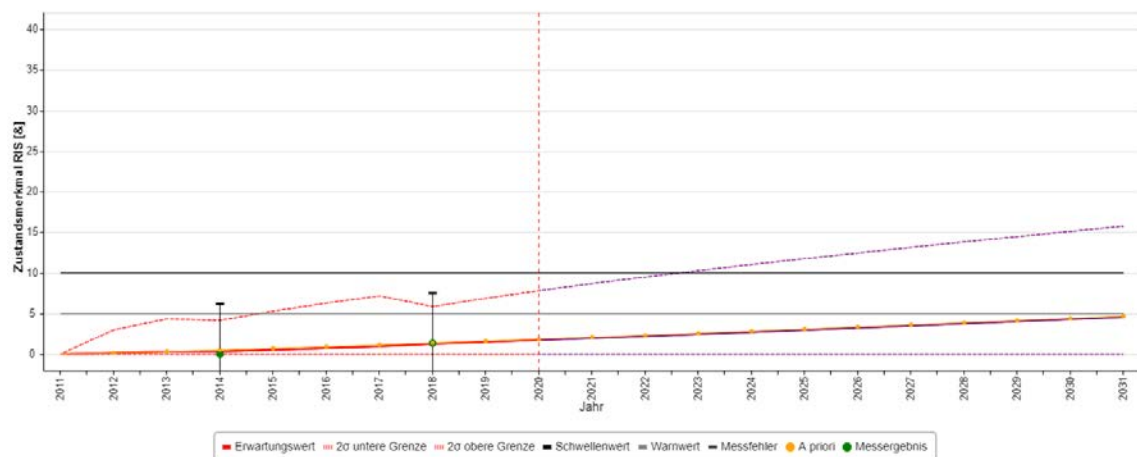
Baujahr: 2011

Verfahren: Curve-Shifting

ID: 62033

Lage: R1

Verkehrscluster: [1.000; 10.000)



ID: 62630

Lage: R2

Verkehrscluster: [100; 1.000)

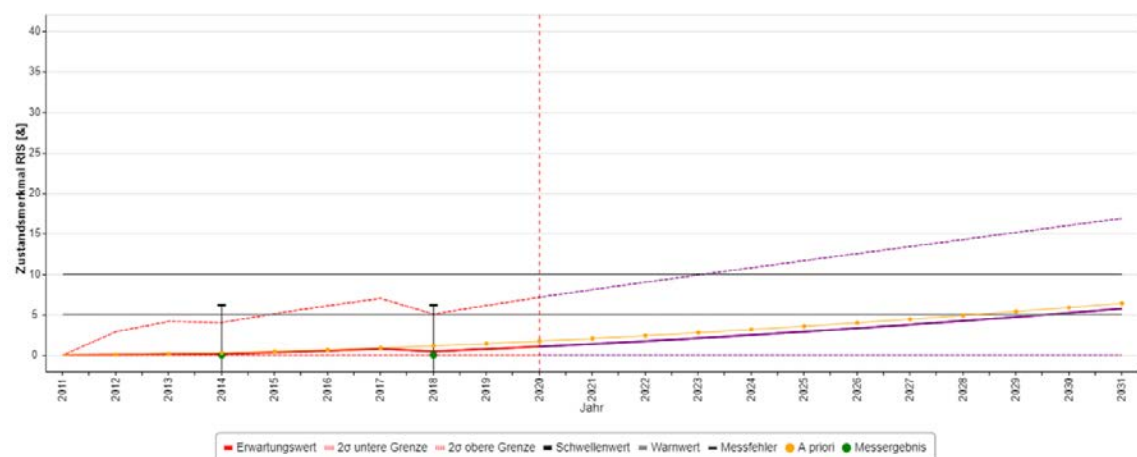


Abbildung 124: Zustandsentwicklung auf Objektebene (Beispiel 3: unplausible Entwicklung)

7.4.3 Netzbezogene Analyse des Erhaltungsbedarfs

Für die Ermittlung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene werden die Ergebnisse der einzelnen Objekte für das gesamte Untersuchungsgebiet aggregiert und statistisch ausgewertet. Auf Netzebene ist eine höhere Aussagekraft der Ergebnisse zu erwarten, da die a-priori-Funktionen der Prognose aus einer großen Datenmenge hergeleitet wurden. Trotz objektspezifischer Aktualisierung durch die Messkampagnen wird sich nicht jeder einzelne Auswerteabschnitt exakt nach dieser Funktion entwickeln. Für eine erhöhte Aussagekraft auf Objektebene müsste das Rauschen der Messungen reduziert oder die Anzahl der Zustandserfassungen erhöht werden. Nach dem Gesetz der großen Zahlen sollte auf Netzebene jedoch eine verlässliche Aussage über die Entwicklung des Gesamtnetzes möglich sein.

Im Folgenden werden die Analysen anhand der Untersuchungsnetze der D-A-CH Länder fortgeführt. Die Daten beziehen sich weiterhin auf die Zustandsgrößen Risse und Griffigkeit, für die der Erhaltungsbedarf ausgewiesen wird.

Wie sich der Erhaltungsbedarf definiert, wurde bereits in Kapitel 7.4.1 festgelegt. Bezogen auf die Zustandsentwicklung gesamter Netze ist die Entwicklung des Erhaltungsbedarf in gleicher Weise zu bewerten. In Abbildung 125 ist bspw. die Entwicklung der Zustandsklassen für die Zustandsgröße Risse in Bayern dargestellt. Wählt man den Warnwert als Grenze zum Erhaltungsbedarf, so lässt sich anhand der gelben und roten Zustandsklassen beobachten, wie der Erhaltungsbedarf in den verschiedenen Quantilen zunimmt. Ähnlich wie in der objektbezogenen Analyse des Erhaltungsbedarfs sollte hier der Fokus auf das 85-%-Quantil gerichtet werden, um Aussagen mit höherer Sicherheit treffen zu können. Auch die Auswirkungen der dynamischen Verfahren zur Kalibrierung der Prozessfunktion wirken sich in ähnlicher Weise auf den Erhaltungsbedarf aus wie auf die netzweite Zustandsentwicklung (Kapitel 7.3.2).



Abbildung 125: Prognose des netzbezogenen Erhaltungsbedarfs im Prototyp – Bayern, Zustandsgröße Risse, Koeffizientenanpassung

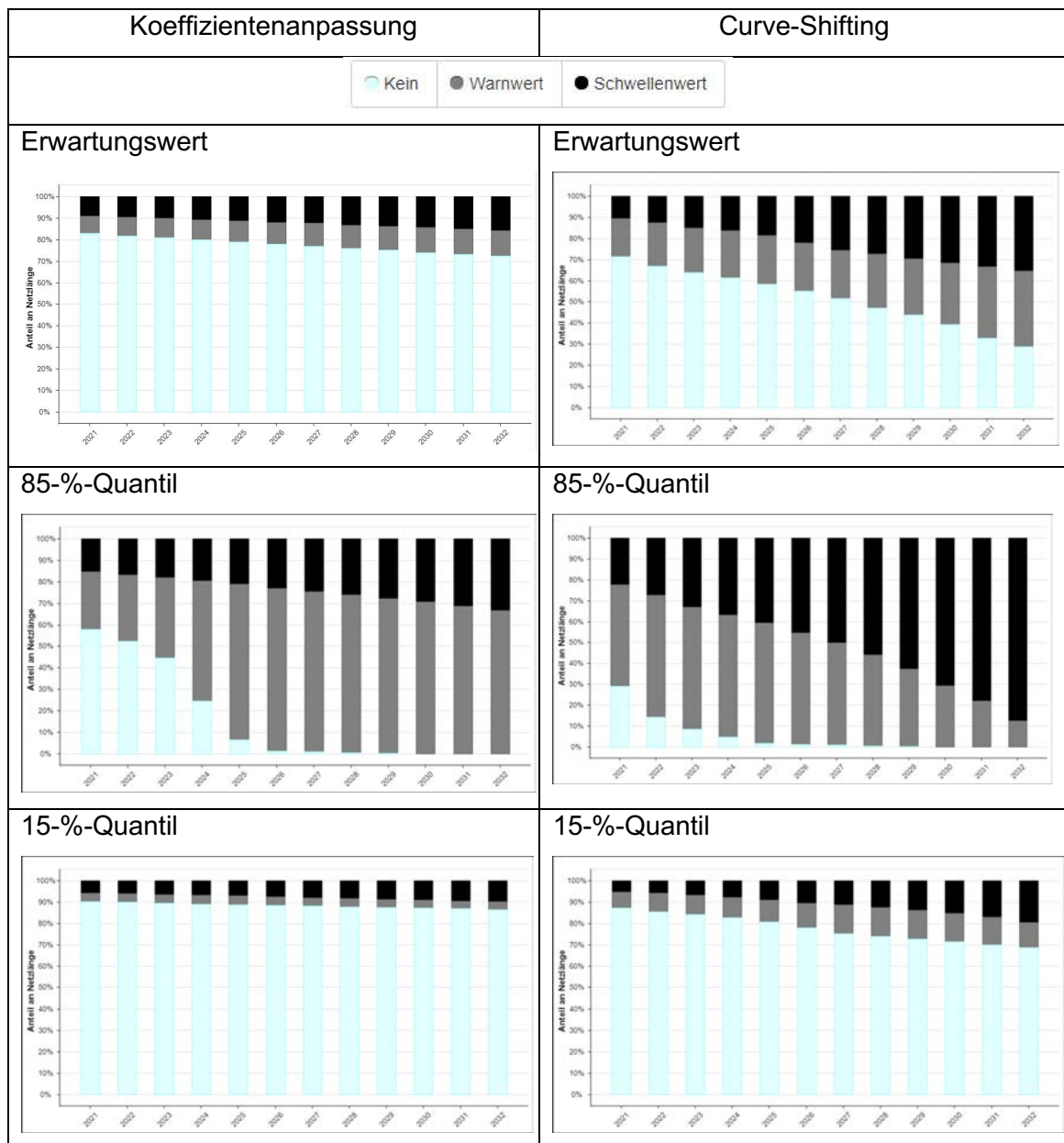
Aus der Entwicklung der aggregierten Prognoseergebnisse lässt sich der Anteil des Netzes ableiten, für den Erhaltungsbedarf bei Überschreiten des Warnwerts bzw. in der Schweiz bei Überschreiten des Schwellenwerts eintritt.

Die folgenden Auswertungen zeigen die Entwicklung des Erhaltungsbedarfs am Beispiel Risse für die verschiedenen Quantile. Für das Merkmal Griffigkeit wird auf den Anhang verwiesen (siehe Kapitel 10.16).

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

In Tabelle 54 ist zu erkennen, dass der Netzanteil mit Erhaltungsbedarf für das Curve-Shifting Verfahren schneller anwächst. Dieses Verhalten wurde bereits durch das durchschnittliche alte Baujahr im Netz begründet. Der Unterschied zwischen dem Erwartungswert, dem 15%-Quantil und dem 85%-Quantil zeichnet sich ebenfalls deutlich ab. Für eine Anwendung in der Praxis ist ein entsprechendes Quantil zu definieren, das den Zielstellungen des Erhaltungsmanagements entspricht.

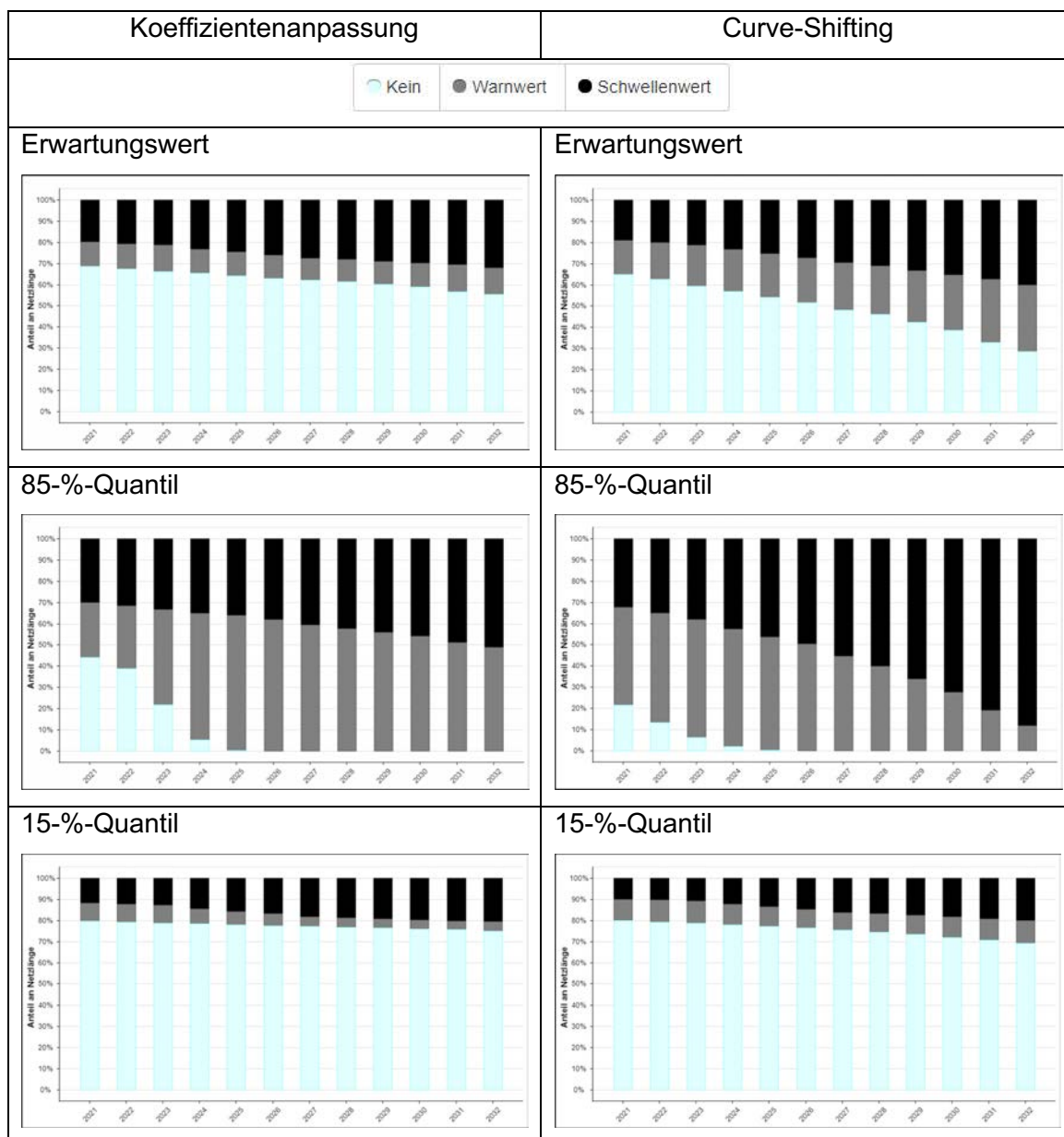
Tabelle 54: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Risse, Nordrhein-Westfalen



Beispiel 2 – Bayern

Die Entwicklung des Erhaltungsbedarfs im Untersuchungsnetz Bayerns verhält sich ähnlich zu dem Netz aus Nordrhein-Westfalen (Tabelle 55). Auch hier wird mit dem Curve-Shifting ein höherer Erhaltungsbedarf generiert.

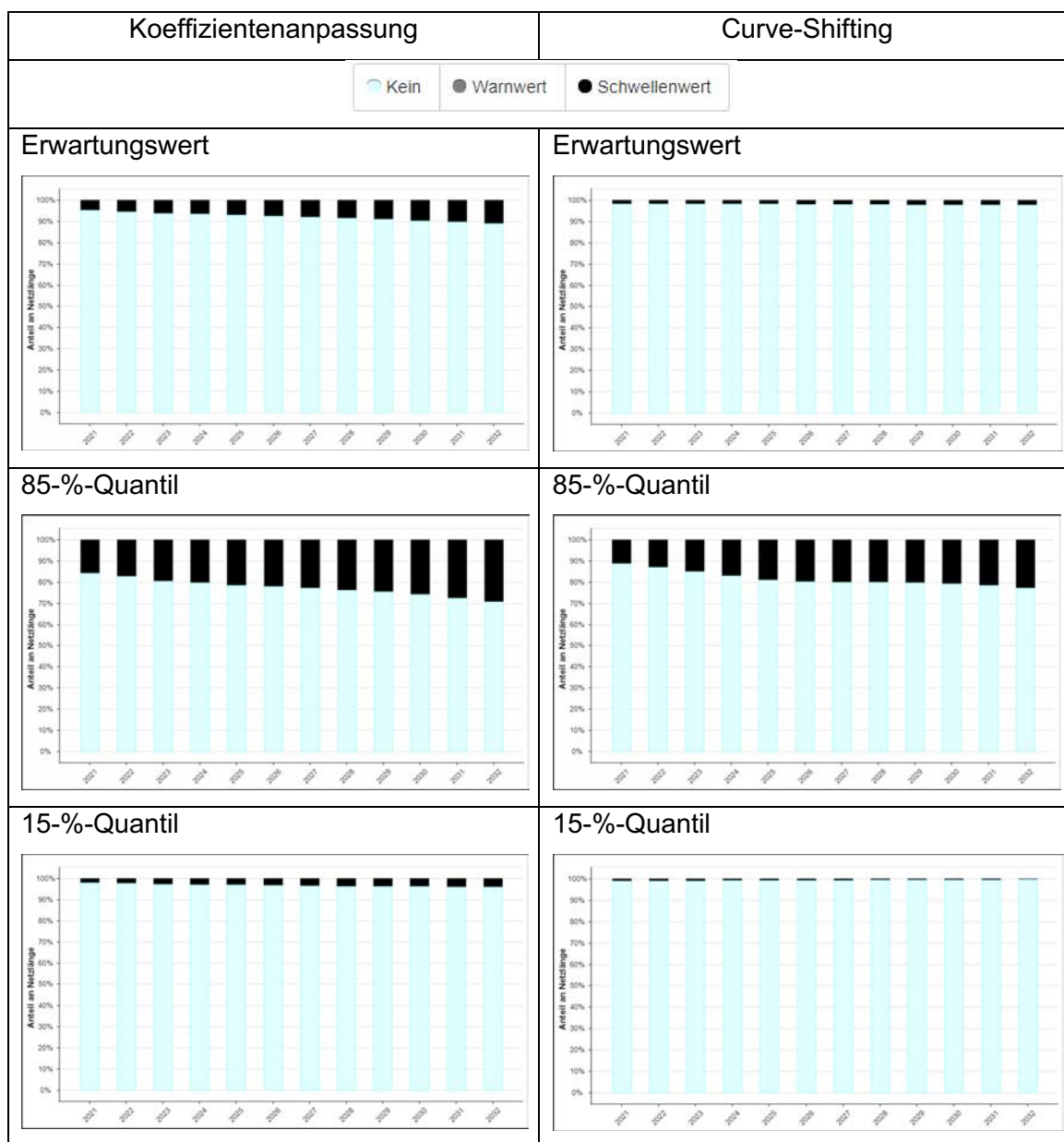
Tabelle 55: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Risse, Bayern



Beispiel 3 – Schweiz

In der Schweiz werden anstelle der Zustandsgrösse Risse die Belagsschäden untersucht, die im Bereich der Autobahnen durch Risse dominiert werden. Entgegen der übrigen Länder verursacht hier die Koeffizientenanpassung eine schnellere Zustandsverschlechterung und damit einen größeren Anteil des Netzes, der erhaltungsbedürftig wird. Dies wird mit dem guten Ausgangszustand und dem jungen durchschnittlichen Alter im Netz begründet. Da in der Schweiz kein Warnwert definiert wird, ist der Erhaltungsbedarf mit dem Schwellenwert ausgewiesen (Tabelle 56).

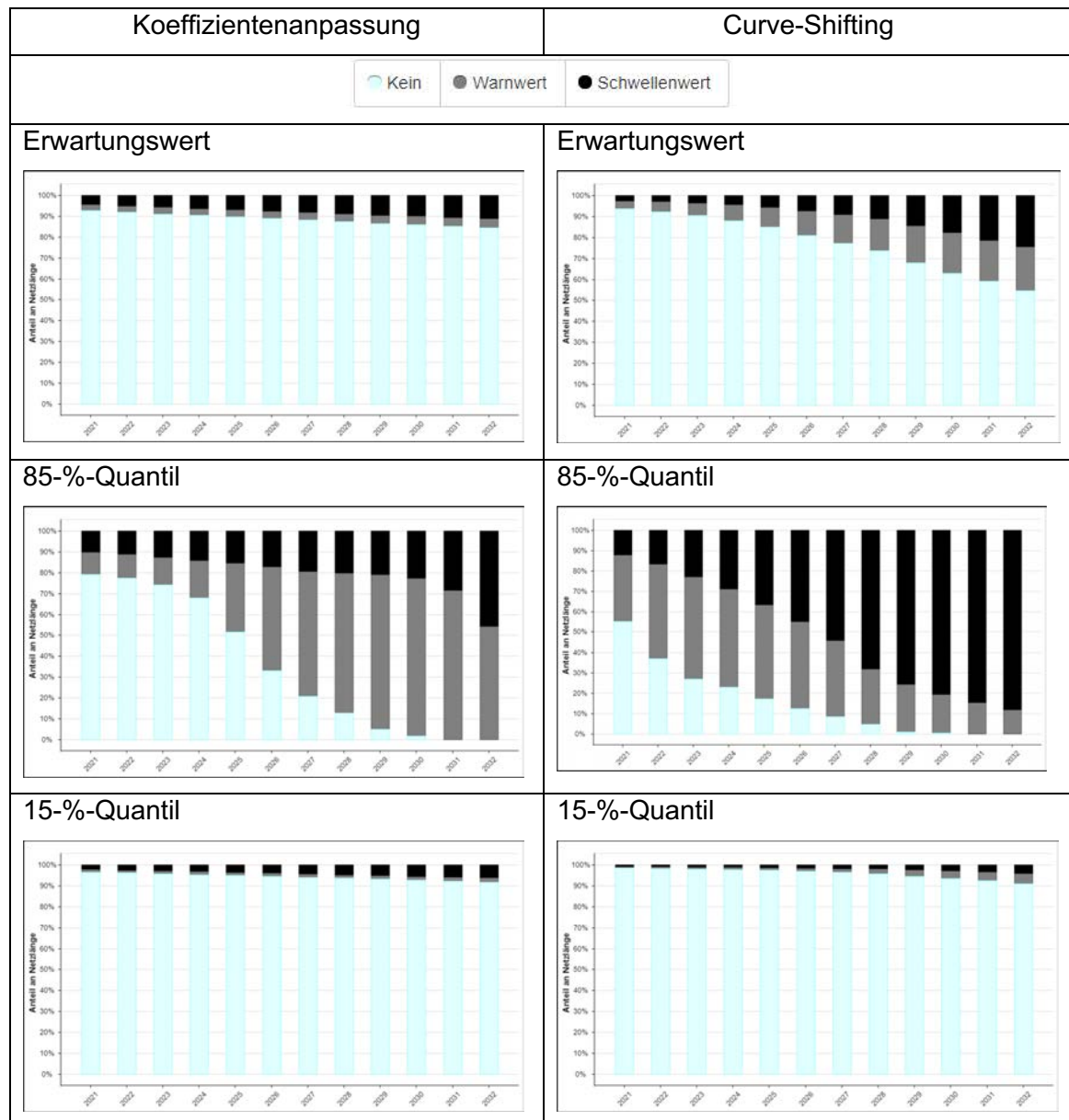
Tabelle 56: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Belagsschäden, Schweiz



Beispiel 4 – Österreich

In Österreich ist das exponentielle Wachstum des Erhaltungsbedarfs besonders für das 85%-Quantil im Curve-Shifting zu erkennen. Auch hier ergibt sich eine geringfügig schnellere Zunahme des Netzanteils mit Erhaltungsbedarf als bei der Koeffizientenanpassung (Tabelle 57). Auffällig dabei ist, dass beim Curve-Shifting ein deutlicher Anteil der Abschnitte, die zu Beginn der Prognose (2021 und davor) noch in gutem Zustand waren, bereits im folgenden Jahr (2022) erhaltungsbedürftig werden. Diese sprunghafte Zustandsverschlechterung ergibt sich bei der Koeffizientenanpassung erst zu einem späteren Zeitpunkt (2025).

Tabelle 57: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Risse, Österreich

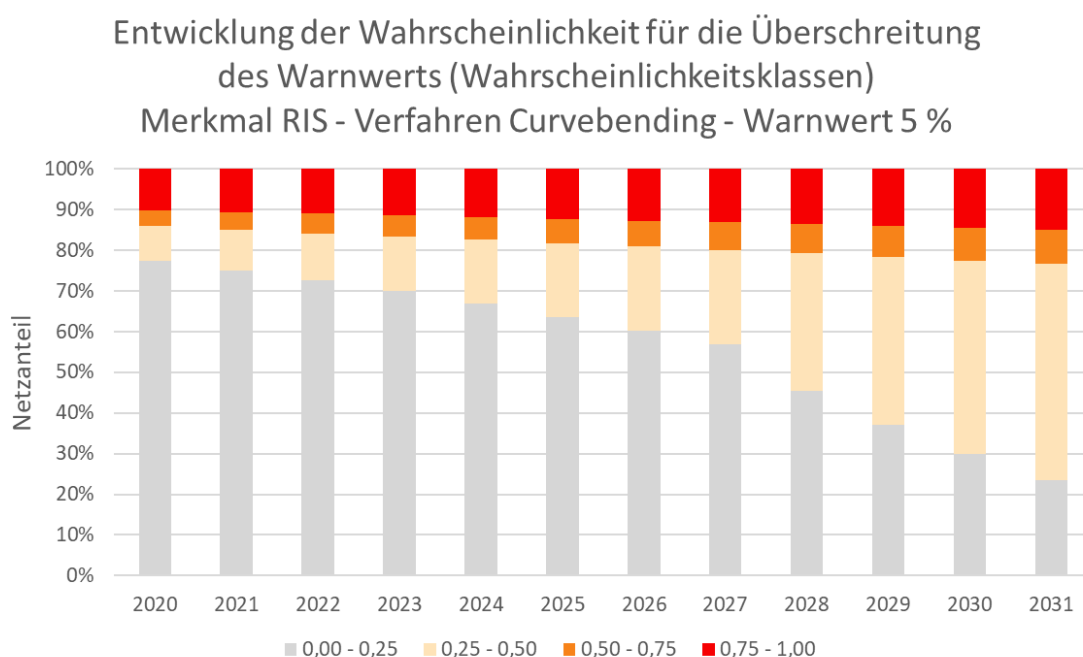
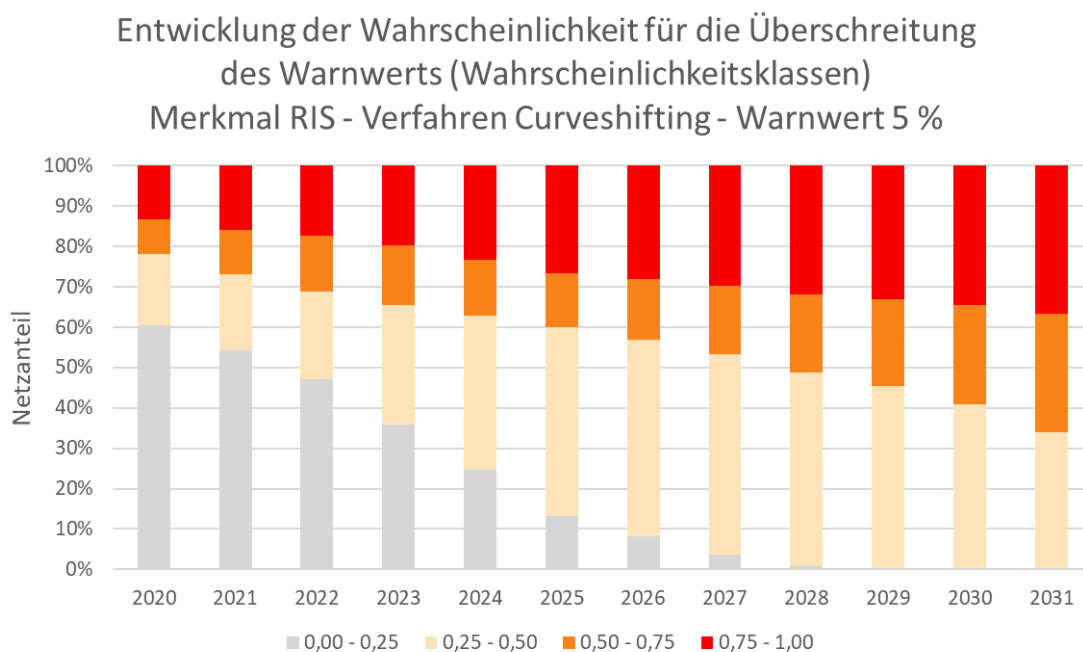


Wahrscheinlichkeitsbasierte Aussagen zum Erhaltungsbedarf:

Neben den Aussagen zur Zustandsentwicklung können auch Wahrscheinlichkeiten für den Erhaltungsbedarf abgeleitet werden. Exemplarisch für das Untersuchungsnetz Nordrhein-Westfalens wurde die Wahrscheinlichkeit ermittelt, mit der der Warnwert von 5 % Flächenanteil mit Rissen im Netz überschritten wird. Wie beim objektbezogenen Ansatz wurden hierfür vier Wahrscheinlichkeitsklassen gebildet und über das Netz statistisch ausgewertet. Mit diesem Ansatz ist es möglich, ein Sicherheitsniveau zu definieren, ab dem das Netz hinsichtlich des Erhaltungsbedarfs analysiert werden kann. Die damit herausgearbeiteten Netzanteile können anschließend der koordinierten Erhaltungsplanung zugeführt werden, um den erforderlichen Finanzbedarf zu ermitteln.

In Abbildung 126 wurden die Wahrscheinlichkeiten für die Warnwertüberschreitung im gesamten Untersuchungsnetz mit dem Curve-Shifting-Verfahren und der Koeffizientenanpassung prognostiziert. Beim Curve-Shifting-Verfahren ist erneut zu beobachten, dass die Wahrscheinlichkeitszunahme schneller voranschreitet als bei der Koeffizientenanpassung. Gegen Ende des Prognosezeitraums kann daher bei ca. 35 % des Untersuchungsnetzes mit hoher Sicherheit (75 % bis 100 %) von Erhaltungsbedarf ausgegangen werden, während sich dieser Anteil bei der Koeffizientenanpassung auf ca. 15 % beläuft. Bei Hinzunahme der zweithöchsten Wahrscheinlichkeitsklasse ergibt sich das gleiche Bild wie für die Entwicklung des Erwartungswerts.

Curve-Shifting



**Abbildung 126: Erhaltungsbedarf auf Netzebene - Entwicklung der Wahrscheinlichkeit für
Erhaltungsbedarf**

7.5 Weiterführende Schritte / Diskussion

Der Erhaltungsbedarf wurde definiert als Summe solcher Fahrbahnabschnitte, die gegenwärtig den Warnwert bereits überschritten haben sowie derer Abschnitte, die in Zukunft den kritischen Zustandsbereich erreichen. Exemplarisch wurde dieser Erhaltungsbedarf am Beispiel des Zustandsmerkmals Risse ausgewertet. Mit den in den Regelwerken vorgegebenen Warn- bzw. Schwellenwerten konnte ein Grenzwert definiert werden, der Anlass zu Analysen der Ursachen für die Zustandsverschlechterung und zur Planung von geeigneten Erhaltungsmaßnahmen gibt. Die Ergebnisse wurden auf Netzebene sowie auf Objektebene in Form von Statistiken, Profildarstellungen und Netzkarten dargestellt und ausgewertet. Dadurch konnte ein erster Überblick zu der Verteilung von maßnahmenbedürftigen Auswerteabschnitten vermittelt werden.

Mit der Anwendung der probabilistischen Modellansätze wurden zur Abschätzung der Zustandsentwicklungen merkmalspezifische und für den jeweiligen Auswerteabschnitt individuelle Prognosefunktionen angesetzt. Die Funktionsverläufe sind derzeit abhängig von der Bauweise und der Verkehrsbelastung. Eine Korrektur der zuvor definierten a-priori-Funktion erfolgte für jedes untersuchte Objekt auf Basis der gemessenen Zustandsgrößen der Erfassungskampagnen. Durch die Aggregation der Objektergebnisse ließen sich Aussagen über den Erhaltungsbedarf auf Netzebene ableiten.

Dieser Ansatz eignet sich besonders zur kurz- bis mittelfristigen Zustandsprognose. Bei längeren Prognosezeiträumen gehen die Ergebnisse mit zunehmenden Unsicherheiten einher, was sich in einer breiteren jährlichen Zustandsverteilung je Objekt widerspiegelt.

Es ist zu erwarten, dass die Ergebnisse der Erhaltungsbedarfsprognose auf Netzebene aussagekräftiger sind als auf Objektebene. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die a-priori-Funktionen aus einer großen Grundgesamtheit hergeleitet wurden. Obwohl die Prognosefunktion für jedes Objekt anhand der gemessenen Zustandsgrößen aktualisiert wird, wird sich nicht jedes Objekt exakt entsprechend dieser Abschätzung entwickeln. Dies gilt auch für den Fall, dass für einen Abschnitt keine Zustandsdaten zur Verfügung stehen und die Prognose lediglich anhand der a-priori-Funktion erfolgt, ohne den tatsächlichen Zustand zu kennen. Für eine erhöhte Aussagekraft auf Objektebene müsste das Rauschen der Messungen reduziert sowie die Anzahl der Zustandserfassungen erhöht werden. Eine maßgebliche Verbesserung würde jedoch erst durch eine feinere Clusterung der Daten erreicht werden, um das Prozessrauschen zu reduzieren.

Nach dem Gesetz der großen Zahlen sollte jedoch eine verlässliche Aussage über die Entwicklung des Gesamtnetzes möglich sein.

Zur Ableitung von Maßnahmenarten und -zeitpunkten ist es nicht ausreichend, den Erhaltungsbedarf anhand einzelner Merkmale auszuweisen. Hierfür sind weitgehendere Analysen notwendig, die unter Kombination der verschiedenen Zustandsmerkmale Aufschluss über das Schadensbild geben. Beispielsweise kann eine Zusammenfassung der Zustandsgrößen in die Teilwerte Gebrauch und Substanz einen besseren Überblick über die Verteilung von maßnahmenbedürftigen Streckenabschnitten vermitteln. Welche Einzelmerkmale das jeweilige Schadensbild prägen, ergibt sich dann aus den Darstellungen der einzelnen Zustandsmerkmale.

Diese Verknüpfung sollte auf Basis der dimensionsbehafteten Zustandsgrößen erfolgen, um die Grundgedanken des probabilistischen Ansatzes fortzuführen und die Schadensschwere nicht durch die derzeitigen Normierungsverfahren nach oben zu begrenzen. Da die prognostizierten Zustandsgrößen jährlich in einer Wahrscheinlichkeitsverteilung vorliegen, sollten auch die übrigen Schritte zur Teilwertbildung und Maßnahmenextraktion auf Basis probabilistischer Verfahren fortgeführt werden. Bislang existieren jedoch keine Vorgaben zur probabilistischen Wertesynthese von Zustandsgrößen, die für deutsche, österreichische und schweizerische Daten einheitlich anwendbar wären. Hierfür ist weiterer Forschungsbedarf notwendig.

Um neben dem Schadensbild Informationen zur Schadensursache zu erhalten, sind zusätzlich zu den prognostizierten Zustandsdaten Informationen zum Aufbau und zur verkehrlichen Belastung hinzuzuziehen. Analog zu den bisher eingesetzten deterministischen Verfahren könnten damit Mängelklassen gebildet werden, mit denen eine Auswahl von Maßnahmen getroffen wird, die für das jeweilige Schadensbild technisch umsetzbar wäre. Mit diesen Informationen könnte eine Dringlichkeitsreihung zur Einleitung kurzfristiger Maßnahmen erfolgen, wenn aufgrund des Straßenzustands die Verkehrssicherheit oder die Straßensubstanz gefährdet wird. Der bedarfsorientierte Mitteleinsatz ergibt sich dabei aus der Zustandskonstellation, die die jeweilige Schadensursache repräsentiert.

Die Ableitung des mittel- und langfristigen Finanzbedarfs erfolgt u.a. aus den Ergebnissen der Zustandsprognose.

Dabei sind die zur Verfügung stehenden Haushaltsmittel in einem Optimierungsverfahren über den betrachteten Realisierungszeitraum so zu verteilen, dass der bestmögliche Gesamtzustand im Netz erreicht wird. Die Optimierung müsste sämtliche Alternativen in Bezug auf Maßnahmenarten, Maßnahmendurchführungszeitraum und Netzlokalisierung berücksichtigen. Ein entsprechendes probabilistisches Modell zur Einleitung von Maßnahmen und zur Abschätzung der Maßnahmenwirkung bleibt zu entwickeln.

Vielfach werden im Zuge von Erhaltungsmaßnahmen weiterführende Um- und Ausbaumaßnahmen zur Verbesserung der Netzqualität durchgeführt, die über die reine bauliche Erhaltung hinausgehen. Für das zu ermittelnde Erhaltungsprogramm ist daher zu klären, wie ein bereits vorgesehenes Bauprogramm im Rahmen der Erhaltungsbedarfsprognose eingearbeitet und koordiniert werden kann.

Bei der Prognose des Erhaltungsbedarfs wurden die probabilistischen Algorithmen auf die Auswerteabschnitte der Messkampagnen angewendet. In Deutschland beträgt die Standardlänge dieser Abschnitte in der Regel 100 m. Durch die Verschneidung der Bestandsinformationen wird die Abschnittslänge in den österreichischen und schweizerischen Daten noch einmal verringert. Diese sehr kurzen Standardauswertelängen entsprechen nicht den Erhaltungsabschnitten der Erhaltungsplanung in der Praxis. Im Rahmen der Bedarfsprognose sollte daher die Bildung homogener Abschnitte unter dem Aspekt probabilistischer Zustandsverteilungen in den Prozess mit aufgenommen werden. Diese homogenen Abschnitte sind dann als Vorstufe zur Bildung von Baulosen zu betrachten. Die Zusammenfassung der kurzen Auswerteabschnitte zu größeren homogenen Abschnitten sollte zunächst auf Basis der Zustandsgrößen der einzelnen Merkmale erfolgen. In einem weiteren Schritt könnten dann die im Straßennetz beieinander liegenden Cluster für die Deckschichtart und die Verkehrsbelastung entsprechend zusammengefasst werden.

Die homogene Abschnittsbildung kann grundsätzlich vor oder nach der Prognose erfolgen, vorausgesetzt die Homogenität wird dabei gewährleistet. Bei der Abschnittsbildung ist jedoch zu beachten, dass sich durch die Mittelwertbildung der jeweiligen Zustandsmerkmale Änderungen in der Zustandsverteilung ergeben können. Gerade die geringen Anteile mit schlechten Zustandsspitzen werden bei dieser Abschnittsbildung noch deutlich geringer ausfallen.

8 SCHLUSSBETRACHTUNG

8.1 Zusammenfassung der wesentlichen Erkenntnisse

Zurzeit kommen in den Ländern Deutschland, Österreich und Schweiz zur Bewertung des heutigen und zukünftigen Zustandes von Fahrbahnoberflächen hauptsächlich deterministische Modelle in den PMS zum Einsatz.

Ziel des Projektes war es, ein probabilistisches Zustandsprognosemodell zu entwickeln, mit dem der Erhaltungsbedarf von Straßenabschnitten und des Netzes ermittelt werden kann. Hierzu sollte eine Vorzugsmodellvariante anhand von Daten der D-A-CH-Länder entwickelt werden.

Erhaltungsbedarf entsteht, wenn der Zustand einer Straße ein definiertes Niveau der Schädigung übersteigt und dadurch die vorgegebenen Erhaltungsziele nicht mehr erreicht werden.

Da Straßeninfrastrukturen erhebliche finanzielle Ressourcen erfordern, ist das Wissen über den aktuellen und zukünftigen Zustand der Straßen von außerordentlicher Bedeutung.

Das Erhaltungsmanagement von Straßen läuft i. d. R. systematisch ab und ist als wiederkehrender Zyklus zu sehen, der aus verschiedenen Teilprozessen von der Inventarisierung der Straßen über die Zustandserfassung und -bewertung verschiedener Merkmale sowie die Prognose der Zustandsentwicklung (von Abschnitten oder Netzen) bis zur Umsetzung von Erhaltungsmaßnahmen, der Budgetierung und dem Controlling reicht. Ein bedeutsamer Teilprozess ist dabei die Prognose der Zustandsentwicklung, die mit Hilfe eines Prognosemodells erfolgt.

Zur Auswahl eines geeigneten Prognosemodells wurden zunächst anhand von realen Zustandsdaten von Autobahnen bzw. Bundesfernstraßen Analysen der gemessenen Zustandsänderungen zwischen zwei Erfassungskampagnen durchgeführt.

Die Daten umfassten Zustandserfassungen der deutschen Bundesländer Bayern und Nordrhein-Westfalen, der ASFINAG aus Österreich und des ASTRA aus der Schweiz.

Zur Erstellung eines Prognosemodells wurden diese Daten aufbereitet. Hierzu wurden Aufbau- und Verkehrsdaten mit den Daten aus der Zustandserfassung verschnitten.

Schließlich lagen als Datengrundlage die zur Verfügung gestellten Zustandsgrößen vor, deren Zustandsabschnitten Informationen über Fahrstreifen, Bauweise, Material der

Deckschicht, Dicke der Deckschicht, Jahr der der letzten Maßnahme, Liegezeit der Deckschicht und Verkehrsstärke zugeordnet wurden.

Um das Alterungsverhalten von Objekten mit Hilfe der Probabilistik zu beschreiben und zu prognostizieren, liegen mit der Survival-Analyse, dem Bayes'schen Ansatz und dem Markov-Prozess verschiedene Methoden vor.

Beim Markov-Prozess wird der zukünftige Zustand mit Hilfe von Übergangswahrscheinlichkeiten prognostiziert.

Die Survival-Analyse wird durch den „Ausfall“ geprägt, der ein Überschreiten eines bestimmten Qualitätsniveau darstellt.

Bayes'sche Modelle erlauben die Abbildung von Ursache-Wirkungs-Ketten und basieren auf dem Ansatz der bedingten Wahrscheinlichkeit. Eine bedeutende und flexible Anwendung des Bayes'schen Ansatzes sind die Bayes'schen Netze und das Bayes-Filter. Eine Variante eines solchen Bayes-Filter ist das Kalman-Filter, welches von normalverteilten Fehlerverteilungen ausgeht.

Die Modellansätze wurden vergleichend gegenübergestellt und bewertet. Zusammenfassend verfügt das Bayes-Filter über mehrere Vorteile gegenüber den anderen beiden Ansätzen und wurde daher weiter als Vorzugsmodellvariante entwickelt.

Das entwickelte Prognosemodell basiert auf einer a priori Prozessfunktion, die anschließend mit Hilfe eines Bayes-Filters angepasst wird. Diese angepasste Prognosefunktion dient dazu, anschließend den zukünftigen Zustand eines Straßenabschnittes zu prognostizieren. Die Validierung verschiedener Modellvarianten erfolgte mit einem unabhängigen Datensatz im Rahmen einer Simulation.

Um die praktische Anwendbarkeit des Bayes-Filters mit einem mathematischen Modell für die Prozess- und Messgleichung zu überprüfen, wurden verschiedene Varianten des Bayes-Filters miteinander verglichen. Hierbei wurden das Kalman-Filter, das Extended Kalman-Filter, das Unscented Kalman-Filter und das Partikelfilter überprüft. Wichtig bei diesem Vergleich war, dass die Prozessfunktion nahezu dem tatsächlichen Zustandsverhalten entspricht.

Die Wahl der Filter-Variante fiel nach Gegenüberstellung der Vor- und Nachteile der einzelnen Varianten auf das Extended Kalman-Filter.

Um die Prozessfunktion zu entwickeln und gleichzeitig durch Validierung der Ergebnisse eine ausreichende Prognosequalität zu gewährleisten, wurden die zur Verfügung gestellten Daten geclustert. Die Daten wurden in Test-, Entwicklungs- und Validierungsdaten aufgeteilt und nach Schwerverkehrsbelastung, Bauweise und Material des Oberbaus klassifiziert.

Aus der aufbereiteten und gesplitteten Datengrundlage waren schließlich Prozessfunktionen herzuleiten. Dazu wurden die charakteristischen Zustandsverläufe und deren Funktionskoeffizienten der a priori Prozessfunktionen ermittelt.

Die Prozessfunktion wird innerhalb des Filters kontinuierlich mit jedem neuen Messergebnis aktualisiert. Die Anpassung kann mit Hilfe dem Verfahren der Koeffizientenanpassung oder des Curve-Shifting-Verfahrens erfolgen.

Neben der Ermittlung der Prozessfunktionen erfolgte weiterhin eine Abschätzung der Messpräzision der einzelnen Zustandsgrößen.

Im Rahmen der Validierung wurden das probabilistische Prognosemodell, der Markov-Prozess und ein deterministisches Modell gegenübergestellt und die Qualität der Prognose überprüft.

Zusammenfassend ließ sich am Beispiel der Querebenheit Folgendes resümieren: Die Anwendung des Markov-Prozesses lieferte keine zufriedenstellenden Ergebnisse. Das deterministische Verfahren lieferte unter Verwendung der gleichen Prozessfunktionen wie beim Extended Kalman-Filter geringere Abweichungen in der Prognose als dies mit den Varianten des Extended Kalman-Filter gelang. Dennoch bot das Extended Kalman-Filter den Vorteil, dass Unsicherheiten in der probabilistischen Zustandsprognose quantifiziert werden konnten. Die Qualität der Prognose stieg erwartungsgemäß mit einer steigenden Anzahl an Messergebnissen je Auswerteabschnitt.

Nach Abschluss der Modellentwicklung und -validierung erfolgte die Umsetzung des beschriebenen Modells in einer Web-basierten Prototypanwendung.

Um den Erhaltungsbedarf mit diesem Prototyp abzuschätzen, mussten verschiedene Eingangsgrößen festgelegt bzw. angenommen werden.

So erfolgte die Zustandsprognose auf Basis von Zustandsgrößen und der Definition länderspezifischer Warn- und Schwellenwerte (D: ZTV ZEB-StB, A: PMS Handbuch, CH: Norm VSS 40 925).

Die Modellierung des Prototyps erfolgte auf Grundlage des Modells aus Kapitel 5.

Der entstandene Prototyp wird anhand der Testdaten validiert.

Die Übersicht zu den Daten eines Straßennetzes erfolgt in Form einer Tabelle, die nach verschiedenen Kriterien gefiltert werden kann. Der Ortsbezug ist mit länderspezifischen Attributen eindeutig hergestellt. Außerdem besitzt jeder Abschnitt eine eindeutige ID.

Als Ergebnisse können in vier verschiedenen Fenstern für eine Zustandsgröße

- die Zustandsentwicklung eines einzelnen Abschnittes,
- die Zustandsanalyse eines gefilterten oder des gesamten Netzes,
- der netzweite Erhaltungsbedarf eines gefilterten oder des gesamten Netzes
- und ein Streckenband für eine gefilterte Zahl von Abschnitten

dargestellt werden.

Für jeden Abschnitt und jede Zustandsgröße können der Mittelwert und die zweifache Standardabweichung für jeden Zeitschritt ermittelt und grafisch dargestellt werden. Warn- und Schwellenwert können eingelesen werden. Alle Objekte, die den Warnwert überschreiten, beschreiben den Erhaltungsbedarf.

Für die Weiterverwendung der Ergebnisse des Prototyps können diese Informationen als csv-Datei exportiert werden. Sie enthalten für jedes Prognosejahr neben den ausgewählten Quantilen auch den Erwartungswert und die Standardabweichung, sodass die Normalverteilung des ermittelten Zustands definiert ist.

Für die Validierung der Zustandsprognose wurde der entwickelte Prototyp exemplarisch angewendet. 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%-Quantil untersucht. Für nicht-sicherheitsrelevante Zustandsgrößen (z. B. Risse) wurden das 85%-, 50%- und das 15%-Quantil betrachtet.

Die Untersuchungen haben ergeben, dass mit dem probabilistischen Ansatz merkmalspezifische Zustandsentwicklungen prognostiziert werden können, die eine Aussage über die Eintrittswahrscheinlichkeit eines Schadenausmaßes zulassen.

Die Zustandsprognose jedes Untersuchungsobjekts wird verbessert, indem die vordefinierte Prozessfunktion anhand der Messergebnisse der Zustandserfassung angepasst wird. Im Vergleich zu den bisher angewendeten deterministischen Prognosemodellen ergeben sich im Ergebnis optimistischere Zustandsverteilungen.

Die Funktionsverläufe der a priori Prozessfunktionen wurden für jede Zustandsgröße aus den Clustern zur Bauweise und der Verkehrsbelastung hergeleitet. Für die Aktualisierung durch vorliegende Messdaten wurden die Verfahren der Koeffizientenanpassung und des Curve-Shiftings miteinander verglichen. Besonders für ältere Abschnitte zeigte sich beim Curve-Shifting eine prognostizierte schnellere Zustandsverschlechterung als bei der Koeffizientenanpassung. Umgekehrtes gilt für jüngere Abschnitte. Für die weitere Forschung ist es denkbar, diese beiden Verfahren miteinander zu kombinieren.

Obwohl die Zustandsprognose im Regelfall plausible Ergebnisse liefert, zeigten sich in wenigen Ausnahmefällen auf der Objektebene nicht plausible Zustandsverläufe, u. a. wurden Zustandsverbesserungen bei bestimmten Ausgangszuständen prognostiziert. Dies ist jedoch durch eine Verfeinerung der Datenclusterung und eine Erhöhung der Messpräzision zu beheben.

Der Erhaltungsbedarf in einem bestimmten Jahr wurde als Summe solcher Fahrbahnabschnitte definiert, die gegenwärtig den Warnwert bereits überschritten haben sowie derer Abschnitte, die bis zu diesem Jahr den kritischen Zustandsbereich erreichen. Exemplarisch wurde dieser Erhaltungsbedarf am Beispiel der Zustandsmerkmale Risse und Griffigkeit ausgewertet. Um zu verdeutlichen, dass die Aussagen zum Erhaltungsbedarf um probabilistische Informationen erweitert werden können, wurde der Erhaltungsbedarf für verschiedene Quantile ermittelt. Zusätzlich konnte eine netzweite Untersuchung durchgeführt werden, bei der die Eintrittswahrscheinlichkeit für den Erhaltungsbedarf als neues Werkzeug innerhalb des Erhaltungsmanagements definiert wurde. Dadurch konnte ein erster Einblick gegeben werden, wie mit Hilfe des probabilistischen Ansatzes die Festlegung von maßnahmenbedürftigen Auswerteabschnitten zukünftig erfolgen könnte.

8.2 Nächste Schritte zur Anwendung

In diesem Kapitel wird zunächst beschrieben, wie das probabilistische Modell stufenweise in die Praxis eingeführt werden kann. Anschließend werden die Möglichkeiten zur Integration in bestehende Pavement Management Systeme und der Aufwand für die Entwicklung des Modells aufgezeigt.

8.2.1 Umsetzung des Verfahrens in die Praxis

Nicht alle Teilmodelle innerhalb der Erhaltungsplanung müssen vollständig probabilistisch umgesetzt werden. Es kann zielführend sein, bis zu einem gewissen Punkt probabilistisch und nachfolgend mit einem Erwartungswert oder Quantilwert deterministisch zu modellieren. Die Einführung des probabilistischen Modells kann somit mittelfristig auch über Zwischenstufen erfolgen. Dies ist zweckmäßig, da bisher für einzelne Teilmodelle noch nicht ausreichende Forschungserkenntnisse vorliegen. Langfristig ist eine vollständig probabilistische Umsetzung der Erhaltungsplanung anzustreben.

Unmittelbare Umsetzung

Die innerhalb dieses Projektes parametrisierten Prozessfunktionen des EKF können auch schon heute für eine rein deterministische Zustandsprognose verwendet werden.

Des Weiteren kann die ermittelte Messpräzision je Zustandsgröße für eine erste Beurteilung der Qualität der deterministischen Prognose verwendet werden.

Mittelfristige Umsetzung

Die probabilistische Zustandsprognose ermöglicht eine differenzierte Vorhersage, zu welchem Zeitpunkt eine Maßnahme eingeleitet werden sollte (z. B. bei Griffigkeit).

Das Modell liefert eine Entscheidungsgrundlage, um zusätzliche Überwachungsmaßnahmen in „kritischen“ Streckenabschnitten einzurichten.

Es ermöglicht eine Betrachtung in Bezug auf die Ausfallwahrscheinlichkeit und deren Konsequenzen anhand der prognostizierten Streubereiche. Je nach gewähltem Quantilwert führt dies bei jedem Auswerteabschnitt zu einer Änderung der Nutzungsdauer. In Hinblick auf eine Lebenszyklusbetrachtung können schließlich verschiedene Varianten gegenübergestellt und anhand der Wahrscheinlichkeitsverteilungen zu Nutzen und Kosten bewertet werden.

Bei einzelnen besonders „kritischen“ bzw. netzrelevanten Auswerteabschnitten kann eine explizite Betrachtung von Ausfallwahrscheinlichkeiten und deren Konsequenzen durchgeführt werden. Dies ist bspw. für das Oberflächenmerkmal Griffigkeit (Verkehrssicherheit) interessant.

Langfristige Umsetzung

Langfristig ist eine probabilistische Umsetzung aller Teilschritte der Erhaltungsplanung anzustreben. Im Rahmen von Lebenszyklusanalysen können verschiedene (Erhaltungs-) Szenarien und deren Auswirkungen auf Nutzen und Kosten probabilistisch verglichen werden.

Hierzu kann bspw. analysiert werden, welchen Effekt eine alternative Auswahl der Quantilwerte in der Erhaltungsplanung auf die Budgetplanung hat. So könnte eine Erhöhung der akzeptierten Ausfallwahrscheinlichkeit (Auswahl anderer Quantilwerte) eine Einsparung von Kosten über den gesamten Lebenszyklus bewirken.

8.2.2 Integration in bestehende Pavement Management Systeme

Für eine Integration der probabilistischen Methodik in bestehende Softwaresysteme bietet der Prototyp aktuell den Export der Prognoseergebnisse im CSV-Format an. Für jedes Einzelobjekt kann dadurch die Wahrscheinlichkeitsverteilung in den einzelnen Prognosejahren ausgegeben werden. Ebenso können diese Daten für das gesamte Netz aggregiert werden, um netzweite Auswertungen zu erstellen. Die Software, die diese Daten interpretieren und verarbeiten können soll, muss folglich über geeignete Schnittstellen verfügen.

Um mit dem Prototyp eine Prognoserechnung auf Basis aktueller Daten durchzuführen, können in der bestehenden Version Zustandsdaten eingelesen werden. Hierfür ist zu beachten, dass die Daten im vorgegebenen Standard vorliegen müssen (Kapitel 6.2.2). Es wird empfohlen, die bereits in der Datenbank bestehenden Daten weiterzuverwenden, um anhand der vorliegenden Zustandsmessungen eine bessere Aktualisierung der Prozessfunktion durchführen zu können. In diesem Fall müssen die neu hinzugefügten Netzdaten in derselben NetZRasterung vorliegen wie die bereits bestehenden Daten.

Weiterhin ist es denkbar, den Prototyp so weiterzuentwickeln, dass ein Web-Service bereitgestellt wird, der über entsprechende Schnittstellen verfügt.

Bestehende Softwaresysteme hätten dann die Möglichkeit, die Prognoserechnungen als In-Out-System des Web-Service durchführen zu lassen. Zustandsdaten könnten damit an den Prototypen transferiert werden. Dieser würde die probabilistischen Zustandsentwicklungen berechnen und die Ergebnisse zurückliefern, die dann wiederum in die eigene Softwarelösung integriert werden könnten. Für dieses Anwendungsszenario wären hinsichtlich der Kommunikation die Schnittstellenanforderungen abzustimmen.

Für die Integration der Prognose ist weiterhin zu beachten, dass auch die vorstehenden und nachfolgenden Module eines Pavement Management Systems mit dem probabilistischen Ansatz umgehen können müssen. Dies betrifft neben einer wahrscheinlichkeitsbasierten Bestimmung homogener Abschnitte auch die Festlegung der Regeln für die Durchführung der Maßnahmen und die Optimierung des daraus resultierenden Bauprogramms. Grundlegende Konzepte zur Integration in die Praxis sind bereits in Kapitel 8.2.1 beschrieben. Hier existiert weiterer Forschungsbedarf.

8.2.3 Aufwand zur Datenaufbereitung

Um die entwickelten Verfahren in der Praxis einzusetzen und bei den Straßenbaulastträgern für die Erhaltungsplanung einzuführen, ist vorab der Aufwand abzuschätzen, der mit der Datenaufbereitung und der Durchführung der Prognoserechnungen verbunden ist.

Die Modellansätze wurden so umgesetzt, dass Prognosefunktionen für die Datencluster Bauweise und Verkehrsbelastung für ausgewählte Zustandsmerkmale hergeleitet wurden. Diese Prozessfunktionen können grundsätzlich für weitere Prognosen in der Praxis angesetzt werden.

Dabei ist jedoch zu beachten, dass diese Prognosefunktionen für die Fahrbahnen der Autobahnen parametrisiert wurden. Der Zustand der untersuchten Straßennetze befindet sich überwiegend im sehr guten bis guten Bereich. Soll eine Zustandsprognose für untergeordnete Straßenkategorien (z. B. Bundes- und Landesstraßen) durchgeführt werden, ist eine Neuparametrisierung zu empfehlen. Dies ist mit der unterschiedlichen Charakteristik in der Zustandsentwicklung zu begründen. Der Aufwand zur Datenaufbereitung würde sich entsprechend erhöhen.

Ebenfalls ist eine erneute Parametrisierung der Prozessfunktionen immer dann erforderlich, wenn neue Zustandsmerkmale prognostiziert oder die Daten zu neuen Clustern zusammengefasst werden sollen, bspw. wenn bestimmte Aufbaukombinationen getrennt voneinander zu untersuchen sind.

Für die Anwendung der entwickelten Methodik sind folgende Eingangsdaten erforderlich:

- Netzdaten
- Zustandsdaten mindestens einer Messkampagne (zu empfehlen)
- Aufbaudaten
- Verkehrsdaten

Die Netzdaten sind erforderlich, um die prognostizierten Ergebnisse dem Straßennetz zuordnen zu können und als Grundlage für die Planung des Erhaltungsprogramms heranzuziehen. Für die Prognose der Zustandsentwicklung sollten die Zustandsdaten mindestens einer Messkampagne zur Verfügung gestellt werden, um die Prozessfunktion anhand der Messwerte zu aktualisieren und an das tatsächliche Verhalten des Abschnitts anzunähern. Liegen mehrere Kampagnen vor, verbessert sich die Qualität der Prognose, jedoch steigt damit auch der Aufwand der Datenaufbereitung, da jeder Auswerteabschnitt mit den Zustandsdaten aller Messkampagnen zu verschneiden ist. Bei fehlenden Zustandsdaten werden die vorab definierten Prozessfunktionen in Verbindung mit der Angabe des Baujahrs angesetzt. Die Aufbaudaten sind erforderlich, um die Auswerteabschnitte den Clustern Bauweise bzw. Deckschichtmaterial zuzuordnen. Außerdem wird hieraus das Jahr der letzten Maßnahme extrahiert, welches das Einstiegsjahr in die Prognose der Zustandsentwicklung liefert. Aus den Verkehrsdaten sind die Belastungen des Schwerverkehrs zu entnehmen und auf die einzelnen Fahrstreifen zu verteilen.

Der Aufwand erstreckt sich nach Datenlieferung somit vorwiegend auf die Verschneidung der verschiedenen Informationen und einer anschließenden Zuordnung zu den Clustern aus Bauweise und Verkehrsbelastung.

Da sich die Zustandsdaten und auch die Schichtbezeichnungen zwischen den Ländern Deutschland, Österreich und Schweiz unterscheiden, sind die verschnittenen Quelldaten für eine weitere Anwendung in der Prognosesoftware zu standardisieren. Das Standardformat ist in Kapitel 6.2 beschrieben. Der Aufwand für diesen Schritt lässt sich reduzieren, indem ein Transformationsmodul entwickelt wird, das mit Hilfe von Mapping Tabellen die Spalten der Inputdaten den Spalten des Standardformats zuordnet.

Damit die Zustandsprognose durchgeführt werden kann, ist die Angabe eines Baujahres verpflichtend. Die transformierten Daten können anschließend in die Prognosesoftware eingelesen werden, die die Daten in die interne Datenbankstruktur überführt.

8.3 Ausblick

Mit dem entwickelten Prognosemodell und dem zugehörigen Prototyp ist die auswerteabschnittsspezifische probabilistische Zustandsprognose möglich. Damit wurde eine Grundlage geschaffen, um zukünftig eine probabilistische Prognose in einem PMS standardmäßig einsetzen zu können. Die nachfolgenden Schritte sind notwendig, um die funktionsfähige Zustandsprognose noch zu verfeinern.

Verbesserte Clusterung

Einen entscheidenden Einfluss auf die Prognose haben die a priori-Funktionen, die für verschiedene Datencluster entwickelt werden. Da die Koeffizienten der a priori-Funktionen durch eine Regressionsanalyse aus den Daten des jeweiligen Clusters bestimmt werden, hat die Art und Weise der Clusterung erheblichen Einfluss auf die Qualität der Prognose. Eine verfeinerte Clusterung im Bereich des Schwerverkehrs wäre zukünftig hilfreich. Außerdem ist eine länderspezifische Anpassung der Cluster an die Bauweisen sinnvoll. So werden wie in Kapitel 5.5.2 beschrieben in Österreich die Texturen einer Betonoberfläche anders hergestellt, als es in Deutschland der Fall ist. Auch die Splittmastixbauweise unterscheidet sich bspw. in Österreich. Eine feinere Clusterung der Daten bedingt jedoch gleichzeitig eine größere Datenbasis, um die Prognosefunktionen für alle Cluster zuverlässig ermitteln zu können.

Berücksichtigung weiterer Attribute

Im Verlauf der Prognoseauswertung wurde festgestellt, dass z. T. nicht plausible Ergebnisse vorliegen, wie z. B. der fragwürdige Verlauf des Zustandes von Hauptfahrstreifen im Vergleich zum Zustand des Überholfahrstreifens. Ein möglicher Grund dieses Verlaufes ist, dass beide Oberbauten im gleichen Jahr gebaut wurden, allerdings schon vor den betrachteten Zustandskampagnen auf dem Hauptfahrstreifen eine neue Deckschicht eingebaut wurde. Dies könnte behoben werden, wenn im Modell nicht nur das Alter des gesamten Oberbaus, sondern auch der Altersunterschied zwischen Deckschicht und dem restlichen gebundenen Oberbau betrachtet wird.

Auch hier würde dieser Schritt zu einem Mehraufwand zur Clusterung und schließlich zu einem höheren Bedarf an Daten führen. Ein weiterer Parameter, der aus den Erfahrungen des Projektes mit in das Modell einbezogen werden könnte, ist die Dicke der Oberbauschichten.

Einbinden von weiteren Datensätzen

Im gegenständlichen Projekt beziehen sich die Erstellung der a priori-Funktionen und die Aktualisierung der Prozessfunktion auf Messwerte von bis zu drei Messkampagnen. Dies ermöglicht eine gute Prognose, wobei die Qualität der Prognoseergebnisse mit der Menge der eingepflegten Daten ansteigt. Grundsätzlich können beliebig viele Messergebnisse genutzt werden. Trotz des durch die Einbindung von mehreren Messergebnissen entstehenden Mehraufwandes bei der Aufbereitung der Daten ist dies auch in Anbetracht der bereits geschilderten Punkte ein wichtiger zukünftiger Schritt.

Erweiterung auf andere Netze

In diesem Projekt wurden für die Entwicklung der Prognosemodelle Daten von hochbelasteten Straßen (Bundesfernstraßen, Nationalstraßen) genutzt, die meist einen im Vergleich zum Gesamtstraßennetz der Forschungsländer überdurchschnittlich guten Zustand aufweisen. Um das Modell zu verallgemeinern und auch für andere Straßen zu nutzen, müssen Daten aus Netzen mit weniger Verkehrsbelastung verwendet werden, die in der Regel einen unterschiedlichen Zustandsverlauf aufweisen. Eine Herausforderung hierfür ist die Vollständigkeit der Daten.

Weiterentwicklung des Filters

Das Extended Kalman-Filter wurde im gegenständlichen Projekt gewählt, weil es die beste Kombination aus Genauigkeit und Zuverlässigkeit bei der Abschätzung der Zustandsentwicklung unter vertretbarem Aufwand darstellte. Andere Filter, wie bspw. das Partikelfilter, haben in Hinblick auf die Prognosegenauigkeit deutliche Vorteile, ziehen jedoch einen erheblichen Mehraufwand bezüglich der Entwicklung und Implementierung nach sich. Mittelfristig sollte für die Zustandsprognose die Verwendung eines Partikelfilters angestrebt werden.

Kombination von Merkmalen zur Bestimmung des Erhaltungsbedarfs

Das vorgestellte Modell prognostiziert den Erhaltungsbedarf zurzeit anhand einzelner Zustandsgrößen. Für eine realistischere Abschätzung des Erhaltungsbedarfs müssten die Zustandsgrößen jedoch miteinander verknüpft werden. Für den Nutzer ist die Bestimmung eines Erhaltungsbedarfs aussagekräftiger, wenn mehrere Zustandsgrößen einen Warn- oder Schwellenwert überschreiten. Diese Kombination ist jedoch mit der Normierung auf Zustandswerte verbunden. Die zugrundeliegenden Normierungsfunktionen sind allerdings nicht unmittelbar anwendbar ohne die probabilistische Prognose in eine deterministische Prognose umzuwandeln. Daher gilt es im Rahmen von zukünftiger Forschung zu analysieren, wie die Ergebnisse zu Teil- oder Gesamtwerten zusammengefasst werden können.

Georeferenzierung und Rasterung der Daten

Für die zukünftige Forschung wäre es elementar, wenn die Daten aus der Zustandserfassung entweder auf einem festgelegten Grundraster hinterlegt sind oder eine andere eindeutige Georeferenzierung vorweisen. Dies erleichtert das Einlesen und das Weiterverarbeiten der Daten erheblich. Gleichzeitig wird eine Verschneidung mit referenzierten Daten, die durch weitere Messkampagnen in die Prognose einfließen sollen, vereinfacht.

Mit den Ergebnissen des gegenständlichen Projektes wird das gesteckte Ziel erreicht und eine probabilistische Zustandsprognose von Straßen ermöglicht. Gleichwohl weist das vorgestellte Modell Verbesserungspotentiale auf, die in weiterer Bearbeitung in das entwickelte Modell eingepflegt werden können, um so die Zustandsprognose zu verfeinern.

9 LITERATURVERZEICHNIS

- Arenknecht, R., 2015. Implementierung und Evaluation verschiedener Bayes-Filter für das Personentracking. Technische Universität Ilmenau, Ilmenau.
- Arimbi, G., 2015. Network-Level Pavement Performance Prediction Modelling with Markov Chains (Master Thesis). Delft University of Technology, Delft, Niederlande.
- Arraigada, M., Partl, M., Kato, H., Pugliesi, A., Treuholz, A., 2013. Praxis-Kalibrierung der neuen mobilen Grossversuchsanlage MLS10 für beschleunigte Verkehrslastsimulation auf Straßenbelägen in der Schweiz (Forschungsauftrag ASTRA 2007/011 und ASTRA 2010/005_OBF auf Antrag des Bundesamtes für Strassen (ASTRA),). ASTRA, Ittingen, Schweiz.
- ASFINAG, 2019a. Jahresfinanzbericht für das Geschäftsjahr 2018, Wien.
- ASFINAG, 2019b. Netzzustandsbericht 2018. Wien.
- ASTRA, 2019a. Erhaltungsmanagement Nationalstraßen. Bern.
- ASTRA, 2019b. MISTRA TRASSEE - TRA. Bern.
- ASTRA, 2019c. Netzzustandsbericht 2018, Bern.
- Balck, H., Schüller, H., Balmberger, M., Rossol, C., 2017. Verfahren zur Zusammenführung von Informationen unterschiedlicher Netzanalysesysteme (Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen), Heft V 298. Bundesanstalt für Straßenwesen, Bergisch-Gladbach.
- Bald, J.S., 1991. Grundlagen für die Anwendung von Risikoanalysen im Straßenwesen (Dissertation). Technische Hochschule Darmstadt, Darmstadt.
- Bald, J.S., Stumpf, K., Wallrabenstein, T., Le Thu, H., 2011. Managing the Risks. Road Risk Analysis Tools, in: Infrastructure and Safety in a Collaborative World: Road Traffic Safety. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Bald, J.S., Wallrabenstein, T., Gerigk, M., 2010. Konzeption eines quantitativen modularen Risikomanagement-Tools für Straßentunnel (Schlussbericht zum Forschungsvorhaben FE 88.0003/2009). Bundesanstalt für Straßenwesen, Bergisch-Gladbach.

- Bellman, R.E., 1955. Equipment replacement policy. *Journal of the Society of Industrial and Applied Mathematics* Vol.3, 133–146.
- Blumenfeld, T., 2020a. Analyse und Prognose von Straßenzustandsdaten mit Hilfe von probabilistischen Methoden und der Strukturgleichungsmodellierung (Dissertation). Technische Universität Darmstadt, Institut für Straßenwesen, Darmstadt.
- Blumenfeld, T., 2020b. Die ZEB-Dauermessstrecke BAB A5 – Sachstand und Ausblick, in: *Straße Und Autobahn*. Kirschbaum Verlag, Bonn.
- Blumenfeld, T., 2016. Describing Changes in Road Condition by Numerically Described Multi-Dimensional Probability Distributions. Presented at the 6th Transport Research Area, Warschau, Polen.
- Blumenfeld, T., Bald, J.S., 2017. Erstellung eines Konzeptes zur Einführung von Kennzahlen für die strategische Erhaltungsplanung. Vorstudie (unveröffentlicht). Bundesanstalt für Straßenwesen, Bergisch-Gladbach.
- BMVI, 2019. Zustand/Netzqualität der Fahrbahnen, abgerufen am 15.12.2020 [WWW Document]. URL <https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Artikel/StB/zustand-netzqualitaet-der-fahrbahnen.html>
- BMVI, 2018. Längenstatistik der Straßen des überörtlichen Verkehrs, Stand 01.01.2018, abgerufen am 15.12.2020 [WWW Document]. URL https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Anlage/StB/laengenstatistik-2018.pdf?__blob=publicationFile
- Bortz, J., 2005. *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*, 6. Auflage. ed. Springer Medizin Verlag, Heidelberg.
- Brandherm, B., 2006. Eingebettete dynamische Bayessche Netze n-ter Ordnung (Dissertation). Universität des Saarlands, Naturwissenschaftliche Fakultät I, Saarbrücken.
- Buckman, R.E., 1962. Growth and Yield of Red Pine in Minnesota, *Forest Science*. University of Minnesota, Minnesota, USA.
- Bundesamt für Statistik, 2019. Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung: Bruttoinlandsprodukt, Datensatz, abgerufen am 15.12.2020.

Bundesamt für Statistik, 2018. Nationalstrassen: Gesamtlänge nach Straßentypen, abgerufen am 15.12.2020.

Bundesanstalt Statistik, 2019. Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen: Bruttoinlandsprodukt, abgerufen am 15.12.2020 [WWW Document]. URL https://www.statistik.at/web_de/statistiken/wirtschaft/volkswirtschaftliche_gesamtrechnungen/index.html

Bundesministerium für Finanzen, 2018. Bundeshaushaltsplan 2018 - Einzelplan 12, abgerufen am 15.12.2020.

Bundesministerium für Verkehr und Infrastruktur, 2018. ASB - Anweisung Straßeninformationsbank - Segment: Kernsystem - Version 2.04.

Cardoso, S.H., Marcon, A.F., 1998. Pavement performance models for the state of Santa Catarina (Brazil). Presented at the Fourth International Conference on Managing Pavements, Durban, Südafrika.

Castillo, E., Grande, Z., Mora, E., Lo, H., Xu, X., 2017. Complexity Reduction and Sensitivity Analysis in Road Probabilistic Safety Assessment Bayesian Network Models, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. New York, USA.

Clutter, J.L., 1963. Compatible Growth and Yield Models for Loblolly Pine, Forest Science. Society of American Forsters, Bethesda, USA.

Crantz, R., 1968. Der AASHO-Road-Test - Hauptergebnisse und Folgerungen zum Problem der Bemessung von Fahrbahnbefestigungen, in: Bericht Des AASHO-Road-Test-Ausschusses. Kirschbaum Verlag, Bad Godesberg.

Deublein, M., 2003. Prädiktion von Strassen-Unfallrisiken anhand von Bayes'schen Wahrscheinlichkeitsnetzen (Dissertation). ETH Zürich, Zürich, Schweiz.

Dröge, Ch., 2017. Systematische Nutzung von Bestandsdaten, in: Straße Und Autobahn. Kirschbaum Verlag, Bonn.

Ertman Larsen, H., Ulliditz, P., 1998. Development of improved mechanistic deterioration models for flexible pavements. Presented at the Fourth International Conference Managing Pavements, Durban, Südafrika.

- Fastrich, A., Girmscheid, G., 2010. Optimierungsmodell – Deterministische, lebenszyklusorientierte, dynamische Optimierung der Straßenunterhaltsmassnahmen, Bauingenieur. VDI Fachmedien, Düsseldorf.
- Fergen, M., Girmscheid, G., 2012. A Stochastic Approach to the Lifetime Prediction of Pavement Structures. Presented at the 4th European Pavement and Asset Management Conference, Malmö, Schweden.
- FGSV, 2006. Zusätzliche Technische Vertragsbedingungen und Richtlinien zur Zustandserfassung und -bewertung von Straßen (ZTV ZEB-StB). FGSV-Verlag, Köln.
- FGSV, 2001a. Arbeitspapier 9/A1 zur Zustandserfassung und -bewertung der Fahrbahnoberflächen von Straßen, Reihe A: Auswertung. FGSV-Verlag, Köln.
- FGSV, 2001b. Richtlinien für die Planung von Erhaltungsmassnahmen (RPE-Stra). FGSV-Verlag, Köln.
- FSV, 2013. RVS 11.06.74 Technische Anforderungen bei Griffigkeitsmessungen. Wien.
- FSV, 2009. RVS 11.06.69 Digitale Hochgeschwindigkeitsbilderfassung der Fahrbahnoberfläche mit dem System RoadSTAR. Wien.
- FSV, 2006. RVS 13.01.15: Beurteilungskriterien für die messtechnische Zustandserfassung mit dem System RoadSTAR. Wien.
- FSV, 2004a. RVS 11.06.66 Lasertexturmessungen mit dem System RoadSTAR. Wien.
- FSV, 2004b. RVS 11.06.67 Querebenheitsmessungen mit dem System RoadSTAR. Wien.
- FSV, 2004c. RVS 11.06.68 Längsebenheitsmessungen mit dem System RoadSTAR. Wien.
- FSV, 2002. RVS 11.06.65 Griffigkeitsmessungen mit dem System RoadSTAR. Wien.
- Fu, G., Devaraj, D., 2008. Methodology of Homogeneous and Non-Homogeneous Markov Chains for Modelling Bridge Element Deterioration (Endbericht). Michigan Department of Transportation, Center of Advanced Bridge Engineering, Civil and Environmental Engineering Department, Wayne State University, USA.

- Garcia, E., 2014. Bayes-Filter zur Genauigkeitsverbesserung und Unsicherheitsermittlung von dynamischen Koordinatenmessungen, Schriftenreihe des Lehrstuhls für Fertigungstechnik. Friedrich-Alexander Universität Erlangen-Nürnberg, Nürnberg.
- Glomb, P., 2007. Statistische Modelle und Methoden in der Analyse von Lebenszeitdaten (Diplomarbeit). Universität Oldenburg, Oldenburg.
- Golabi, K., Kulkarni, R.B., Way, G.B., 1982. A statewide pavement management system. Interfaces 6, 5–21.
- Gräber, P.-W., 2009. Automatisierung in der Wasserwirtschaft. Institut für Abfallwirtschaft und Altlasten, Technische Universität Dresden, Dresden.
- Grande, Z., Castillo, E., Mora, E., Lo, H.K., 2017. Highway and road probabilistic safety assessment based on Bayesian network model, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. Wiley & Sons, New York.
- Hajdin, R., 2016. Machbarkeitsstudie zu risikobasierten, objektbezogenen Ansätzen der Erhaltungsplanung von Brücken und Wasserbauwerken. Bundesanstalt für Wasserbau, Karlsruhe.
- Hajdin, R., Peeters, 2008. Bridging Data Voids: Advanced Statistical Methods for Bridge Managements in KUBA. Presented at the 10th International Conference on Bridge and Structure Management, Buffalo, N.Y., USA, pp. 90–104.
- Hess, R., Schweibenz, B., Stöckner, M., Zander, U., 2018. Infrastrukturmanagement Straße – Erhaltung, Maßnahmenkoordinierung, Wirtschaftlichkeit, Vermögensbewertung, 1st ed. Kirschbaum Verlag, Bonn.
- Heunecke, O., 1995. Zur Identifikation und Verifikation von Deformationsprozessen mittels adaptiver KALMAN-Filterung (Hannoversches Filter). Universität Hannover, Hannover.
- Hill, L.D., 1987. Minnesota Department of Transportation implementation of a pavement life prediction model. Presented at the Second North American Conference on Managin Pavements, Toronto, Kanada.

- Hinsch, K., Krause, G., Maerschalk, G., Rübensam, J., 2005. Katalogisierung von beschreibenden Grössen für das Gebrauchsverhalten von Fahrbahnbefestigungen und die Wirkung von Erhaltungsmaßnahmen, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik. BMVBW, Bonn.
- Hong, F., Prozzi, J.A., 2005. Updating Pavement Deterioration Models Using the Bayesian Principles and Simulation Techniques. Presented at the Transportation Research Board, Washington, D.C., USA.
- Hool, J.N., 1996. A Dynamic Programming Markov Chain Approach to Forest Production Control, Forest Science. Society of American Forsters, Bethesda, USA.
- Horat, M., Caprez, M., 2006. Kalibrieren, Vergleichen und Harmonisieren der Griffigkeitsmessungen und der Oberflächenrauigkeitsmessungen mit internationalen Institutionen (AIPCR-Ringversuch 1992),. Technische Hochschule Zürich, Zürich.
- Houben, E.H.P., Huirne, R.B.M., Dijkhuizen, A.A., Kristensen, Anders, R., 1994. Optimal Replacement of Mastitis Cows determindes by a hierarchic Markov Process, Journal of Dairy Science. American Dairy Science Association, Champaign, USA.
- Howard, R.A., 1960. Dynamic Programming and Markov Processes. Cambridge,. The M.I.T Press, Cambridge, Massachusetts, USA.
- Huschel, S., 2004. Entwicklung der Oberflächeneigenschaften auf der Versuchsstrecke Bamberg A70, Messtechnische Erfassungen 1999–2001, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 898. BMVBW, Bonn.
- Institut Arbeit und Qualifikation der Universität Duisburg-Essen, 2020. Bruttoinlandsprodukt insgesamt und je Einwohner 1991 – 2019, abgerufen am 15.12.2020 [WWW Document]. URL http://www.sozialpolitik-aktuell.de/tl_files/sozialpolitik-aktuell/_Politikfelder/Finanzierung/Datensammlung/PDF-Dateien/abbl41.pdf
- Kalman, R.E., 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Journal of Basic Engineering 82. American Society of Mechanical Engineers, New York, USA.

- Kerlinger, F., Pedhazur, E., 1973. Multiple Regression in Behavioral Research – Explanation and Prediction, 3rd ed. Rinehart & Winston, New York.
- Kim, B.C., 2007. Forecasting Project Progress and Early Warning of Project Overruns with Probabilistic Methods. A&M University, Texas.
- Klinghammer, S., Huber, T., Nagel, M., 1997. Methodenstudie zur Verbesserung des Prognoseinstrumentariums für die langfristige Erhaltung der Bundesfernstraßen, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 743. Bundesministerium für Verkehr, Bonn.
- Kluger-Eigl, W., 2009. Entwicklung eines Bewertungshintergrundes für das Griffigkeitsmesssystem Griptester in Österreich Vergleichsuntersuchungen GripTester – RoadSTAR (Dissertation). Technische Universität Wien, Wien.
- Koch, R., 1992. Entwicklung eines Prognosemodells zur Beschreibung der Zustandsänderungen eines ausgewählten Straßennetzes (Dissertation). Universität Bochum, Bochum.
- Kosgodagan-Dalla Torre, A., Yeung, T.G., Morales-Nápoles, O., Castanier, B., Maljaars, J., Courage, W., 2017. A Two-Dimension Dynamic Bayesian Network for Large-Scale Degradation Modeling with an Application to a Bridges Network: A two-dimension dynamic Bayesian network, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. Wiley & Sons, New York, USA.
- Kristensen, A.R., 1996. Dynamic Programming and Markov Decision Processes. Royal Veterinary and Agricultural University, Frederiksberg, Dänemark.
- Kübler, St., 2014. Planung von Erhaltungsmaßnahmen aus Sicht des Bundes, in: Strasse Und Autobahn 7. Kirschbaum Verlag, Bonn.
- Labbe, R., 2018. Kalman and Bayesian Filters in Python.
- Leslie, P.H., 1948. Some further notes on the use of matrices in population mathematics. Oxford University Press, Oxford, U.K., pp. 213–245.
- Leslie, P.H., 1945. The use of matrices in certain population mathematics, in: Biometrika. Oxford University Press, Oxford, U.K., pp. 183–212.

- Li, N., 1997. Development of a Probabilistic Based, Integrated Pavement Management System, (Dissertation). University of Waterloo, Waterloo, Canada.
- Li, Z., 2005. A Probabilistic and Adaptive Approach to Modeling Performance of Pavement Infrastructure (Dissertation). University of Texas, Austin.
- Lindner, S., Rübensam, J., Schulze, F., Staroste, D., 2002. Algorithmen zur Ermittlung repräsentativer Befestigungsaufbauten für die Erhaltungsplanung, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 836. BMVBW, Bonn.
- Lukanen, E.O., Han, C., 1994. Performance history and prediction modeling for Minnesota pavements. Presented at the Transportation Research Board, Washington D.C., USA.
- Lytton, R.L., 1987. Concepts of Pavement Performance Prediction and Modeling, Proceedings. Presented at the Second North American Conference on Managing Pavements, Toronto, Canada, p. 2.3-2.19.
- Maerschalk, G., Socina, M., 2008. Weiterentwicklung der Bewertung des Pavement Management Systems (PMS) um ein Verfahren für die Umsetzung von Qualitätszielen, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 1001. Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Bonn.
- Maschauer, D., Hofko, B., Eberhardsteiner, L., Wistuba, M., Büchner, J., Grothe, H., Koyun, A., Patzak, J., Weise, Ch., 2020. Optimales Asphaltmischgut-Alterungsverfahren zur Berücksichtigung in der rechnerischen Dimensionierung (OptiMAI). FFG, Wien.
- Mašović, S., Hajdin, R., 2014. Modelling of bridge elements deterioration for Serbian bridge inventory. null 10, 976–987. <https://doi.org/10.1080/15732479.2013.774426>
- Masovic, S., Hajdin, R., 2013. Modelling of bridge elements deterioration for Serbian bridge inventory. Structure and Infrastructure Engineering 10, 976–987.
- Masovic, S., Hajdin, R., Stosic, 2015. Application of Semi Markov decision process in bridge management. Presented at the IABSE Geneva Conference.
- Maurer, P., Saleh, P., 2002. Griffigkeitsmessungen mit dem System RoadSTAR.

- Molzer, C., Felsenstein, K., Viertl, R., Litzka, J., Vycudil, A., 2000. Statistische Methoden zur Auswertung von Straßenzustandsdaten, Straßenforschung 499. Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie, Wien, Österreich.
- Molzer, C., Felsenstein, K., Weninger-Vycudil, A., Litzka, J., Simanek, P., 2002. Statistische Auswertungen der Zustandsdaten der messtechnischen Zustandserfassung 1999 und der visuellen Zustandserfassungen 2000 auf dem Streckennetz der ASFINAG (Endbericht). ASFINAG, Wien.
- Mühl, T., 2014. Einführung in die elektrische Messtechnik. Springer-Verlag, Wiesbaden.
- Neumann, D., 2002. Kalman-Filter und Partikelfilter zur Selbstlokalisierung – Ein Vergleich. Justus-Liebig-Universität Gießen, Gießen.
- Oertelt, St., 2007. Empirische Absicherung der Verhaltensfunktionen für Wirtschaftlichkeitsrechnungen und PMS-Anwendungen, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 965. Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Bonn.
- Oeser, M., Kemper, D., Wang, D., Vallée, D., Schneider, M., 2014. Entwicklung von Prognosefunktionen für den Straßenzustand kommunaler Straßen, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik. Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Bonn.
- ON Österreichisches Normungsinstitut, 2010. ONR CEN/TS 13036-2 - Oberflächeneigenschaften von Straßen und Flugplätzen - Prüfverfahren - Teil 2: Verfahren zur Bestimmung der Griffigkeit von Fahrbahndecken durch Verwendung von dynamischen Messsystemen. Wien.
- ON Österreichisches Normungsinstitut, 2009. ONR CEN/TS 15901-1 - Oberflächeneigenschaften von Straßen und Flugplätzen - Teil 1: Verfahren zur Bestimmung der Griffigkeit von Fahrbahndecken durch Verwendung eines Geräts mit festgelegtem Schlupf in Längsrichtung (LFCS): das RoadSTAR-Gerät. Wien.
- ON Österreichisches Normungsinstitut, 2008a. ÖNORM EN 13036-6 - Oberflächeneigenschaften von Straßen und Flugplätzen - Prüfverfahren - Teil 6:

Bestimmung der Quer- und Längsprofile in den Wellenlängen der Ebenheit und der Megatextur. Wien.

ON Österreichisches Normungsinstitut, 2008b. ÖNORM EN 13036-8 - Oberflächeneigenschaften von Straßen und Flugplätzen - Prüfverfahren - Teil 8: Bestimmung der Parameter zur Ermittlung der Breitenunebenheit. Wien.

ON Österreichisches Normungsinstitut, 2007. OENORM B 3591 - Oberflächeneigenschaften von Straßen- und Flugplätzen Bestimmung der Griffigkeit von Oberflächen durch Messung des Griffigkeitskoeffizienten in Längsrichtung mit dem System RoadSTAR (μ -RoadSTAR). Wien.

ON Österreichisches Normungsinstitut, 2005. ÖNORM EN 13036-5 - Oberflächeneigenschaften von Straßen und Flugplätzen — Prüfverfahren Teil 5: Bestimmung der Längsunebenheitindizes. Wien.

Park, E., Smith, R., Freeman, T., Spiegelman, C., 2008. A Bayesian Approach for Improved Pavement Performance Prediction, Journal of Applied Statistics 35(11). Routledge Taylor & Francis Group, London, U.K.

Pearl, J., 1988. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Morgan Kaufman Publishers.

Pretzsch, H., 2009. Forest Dynamics, Growth and Yield – From Measurement to Model. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.

Radke, S., 2017. Verkehr in Zahlen 2017/2018. Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung. Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (hrsg.), Berlin.

Rafiq, M., Chryssanthopoulos, M., Sathananthan, S., 2015. Bridge condition modelling and prediction using dynamic Bayesian belief networks, Structure and Infrastructure Engineering, in: Structure and Infrastructure Engineering. Taylor & Francis, London, U.K., pp. 38–50.

Ramm, K., 2008. Evaluation von Filter-Ansätzen für die Positionsschätzung von Fahrzeugen mit den Werkzeugen der Sensitivitätsanalyse. Institut für Anwendungen der Geodäsie im Bauwesen der Universität Stuttgart, Stuttgart.

- Rosauer, V., Buscham, B., Blumenfeld, T., 2017. Überprüfung der Präzision des Seitenkraftmessverfahrens (SKM) – Ergebnisse der Vergleichsfahrt der Gütegemeinschaft Griffigkeitsmessungen, in: Straße Und Autobahn 2. Kirschbaum Verlag, Bonn, pp. 110–116.
- Rübensam, J., Schulze, F., 1996. Entwicklung einer Methodik zur zweckmässigen Zusammenfassung maßnahmebedürftiger Abschnitte der BAB-Betriebsstrecken auf der Grundlage von Zustands- und Bestandsdaten, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 736. Bundesministerium für Verkehr, Bonn-Bad Godesberg.
- Rübensam, J., Schulze, F., 1994. Ermittlung wirtschaftlich optimaler Massnahmearten für die Strassenerhaltung, insbesondere im Zusammenhang mit dem Erhaltungsbedarf in den fünf neuen Bundesländern, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 667. Bundesministerium für Verkehr, Bonn-Bad Godesberg.
- Scazziga, I., 2008. Massnahmenplanung im Erhaltungsmanagement von Fahrbahnen: Schadensprozesse und Zustandsverläufe (Schlussbericht). Bundesanstalt für Straßen, Bern.
- Schiffmann, F., Hajdin, R., 2017. Verfahren zur Erhaltungsplanung von Straßennetzen in der Praxis (Schlussbericht). Bundesamt für Straßen, Ittigen, Schweiz.
- Schiffmann, F., Hajdin, R., Elvarsson, A., Blumenfeld, T., Raab, Ch., Arraigada, M., Weninger-Vycudil, A., Brozek, B., Wistuba, M., Büchner, J., Sigwarth, T., in Vorbereitung. Modelle der Zustandsentwicklung von Fahrbahnen – mapFALKE – Methoden und Anforderungen der Prognose des Fahrbahnzustands. Bundesamt für Straßen, Ittigen, Schweiz.
- Schmidt, J., 2010. Vergleichs- und Wiederholstreubereiche für Längs- und Querebenheit, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 1031. Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Bonn.
- Schmuck, A., 1987. Straßenerhaltung mit System – Grundlagen des Managements. Kirschbaum Verlag, Bonn.

- Schmuck, A., Hehenberger, F., 1993. Mängelursachen, Erhaltungsmaßnahmen und Auswirkungen auf das Zustandsniveau - Entwicklung einer Systematik für das Management der Straßenerhaltung, Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 652. Bundesministerium für Verkehr, Bonn-Bad Godesberg.
- Sherlock, B., Herbst, B., 2003. Introduction to the Kalman filter and applications. University of Stellenbosch, Matieland, Südafrika.
- Skakuj, M., Balck, H., Beckedahl, H.J., Schrödter, T., Koppers, S., Ramadan, E., 2019. Temperatureinfluss auf die Sichtbarkeit von Substanzmerkmalen (Oberfläche). Bundesanstalt für Straßenwesen, Bergisch-Gladbach.
- Sloboda, B., 1976. Mathematische und stochastische Modelle zur Beschreibung der Statik und Dynamik von Bäumen und Beständen – insbesondere das bestandesspezifische Wachstum als stochastischer Prozess. Universität Freiburg, Freiburg.
- Smadi, O., 2001. Knowledge Based Expert System Pavement Management Optimization. Presented at the Fifth International Conference on Managing Pavements, Seattle, USA.
- Socina, M., 2007. Erweiterung der Nutzung von Straßenzustandsdaten in der systematischen Straßenerhaltung (Dissertation). Technische Universität Wien, Wien.
- Statistisches Bundesamt, 2019. Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen. Wiesbaden.
- Stöckert, U., Schmerbeck, R., Lau, F., 2019. Erhaltungsmanagement der Bundesfernstraßen – Aktueller Stand und Ausblick, in: Straße Und Autobahn 5. Kirschbaum Verlag, Bonn.
- Tabatabaee, N., Ziyadi, M., 2013. Bayesian Approach to Updating Markov-Based Moduls for Predicting Pavement Performance, Transportation Research Record. Washington D.C., USA.
- Thomas, O., Sobanjo, J., 2016. Semi-Markov Models for the Deterioration of Bridge Elements, Journal of Infrastructure Systems. American Society of Civil Engineers, Reston, USA.

- Tschirk, W., 2014. Statistik: Klassisch oder Bayes – Zwei Wege im Vergleich. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
- Usher, M.B., 1979. Markovian Approaches to Ecological Succession, Journal of Animal Ecology 48(2). British Ecological Society, London, U.K.
- Utz, T., 2005. Vergleich zweier gehobener modellbasierter Regelungsmethoden anhand des Klatt-Engell-Reaktormodells (Diplomarbeit). Universität Stuttgart, Stuttgart.
- Vanclay, J.K., 1994. Modelling Forest Growth and Yield – Applications to Mixed Tropical Forests. CAB International, Wallingford, U.K.
- VSS, 2019a. VSS 40511A - Eigenschaften der Fahrbahnoberflächen; Textur. Zürich.
- VSS, 2019b. VSS 40512 - Eigenschaften der Fahrbahnoberflächen; Griffigkeitsmessungen. Zürich.
- VSS, 2019c. VSS 40517 - Eigenschaften der Fahrbahnoberflächen; Längsebenheit. Zürich.
- VSS, 2019d. VSS 40518 - Eigenschaften der Fahrbahnoberflächen; Querebenheit. Zürich.
- VSS, 2019e. VSS 40525 - Eigenschaften der Fahrbahnoberflächen - Anforderungen. Zürich.
- VSS, 2019f. VSS 40925b - Erhaltungsmanagement der Fahrbahnen (EMF), Zustandserhebung und Indexbewertung. Zürich.
- VSS, 2015a. SN-640512-4_EN-13036-4-D - Oberflächeneigenschaften von Strassen und Flugplätzen; Prüfverfahren – Teil 4: Verfahren zur Messung der Griffigkeit von Oberflächen: Der Pendeltest. Zürich.
- VSS, 2015b. SN-640513-8_CEN-TS-15901-8-D - Oberflächeneigenschaften von Strassen und Flugplätzen; Teil 8: Verfahren zur Bestimmung der Griffigkeit von Fahrbahn-decken durch Messung des Seitenreibungsbeiwertes (SFCD): das SKM-Griffigkeitsmessgerät. Zürich.
- VSS, 2015c. SN-640513-9_CEN-TS-15901-9-D - Oberflächeneigenschaften von Strassen und Flugplätzen; Teil 9: Verfahren zur Bestimmung der Griffigkeit von

Fahrbahn-decken durch Messung des Reibungskoeffizienten in Längsrichtung (LFCD): das RWS/NL-Griffigkeitsmessgerät (Anhänger). Zürich.

VSS, 2015d. SN-640513-10_CEN-TS-15901-10-D - Oberflächeneigenschaften von Strassen und Flugplätzen; Teil 10: Verfahren zur Bestimmung der Griffigkeit von Fahrbahn-decken durch Messung des Reibungskoeffizienten (LKCSK) am blockierten Schlepprad: das Skiddometer BV-8. Zürich.

VSS, 2015e. SN-640516-7A_EN-13036-7-D - Oberflächeneigenschaften von Strassen und Flugplätzen – Prüfverfahren – Teil 7: Messung von Einzelunebenheiten von Verkehrsflächen: Messung mit der Richtlatte. Zürich.

VSS, 2004. SN 640 900 - Erhaltungsmanagement (EM); Grundnorm, inkl. Anhang Begriffssystematik. Zürich.

Waldmann, K.-H., Stocker, U.M., 2013. Stochastische Modelle - Eine anwendungsorientierte Einführung. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg.

Wang, D., Falchetto, A., Goeke, M., Wistuba, M., Tsai, Y., 2016. Critical Assessment of the lateral Offset Overestimation on rut depth Measurement Accuracy. Presented at the 95th Transportation Research Board Annual Meeting, Washington D.C., USA.

Welsch, W., Heunecke, O., Kuhlmann, H., 2000. Auswertung geodätischer Überwachungsmessungen. Herbert Wichmann Verlag, Heidelberg.

Weninger-Vycudil, A., Brozek, B., Litzka, J., Petschacher, M., Maerschalk, G., 2014. Erhaltungsziel Integraler Substanzwert im Anlagenmanagement der ASFINAG. Wien.

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

Weninger-Vycudil, A., Samek, G., Rohringer, T., 2012. Section Based Probabilistic Performance Prediction – Fiction or Future? Presented at the 4th European Pavement and Asset Management Conference, Malmö.

Weninger-Vycudil, A., Simanek, P., Rohringer, T., Haberl, J., 2016b. Handbuch Pavement Management in Österreich. Wien.

- Weninger-Vycudil, A., Simanek, P., Rohringer, T., Haberl, J., 2009. Handbuch Pavement Management in Österreich. Wien.
- Zhang, F., Xue, W., Liu, X., 2011. Overview of Nonlinear Bayesian Filtering Algorithm, Advaced in Control Engineering and Information Science. Instute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Peking, China.
- Zhang, H., William, D., Marsh, R., 2017. Generic Bayesian Network Models for Making Maintenance Decisions from Available Data and Expert Knowledg. Queen Mary University of London, School of Electronic Engineering and Computer Science, London.
- Zufferey, J.-D., Monsch, D., Scazziga, I., 1990. Entwicklung von Verhaltensmodellen als Grundlage eines programmierten Erhaltungskonzeptes, Teil 1: Modelle für bleibende Verformungen (Forschungsbericht). Zürich.

10 ANHANG

10.1 Qualitätssicherung der ZEB

a) Deutschland

Für die deutsche ZEB lässt sich sagen, dass durch die enge Qualitätssicherung gravierende systematische Fehler erkannt werden. Dieses wird insbesondere durch die projektbegleitende Online-Visualisierung der Zustandsdaten und den sogenannten Kampagnenvergleich auf der Basis statistischer Kennzahlen erreicht. Die messtechnisch erfassten Zustandsmerkmale (Ebenheit und Griffigkeit) werden anhand automatisierter Prüfungen und manueller Stichproben untersucht. Dazu existiert ein Katalog mit den wesentlichen bisher bekannten Abweichungen.

Die Schadensauswertung der Substanzmerkmale (Oberfläche) wird, wie bereits erwähnt, durch Auswerter realisiert. Der Faktor Mensch hat, das zeigen die bisherigen Erfahrungen aus der Qualitätssicherung häufig, einen signifikanten Einfluss auf die Bewertung. Es wurden sowohl zufällige als auch systematische Abweichungen festgestellt. 2018 wurden daraufhin die Regeln zur Markierung der Flickstellen präzisiert.

Um die Einflüsse zur Erfassung der Substanzmerkmale (Oberfläche) quantifizieren und das Verfahren weiter verbessern zu können, wurde 2018 durch die BAST ein FE-Projekt gestartet, bei dem die Wiederholgenauigkeit und diverse Einflussfaktoren eingehend untersucht werden sollen (Skakuj et al., 2019).

Die im Jahr 2005 eingeführte Geokoordinaten-basierte Zuordnung der Zustandsdaten zum Netz hat die Präzision der Zuordnung deutlich verbessert. Wenn, wie im gegenständlichen Projekt realisiert, die Zustandsdaten der Kampagnen auf ein einheitliches Netz projiziert werden, sind die Daten mit einer typischen Genauigkeit von ± 5 m verortet (siehe Beispiel Abbildung 127).

In einigen Forschungsberichten (Hinsch et al., 2007; Schmidt, 2010) wurde darauf hingewiesen, dass die Lokalisierung der Zustandsdaten einen signifikanten Einfluss auf die Ausprägung der Zustandsgrößen hat. Dieses ist bei den o.g. genannten geringen Verschiebungen der 100 m langen Zustandsabschnitte jedoch nur von Relevanz, wenn sich innerhalb des Zustandsabschnitts (am Anfang bzw. Ende) das Niveau der Zustandsausprägung in einem größeren Maße ändert. Relevante Veränderungen konnten insbesondere am Anfang bzw. Ende eines Baugeschäftes beobachtet werden bzw. wenn Schäden punktuell auftreten und diese Punkte mit den Grenzen der Zustandsabschnitte zusammenfallen.

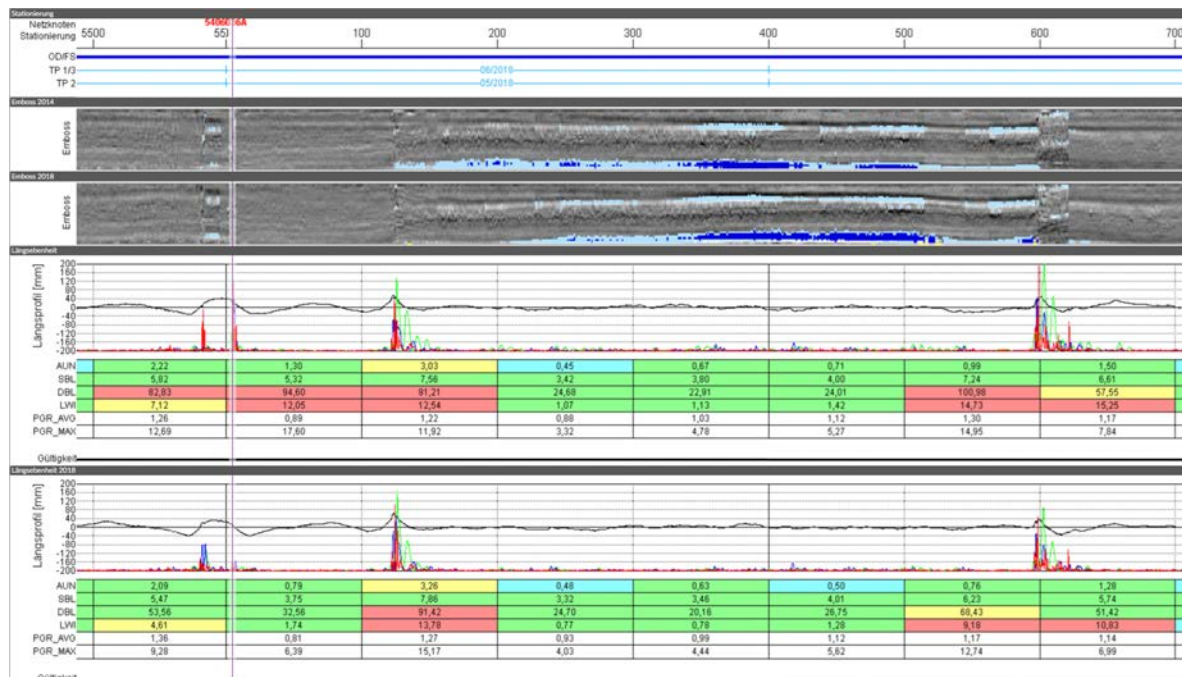


Abbildung 127: Beispiel für die Zuordnung nach Geokoordinaten

Diese Ereignisse treten vergleichsweise selten auf. Trotzdem führen sie zu einer gewissen Streuung, die sich beim Vergleich der Zustandsgrößen von zwei Kampagnen beobachten lässt. Die Zuordnung der Zustandsdaten zu den Fahrstreifen in Knotenpunkten bzw. bei Fahrstreifenwechseln wurde in der Vergangenheit bei einigen Kampagnen nicht optimal umgesetzt. Aufgrund der wenigen bekannten Fälle ist dieses Problem jedoch als nachrangig zu betrachten.

Allerdings gibt es Fälle, bei denen die Anzahl der Fahrstreifen, etwa durch neue Markierung erweitert oder verringert wurde. Hier kann es zu systematischen Fehlern kommen.

Bereits in mehreren (FE-)Projekten wurden von der Heller Ingenieurgesellschaft mbH netzweite Zustandsdaten mit einem manuellen Verfahren mit einer Genauigkeit von 1 m synchronisiert u. a. in einem Projekt (Skakuj et al., 2019) für die Bundesanstalt für Straßenwesen. Ziel des Projektes war die Untersuchung der Zustandsentwicklung auf der Basis von Rastersegmenten mit der bei der ZEB üblichen Länge von 1 m und einer Breite von 1/3 der Fahrstreifenbreite. Die 3 Kampagnen mussten so referenziert werden, dass sich für jedes Rastersegment eine Aussage zur Zustandsveränderung formulieren ließ. Die Zuordnung von Passpunkten wurde hier auf der Basis der EMBOSS-Darstellung bzw. signifikanter Spikes in den Längsprofilen vorgenommen. Diese Synchronisierung der Rohdaten war sehr zeit- und damit kostenintensiv und kann daher im gegenständlichen

Projekt nicht geleistet werden. Gegen eine solche Optimierung der Datengrundlage spricht darüber hinaus die Zielstellung des gegenständlichen Projektes, dass die Prognose zukünftig auf der Grundlage von ZEB-Daten erfolgen soll. Insofern ist es zielführend, dass die Daten ohne eine künstliche Verbesserung der Referenzierung verglichen werden und die typischen zufälligen Messabweichungen aufweisen.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass es eine Vielzahl an Einflussfaktoren gibt, die sich auf die Vergleichbarkeit der Zustandsgrößen unterschiedlicher Kampagnen auswirken können. Auffällige systematische Abweichungen werden im Rahmen der vorhandenen Möglichkeiten bei der Qualitätssicherung erkannt und von der Bewertung ausgeschlossen. Das Maß der zufälligen Abweichungen lässt sich nur bedingt verringern, da die Messverfahren bereits weitestgehend optimiert wurden. Jede weitere Verbesserung wäre darüber hinaus mit höheren Kosten verbunden.

Bisher gibt es keine Verfahren mit denen sich sonstige Abweichungen netzweit, d. h. automatisiert, analysieren und für einen möglichen Ausschluss klassifizieren lassen. Das liegt insbesondere daran, dass es keine Referenzwerte, d. h. ein absolutes Maß, für den örtlichen Zustand gibt. Auch gibt es in der Regel keine Erkennungszeichen, mit denen sich eine durch systematische Fehler verfremdete Zustandsgröße erkennen lässt. Die Qualitätssicherung erfolgt bei der ZEB in der Regel nur für kleinere Stichproben. Bei dem Vergleich von zwei Kampagnen ist der Zeitabstand von vier Jahren zu berücksichtigen.

Bei nicht zu erwartenden größeren Zustandsänderungen lässt sich ohne Referenz oder eine objektbezogene Auswertung nicht feststellen, welche der Messungen ggf. einen Fehler aufweist.

Ein konsequenter Ausschluss von gemessenen Zustandsverbesserungen innerhalb des Auswertzeitraums wird innerhalb dieses Projektes als nicht zielführend erachtet. Beobachtete Zustandsverbesserungen können zum Großteil aus den zuvor genannten zufälligen Messabweichungen resultieren. Würden diese Messwerte aus der Stichprobe entfernt und die Datengrundlage idealisiert werden, führte dies zu einer systematischen Überbewertung der Zustandsverschlechterung.

Die Korrektur von systematischen Abweichungen ist theoretisch denkbar, wenn sich der Fehler in geeigneter Weise beschreiben und parametrisieren bzw. die Ergebnisse nach der Korrektur validieren lassen. Vergleichbare Verfahren wurden bereits bei Griffigkeitsmessungen prototypisch angewandt. Grundsätzlich können für solche Korrekturen Erfahrungen aus der Messtechnik verwendet werden. Hier werden die Messwerte oft mit der erwarteten Kennlinie verglichen. Die Abweichung des

Übertragungsverhaltens von der vorgeschriebenen Charakteristik des Messsystems wird als systematischer Kennlinienfehler bezeichnet. Dabei werden vor allem drei Arten, die additiven, die multiplikativen und die nichtlinearen Fehler (siehe Abbildung 128) unterschieden. Die Bezeichnungen gehen dabei davon aus, dass das gewünschte Übertragungsverhalten proportionalen Charakter hat. (Gräber, 2009)

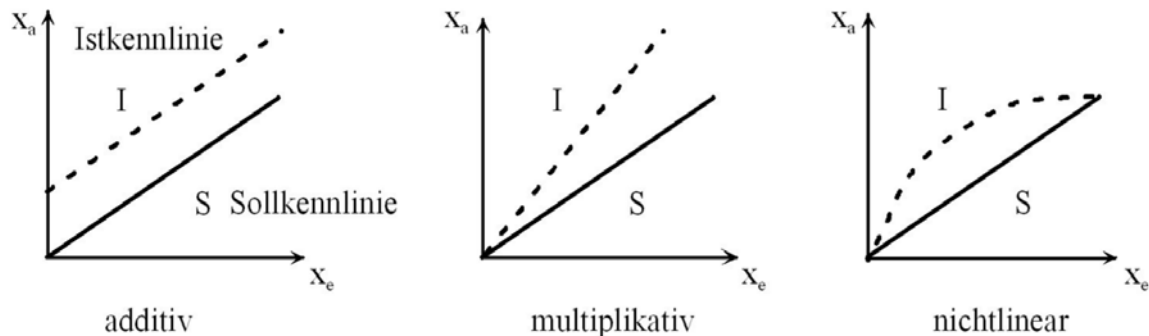


Abbildung 128: Kennlinienfehler (Gräber, 2009)

b) Österreich

Die messtechnische Zustandserfassung der Parameter Griffigkeit (nach dem Messsystem Roadstar), Textur, Längsebenheit (IRI und bewertetes Längsprofil), Querebenheit, Risse und Oberflächenschäden wird gemäß für die ASFINAG verpflichtend anzuwendenden Vorschriften (RVS-Reihe 11.06.65-11.06.69) alle **4 Jahre** (der 4-Jahresrhythmus wurde von 5 auf 4 Jahre reduziert) durchgeführt. Die Tragfähigkeit wird im Rahmen der netzweiten Zustandserfassung nicht erfasst.

Die Auswertung und Zustandsbewertung erfolgt gemäß RVS 13.01.15 für 50 m-Abschnitte in grafischer Darstellung und in Form einer in der Pavement Management Software „dTIMS“ verarbeitbaren Datenbank (mit Streckenparametern, wie z. B. Kurvenradien, Querneigung, Längsneigung, GPS-Koordinaten usw.). Darüber hinaus werden mittels stereoskopischem Videosystem (2 Industriekameras, Auflösung von 1920 x 1080 Pixel) Streckenbilder aufgezeichnet. Rohdaten und Oberflächenbilder sind bei Bedarf beim Erfasser verfügbar. Die historischen Daten zu vorangegangenen Messkampagnen liegen vor. Die Aufbaudaten sind in „dTIMS“ historisiert für die einzelnen Schichten gespeichert. Die Aufbaudaten (die umgesetzten Baumaßnahmen werden gesammelt und systematisiert an unseren externen Dienstleister übermittelt) und Verkehrszahlen (aktuelle Verkehrsdaten sind unter

<https://www.ASFINAG.at/verkehr/verkehrszaehlung/> abrufbar) für „dTIMS“ werden jährlich aktualisiert.

c) Schweiz

In der Schweiz werden Fahrbahnen alle vier Jahre inspiziert. Dabei werden gemäss VSS-Norm (VSS 40925) fünf Zustandsmerkmale erhoben, deren erfasste Zustandsgrößen in sechs dimensionslose Zustandsindizes (mit Bewertungsmaßstab 0-5) transformiert werden. Tabelle 58 liefert hierzu einen Überblick. Die Erfassung der Zustandsmerkmale erfolgt separat für jeden Fahrstreifen.

Tabelle 58: Zustandserfassung und -bewertung in der Schweiz

Zustandsmerkmal	Zustandsgröße	Zustandswerte
Oberflächenschäden	Ausmaß A, Schwere S [-]	I ₀ , I ₁
Längsebenheit	Standardabweichung der Winkelwerte s _w [-]	I ₂
Querebenheit	Spurrinnentiefe SPT [mm]	I ₃
	fiktive Wassertiefe SPH [mm]	Wird nicht normiert bewertet
Griffigkeit	Reibungskoeffizient (80 km/h) aus SKM [-]	I ₄
Tragfähigkeit	Deflektion Benkelmann, FWD [mm/100]	I ₅ (Wird nicht netzweit erhoben.)

Oberflächenschäden werden visuell erhoben. Hierbei werden unterschiedliche Schadenmerkmale bzw. Schadenbilder nach Ausmaß und Schwere beurteilt. Die für die Asphalt- bzw. Betonbauweise unterschiedlich definierten Schadenmerkmale sind in Hauptgruppen gegliedert. Aus den bewerteten Schadenmerkmalen einer Hauptgruppe bildet das Produkt des jeweiligen Maximums von Ausmaß und Schwere einen sogenannten Matrixwert, welcher je nach Bedeutung der Hauptgruppe eine eigene Gewichtung erhält. Diese Summe der gewichteten Matrixwerte aller Hauptgruppen wird mit Hilfe einer Normierungsfunktion in den Zustandswert I₀ bzw. I₁ umgewandelt. Der Unterschied zwischen diesen beiden Indizes ist, dass der I₁ das Schadensmerkmal Spurrinnentiefe beinhaltet, der I₀ jedoch nicht. Wenn, wie bei den Nationalstraßen der Schweiz, die Querebenheit messtechnisch mit Spurrinnentiefe SPT und fiktiver Wassertiefe SPH erhoben wird, erfolgt die visuelle Erhebung ohne Berücksichtigung des Schadensmerkmals Spurrinnen und damit die Verwendung des Index I₀ für die Oberflächenschäden.

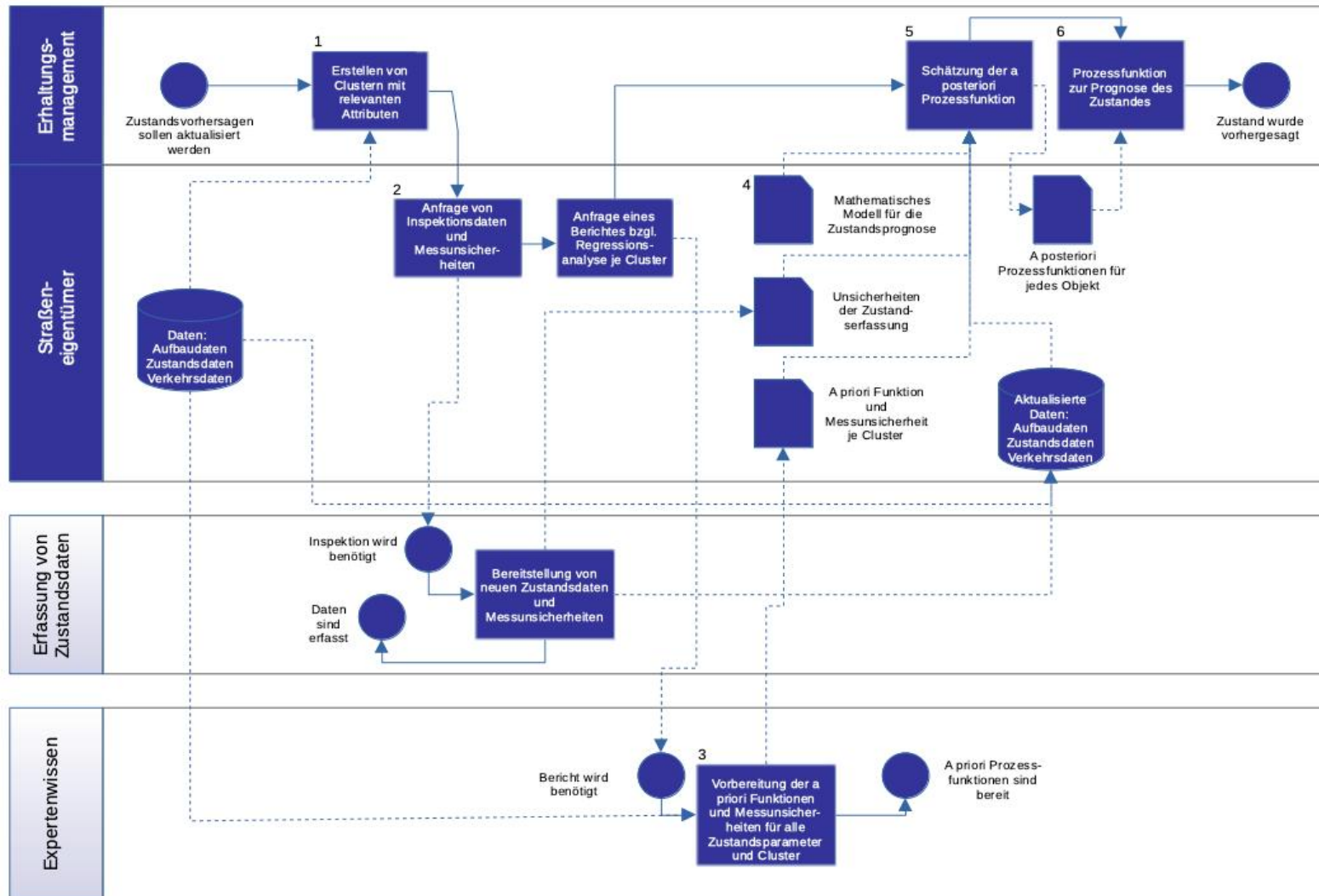
10.2 Zustandserfassung

Die Zustandserfassung läuft in den drei beteiligten Ländern Deutschland, Österreich und Schweiz verschieden ab, das heißt mit verschiedenen Geräten oder durch Beschreibung mit verschiedenen Parametern. Im Folgenden wird für die wichtigsten Parameter beschrieben, wo die Unterschiede in der Bestimmung der Zustandsgrößen liegt.

a) Griffigkeit

In Deutschland und der Schweiz wird die Griffigkeit hauptsächlich mit dem Seitenkraftmessverfahren (SKM) gemessen, welches die Griffigkeit über ein schräggestelltes freilaufendes Messrad ermittelt (FGSV, 2006). In Österreich geschieht das hauptsächlich mit dem Stuttgarter Reibungsmesser, welcher die Griffigkeit mit einem blockierten Rad mit festgelegtem Schlupf (meist 18%) aufzeichnet (Kluger-Eigl, 2009). Es ergibt sich bei beiden Verfahren ein Griffigkeitswert μ .

10.3 Dokumentation zur Einführung und Aktualisierung des Prognosemodells



Das gezeigte Diagramm beinhaltet die einzelnen Prozessschritte, die für eine Einführung bzw. Aktualisierung des vorgestellten Prognosemodells notwendig sind. Für die einzelnen Prozessschritte sind je nach Zuständigkeit (Straßeneigentümer bzw. -betreiber, Zustandserfasser, externe Fachexperten) unterschiedliche Aufgabenbereiche zugeordnet, die die Bereiche Datenbeschaffung, Datenauswertung und Modellierung, sowie Anwendung des Modells abbilden.

10.4 Kategorisierung von Prognosemodellen

In Tabelle 59 ist die Kategorisierung der Modellansätze dargestellt.

Tabelle 59: Kategorisierung der Modellansätze

Modellansatz	Datengrundlage		Auswerte- verfahren		Zustands- und Zeitraum		Variation v. Modell- parametern	
	empirisch	mechanist- isch/ analytisch	Determi- nistisch	Proba- bilistisch	steti- g	diskret	stationär	in- statio- när
Experten- systeme		x	x		x			
Zeitreihen- analyse	x	x	x			x	x	
Regression	x	x	x		x		x	
Homogener Markov- Prozess	x			x		x	x	
Inhomogener Markov- Prozess	x			x		x		x
Semi-Markov- Prozess	x			x		x		x
Künstliche Neuronale Netze	x			x	x			x
Bayes'sche Netze	x			x	x	x		x
Survival Analysis	x			x	x			x
Discrete Choice Models	x			x		x	x	

10.5 ZEB-Kampagnenvergleich

Die Anzahl der Datensätze ist in Kapitel 5.3.1 aufgeführt.

10.5.1 Allgemeine Unebenheit – AUN

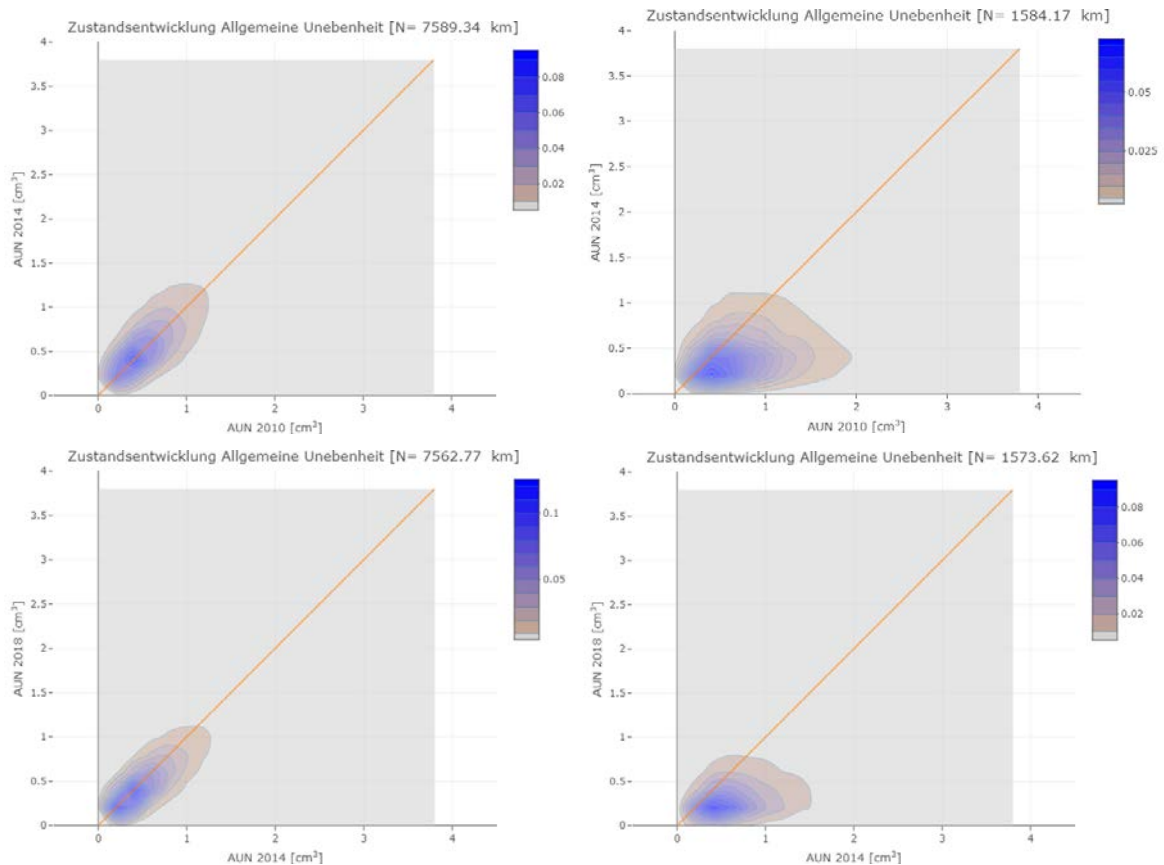
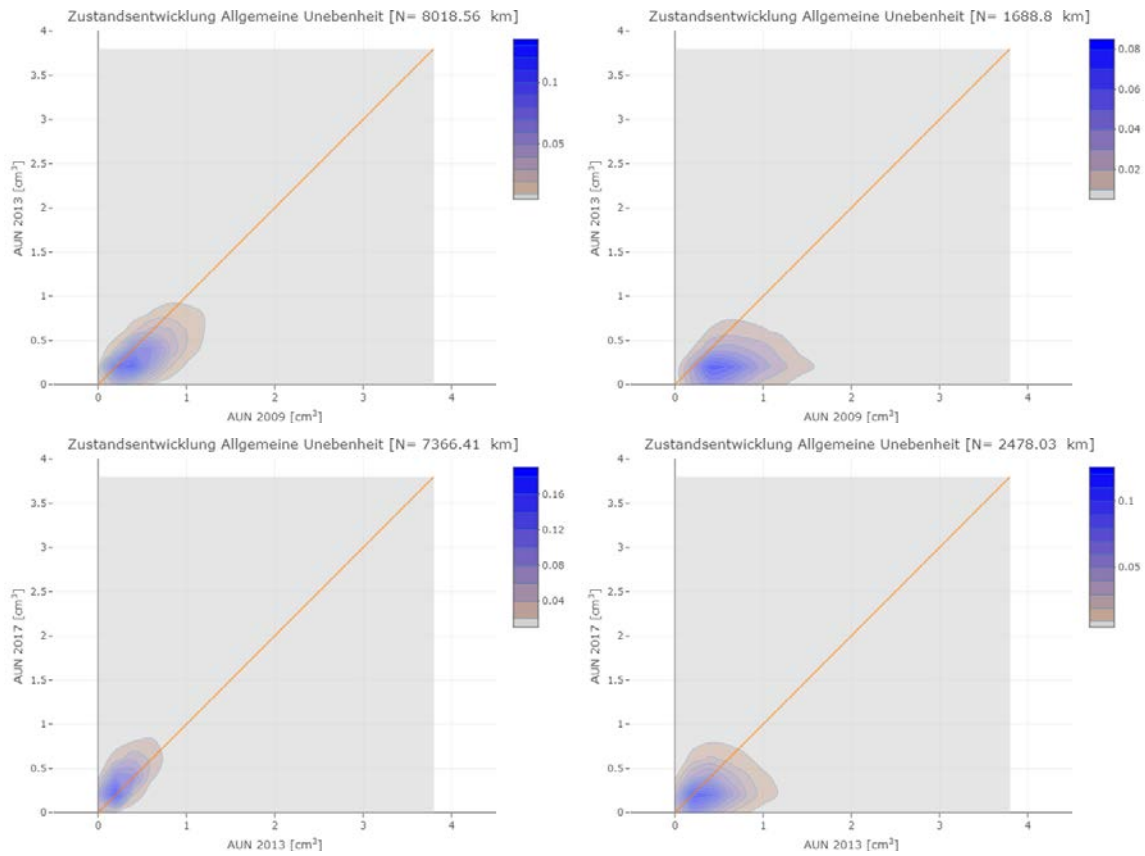
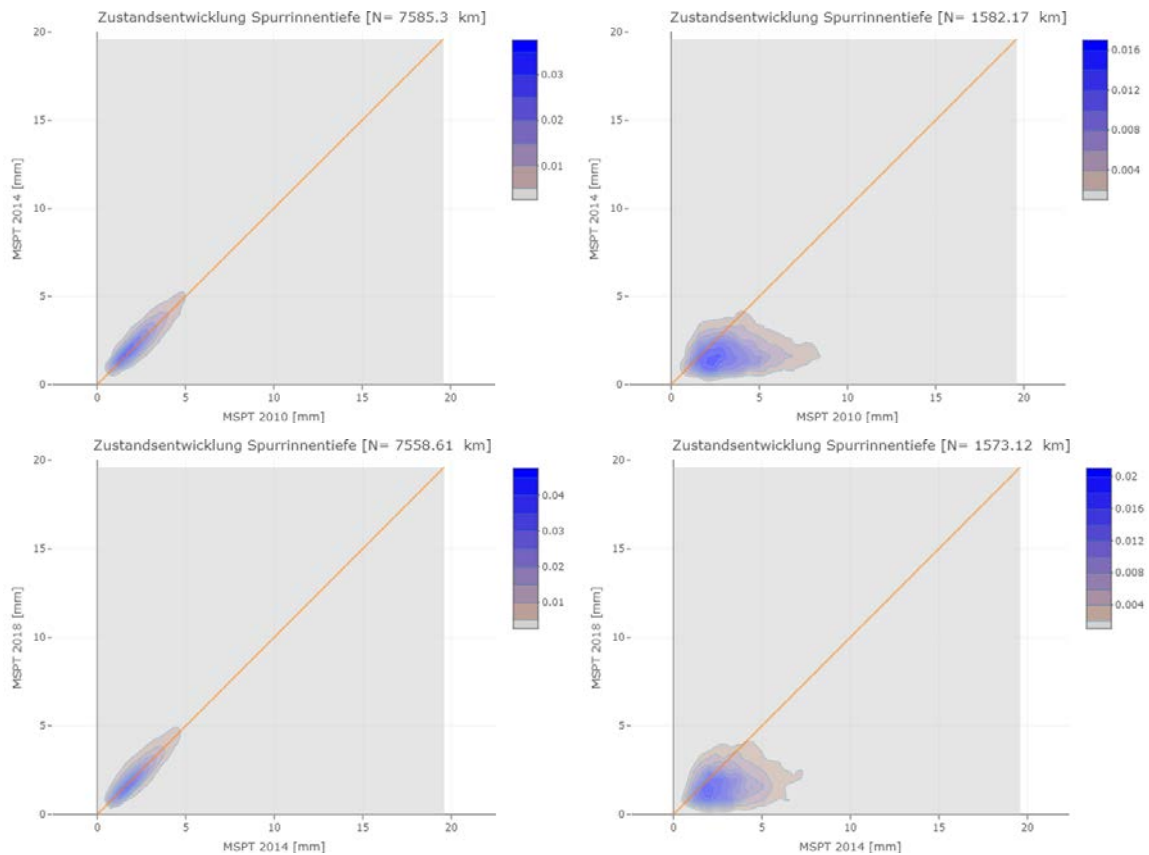


Abbildung 129: Zustandsentwicklung Allgemeine Unebenheit – ZEB BAB 2010, 2014, 2018, Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)



**Abbildung 130: Zustandsentwicklung Allgemeine Unebenheit – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 –
Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)**

10.5.2 Spurrinnentiefe - MSPT



**Abbildung 131: Zustandsentwicklung Spurrinnentiefe – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 -
Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)**



Bundesamt für Strassen ASTRA

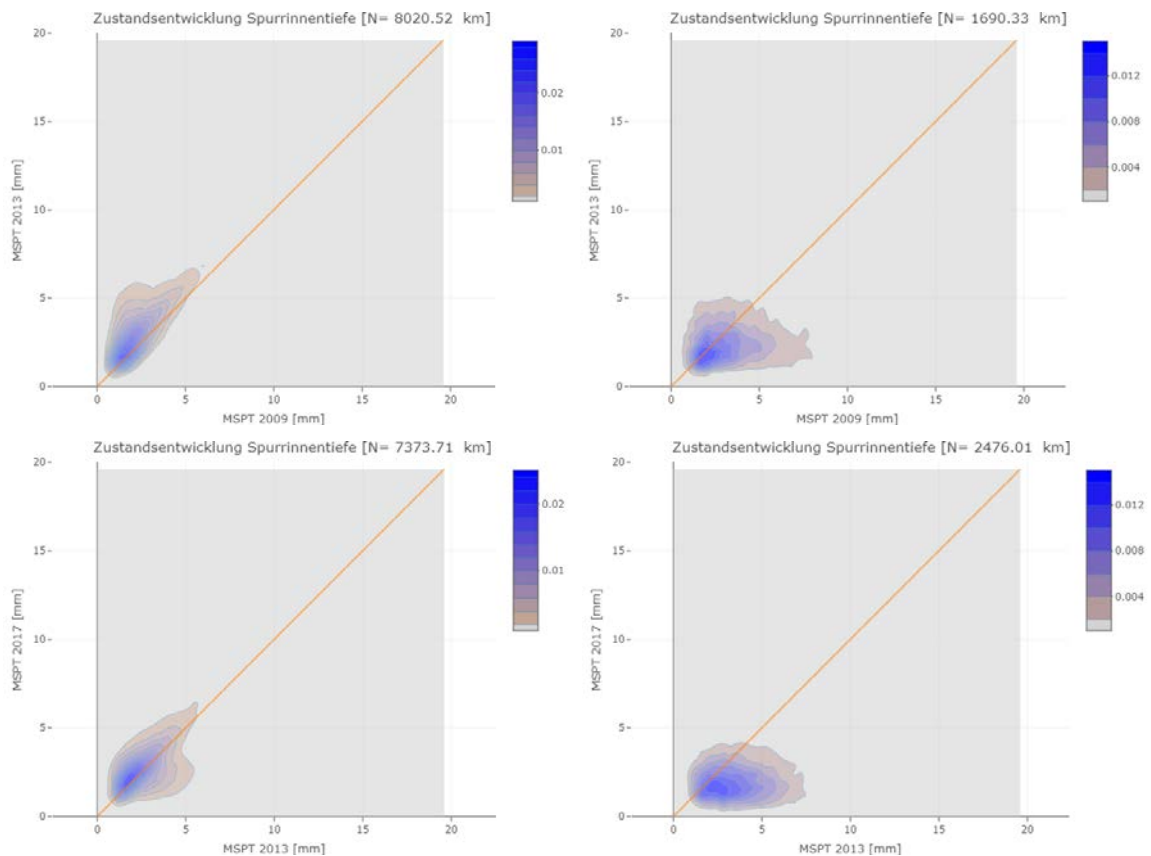


Abbildung 132: Zustandsentwicklung Spurrinnentiefe – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern
(links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)



10.5.3 Griffigkeit – GRI_80

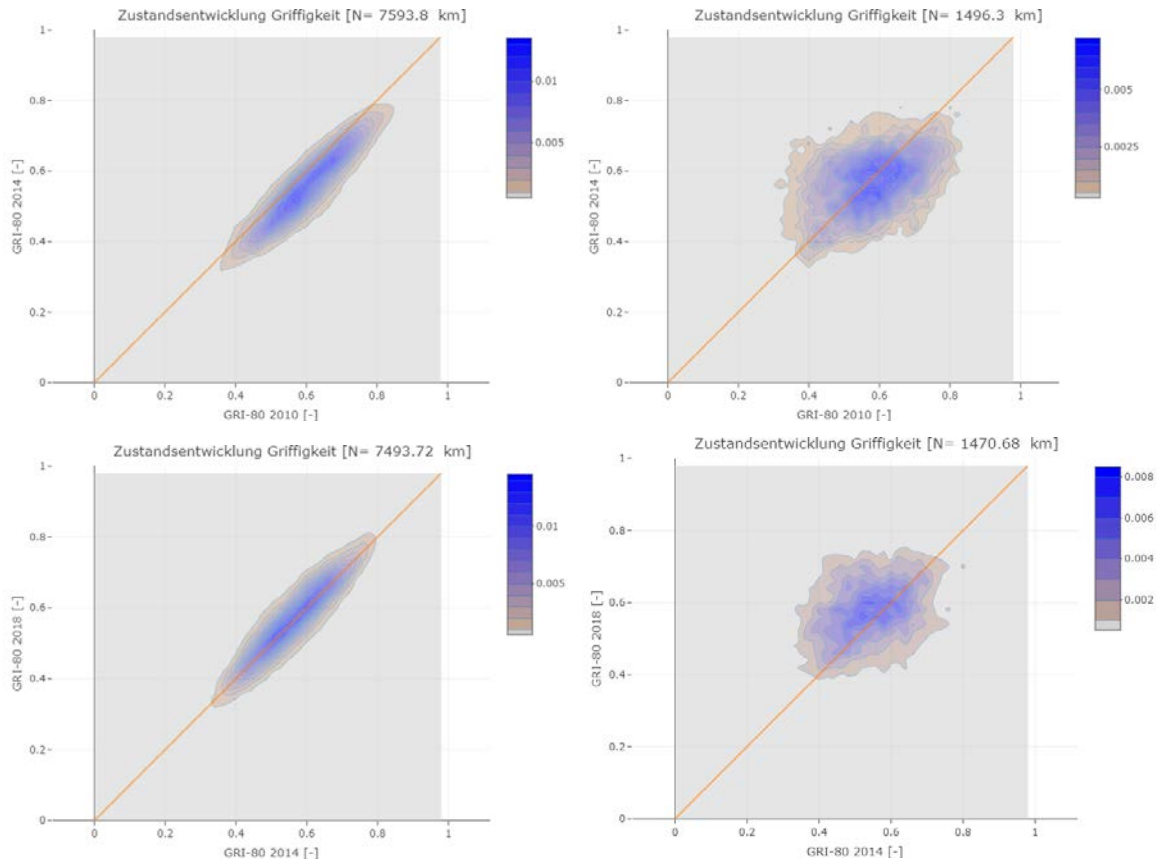


Abbildung 133: Zustandsentwicklung Griffigkeit – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)



Bundesamt für Strassen ASTRA

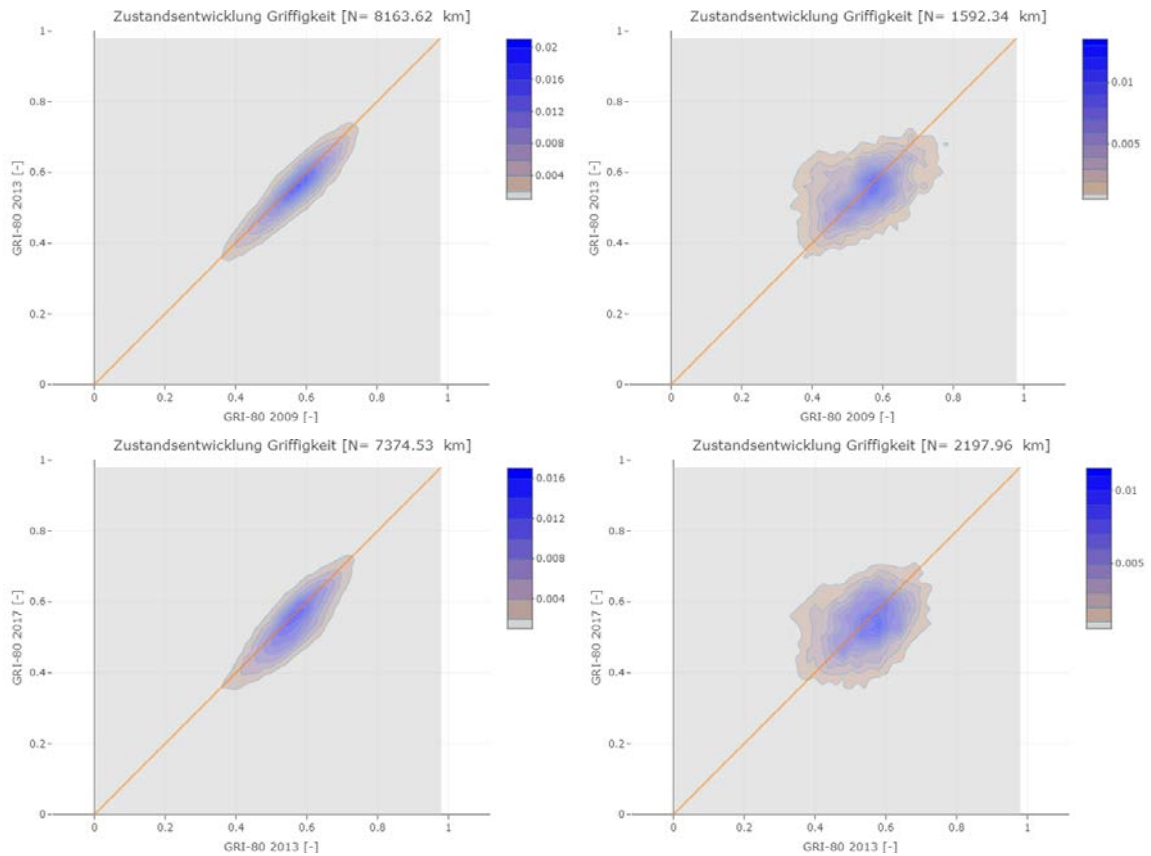


Abbildung 134: Zustandsentwicklung Griffigkeit – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern
(links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)

10.5.4 Risse – RISS

Bei den vier nachfolgenden Diagrammen wurden alle Wertepaare herausgefiltert, bei denen die Zustandsgröße in einer der beiden Kampagnen den Wert 0 aufweist. Dieses Vorgehen entspricht einem vergrößerten Blick auf die Daten.

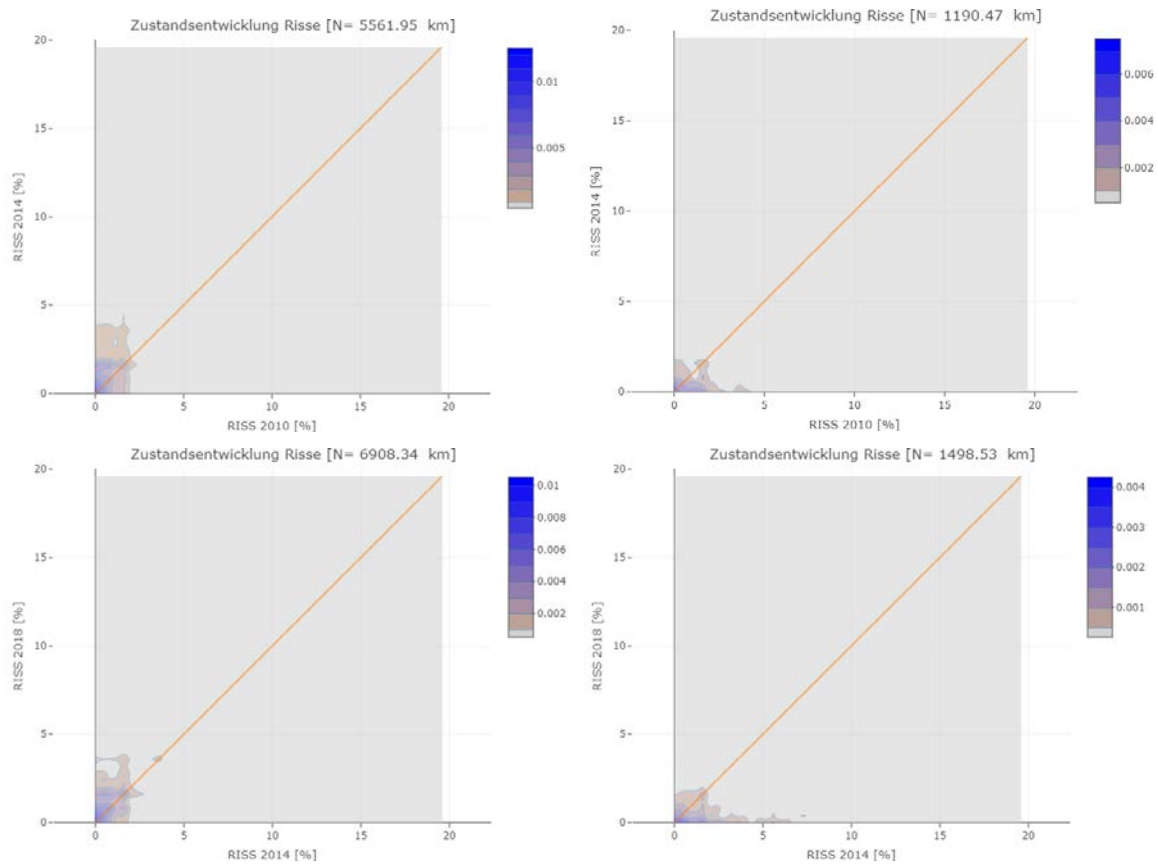


Abbildung 135: Zustandsentwicklung Risse – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)



Bundesamt für Strassen ASTRA

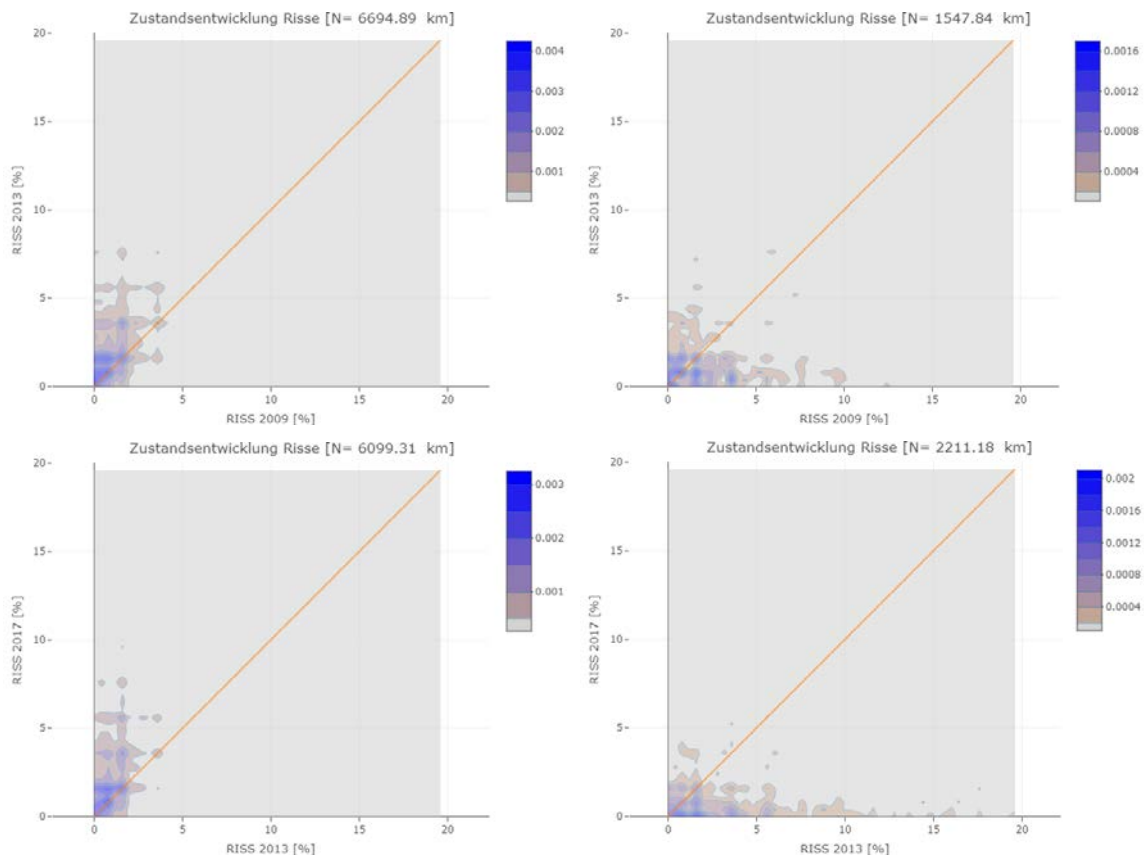


Abbildung 136: Zustandsentwicklung Risse – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 – Bayern (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)

10.5.5 Oberflächenschäden – OFS

Die Zustandsgröße Oberflächenschäden ist kein originäres Merkmal der ZEB. Sie ergibt sich aus der Summe der Risse und der sogenannten Restschadensfläche. Bei den vier nachfolgenden Diagrammen wurden alle Wertepaare herausgefiltert, bei denen die Zustandsgröße in einer der beiden Kampagnen den Wert 0 aufweist. Dieses Vorgehen entspricht einem vergrößerten Blick auf die Daten.

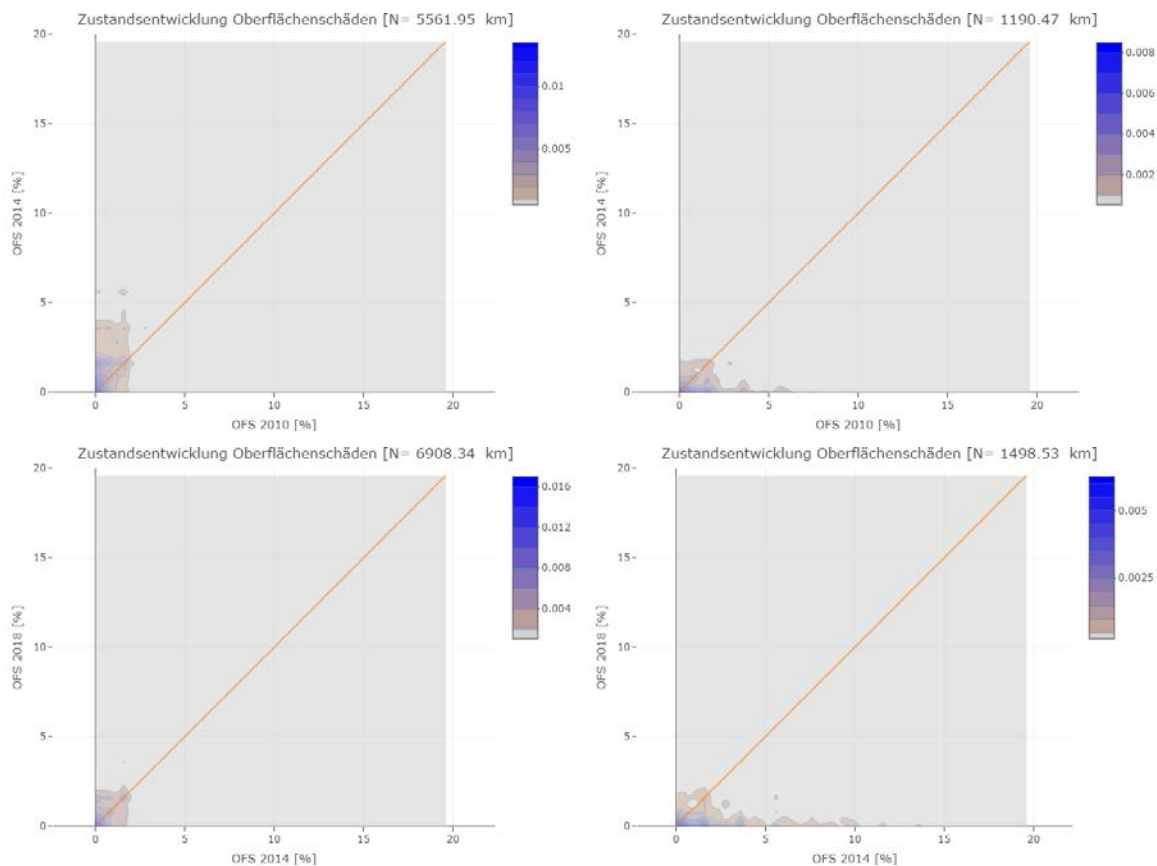


Abbildung 137: Zustandsentwicklung Oberflächenschäden – ZEB BAB 2010, 2014, 2018 - Nordrhein-Westfalen (links: ohne Maßnahmen; rechts: nur Maßnahmen)



Bundesamt für Strassen ASTRA

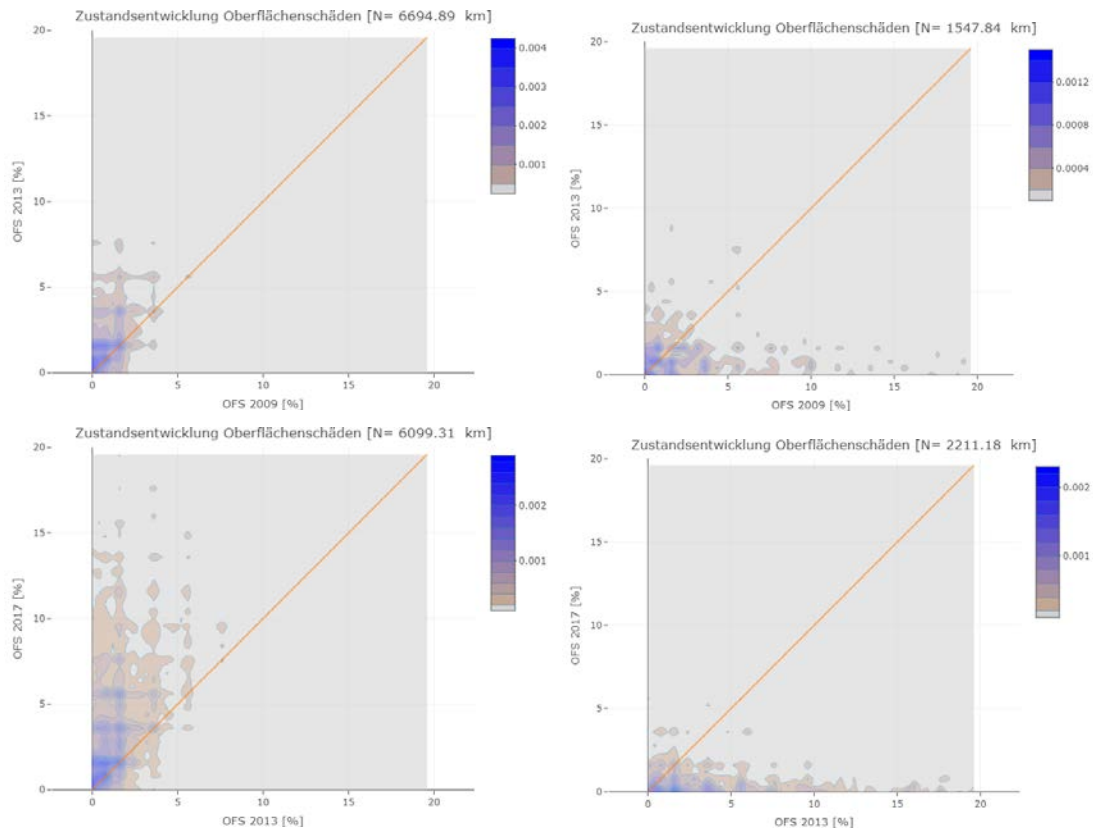


Abbildung 138: Zustandsentwicklung Oberflächenschäden – ZEB BAB 2009, 2013, 2017 –
Bayern (links: ohne Masnahmen; rechts: nur Maßnahmen)

10.6 Datencluster

Im Nachfolgenden sind die Datenverteilungen der Clusterbildung für die Länder Bayern, Österreich und Schweiz dargestellt.

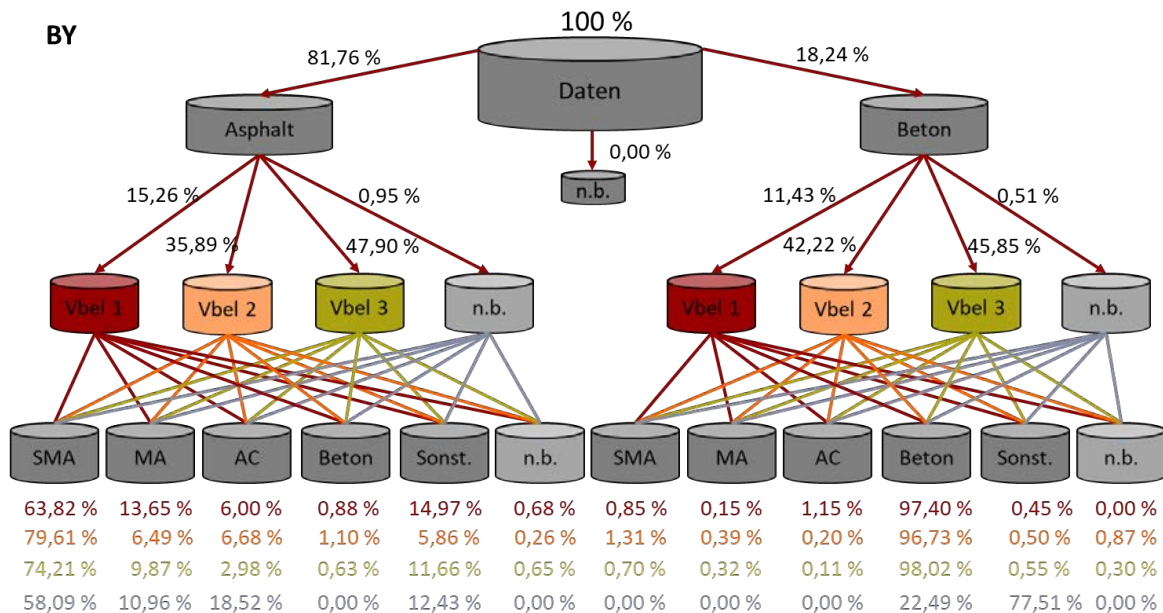


Abbildung 139: Kombination der Datencluster für das Bundesland Bayern

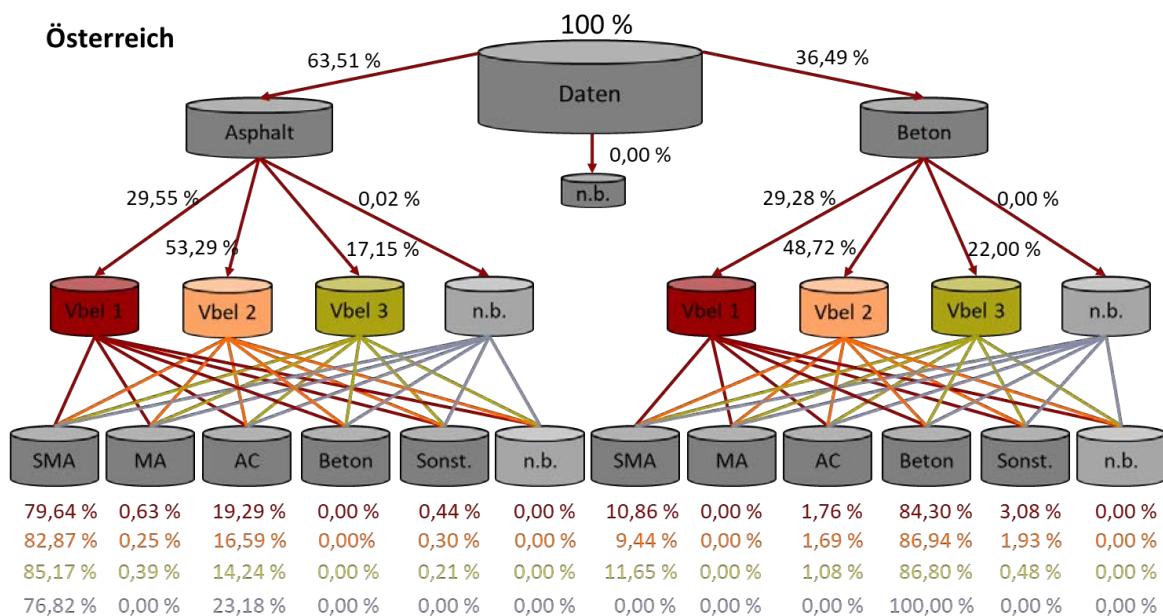


Abbildung 140: Kombination der Datencluster für Österreich

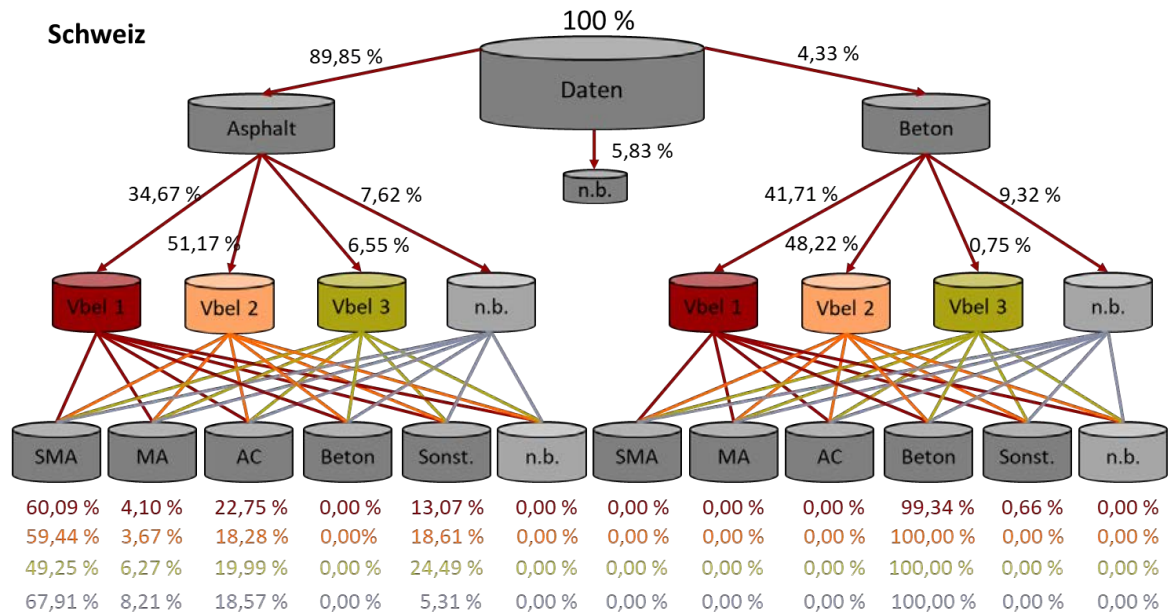


Abbildung 141: Kombination der Datencluster für Schweiz

10.7 A priori Prozessfunktionen

Im Nachfolgenden sind die aus den Entwicklungsdaten abgeleiteten a priori Prozessfunktionen je Zustandsmerkmal dargestellt.

10.7.1 Allgemeine Unebenheit

Tabelle 60: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße AUN je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
AUN	-99	-99	2.899	0,001	1,787	0,660	0,015	0,629
		1	21.295	0,003	1,436	0,594	0,009	0,655
		2	46.451	0,004	1,332	0,551	0,008	0,635
		3	70.462	0,006	1,300	0,500	0,002	0,788
	1	-99	2.899	0,001	1,789	0,678	0,012	0,633
		1	19.361	0,006	1,160	0,612	0,007	0,672
		2	42.919	0,005	1,186	0,555	0,007	0,638
		3	63.936	0,001	1,920	0,661	0,006	0,760
	2	-99	0	0,002	1,630	0,460	-	0,500
		1	1.934	0,001	1,700	0,450	0,013	0,361
		2	3.532	0,001	1,656	0,477	0,003	0,573
		3	6.526	0,004	1,600	0,500	0,001	1,014

10.7.2 International Roughness Index

Tabelle 61: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße IRI je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
IRI	-99	-99	1	0,006	1,000	1,200	-	0,500
		1	13.019	0,004	1,000	1,286	-	0,531
		2	41.963	0,007	1,000	1,257	-	0,557
		3	60.181	0,019	1,000	1,169	-	0,570
	1	-99	1	0,010	1,000	1,230	-	0,600
		1	7.088	0,011	1,000	1,263	-	0,622
		2	32.742	0,007	1,000	1,231	-	0,543
		3	36.732	0,011	1,000	1,211	-	0,543
	2	-99	0	0,006	1,000	1,300	-	0,600
		1	5.931	0,003	1,000	1,260	-	0,438
		2	9.221	0,007	1,000	1,348	-	0,539
		3	23.449	0,013	1,000	1,239	-	0,538

10.7.3 Standardabweichung der Winkelwerte

Tabelle 62: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße Sw je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
Sw	-99	-99	1	0,006	1,000	1,200	-	0,500
		1	13.019	0,004	1,000	1,286	-	0,531
		2	41.963	0,007	1,000	1,257	-	0,557
		3	60.181	0,019	1,000	1,169	-	0,570
	1	-99	1	0,01	1,000	1,230	-	0,600
		1	7.088	0,011	1,000	1,263	-	0,622
		2	32.742	0,007	1,000	1,231	-	0,543
		3	36.732	0,011	1,000	1,211	-	0,543
	2	-99	0	0,006	1,000	1,300	-	0,600
		1	5.931	0,003	1,000	1,260	-	0,438
		2	9.221	0,007	1,000	1,348	-	0,539
		3	23.449	0,013	1,000	1,239	-	0,538

10.7.4 Mittlere Spurrinnentiefe

Tabelle 63: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße MSPT je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
MSPT	-99	-99	2.986	2,315	0,150	0,000	0,092	1,909
		1	21.298	2,169	0,077	0,000	0,126	1,24
		2	46.459	2,182	0,08	0,000	0,097	1,238
		3	70.478	2,166	0,234	0,000	0,063	1,987
	1	-99	2.897	2,388	0,139	0,000	0,098	1,924
		1	19.364	2,224	0,071	0,000	0,135	1,268
		2	42.926	2,198	0,079	0,000	0,094	1,26
		3	63.951	2,194	0,246	0,000	0,041	1,992
	2	-99	89	2,000	0,060	0,000	-	0,696
		1	1.934	1,410	0,223	0,000	0,065	0,832
		2	3.533	2,111	0,059	0,000	0,170	0,922
		3	6.527	2,065	0,000	0,000	0,259	1,410

10.7.5 Fiktive Wassertiefe

Tabelle 64: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße MSPH je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
MSPH	-99	-99	2.986	2,315	0,150	0,000	0,092	1,909
		1	21.298	2,169	0,077	0,000	0,126	1,240
		2	46.459	2,182	0,080	0,000	0,097	1,238
		3	70.478	2,166	0,234	0,000	0,063	1,987
	1	-99	2.897	2,388	0,139	0,000	0,098	1,924
		1	19.364	2,224	0,071	0,000	0,135	1,268
		2	42.926	2,198	0,079	0,000	0,094	1,260
		3	63.951	2,194	0,246	0,000	0,041	1,992
	2	-99	89	2,000	0,060	0,000	-	0,696
		1	1.934	1,410	0,223	0,000	0,065	0,832
		2	3.533	2,111	0,059	0,000	0,170	0,922
		3	6.527	2,065	0,000	0,000	0,259	1,410

10.7.6 Griffigkeit μSKM

Tabelle 65: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße μSKM je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
μSKM	-99	-99	2.942	-0,001	1,000	0,598	-	0,100
		1	21.231	0,000	1,000	0,611	-	0,096
		2	46.238	-0,001	1,000	0,621	-	0,088
		3	70.198	-0,003	1,000	0,563	-	0,093
	1	-99	2.867	-0,001	1,000	0,593	-	0,099
		1	19.241	-0,001	1,000	0,619	-	0,095
		2	42.684	-0,001	1,000	0,626	-	0,087
		3	63.517	-0,003	1,000	0,568	-	0,091
	2	-99	75	-0,005	1,000	0,550	-	0,053
		1	1.990	-0,004	1,000	0,572	-	0,085
		2	3.554	-0,007	1,000	0,599	-	0,082
		3	6.681	-0,005	1,000	0,530	-	0,096

10.7.7 Griffigkeit $\mu RoadStar$

Tabelle 66: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße μRS je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
μRS	-99	-99	1	-0,0018	1,000	0,750	-	0,080
		1	13.019	-0,0005	1,000	0,729	-	0,080
		2	41.952	-0,0015	1,000	0,735	-	0,077
		3	60.173	-0,0020	1,000	0,704	-	0,084
	1	-99	1	-0,0018	1,000	0,750	-	0,080
		1	7.088	0,0000	1,000	0,744	-	0,090
		2	32.735	-0,0020	1,000	0,757	-	0,072
		3	36.726	-0,0010	1,000	0,731	-	0,077
	2	-99	0	-0,0018	1,000	0,750	-	0,080
		1	5.931	-0,0010	1,000	0,713	-	0,070
		2	9.217	-0,0010	1,000	0,713	-	0,081
		3	23.447	-0,0030	1,000	0,677	-	0,090

10.7.8 Risse

Tabelle 67: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße RISS je Cluster

Zustandsgröße	Bauweise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
RISS	-99	-99	2.849	0,050	1,550	0,000	-	6,000
		1	18.973	0,008	2,178	0,000	0,058	5,757
		2	41.632	0,046	1,640	0,000	0,043	7,519
		3	62.564	0,147	1,149	0,000	0,023	6,073
	1	-99	2.813	0,050	1,550	0,000	-	6,000
		1	18.970	0,008	2,178	0,000	0,058	5,757
		2	41.380	0,046	1,647	0,000	0,045	7,518
		3	62.100	0,136	1,180	0,000	0,031	5,972
	2	-99	36	0,050	1,550	0,000	-	6,000
		1	3	0,008	2,178	0,000	0,058	5,757
		2	252	0,046	1,640	0,000	0,043	7,519
		3	464	0,147	1,149	0,000	0,023	6,073

10.7.9 Restschadensfläche Asphalt

Tabelle 68: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße RSFA je Cluster

Zustands- größe	Bau- weise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
RSFA	-99	-99	2.849	0,059	1,132	0,000	0,005	4,748
		1	18.973	0,090	1,000	0,000	-	4,500
		2	41.632	0,100	1,000	0,000	-	4,500
		3	62.564	0,115	1,000	0,000	0,004	5,872
	1	-99	2.813	0,061	1,123	0,000	0,004	4,777
		1	18.970	0,060	1,000	0,000	-	4,000
		2	41.380	0,080	1,000	0,000	-	4,000
		3	62.100	0,107	1,026	0,000	0,004	5,837
	2	-99	36	0,085	1,000	0,000	-	4,000
		1	3	0,060	1,000	0,000	-	4,000
		2	252	0,080	1,000	0,000	-	4,000
		3	464	0,107	1,000	0,000	-	5,000

10.7.10 Restschadensfläche Beton

Tabelle 69: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße RSFB je Cluster

Zustands- größe	Bau- weise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
RSFB	-99	-99	2.849	0,059	1,132	0,000	0,005	4,748
		1	18.973	0,090	1,000	0,000	-	4,500
		2	41.632	0,100	1,000	0,000	-	4,500
		3	62.564	0,115	1,000	0,000	0,004	5,872
	1	-99	2.813	0,061	1,123	0,000	0,004	4,777
		1	18.970	0,060	1,000	0,000	-	4,000
		2	41.380	0,080	1,000	0,000	-	4,000
		3	62.100	0,107	1,026	0,000	0,004	5,837
	2	-99	36	0,085	1,000	0,000	-	4,000
		1	3	0,060	1,000	0,000	-	4,000
		2	252	0,080	1,000	0,000	-	4,000
		3	464	0,107	1,000	0,000	-	5,000

10.7.11 Oberflächenschäden Asphalt

Tabelle 70: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße OFS,A je Cluster

Zustands- größe	Bau- weise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
OFS,A	-99	-99	2	0,700	1,000	0,000	-	5,000
		1	21.817	0,050	1,100	0,000	-	5,000
		2	55.240	0,070	1,200	0,000	-	5,000
		3	26.721	0,082	1,229	0,000	0,010	8,696
	1	-99	1	-	1,000	0,000	-	-
		1	7.149	0,050	1,100	0,000	-	2,000
		2	32.756	0,060	1,250	0,000	0,011	1,661
		3	36.732	0,070	1,300	0,000	-	5,000
	2	-99	0	0,122	1,159	0,000	-	8,350
		1	5.933	0,012	1,438	0,000	-	5,000
		2	9.223	0,130	1,100	0,000	-	10,000
		3	23.449	0,225	0,940	0,000	0,019	10,050

10.7.12 Belagsschäden

Tabelle 71: Funktionskoeffizienten der Zustandsgröße IA2 je Cluster

Zustands- größe	Bau- weise	SV	N	a	b	c	R^2	Q
IA2	-99	-99	31	0,224	0,378	0,000	0,034	0,868
		1	3	0,216	0,396	0,000	0,32	0,894
		2	2	0,222	0,461	0,000	0,041	0,926
		3	0	0,236	0,532	0,000	0,295	0,948
	1	-99	5.815	0,129	0,461	0,000	0,034	0,736
		1	9.979	0,139	0,472	0,000	0,022	0,787
		2	28.928	0,145	0,573	0,000	0,041	0,852
		3	12.423	0,131	0,695	0,000	0,09	0,895
	2	-99	0	0,320	0,296	0,000	-	1,000
		1	9	0,293	0,320	0,000	0,618	1,000
		2	4	0,300	0,350	0,000	-	1,000
		3	0	0,341	0,370	0,000	0,501	1,000

10.8 Messpräzision

In der nachfolgenden Tabelle ist die innerhalb der Modellierung verwendete Standardabweichung unter Vergleichbedingungen (σ_R) je Zustandsmerkmal dargestellt. Diese wurden entweder empirisch oder anhand der Literatur hergeleitet. Da für einzelne Zustandsgrößen (Sw, OFS) weder in der Literatur Angaben zur Messpräzision vorliegen, noch diese anhand von Daten ermittelt werden konnten, mussten Annahmen getroffen werden. Sobald hierzu neue Erkenntnisse vorliegen, sollten diese Werte ersetzt werden.

Tabelle 72: Standardabweichungen unter Vergleichbedingungen innerhalb der Modellierung

Zustands- merkmal	Beschreibung	Zustands- größe	Einheit	Standardabweichung unter Vergleichbedingungen		
				empirisch	Literatur	Literaturquelle
Längsebenheit	Unebenheitsmaß	AUN	[cm ³]	0,67	0,22×AUN ^{0,88}	Schmidt 2010
	International Roughness Index	IRI	[m/km]	-	0,25	FSV 2006
	Standardabweichung der Winkelwerte	Sw	[-]	0,30*	-	-
Querebenheit	Mittlere Spurrinnentiefe	MSPT	[mm]	0,98	0,49	Schmidt 2010
	Fiktive Wassertiefe	MSPH	[mm]	0,63	0,3955×MSPH ^{0,31}	
Griffigkeit	Reibungskoeffizient	μ _{SKM}	[-]	0,04	0,018	Rosauer et al. 2017
					0,030**	Horat, Caprez 2006
		μ _{RoadStar}	[-]	-	0,03*	
Substanz- merkmale (Oberfläche), Asphalt	Risse	RISS	[%]	3,09	-	-
	Restschadensfläche (Asphalt)	RSFA	[%]	4,92	-	-
	Oberflächenschäden	OFS,A	[%]	4,00*	-	-
Substanz- merkmale (Oberfläche), Beton	Restschadensfläche (Beton)	RSFB	[%]	7,00	-	-
	Längs- und Querrisse, betroffener Plattenanteil	LQRP	[%]	4,71	-	-
	Längs- und Querrisse, mittlere Länge	LQRL	[m]	0,50	-	-
	Oberflächenschäden	OFS,B	[%]	4,00*	-	-

* getroffene Annahme

**SCRIM-Verfahren

10.9 Funktionsparameter der synthetischen Testumgebung

In den nachfolgenden Tabellen sind die Funktionsparameter und Standardfehler je Cluster der Zustandsgrößen MSPT, GRI und RISS abgebildet, die für die Erzeugung der synthetischen Zustandsverläufe verwendet wurden.

Tabelle 73: Funktionsparameter der Zustandsverläufe MSPT

Zustandsgröße		BW	SV	N	a	b	c	SE _a	SE _b	SE _c	R ²
Mittlere Spurrin- nentiefe	MSP T	-99	-99	854	1,997	0,151	0,000	0,108	0,202	0,198	0,057
			1	6.667	1,813	0,141	0,000	0,022	0,298	0,087	0,043
			2	13.778	2,031	0,098	0,000	0,109	0,165	0,115	0,020
			3	21.179	2,114	0,171	0,000	0,099	0,043	0,106	0,153
		1	-99	834	2,223	0,160	0,000	0,079	0,208	0,234	0,014
			1	6.100	2,225	0,072	0,000	0,034	0,341	0,065	0,008
			2	12.715	2,174	0,082	0,000	0,006	0,211	0,030	0,023
			3	19.183	2,204	0,242	0,000	0,008	0,074	0,035	0,102
		2	-99	20	1,771	0,141	0,000	0,137	0,129	0,161	0,099
			1	567	1,401	0,209	0,000	0,010	0,255	0,108	0,077
			2	1.063	1,887	0,114	0,000	0,212	0,119	0,199	0,017
			3	1.996	2,024	0,100	0,000	0,190	0,012	0,176	0,203

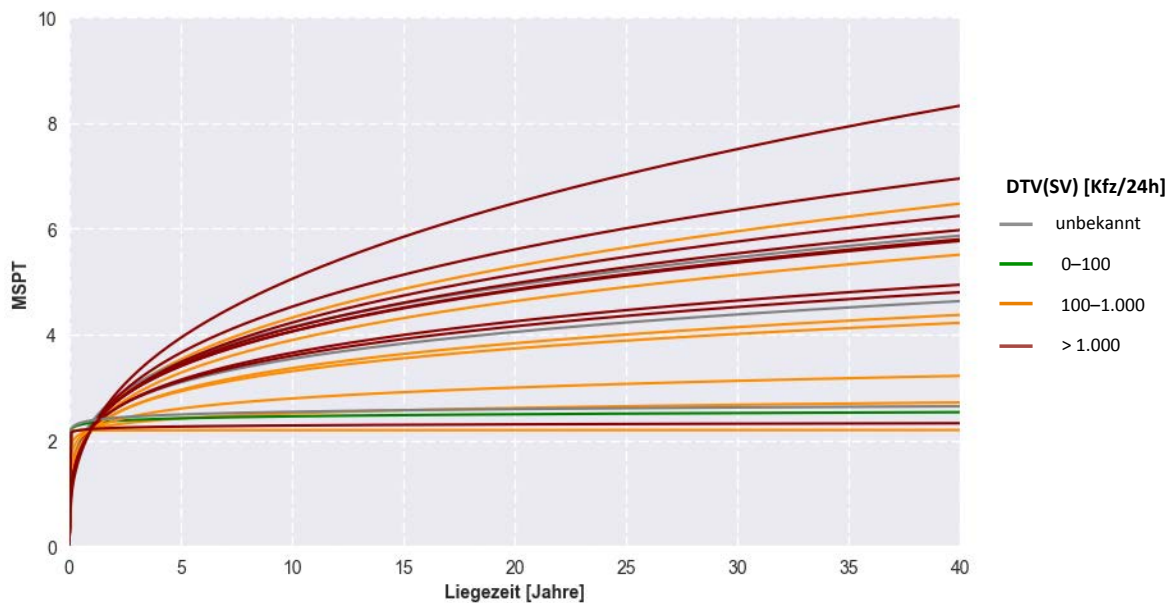


Abbildung 142: Erzeugte Zustandsverläufe der mittleren Spurrinnentiefe

Tabelle 74: Funktionsparameter der Zustandsverläufe GRI

Zustands- größe		BW	SV	N	a	b	c	SE _a	SE _b	SE _c	R ²
Griffigkeitskennwert	μSKM	1	-99	832	-0,002	1,000	0,586	0,001	-	0,006	-
			1	6.068	-0,001	1,000	0,619	0,000	-	0,002	-
			2	12.666	-0,001	1,000	0,627	0,000	-	0,001	-
			3	19.049	-0,003	1,000	0,567	0,000	-	0,001	-
		2	-99	19	-0,005	1,000	0,561	0,001	-	0,005	-
			1	581	-0,004	1,000	0,563	0,001	-	0,008	-
			2	1.059	-0,006	1,000	0,594	0,001	-	0,005	-
			3	2.020	-0,004	1,000	0,527	0,000	-	0,004	-

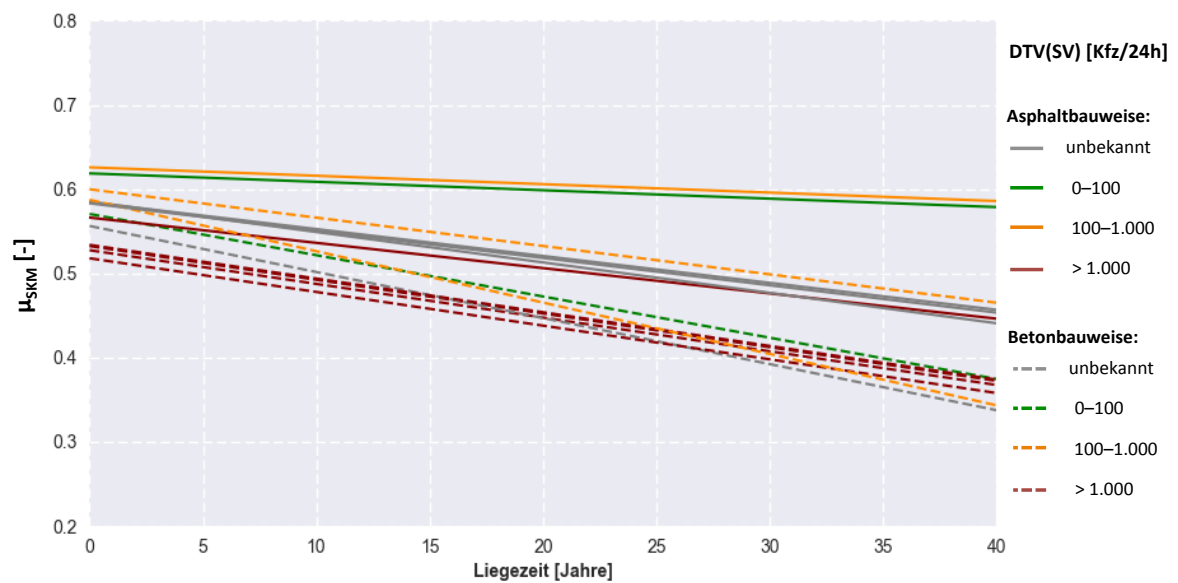


Abbildung 143: Erzeugte Zustandsverläufe der Griffigkeit

Tabelle 75: Funktionsparameter der Zustandsverläufe RISS für Asphaltbauweise

Zustands- größe		BW	SV	N	a	b	c	SE _a	SE _b	SE _c	R ²
Risse	RISS	1	-99	5.980	0,007	2,261	0,000	0,079	0,208	0,079	0,060
			1	12.256	0,048	1,645	0,000	0,034	0,341	0,065	0,052
			2	18.622	0,186	1,044	0,000	0,006	0,211	0,030	0,021
			3	5.980	0,007	2,261	0,000	0,008	0,074	0,035	0,060

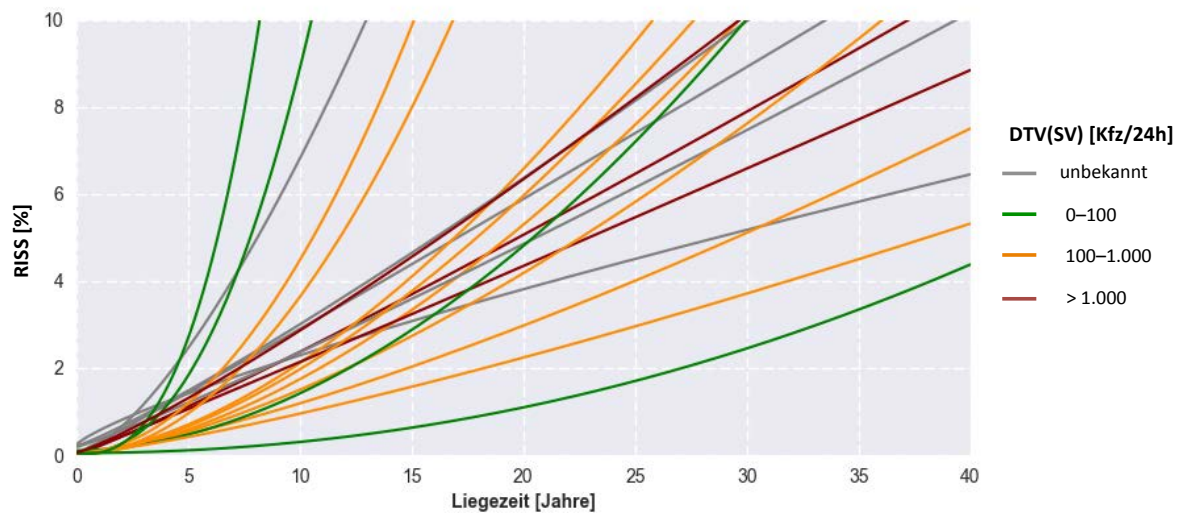


Abbildung 144: Erzeugte Zustandsverläufe der Rissentwicklung

10.10 Übersicht zu unterschiedlichen Methoden der Zustandsprognose

Im Bereich von Infrastrukturanlagen kommen die folgenden Prognosemodellansätze zum Einsatz: Deterministische, probabilistische Modelle sowie Expertensysteme. Die Vor- und Nachteile dieser Modelltypen sind wie folgt zusammengefasst:

Tabelle 76: Vor- und Nachteile von deterministischen und probabilistischen Prognosemodellen sowie Expertensystemen

Prognosemodelltyp	Methode	Vorteile	Nachteile
deterministisch (d)	Regressionen	relativ einfache Umsetzung vereinfacht Randbedingungen und weitgreifende Zusammenhänge	erfasst nicht die Komplexität der physikalischen Zusammenhänge innerhalb des Systems
Probabilistisch (s)	Markov-Modelle	modelliert die Unsicherheit des Modells	komplexer als deterministischer Ansatz benötigt viel Wissen und evtl. Daten für die Modellentwicklung
	Bayes'sche Modelle	Vorwissen zum Systemverhalten kann in das Modell integriert werden erfasst und quantifiziert Wahrscheinlichkeitsverteilung von ungewissen Parametern	benötigt wird ein großer u. valider Datensatz, um die modellierten Parameter zu validieren Gefahr zu Überanpassung („Overfitting“) des Modells gegeben
	Survival-Funktionen	erlaubt die Berücksichtigung der Datenzensur	differenziert nur zwischen „Ausfall“ vs. „kein Ausfall“ Grenzwert für Ausfall ist zu Beginn festzulegen

Exper- ten- systeme (e)		anhand von Beobachtungen durch Experten sind empirische Prognosen schnell generiert ohne eine Datengrundlage ermöglichen Expertensysteme eine erste gute Abschätzung der Zustandsentwicklung	sobald Daten vorhanden sind, gibt es zuverlässigere Methoden als die auf Expertenmeinung basierten Modelle, um die Zustandsentwicklung zu prognostizieren
----------------------------------	--	--	---

10.11 Quellcode des Extended Kalman-Filters (EKF)

Im Folgenden ist der Quellcode des entwickelten Extended Kalman-Filters (EKF) mit integrierter Anpassung der Prozessfunktion dargestellt. Dieser wurde in der Programmiersprache C# umgesetzt.

```
using System;
using System.Collections.Generic;
using MathNet.Numerics;
using System.Linq;
using System.Text;

namespace ProZent.Core.Calculation
{
    /// <summary>
    /// Kalman filter addresses the general problem of trying to estimate the state of a discrete-time controlled process that is
    governed
    /// by a linear stochastic difference equation. For non-linear processes, a Kalman filter that linearizes about the current
    mean and covariance is referred to as an
    /// extended Kalman filter or EKF.
    ///
    /// A priori process function  $y = c + a \cdot t^b$ 
    ///
    /// w: Process noise  $p(w) \sim N(0, Q)$ ; Q : process noise covariance
    /// v: Measurement noise  $p(v) \sim N(0, R)$ ; R : measurement noise covariance
    ///
    /// xHatMinus: a priori (predicted) estimate of x
    /// pMinus: a priori (predicted) estimate error covariance
    ///
    /// xHat: a posteriori (updated) estimate of x
    /// p: a posteriori (updated) estimate error covariance
    ///
    /// kGain: Kalman gain that minimizes the a posteriori (updated) estimate error covariance (P)
    ///
    /// </summary>
    public class SingleEKF
    {
        public float A { get; set; }
        public float NewA { get; set; }
        public float B { get; set; }
        public float C { get; set; }
        public float NewC { get; set; }
        public float Q { get; set; }
        public float Std { get; set; }
        public bool IsCurveShifting { get; set; }
```

```
public int LastIntervention { get; set; }

// Output data
public List<float> P = new List<float>();
public List<float> YProcess = new List<float>();
public List<float> YApriori = new List<float>();
public List<float> XHat = new List<float>();
public List<float> XHatStd = new List<float>();
public Dictionary<int, float> KalmanGain = new Dictionary<int, float>();

public void CalculateEKF (List<int> xMeasures, List<float?> yMeasures, int noPeriods, int lastIntervention)
{
    LastIntervention = lastIntervention;
    NewC = C;
    NewA = A;
    float yp = C;
    float delta = -yp;
    float r = (float)Math.Pow(Std, 2);
    float p = 0.0f;
    float xHat = yp;
    // Initial values
    P.Add(p);
    YProcess.Add(yp);
    YApriori.Add(yp);
    XHat.Add(xHat);

    yp = A * (float)Math.Pow(xMeasures[1], B) + C;
    YProcess.Add(yp);
    delta += yp;

    for (int k = 1; k < noPeriods; k++)
    {
        float xHatMinus = xHat + delta;
        float pMinus = p + Q;

        if (yMeasures[k] == null)
        {
            // No measure at time k exists
            xHat = xHatMinus;
            p = pMinus;
        }
        else
        {
            float kGain = pMinus / (pMinus + r);
            KalmanGain.Add(k, kGain);
            xHat = xHatMinus + kGain * ((float)yMeasures[k] - xHatMinus);
            p = (1 - kGain) * pMinus;
        }
    }
}
```

```

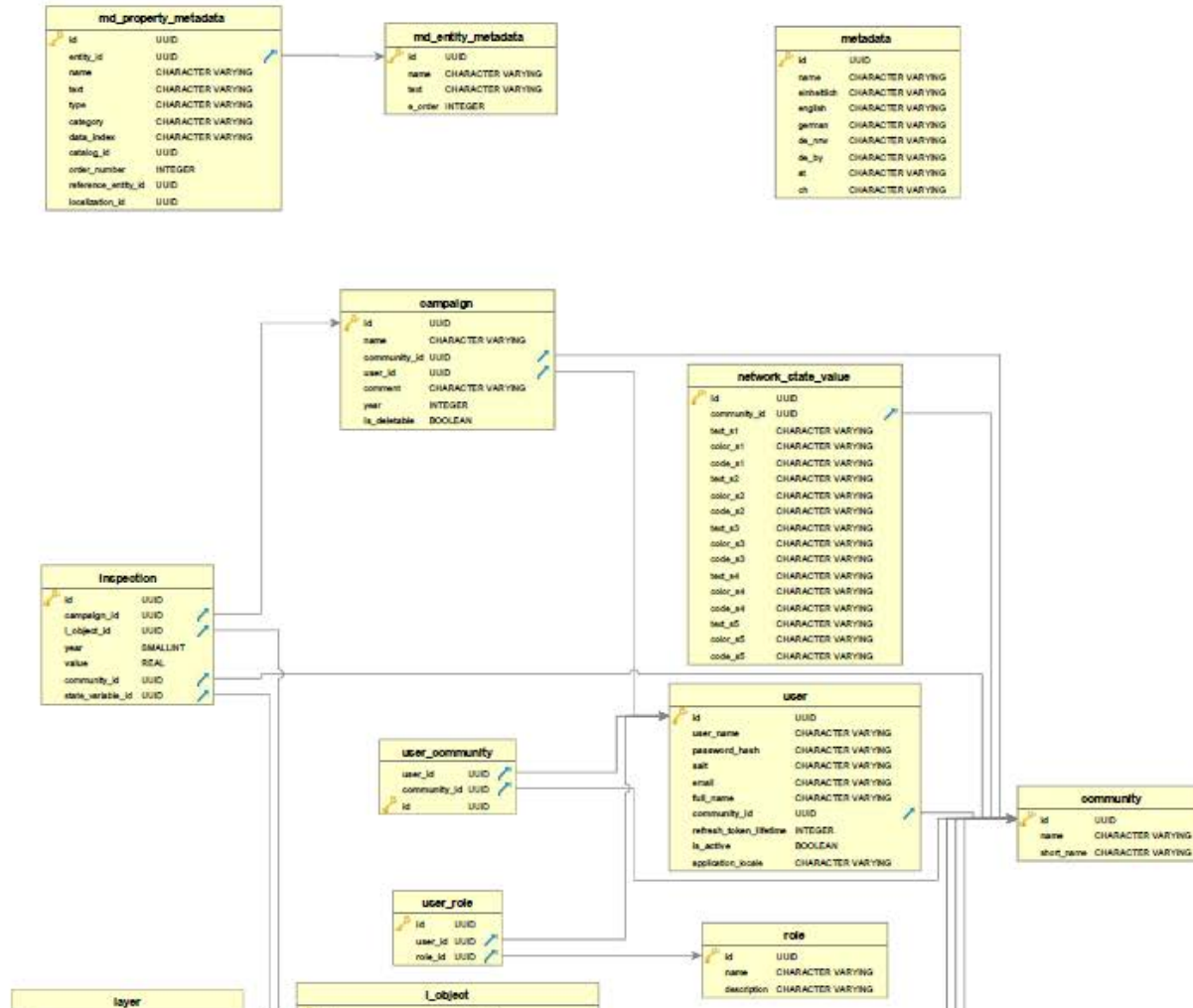
if (IsCurveShifting)
{
    // Curve shifting
    NewC = C + (xHat - (A * (float)Math.Pow(xMeasures[k], B) + NewC));
    // replace previous values of the y_process
    for (int i = 0; i < k + 1; i++)
    {
        YProcess[i] = A * (float)Math.Pow(xMeasures[i], B) + NewC;
    }
}
else
{
    // Coefficient fitting
    NewA = (xHat - C) / (float)Math.Pow(xMeasures[k], B);
    // replace previous values of the y_process
    for (int i = 0; i < k + 1; i++)
    {
        YProcess[i] = NewA * (float)Math.Pow(xMeasures[i], B) + C;
    }
}
yp = YProcess[k];
if (k != noPeriods - 1)
{
    delta = -yp;
    if (IsCurveShifting)
    {
        yp = A * (float)Math.Pow(xMeasures[k + 1], B) + NewC;
    }
    else
    {
        yp = NewA * (float)Math.Pow(xMeasures[k + 1], B) + C;
    }
    delta += yp;
    YProcess.Add(yp);
}
P.Add(p);
XHat.Add(xHat);
YApriori.Add(A * (float)Math.Pow(xMeasures[k], B) + C);
}
}

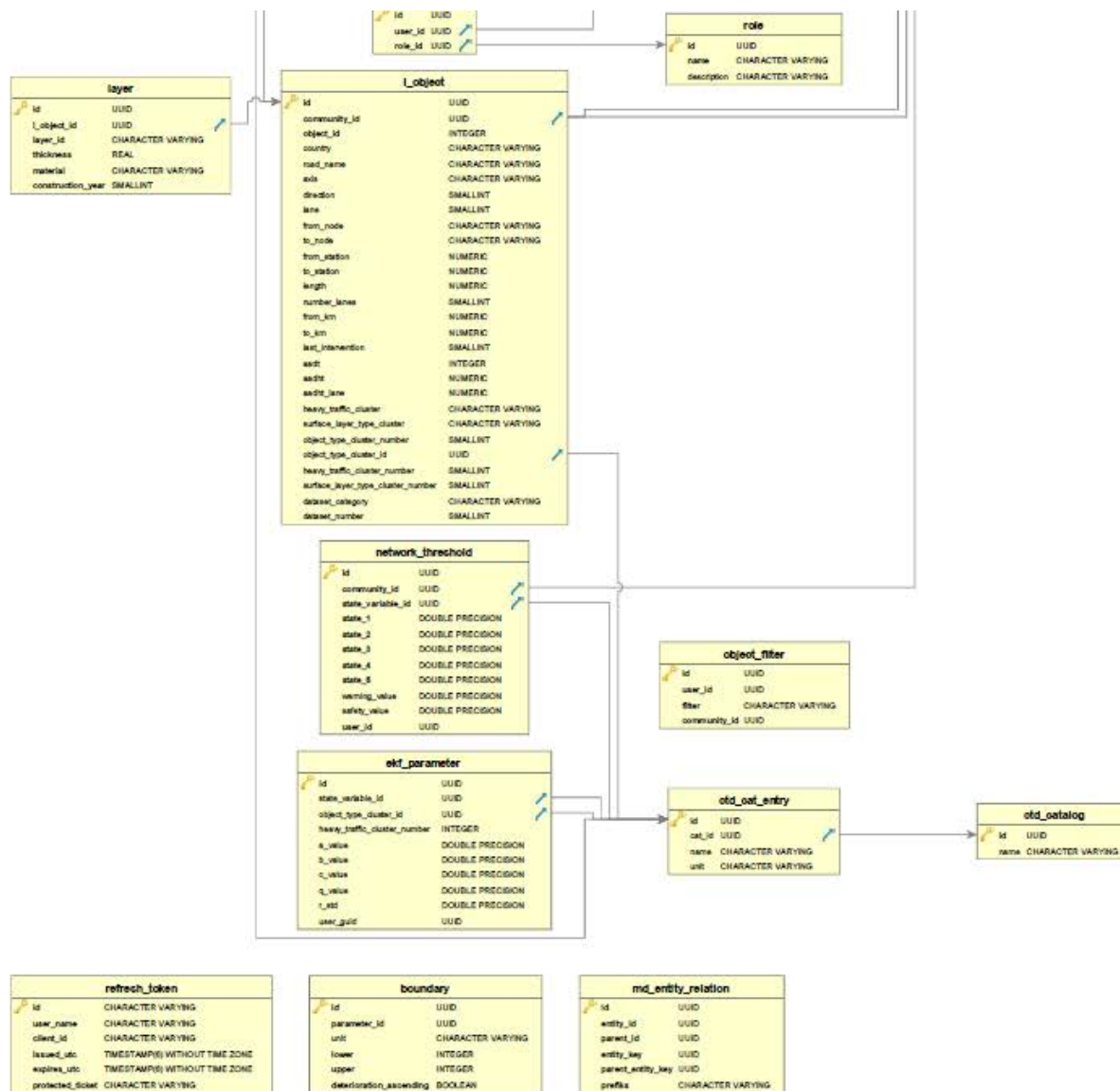
/// <summary>
/// Get 2 sigma boundaries of the estimated Kalman values
/// CalculateEKF() provides the estimates of X (Xhat)
/// </summary>

```

```
public void GetBoundaries(List<float> upperLimit, List<float> lowerLimit)
{
    for (int t = 0; t < P.Count; t++)
    {
        float xhat_g = 2 * (float)Math.Sqrt(P[t]);
        XHatStd.Add((float)Math.Sqrt(P[t]));
        upperLimit.Add(XHat[t] + xhat_g);
        lowerLimit.Add(XHat[t] - xhat_g > 0 ? XHat[t] - xhat_g : 0);
    }
}
}
```

10.12 Datenmodell des Prototyps





10.13 Netzentwicklung für die Zustandsgröße Griffigkeit

Die nachfolgenden Beispiele zeigen exemplarisch die prognostizierten Zustandsentwicklungen der Zustandsgröße Griffigkeit für die Straßennetze aller untersuchten Länder. Gegenübergestellt werden die dynamischen Verfahren zur Anpassung der Prozessfunktion. Für die Beurteilung des Ausmaßes der Veränderung werden die durchschnittlichen Jahreswerte für die sicherheitsrelevanten Quantile als Liniendiagramm dargestellt.

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

Tabelle 77: Zustandsentwicklung Griffigkeit Nordrhein-Westfalen als Klassendiagramm

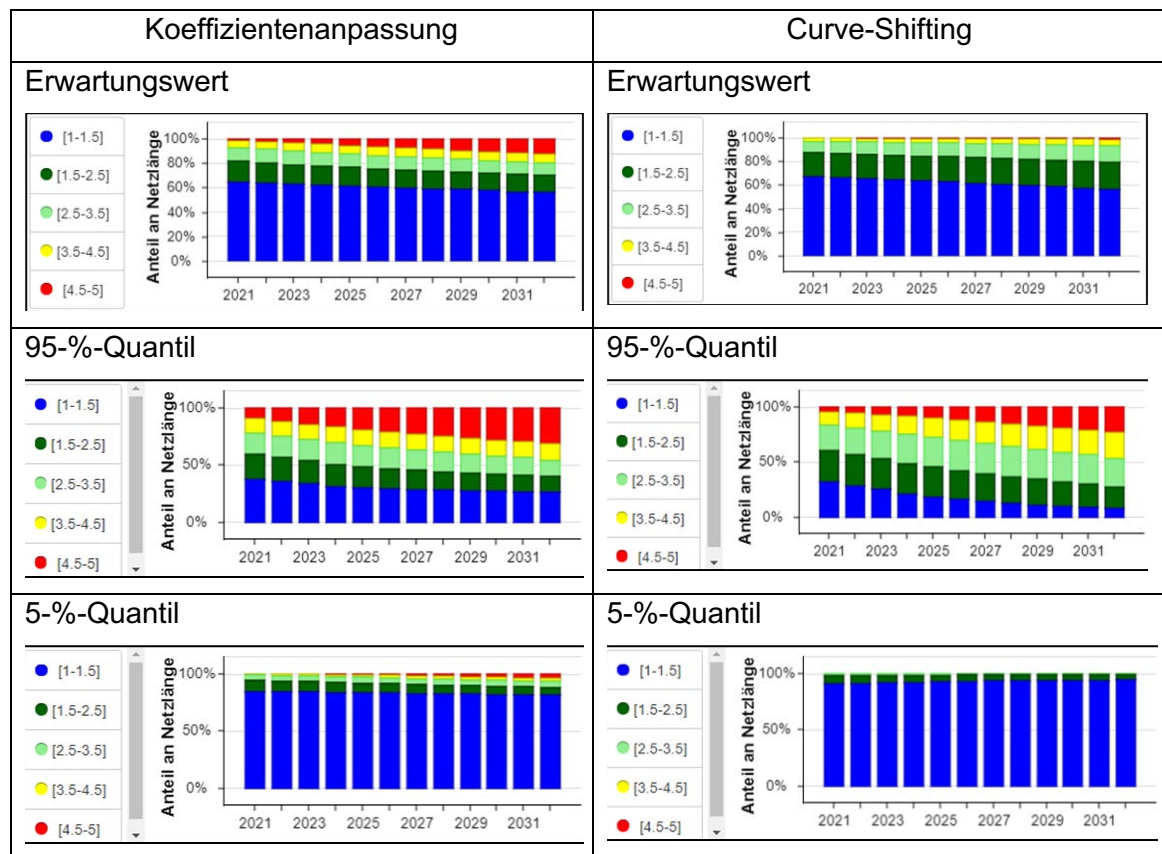
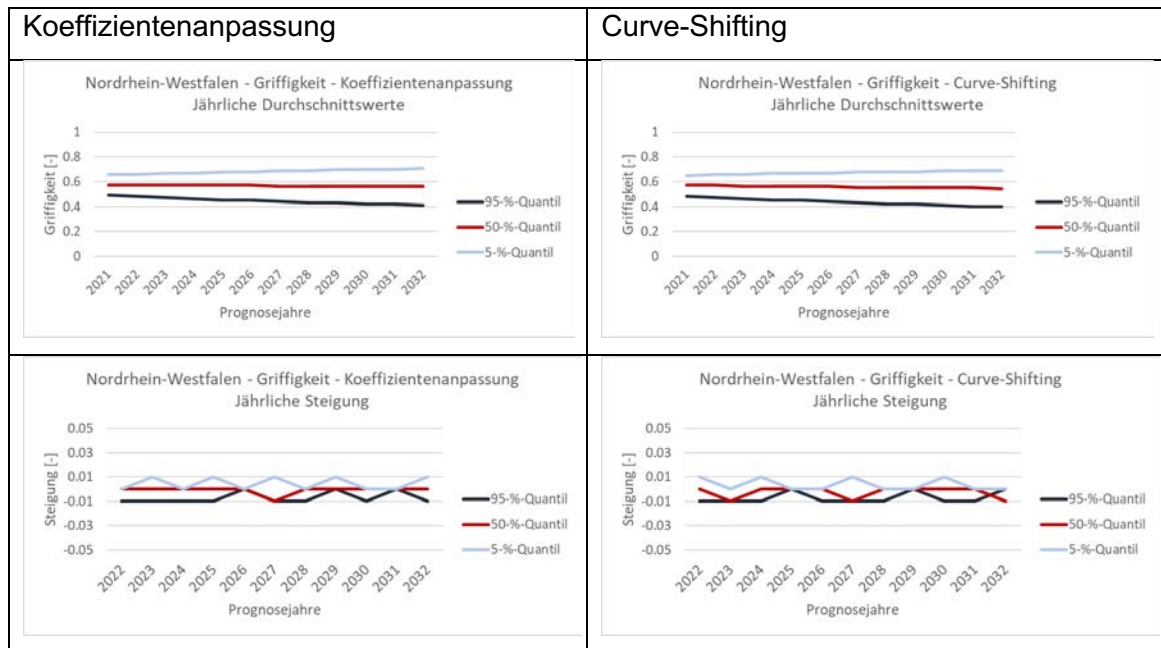


Tabelle 78: Zustandsentwicklung Griffigkeit Nordrhein-Westfalen als Liniendiagramm



Beispiel 2 – Bayern

Tabelle 79: Zustandsentwicklung Griffigkeit Bayern als Klassendiagramm

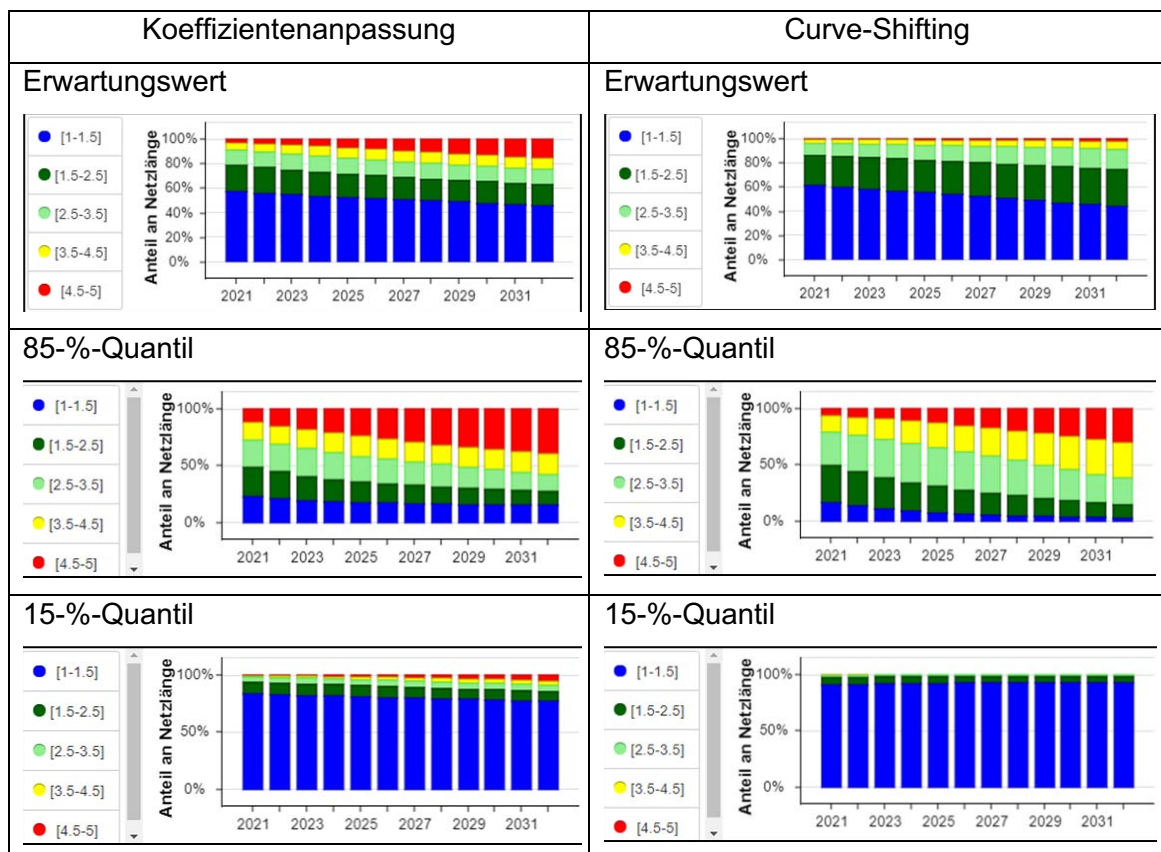
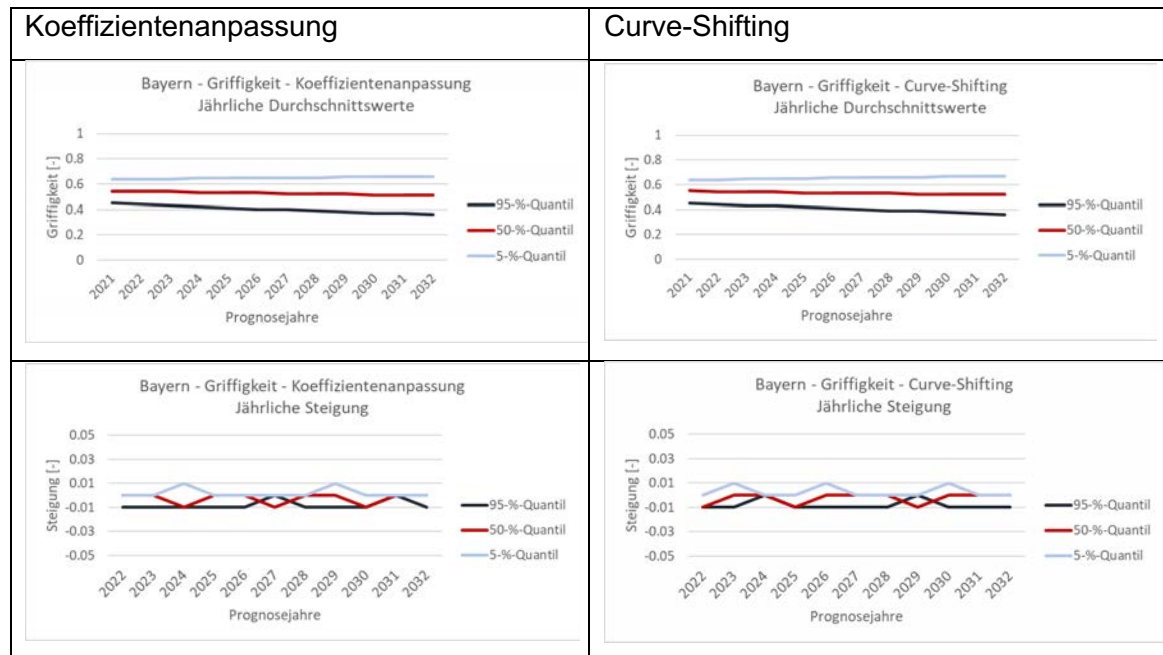


Tabelle 80: Zustandsentwicklung Griffigkeit Bayern als Liniendiagramm



Beispiel 3 – Schweiz

Tabelle 81: Zustandsentwicklung Griffigkeit Schweiz als Klassendiagramm

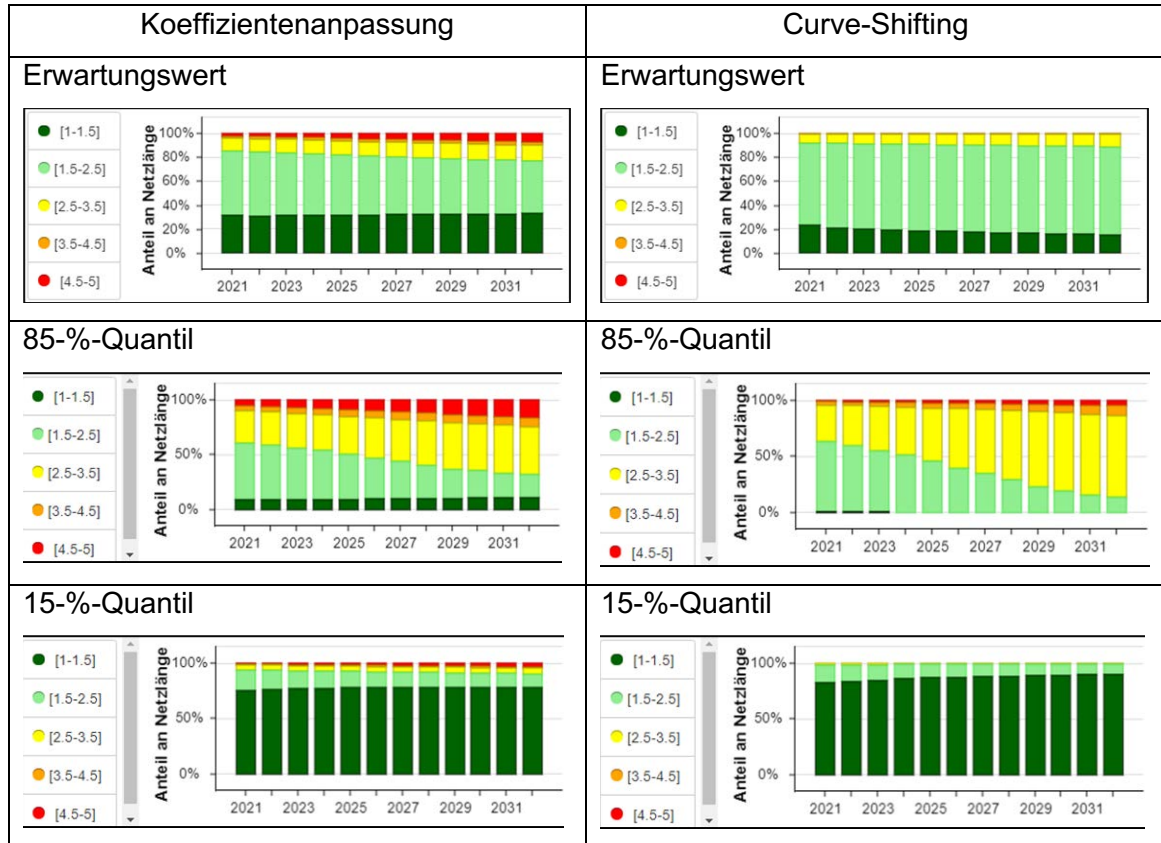
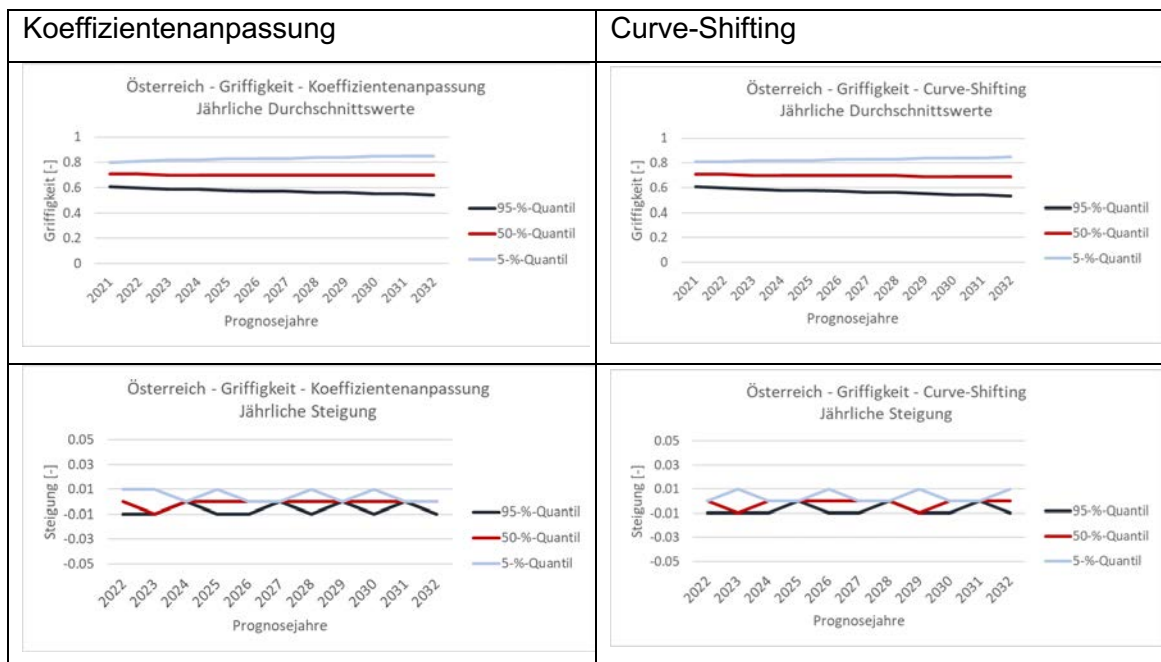


Tabelle 82: Zustandsentwicklung Griffigkeit Schweiz als Liniendiagramm



Beispiel 4- Österreich

Tabelle 83: Zustandsentwicklung Griffigkeit Österreich als Klassendiagramm

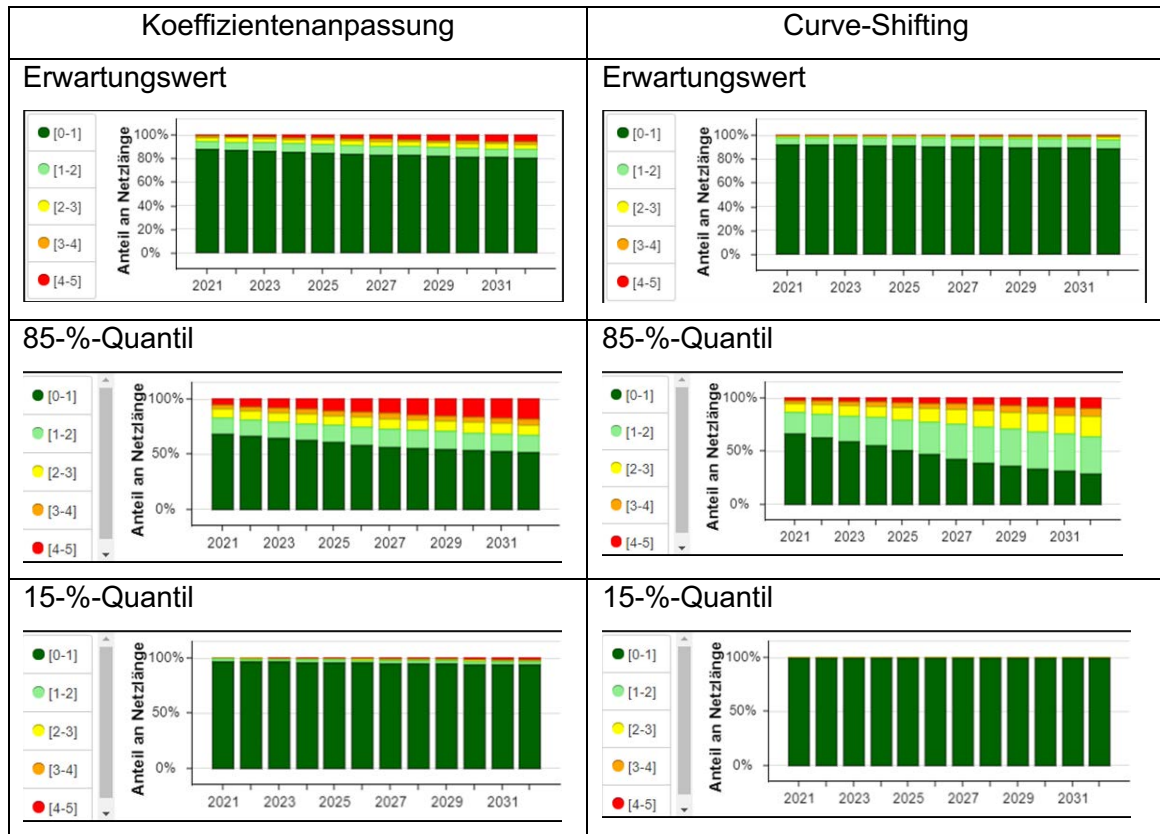
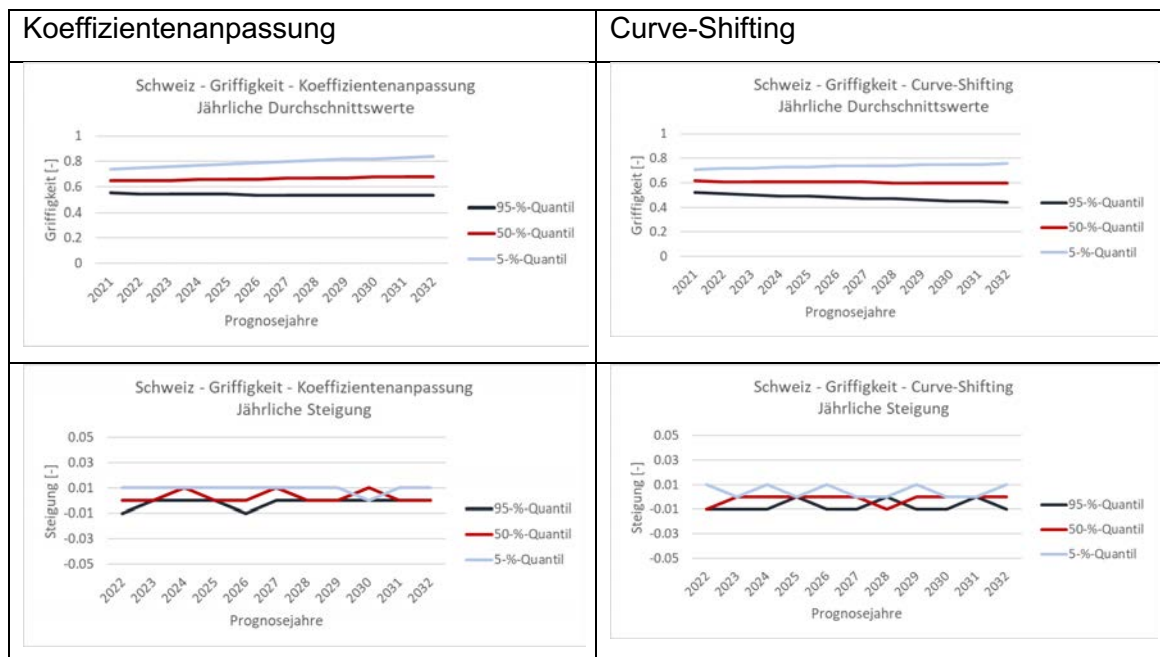


Tabelle 84: Zustandsentwicklung Griffigkeit Österreich als Liniendiagramm



10.14 Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose für die Zustandsgröße Griffigkeit auf Objektebene

Die nachfolgenden Beispiele zeigen exemplarisch den Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose für die Zustandsgröße Griffigkeit für die Straßennetze aller Länder. Gegenübergestellt werden die dynamischen Verfahren zur Anpassung der Prozessfunktion. Die Prognoseergebnisse beziehen sich auf ausgewählte Beispiele.

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

ID 5196

Bauweise Asphalt

Baujahr 1990

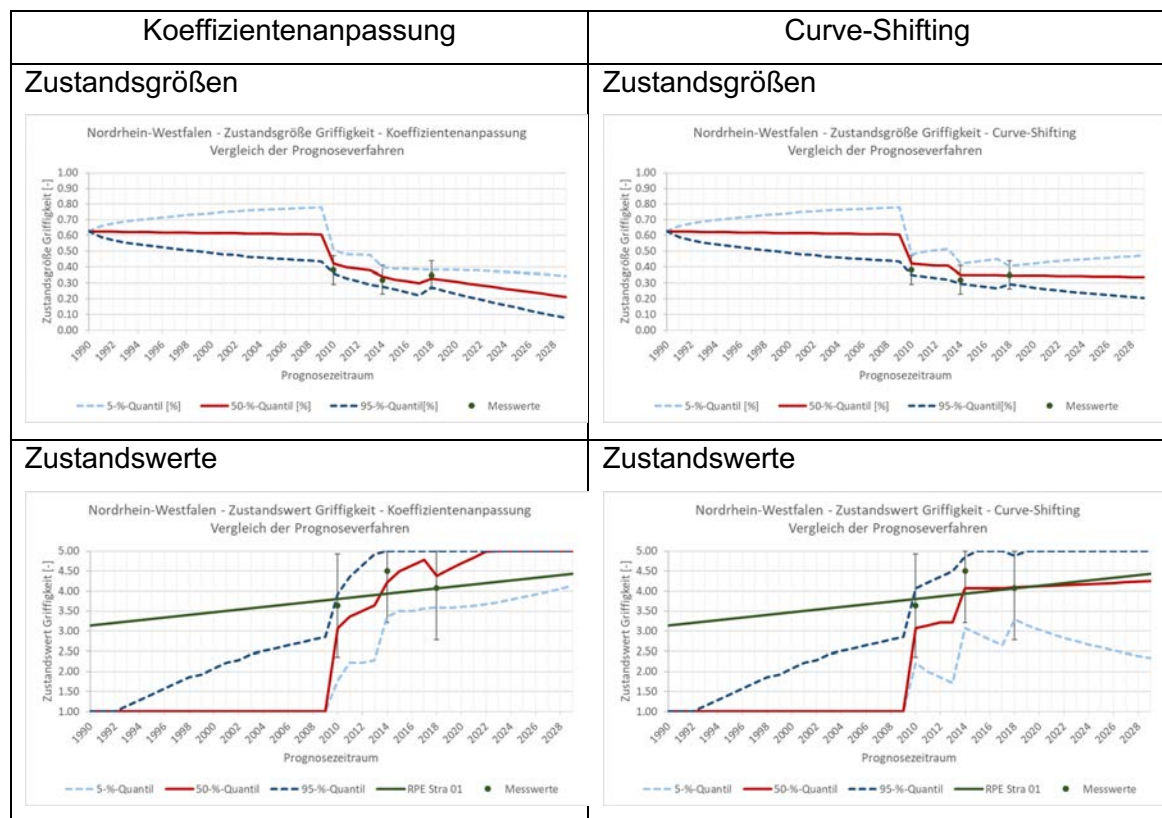
Verkehrsbelastung (SV/24h) 560

Fahrstreifen R2

Zustandserfassungen: 2010, 2014, 2018

Verhaltensklasse 3 – mittlere Zustandsverschlechterung

$$ZW_GRI(t) = 3,14 + \frac{1}{30} \cdot t$$



Beispiel 2 - Bayern

ID 11033

Bauweise Asphalt

Baujahr 2000

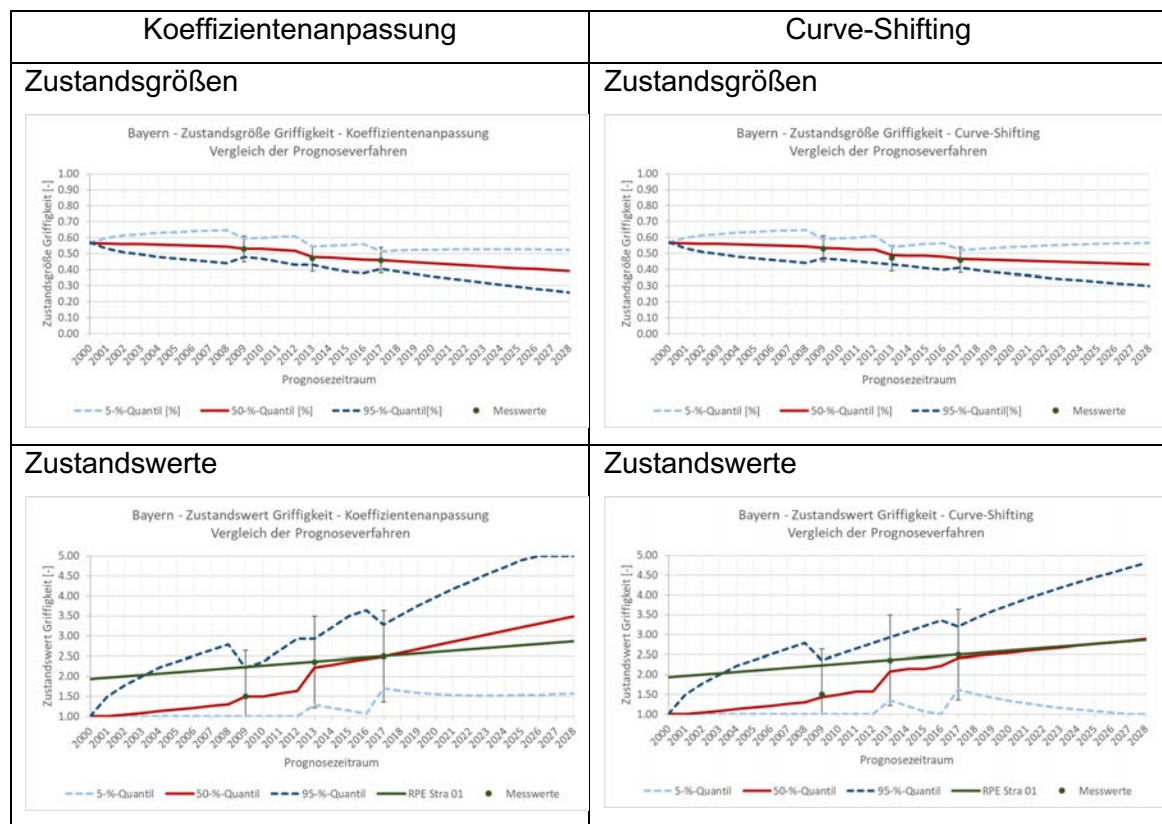
Verkehrsbelastung (SV/24h) 6294

Fahrstreifen L1

Zustandserfassungen: 2009, 2013, 2017

Verhaltensklasse 2 – mittlere Zustandsverschlechterung

$$ZW_{GRI}(t) = 1,93 + \frac{1}{30} \cdot t$$



Beispiel 3 – Österreich

ID 258148

Bauweise Asphalt

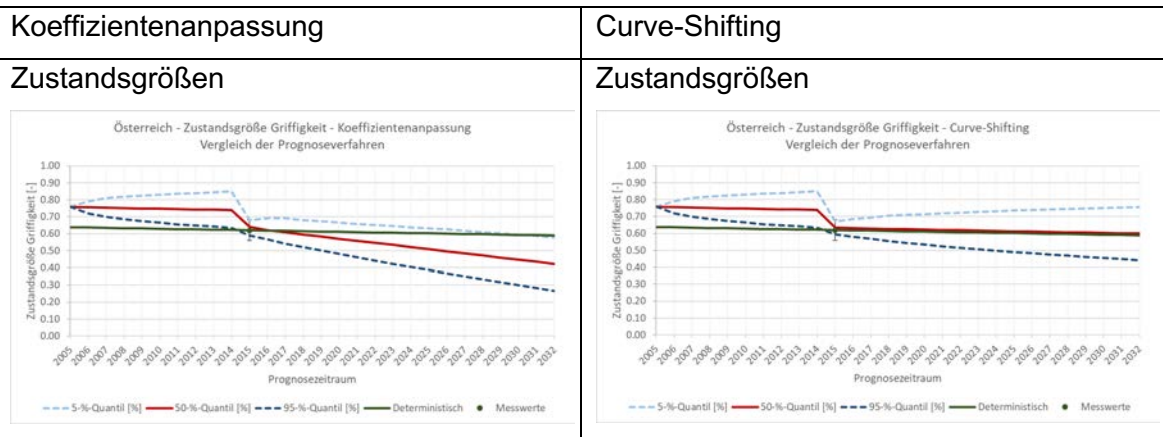
Baujahr 2005

Verkehrsbelastung (SV/24h) 464

Fahrstreifen L2

Zustandserfassungen: 2015

$$ZG_{GR,t} = ZG_{GR,t-1} - 0,0018$$



Beispiel 4 – Schweiz

ID 217554

Bauweise Asphalt

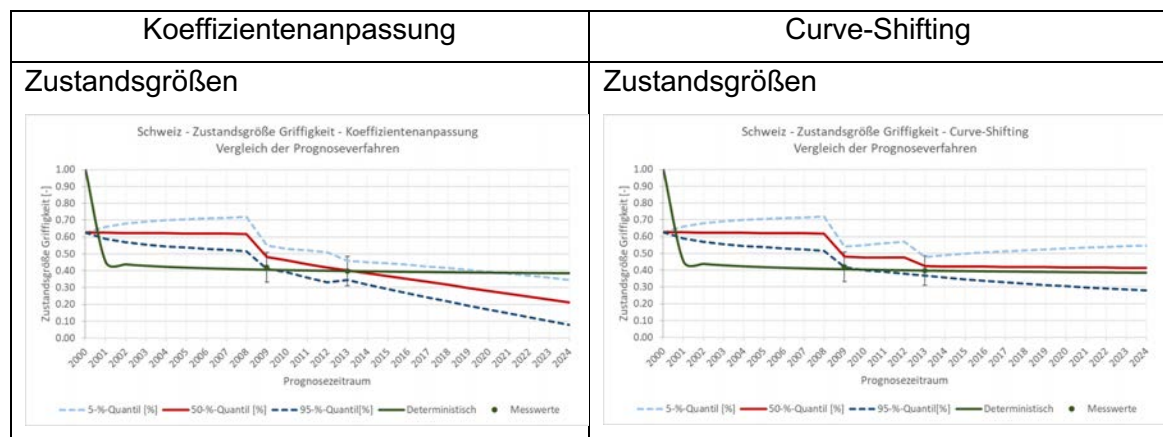
Baujahr 2000

Verkehrsbelastung (SV/24h) 1076

Fahrstreifen L1

Zustandserfassungen: 2009, 2013

$$ZG \text{ } GRI(t) = -0,0213 \cdot \ln(\text{Alter}) + 0,4526$$



10.15 Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose für die Zustandsgröße Griffigkeit auf Netzebene

Die nachfolgenden Beispiele zeigen exemplarisch den Vergleich von probabilistischer und deterministischer Prognose für die Zustandsgröße Griffigkeit für das Straßennetz Nordrhein-Westfalen und Österreich. Gegenübergestellt werden die dynamischen Verfahren zur Anpassung der Prozessfunktion mit dem deterministischen Ansatz. Da die deterministischen Verhaltensfunktionen für Zustandsmittelwerte von homogenen Abschnitten entwickelt wurden, sind die Verteilungen vordergründig mit dem Erwartungswert des probabilistischen Modells zu vergleichen. Die Ähnlichkeit der Zustandsverteilungen ergibt sich insbesondere durch die lineare Prognosefunktion, deren Zuwachs nur sehr gering ist.

Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

Tabelle 85: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Koeffizientenanpassung, Nordrhein-Westfalen

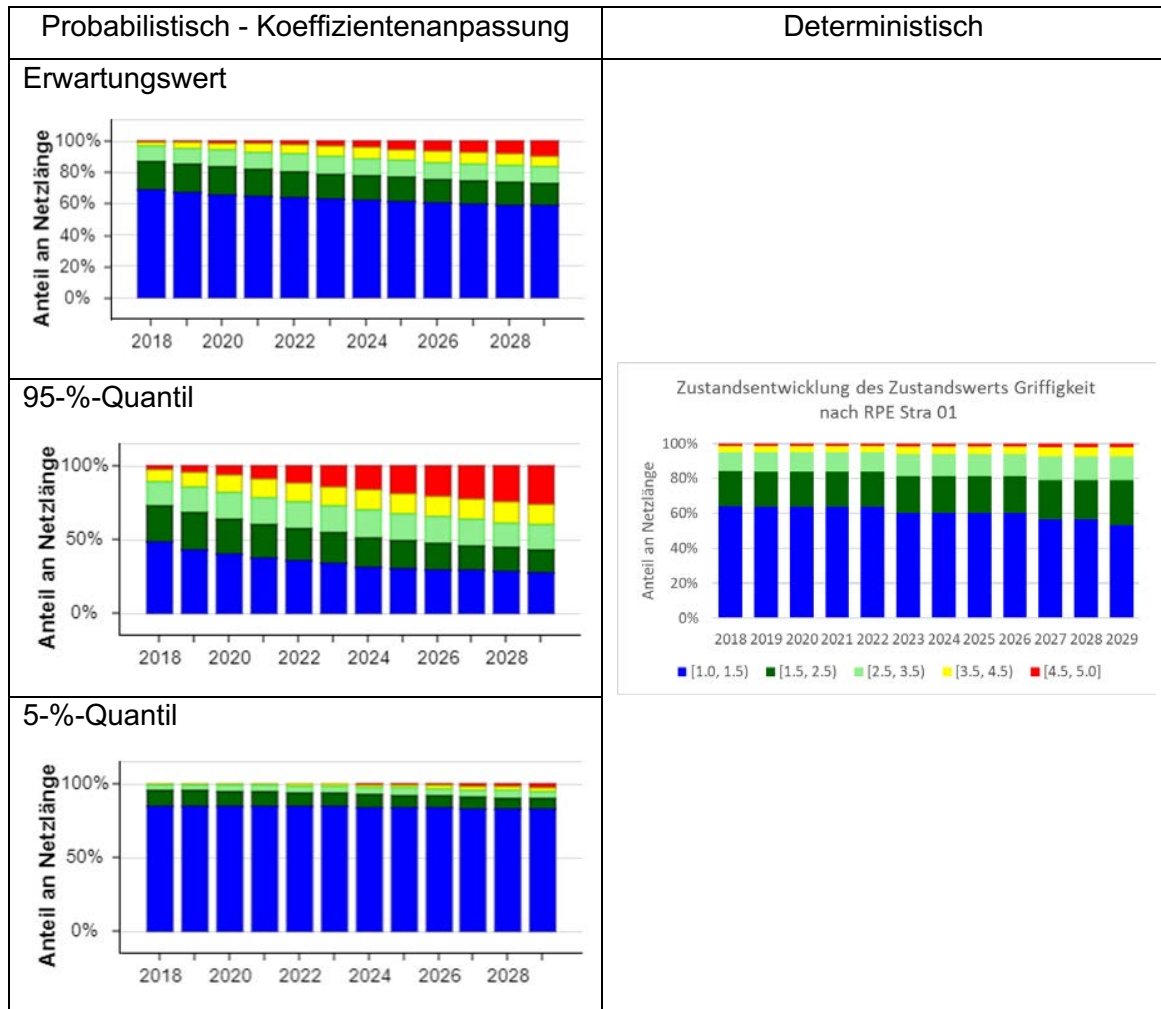
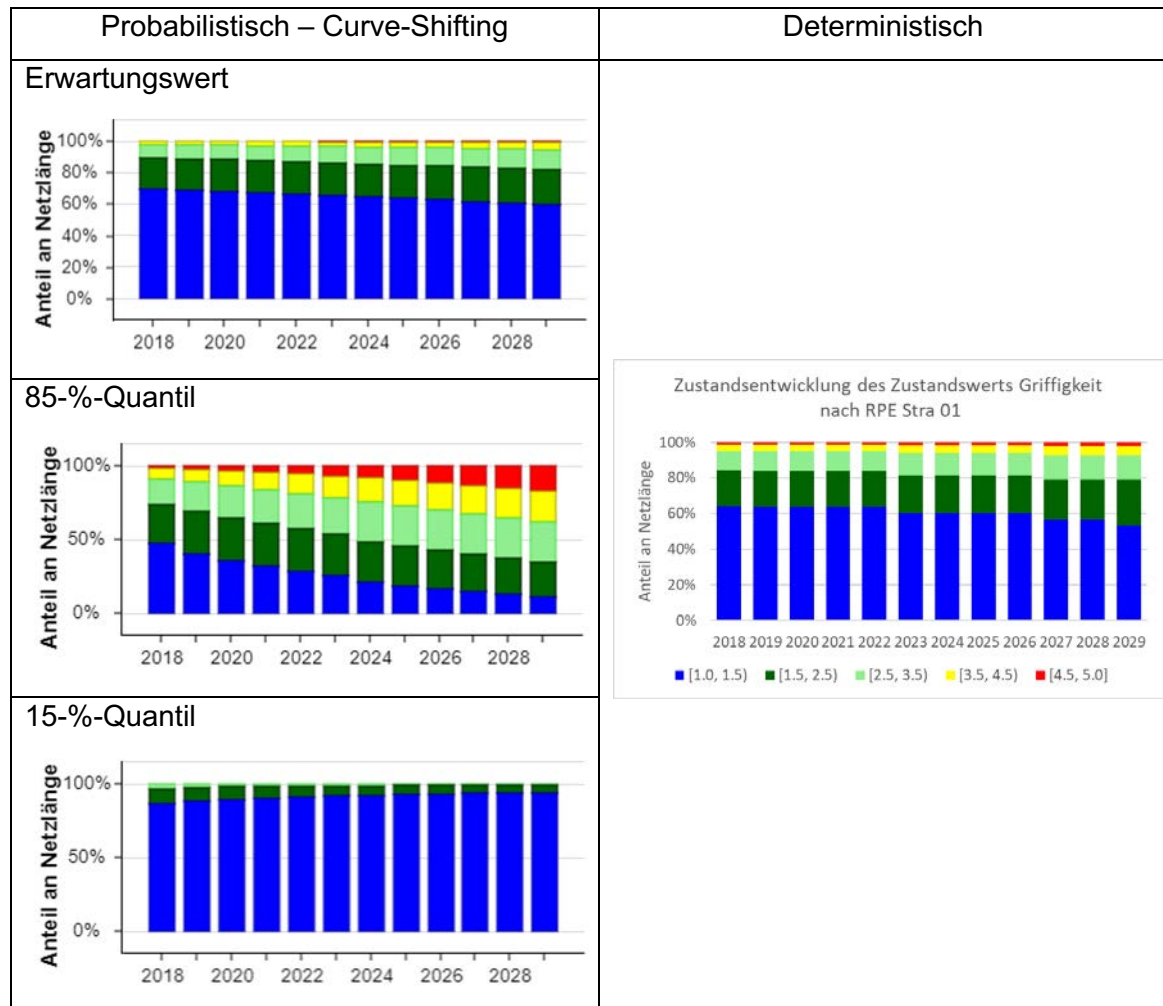


Tabelle 86: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Curve-Shifting, Nordrhein-Westfalen



Beispiel 2 – Österreich

Tabelle 87: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Koeffizientenanpassung, Österreich

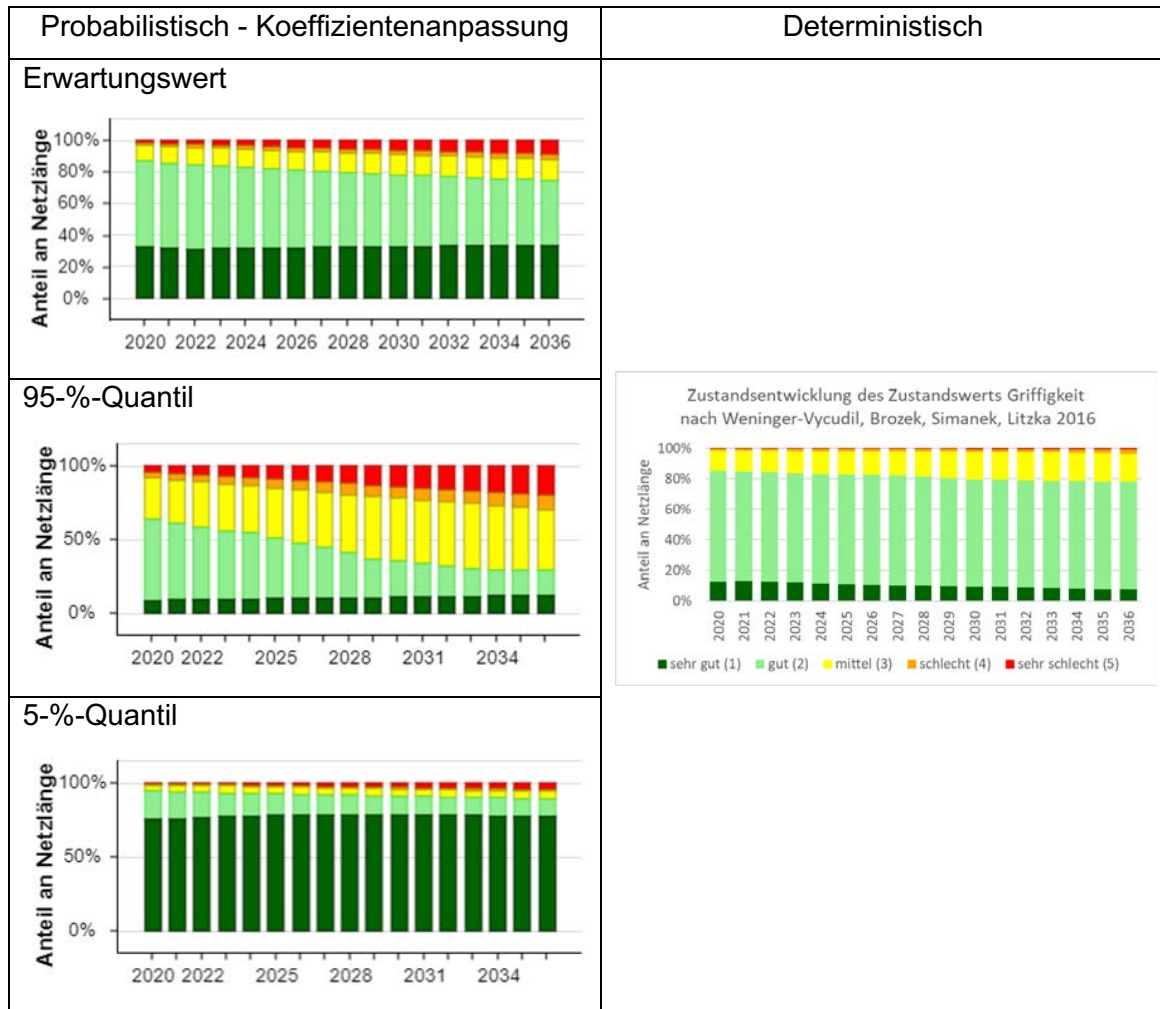
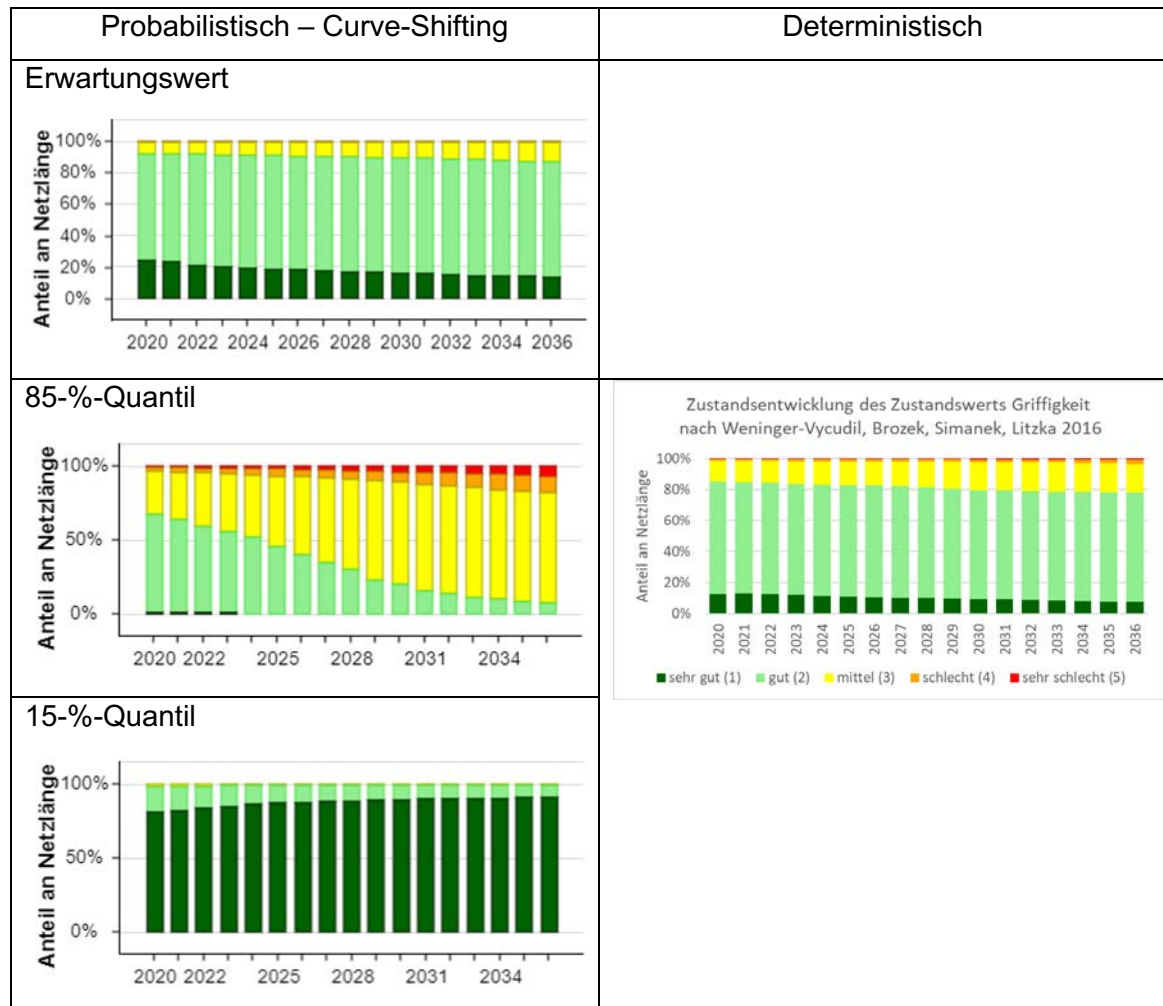


Tabelle 88: Vergleich von deterministischer und probabilistischer Zustandsprognose auf Netzebene – Zustandsgröße Griffigkeit, Curve-Shifting, Österreich

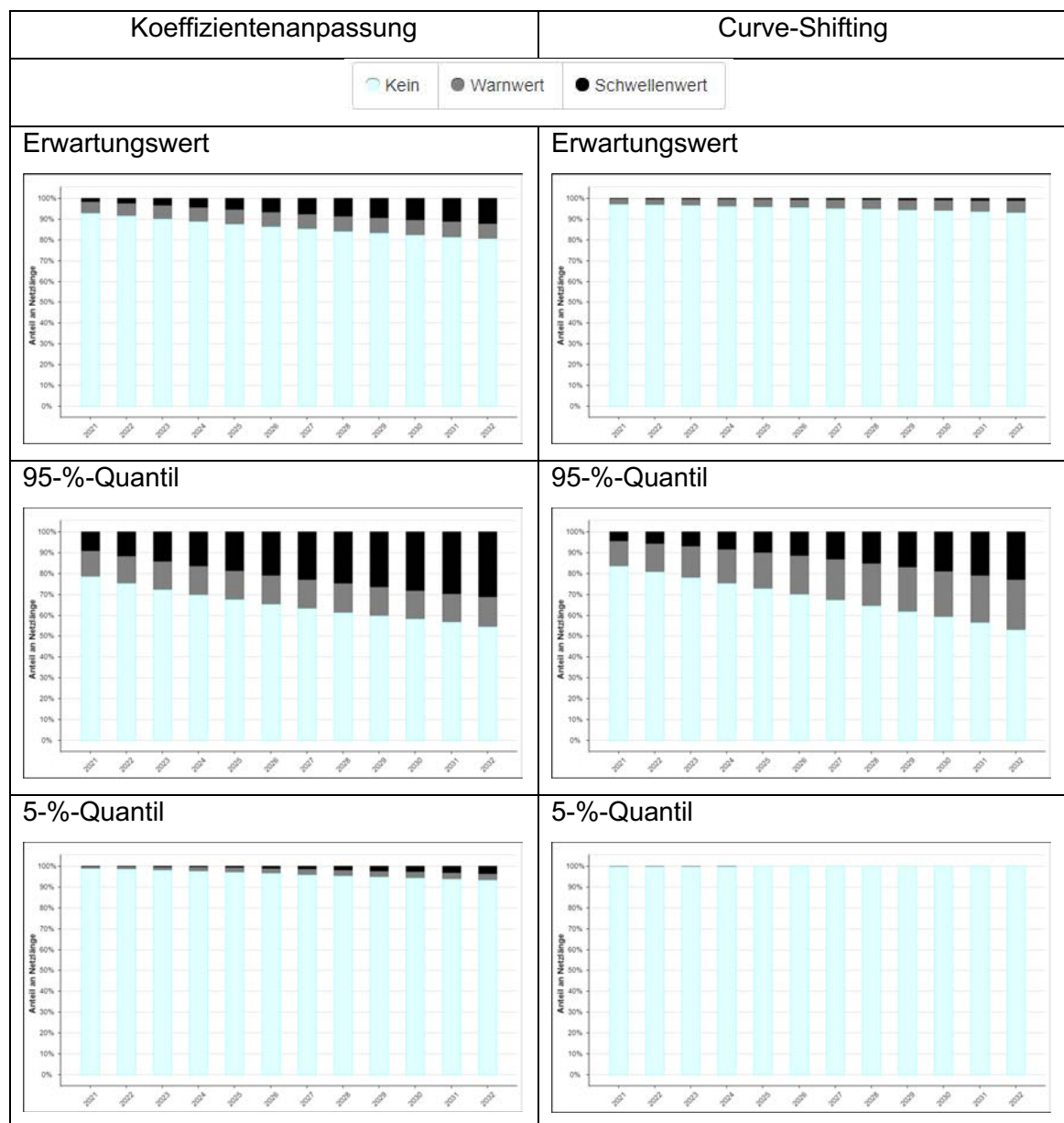


10.16 Netzbezogene Entwicklung des Erhaltungsbedarfs für die Zustandsgröße Griffigkeit

Im Folgenden wird die Entwicklung des Erhaltungsbedarfs für die einzelnen Untersuchungsnetze der D-A-CH Länder dargestellt. Gemessen an der Zustandsgröße Griffigkeit ergibt sich der Erhaltungsbedarf bei Überschreiten des Warnwerts bzw. in der Schweiz bei Überschreiten des Schwellenwerts.

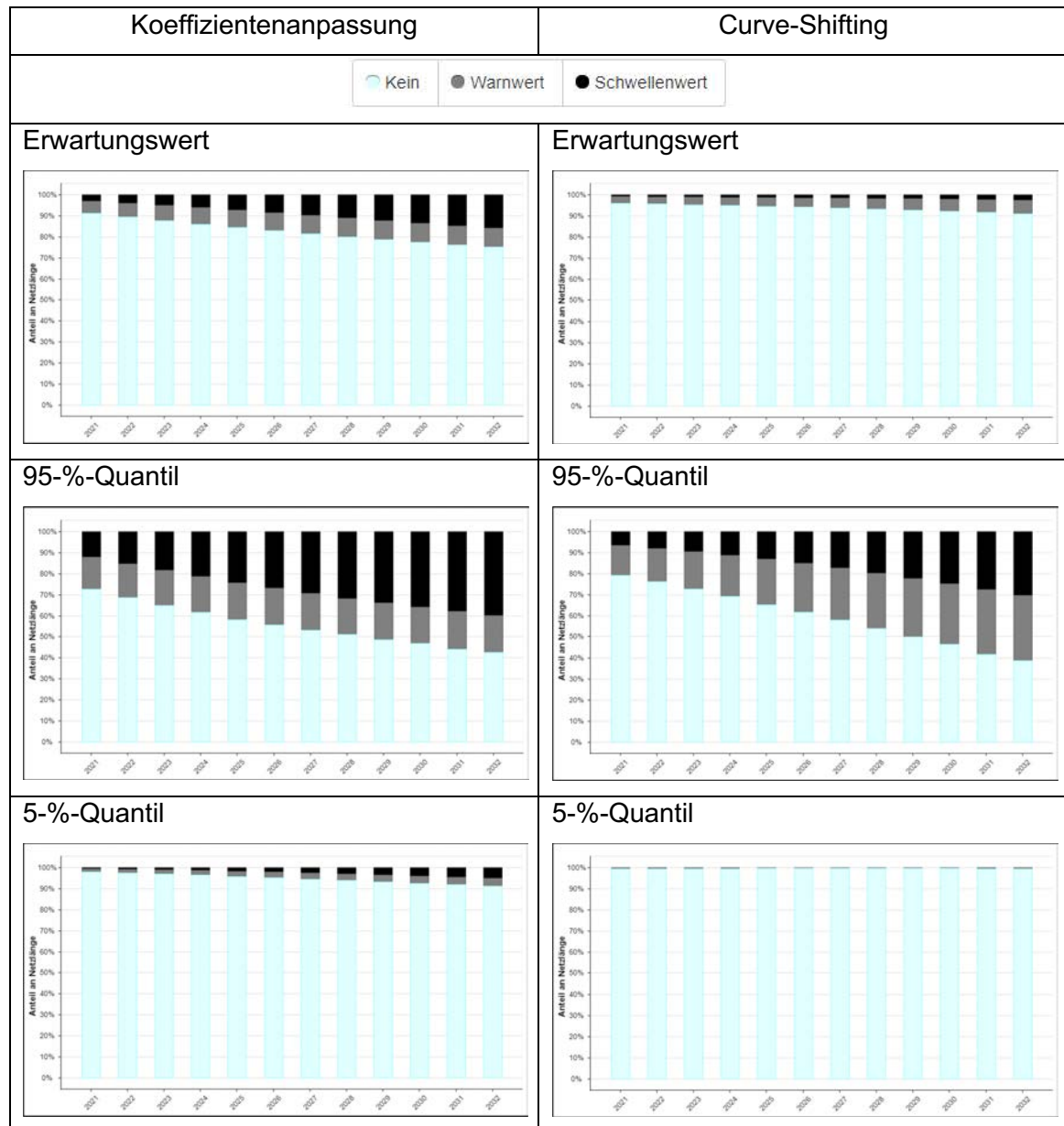
Beispiel 1 – Nordrhein-Westfalen

Tabelle 89: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Nordrhein-Westfalen



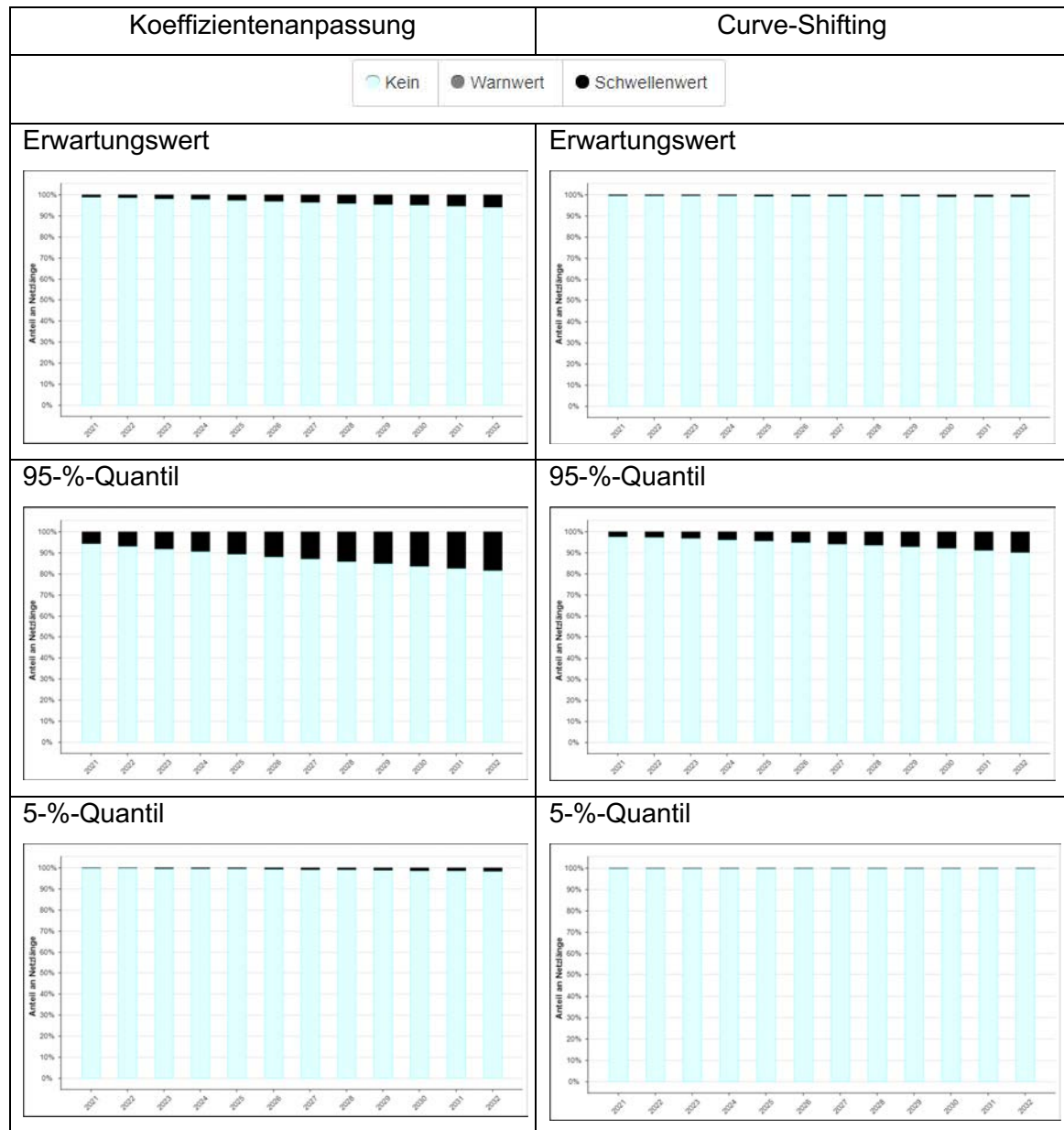
Beispiel 2 – Bayern

Tabelle 90: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Bayern



Beispiel 3 – Schweiz

Tabelle 91: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Schweiz



Beispiel 4 – Österreich

Tabelle 92: Entwicklung des Erhaltungsbedarfs auf Netzebene – Griffigkeit, Österreich

