



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
WIEN  
Vienna University of Technology



DISSERTATION

zum Thema

# EINFLUSSFAKTOREN UND WIRKUNGSMECHANISMEN ZUR LEBENSZYKLUSPLANUNG VON STRASSENBAHN- INFRASTRUKTUR

Betreut von

Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Norbert OSTERMANN  
Technische Universität Wien,  
Institut für Verkehrswissenschaften

Begutachtet von

Prof. Dr.-Ing. Thomas B. SIEFER  
Technische Universität Braunschweig  
Institut für Verkehrswesen, Eisenbahnbau und -betrieb

sowie

Priv.-Doz. Dipl.-Ing. Dr. techn. Markus OSSBERGER  
Wiener Linien GmbH & CO KG

verfasst von

Dipl.-Ing. Johannes KEHRER, Bsc.

# Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre an Eides statt, dass die vorliegende Arbeit nach den anerkannten Grundsätzen für wissenschaftliche Abhandlungen von mir selbstständig erstellt wurde. Alle verwendeten Hilfsmittel, insbesondere die zugrunde gelegte Literatur, sind in dieser Arbeit genannt und aufgelistet. Die aus den Quellen wörtlich entnommenen Stellen, sind als solche kenntlich gemacht. Diese Arbeit stimmt mit der von den Begutachterinnen/Begutachtern beurteilten Arbeit überein.

---

Datum

---

Unterschrift

# Danksagung

Allen voran danke ich Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Norbert Ostermann, der mir die Möglichkeit gab, im Rahmen meiner Tätigkeit als Universitätsassistent am Forschungsbereich für Eisenbahnwesen, Verkehrswirtschaft und Seilbahnen diese Dissertation zu erarbeiten. Neben seinem enormen Fachwissen, das mir über manche Hürde half, möchte ich mich für sein Vertrauen in meine Arbeit bedanken, das ich während meiner gesamten Tätigkeit wahrnahm. In Situationen, an denen der geplante Pfad sich als nicht zielführend entpuppte, half er mir mit Gelassenheit, die richtigen Entscheidungen zu treffen.

Darüber hinaus danke ich Priv.-Doz. Dipl.-Ing. Dr. techn. Markus Ossberger, dessen Idee den entscheidenden Impuls für die vorliegende Dissertation gab und der alle Türen bei den Wiener Linien öffnete, um sie zu ermöglichen. Ich bedanke mich zudem, dass er den Kreis schließt, indem er auch als Gutachter dieser Arbeit fungiert.

Bedanken möchte ich mich bei Prof. Dr.-Ing. Thomas Siefer für seine Offenheit beim ersten Kennenlernen, für seine wertvollen und detaillierten Anmerkungen und seine Arbeit als Gutachter dieser Dissertation.

Danke an die vielen offenen Ohren bei den Wiener Linien, das ehrliche Interesse und die inspirierenden Gedanken als Unterstützung am Weg dieser Arbeit. Mein Dank gilt auch meinen KollegInnen am Forschungsbereich (und darüber hinaus) für die vielen angeregten Diskussionen, vor allem beim Mittagessen, die neben meinem kulinarischen auch meinen fachlichen Horizont erweiterten und zum Gelingen dieser Arbeit beitrugen. Besonders bedanke ich mich bei Benno Schmieder, mit dem mich nicht nur die Liebe zum Kaffee, sondern auch eine enge Freundschaft, verbindet. Danke an Sara Reichenbach, die mir als Freundin immer mit Rat und Tat zur Seite stand und dank der der *Abstract proper english* ist.

Danken will ich meinem Vater, dessen Zuversicht und Stolz mir auch in schwierigen Phasen Vertrauen gab und dessen fachliches Lektorat beim Abschluss dieser Arbeit half. Seine ansteckende Leidenschaft für das Verkehrswesen hat mich schon in früher Jugend auf diesen Weg gebracht. Danke an beide meine Eltern, dass mir die Möglichkeit und Unterstützung gegeben wurde, mit vollem Fokus einem Studium nachzugehen.

Meiner Freundin Florentina danke ich von ganzem Herzen für ihre Unterstützung und ihre Liebe und Geborgenheit. Danke für die Ermutigungen und die Motivation, die dazu geführt haben, dass diese Arbeit nun existiert. Ich werde das versuchen, genauso zurückzugeben!

# Kurzfassung

Betreiber von Straßenbahnnetzen, deren Aufwendungen zu großen Teilen von der öffentlichen Hand getragen werden, geraten zusehends unter finanziellen Druck. Um für Bau und Erhaltung von Infrastruktur einen möglichst effizienten Mitteleinsatz zu gewährleisten, ist der gesamte Lebenszyklus einer Anlage und die währenddessen anfallenden Lebenszykluskosten (LCC) zu berücksichtigen. Diese Betrachtung gilt als zuverlässige Grundlage für den Vergleich unterschiedlicher Handlungsalternativen, beispielsweise in der Instandhaltungs- und Erneuerungsplanung.

In der vorliegenden Arbeit wird ein gesamtheitliches Modell zur Ermittlung technisch-wirtschaftlich optimaler Instandhaltungs- und Erneuerungszyklen für den Straßenbahn-Fahrweg auf Abschnittsebene entwickelt. Die Datenbasis dafür bilden umfassende, seitens der *Wiener Linien* zur Verfügung gestellte Infrastruktur-, Betriebs- und Zustandsdaten des Wiener Straßenbahnnetzes. Instandhaltungs- bzw. Erneuerungstätigkeitszyklen werden unter Berücksichtigung der Betriebserschwerisse sinnvoll gruppiert und somit ein strategischer Ansatz zur vorausschauenden Instandhaltung von Straßenbahnfahrwegen ermöglicht.

Durch Literaturrecherche ermittelte Einflussparameter auf den Schienenverschleiß werden auf ihre Verfügbarkeit für das Wiener Netz untersucht. Um ein automatisiertes Prognosemodell zu erstellen, ist es unerlässlich, netzweit verfügbare und zentral erfasste Datensätze heranzuziehen. Bei fortschreitender Datenverfügbarkeit soll das Modell um zusätzliche Parameter erweitert werden, sowie auf Basis neuer Messdaten laufend kalibriert werden können.

Um diesen Anforderungen gerecht zu werden, werden nach eingehender Aufbereitung der verfügbaren Messdaten, Methoden des maschinellen Lernens (engl.: *Machine learning*) herangezogen, die auf Basis der Eingangsdaten automatisiert Zusammenhänge abbilden und daraus Prognosewerte ermitteln können. Auf Basis der Erfordernisse ausgewählte Methoden werden auf ihre Anwendbarkeit im gegebenen Fall untersucht und in iterativen Prozessen optimiert. Neben der Verschleißentwicklung als Kern des Modells werden im Vorfeld die Schienenprofilformen für alle Elemente bestimmt sowie Instandhaltungstätigkeiten detektiert.

Komplexe, nichtlineare Modelle wie *neuronale Netze* oder die *Random Forest Regression* weisen bei der Prognose des Zustands im Wertebereich der vorwiegend verfügbaren Zustandsdaten die höchsten Genauigkeiten auf, zeigen jedoch Schwächen bei der Prognose von Werten im Bereich der Grenzzustände. Für die derzeitige Datenlage werden daher zusätzlich lineare Prognosemodelle für die Ermittlung der technischen Liegedauer herangezogen.

Auf Basis der prognostizierten Zustandsentwicklung und unter Berücksichtigung der mittels Annuitätenmethode abgebildeten LCC-Entwicklung werden elementgenau die technisch-wirtschaftlich optimalen Eingriffszeitpunkte ermittelt. Unter Berücksichtigung betrieblicher Rahmenbedingungen wird in einem weiteren Schritt die optimale Erneuerungsstrategie über beliebig lange Abschnitte berechnet.

Das Ergebnis stellt daher eine abschnittsweise, LCC-optimierte Ermittlung der technisch-wirtschaftlich optimalen Erneuerungszeitpunkte von Fahrwegelementen dar.

# Abstract

Operators of urban tram networks are in general mainly funded by public authorities. In order to guarantee an efficient handling of public funds for construction and maintenance of track infrastructure, the entire lifecycle has to be taken into account. Lifecycle costs (LCC) serve as an appropriate parameter for comparing different strategic approaches regarding the planning of renewal or maintenance measures of tracks.

The present work provides a holistic model to determine the optimal maintenance and renewal strategy for a given element of tramway track infrastructure. The database for the model was supplied by Vienna's tram operator Wiener Linien and includes infrastructure, operation and track measurement data. The optimized lifecycles of the individual track elements in any given section are grouped based on operational constraints in order to reach the global LCC-optimum for the respected section, thus enabling a strategic approach to the predictive maintenance for tramway track infrastructure.

Relevant input parameters for rail wear and condition degradation taken from topic-specific literature are assessed for their availability of comprehensive data for the given network. In order to program an automatized forecast model, it is essential for the datasets to be network wide and centrally accessible. With a growing database, it should be possible for additional parameters to be integrated into the model and for it to be automatically and continuously calibrated on the basis of the newly obtained measurement data.

To meet these requirements, different techniques of machine learning are applied to a preprocessed dataset. The techniques are selected based on their ability to identify and map correlations of the given parameters in order to determine forecast values. Methods selected on the basis of the requirements are examined for their applicability in the given case and optimized in iterative processes. In addition to the prediction of rail wear as the decisive condition parameter, the rail profile shape of the track elements as well as maintenance measures are identified by machine learning.

Complex, non-linear models such as artificial neural networks or random forest regression show the highest forecast accuracy within the range of actual measurement data. However, their forecasting power reached by extrapolation is very limited when it comes to predicting the wear limit, due to the lack of input data in that range. For the current dataset, linear forecast models are therefore additionally applied for extrapolation.

Based on the predicted development of the condition and the annuities of LCC, the technically and economically optimal intervention times are determined for every element individually. In a further step, the optimal renewal strategy is calculated for sections of any length in consideration of operational constraints.

The result is an automated model for the section-based and LCC-optimized determination of intervention limits for tramway track infrastructure.

# Inhalt

<b>Kurzfassung</b> .....	
<b>Abstract</b> .....	
<b>Inhalt</b> .....	<b>I</b>
<b>1. Einführung</b> .....	<b>1</b>
1.1. Zielsetzung .....	1
1.2. Vorgehensweise .....	2
<b>2. Grundlagen der Instandhaltung für den Straßenbahn-Fahrweg</b> .....	<b>4</b>
2.1. Grundsätze der Instandhaltung .....	4
2.2. Konstruktive Gestaltung des Straßenbahn-Fahrwegs .....	6
2.3. Instandhaltung des Straßenbahn-Fahrwegs .....	8
2.4. Gesetzlicher und normativer Rahmen .....	9
2.5. Fahrweg-Instandhaltung am Beispiel der Wiener Linien .....	10
2.6. Zustandserhebung im Wiener Straßenbahnnetz .....	12
<b>3. Grundlagen der Zustands- und Liegedauerprognose für den Straßenbahn-Fahrweg</b> .....	<b>14</b>
3.1. Gläserner Fahrweg .....	15
3.2. Prognosetool Schönwälder .....	16
3.3. Magic Wear Rate .....	17
3.4. Modell Zaussinger .....	18
3.5. Versagensmechanismen von Rillenschienen .....	20
3.6. Vergleich verfügbarer Werkzeuge .....	21
3.7. Wahl geeigneter Methoden.....	23
<b>4. Einflüsse auf die Zustandsentwicklung des Fahrwegs</b> .....	<b>27</b>
4.1. Arten des Schienenverschleiß .....	27
4.2. Einflussgrößen auf den Verschleiß.....	31
4.3. Analyse der Datenverfügbarkeit .....	34
4.4. Verfügbarkeit von Zustands- und Anlagendaten .....	38
<b>5. Analyse und Aufbereitung der Zustandsdaten</b> .....	<b>41</b>
5.1. Zielparameter Zustandsprognose .....	41
5.2. Datenerhebung und -verfügbarkeit .....	41
5.3. Aufbereiten der Zustandsdaten .....	42
5.4. Synchronisierung von Messsignalen .....	46
5.5. Plausibilisierung der Messdaten .....	49
5.6. Filtern von Messdaten .....	51

5.7. Netzweite Synchronisierung und Filterung .....	53
<b>6. Erkennung von Schienenprofilen .....</b>	<b>56</b>
6.1. Gewählte Methodik .....	57
6.2. Mathematische Modellierung .....	58
6.3. Eingangsdaten und Prognosegenauigkeit .....	64
6.4. Implementierung .....	68
<b>7. Detektieren von Instandhaltungstätigkeiten .....</b>	<b>71</b>
7.1. Gewählte Methodik .....	71
7.2. Eingangsdaten .....	71
7.3. Mathematische Modellierung .....	74
7.4. Auswertung und Implementierung .....	75
<b>8. Zustandsprognose .....</b>	<b>78</b>
8.1. Bildung von Fahrwegelementen .....	78
8.2. Grundlegende Herangehensweise .....	79
8.3. Analyse der Eingangsdaten .....	80
8.4. Modellierung der Zustandsprognose .....	82
8.5. Wahl der Modell- und Eingangsparameter .....	90
8.6. Evaluierung der Prognosemodelle .....	94
8.7. Anwendungsgrenzen der Zustandsprognose .....	99
<b>9. Optimierung der Lebenszykluskosten für Fahrwegabschnitte .....</b>	<b>102</b>
9.1. Grundlegende Herangehensweise .....	102
9.2. Bestimmung der wirtschaftlich optimalen Nutzungsdauer .....	102
9.3. Investitionskosten .....	104
9.4. Instandhaltungskosten .....	105
9.5. Betriebserscherniskosten .....	112
9.6. LCC-Optimierung auf Abschnittsebene .....	115
<b>10. Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>121</b>
10.1. Zusammenfassung .....	121
10.2. Ausblick .....	123
<b>Abkürzungen .....</b>	<b>124</b>
<b>Literaturverzeichnis .....</b>	<b>125</b>
<b>Abbildungsverzeichnis .....</b>	<b>128</b>
<b>Tabellenverzeichnis .....</b>	<b>130</b>

# 1. Einführung

Nach der systematischen Verdrängung aus Städten weltweit während der Hochblüte des Automobils erlebt das System Straßenbahn – ausgehend von französischen und deutschen Städten – seit dem Ende des vorigen Jahrhunderts wieder eine Renaissance. Das Wachstum hat durch die schrittweise Erschließung neuer Märkte zuletzt zugenommen. Die Straßenbahn kann getrost als *das* urbane öffentliche Massenverkehrsmittel des 21. Jahrhunderts gesehen werden und zeichnet sich durch eine hohe Attraktivität für den Fahrgast aus. Für die Haupterschließungsachsen in dicht besiedelten, urbanen Räumen sind eine hohe Leistungsfähigkeit, kurze Bedienintervalle und eine hohe Verfügbarkeit erforderlich. Das Erfüllen dieser Anforderungen ist ausschlaggebend für den langfristigen Erfolg als umweltfreundliches Massenverkehrsmittel in urbanen Räumen.

Gleichzeitig geraten Betreiber von Straßenbahnnetzen wie die Wiener Linien, deren Aufwendungen zu großen Teilen von der öffentlichen Hand getragen werden, zusehends unter finanziellen Druck. In Wien etwa wurden bei steigender Netzlänge die finanziellen Zuwendungen für die Gleiserneuerung seit der Jahrtausendwende nahezu jährlich reduziert. Um für Bau und Erhaltung von Infrastruktur einen möglichst effizienten Einsatz von Ressourcen aus öffentlicher Hand zu gewährleisten, ist die Betrachtung des gesamten Lebenszyklus einer Anlage oder eines Bauwerks notwendig. Neben Entwicklung und Errichtung eines Objekts ist die Nutzungsphase samt anfallenden Instandhaltungsaufwänden ebenso zu berücksichtigen wie die Beseitigung bzw. der Abbruch. Diese gesamtheitliche Betrachtung gilt als zuverlässige Grundlage für den Vergleich unterschiedlicher Handlungsalternativen.

## 1.1. Zielsetzung

Die zentrale Zielsetzung der vorliegenden Arbeit ist, ein gesamtheitliches Modell zur Ermittlung optimaler Instandhaltungs- und Erneuerungszyklen für den Straßenbahn-Fahrgang zu entwickeln. Dadurch soll ein Beitrag zum Schritt vom reaktiven Anlagenmanagement hin zur vorausschauenden und LCC- (Life Cycle Costs-) optimierten Erneuerungsplanung für Straßenbahninfrastruktur geleistet werden. Zur Modellierung werden Eingangsdaten und Rahmenbedingungen des Betreibers des Wiener Straßenbahnnetzes, der Wiener Linien, herangezogen. Die zugrundeliegende Methodik soll allgemein anwendbar sein.

Im Mittelpunkt der Arbeit steht die Wahl einer geeigneten Methode, um verfügbare Eingangsgrößen miteinander zu verknüpfen und – qualitativ und quantitativ im Detail unbekannt – Wirkungszusammenhänge des Verschleißverhaltens darzustellen. Zusätzlich muss die Methodik erlauben, das Modell künftig um weitere Parameter zu ergänzen bzw. auf Basis regelmäßig erhobener Zustandsdaten laufend und weitgehend automatisiert neu zu kalibrieren, da grundsätzlich mit zunehmender Datenverfügbarkeit zu erwarten ist, dass die Prognosegenauigkeit steigt. Verschiedene Methoden des maschinellen Lernens („machine learning“) entsprechen grundsätzlich den formulierten Anforderungen: Ohne die Kenntnis der Wirkungszusammenhänge können Muster erkannt werden sowie das Training mit immer neuen Daten jederzeit wiederholt werden. Dabei ist besonders auf die Nachvollziehbarkeit dieser Modelle, sowie den mit laufenden Trainings verbundenen Rechenaufwand zu achten.

## 1.2. Vorgehensweise

Um die LCC spezifischer Fahrweegelemente bzw. -abschnitte ermitteln zu können, sind eine Aussage über die Zustandsentwicklung eines Elements und daraus folgend die Prognose der technischen Liegedauer notwendig. Das erfordert die genaue Kenntnis möglicher Eingangsparameter aus Anlagendaten und Zustandsdaten. Aufbauend auf einer grundlegenden Analyse der unternehmerischen und rechtlichen Anforderungen an die Instandhaltung von Straßenbahn-Fahrwegen werden bestehende Prognosewerkzeuge auf ihre Eingangsparameter und Anwendungsgrenzen untersucht. Mittels weiterführender Literaturrecherche werden mögliche weitere Eingangsparameter für die Zustandsprognose identifiziert und auf ihre Verfügbarkeit untersucht.

In der seitens der Wiener Linien seit Jahren betriebenen und stetig erweiterten Infrastrukturdatenbank sind neben der exakten Verortung flächendeckend Merkmale der Geometrie sowie weitere Parameter, wie etwa das Anlagenalter, erfasst. Zusätzlich sind die seit 2015 mittels Laser-Lichtschnittverfahren durch den Messwagen der Wiener Linien erhobenen Messdaten der Schienenprofilgeometrie verortet. In Kombination mit verfügbaren Betriebsdaten soll automatisiert die Belastungsgeschichte jedes Abschnitts ermittelt bzw. aktualisiert werden, die als weiterer Einflussfaktor zur Prognose der Zustandsentwicklung dient.

Vergleiche mit Messdaten anderer Systeme, die Untersuchung auf Störsignale sowie die Synchronisierung der Messdaten untereinander erhöhen die Datenqualität der Eingangsdaten.

Um den bisherigen Zustandsverlauf nachvollziehen zu können, ist die Kenntnis des Zustands zum Einbauzeitpunkt erforderlich. Mittels maschinellen Lernens wird beispielsweise die – bisher nicht zentral erfasste – Profiltypen eingebauter Schienen flächendeckend ermittelt, um den Ausgangszustand zum bekannten Zeitpunkt des Einbaus zu kennen. Unter Berücksichtigung des Zustands zum Zeitpunkt der jeweiligen Messung sowie der Belastungsgeschichte sowie zusätzlich bekannter Eingangsgrößen kann ein Eingangsdatensatz für ein parameterbezogenes Modell zur Zustandsprognose gebildet werden. Unterschiedliche Methoden des maschinellen Lernens, welche die Ermittlung multivariater Regressionskurven und somit die Darstellung ihrer Wirkungszusammenhänge ermöglichen, ohne vorab den qualitativen Verlauf festzulegen oder Wirkungszusammenhänge genauer definieren zu müssen, werden angewendet und auf ihre Eignung geprüft. Das Zufügen weiterer Eingangsparameter bzw. das erneute „Training“ bei zusätzlich verfügbaren Zustandsdaten ist automatisiert möglich.

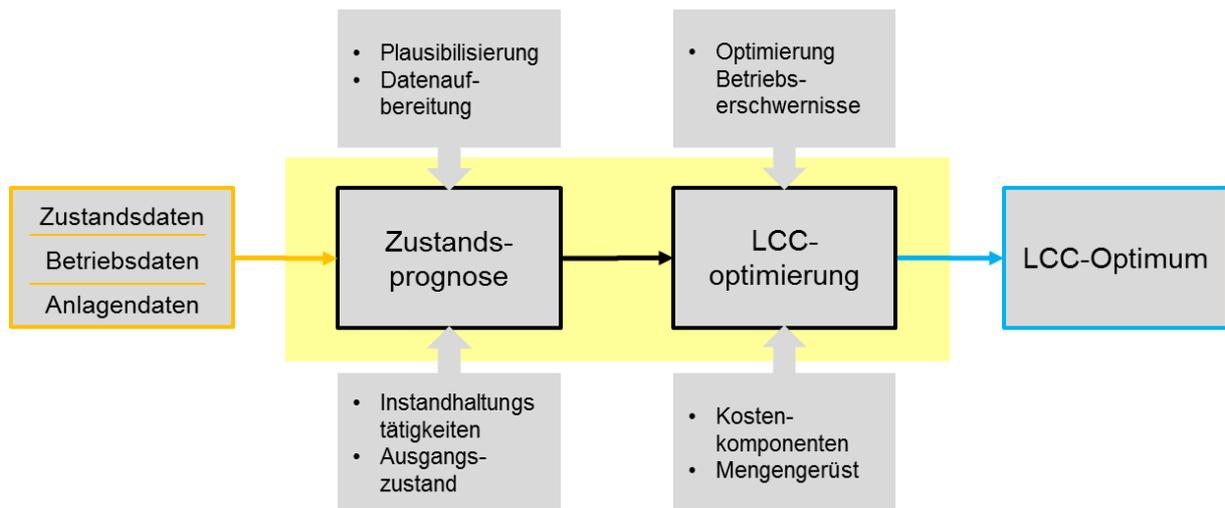


Abbildung 1: Vorgehensweise

Auf Basis der ermittelten Zustandsentwicklung und unter Berücksichtigung der dazugehörigen Grenzzustände werden elementweise die technisch optimalen Eingriffszeitpunkte ermittelt.

Zur Bestimmung des technisch-wirtschaftlich optimalen Eingriffszeitpunktes für Erneuerungsarbeiten ist zunächst ein geeigneter finanzieller Vergleichsparameter zu identifizieren. Die Ermittlung der zugehörigen Kostenkomponenten sowie deren Zuordnung zu spezifischen Elementen in Abhängigkeit ihrer Eigenschaften werden aus statistischen Auswertungen zentral erfasster Daten ermittelt. Wo mangels zentral erfasster Aufzeichnungen von Instandhaltungsmaßnahmen keine Daten verfügbar sind, werden diese auf Basis von ExpertInneninterviews und Fachliteratur abgeschätzt. Betriebserschwerisskosten infolge von Langsamfahrstellen (LFS) durch erhöhte Fahrzeug- und Personalaufwände werden abschnittsweise berechnet und optimiert. Für diskrete Netzabschnitte soll mittels Optimierung der LCC die wirtschaftlich optimale Gruppierung von Abschnitten zur Erneuerung ermittelt werden. Die Vorgehensweise ist als Prozessablauf in Abbildung 1 veranschaulicht.

Die Datenaufbereitung und -analyse sowie die Modellbildung werden mittels kostenfreier Open Source Software in der Programmiersprache *Python* erstellt.<sup>1</sup>

<sup>1</sup> *Python* ist eine universelle Programmiersprache, welche vor allem bei der Analyse und Verarbeitung großer Datenmengen zur Anwendung kommt, und ist eine der meist angewendeten Programmiersprachen der Welt. Durch zusätzliche Module und *libraries*, welche alle auf dem Open Source Prinzip basieren und kostenlos zugänglich sind, wird eine Vielzahl an Methoden für *Data Science* und maschinelles Lernen unterstützt.

# 2. Grundlagen der Instandhaltung für den Straßenbahn-Fahrweg

In der für Begriffsbestimmungen der Instandhaltung zuständigen europäischen Norm wird die Instandhaltung definiert als:

*„Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen sowie Maßnahmen des Managements während des Lebenszyklus einer Einheit, die dem Erhalt oder der Wiederherstellung ihres funktionsfähigen Zustands dient, sodass sie die geforderte Funktion erfüllen kann“ (ÖNORM EN 13306).*

Dieser Begriff lässt sich per se auf verschiedenste technische Einrichtungen anwenden und bildet die Basis für weitere Differenzierungen.

Im ersten Abschnitt des vorliegenden Kapitels werden Definitionen und Begriffsabgrenzungen im Bereich der Instandhaltung vorgestellt und Zielsetzungen der Instandhaltung betrachtet. Anschließend wird der Straßenbahn-Fahrweg hinsichtlich seiner konstruktiven Gestaltung näher beschrieben, um die Grundlage für die Anwendung der Instandhaltungsstrategien für den Straßenbahn-Fahrweg zu schaffen.

## 2.1. Grundsätze der Instandhaltung

In der eingangs zitierten europäischen Norm (ÖNORM EN 13306) werden folgende übergeordnete Zielsetzungen für Instandhaltungsstrategien von Unternehmen präzisiert:

- *„die Sicherung der Verfügbarkeit der Einheit in der geforderten Funktion zu günstigsten Kosten;*
- *die Beachtung der mit der Einheit einhergehenden Sicherheits- und aller anderen obligatorischen Anforderungen;*
- *die Beachtung aller Einflüsse auf die Umwelt;*
- *die Aufrechterhaltung der Haltbarkeit der Einheit und/oder der Qualität der gelieferten Produkte oder der erhaltenen Dienstleistung, wenn notwendig, unter Beachtung der Kosten“*

Diese allgemeinen Ziele lassen sich für Unternehmen verschiedener Branchen anwenden und sind somit auch für Infrastrukturbetreiber wie die Wiener Linien anwendbar. Bezüglich der Erreichung der übergeordneten Zielsetzungen kann – in Abhängigkeit von den verfügbaren Informationen über den Zustand und dessen Entwicklung des instandzuhaltenden Objekts und der grundsätzlichen Herangehensweise des Unternehmens – zwischen verschiedenen Instandhaltungsstrategien differenziert werden.

Durch die Änderung von Anforderungen bzw. inhärenten Abhängigkeitsmerkmalen eines Systems wird in der Instandhaltung mitunter eine *Verbesserung* des Systems hinsichtlich Zuverlässigkeit, Instandhaltbarkeit oder Sicherheit angestrebt. Dieser Fall wird für die laufende Instandhaltung unter der Annahme weitgehend gleichbleibender Anforderungen jedoch nicht weiter betrachtet.

Ändern sich keine solchen Abhängigkeitsmerkmale, kann grundsätzlich zwischen der *präventiven Instandhaltung*, in deren Rahmen Instandhaltungsmaßnahmen und –tätigkeiten

vor einem Ausfall eines Objekts vorgenommen werden und der *korrekativen Instandhaltung*, deren Tätigkeiten erst nach dem Ausfall des Objekts vorgenommen werden, unterschieden werden. Bei der *korrekativen Instandhaltung* kann – je nach Zeitpunkt des Setzens der durch den Ausfall nötig gewordenen Instandhaltungsmaßnahme – zwischen *sofortiger* und *aufgeschobener korrekativer Instandhaltung* unterschieden werden. Obwohl bei dieser Instandhaltungsstrategie während der Betriebsphase kaum oder wenig Instandhaltungsaufwände anfallen, liegt der Nachteil darin, dass nach Ausfall unvorhergesehene Aufwendungen und Stillstände entstehen (Ostermann und Rollinger 2016).

Bei der *Präventiven Instandhaltung* wird unterschieden ob eine Zustandsüberwachung vorhanden ist oder nicht. Ist diese nicht vorhanden, spricht man von *vorausbestimmter Instandhaltung*. Die Zeitpunkte für Instandhaltungstätigkeiten werden dabei beispielsweise durch definierte zeitliche Intervalle oder Belastungszyklen gewählt. Dadurch können Bauteilreserven nicht immer effizient ausgenutzt werden, da der Zustand des Bauteils nicht entscheidungsrelevant für das Setzen von Instandhaltungsmaßnahmen ist.

Die *Zustandsorientierte Instandhaltung* funktioniert nur bei vorhandener Zustandsüberwachung. Sie geht davon aus, dass Funktionsstörungen nicht schlagartig auftreten, sondern sich über den Verlauf gewisser Zustandsparameter ankündigen (Matyas 2005). Abhängig davon, ob mittels Prognosemodellen Aussagen über die künftige Entwicklung dieser Zustandsdaten getroffen werden können, wird zwischen *voraussagender* (oder *vorausschauender*) und *nichtvoraussagender Instandhaltung* unterschieden. In Abbildung 2 sind die verschiedenen Arten der Instandhaltung gemäß der gültigen europäischen Norm dargestellt.

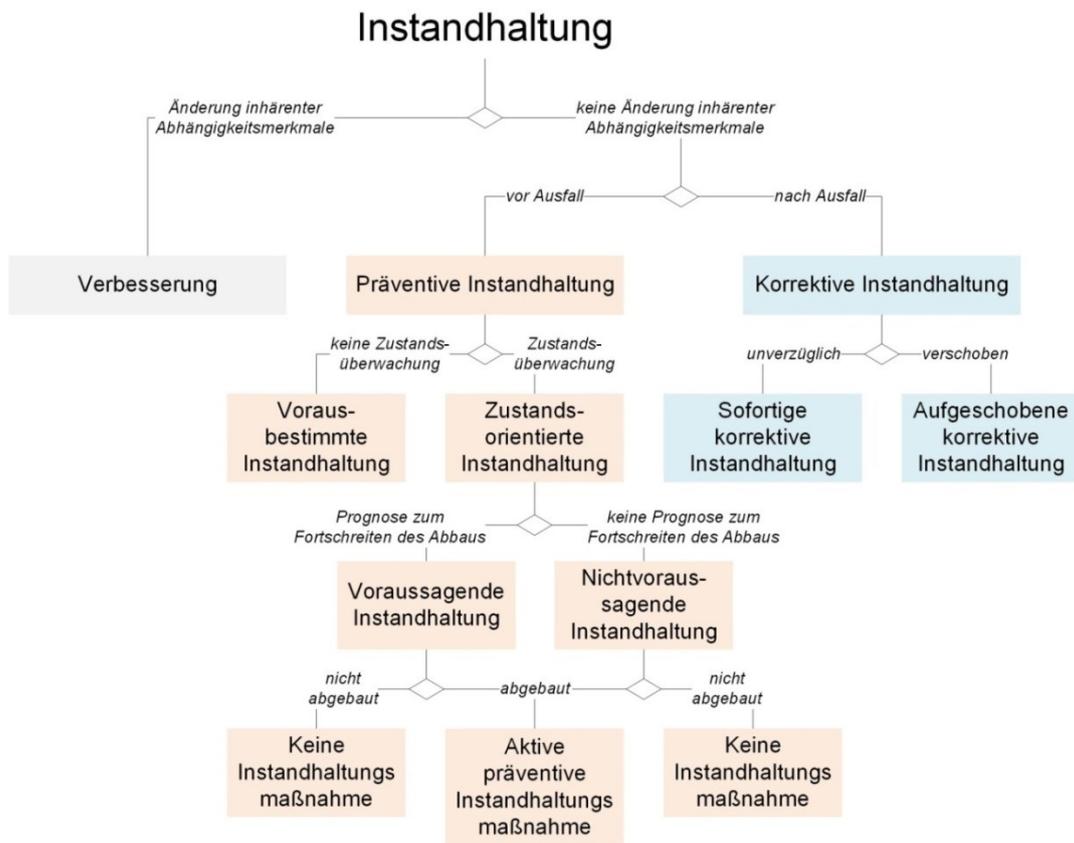


Abbildung 2: Instandhaltungsarten gemäß (ÖNORM EN 13306), eigene Darstellung

## 2.2. Konstruktive Gestaltung des Straßenbahn-Fahrwegs

Die Oberbaugestaltung des Straßenbahn-Fahrwegs hängt von zahlreichen Randbedingungen ab. Anders als beim Vollbahnbetrieb gibt es abhängig von der Nutzung des Straßenraums zusätzliche Anforderungen wie etwa die Begeh- oder Befahrbarkeit des Fahrwegs durch andere Verkehrsteilnehmer. Die Vielfältigkeit der Oberbauformen im Bereich der Straßenbahn ist dadurch zu erklären, dass innerstädtische Schienennetze in der Regel (historisch gewachsene) Inselbetriebe darstellen. Das begünstigt die Entwicklung individueller Bauformen, was bis heute zu einer hohen Heterogenität in der Infrastrukturgestaltung geführt hat.

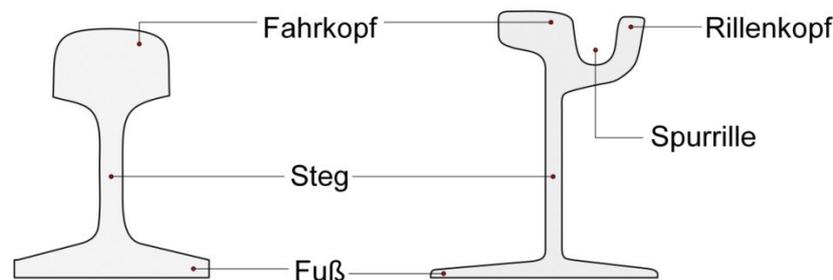


Abbildung 3: Vergleich von Vignol- (links) und Rillenschienenprofil (rechts)

Allgemein wird zwischen gedecktem und offenem Oberbau unterschieden. Während offene Oberbauformen dem Vollbahn-Oberbau ähneln, wobei Vignolschienen zur Anwendung kommen, werden bei eingedeckten, von anderen Verkehrsträgern befahrenen Oberbauformen in der Regel Rillenschienen eingebaut (siehe Abbildung 3). Rillenschienen ermöglichen aufgrund ihres Querschnitts die zuverlässige Freihaltung des Spurkanals für den Rad-Spurkranz und ein bündiges Abschließen mit der Oberbaueindeckung. Beim Schotteroberbau ohne Eindeckung ist das nicht nötig, da keine Eindeckung den Spurkanal beeinträchtigen kann. (Verband Deutscher Verkehrsunternehmen 2007)

In der Regel wird die Oberflächeneindeckung als gebundene Oberfläche durch Beton oder Asphalt bzw. mittels Pflasterung hergestellt, um ein Befahren durch Straßenfahrzeuge in Längs- und Querrichtung zu ermöglichen. Andererseits führt eine Eindeckung mittels Vegetationsebene (Grüngleis) zur Aufwertung urbaner Räume. In Tabelle 1 ist der allgemeine Aufbau des Straßenbahn-Oberbaus dargestellt. Die rechte Spalte beinhaltet unterschiedliche Ausführungsarten bzw. Baustoffe für die Herstellung. Die unterschiedlichen Kombinationen führen zu einer Vielfalt an Oberbauformen.

Im Netz der Wiener Linien kommen unterschiedliche Oberbauformen zur Anwendung. Der Standardoberbau mit Oberflächeneindeckung besteht aus Tragschichten aus Ortbeton, einer elastischen Schienenlagerung für die Rillenschienen sowie der Eindeckung. Um die Spurweite zu sichern, sind die Schienen in regelmäßigen Abständen mittels Spurstangen aus Stahl miteinander verbunden. Die Oberflächeneindeckung besteht größtenteils aus vorgefertigten Betonplatten („Großflächenplatten“), die schwimmend auf einem Sandbett verlegt werden. Dafür ist eine elastische Ummantelung der Schienen erforderlich.

**Tabelle 1: Schematischer Aufbau des Straßenbahnfahrweges Quelle: (Verband Deutscher Verkehrsunternehmen 2007), eigene Darstellung**

Typischer Aufbau eines Schienenfahrweges – Schotteroberbau (SOB) und Feste Fahrbahn (FF)						
Oberbegriffe		Ebenen	Schichten/Elemente		Mögliche Arten/Stoffe	
					(SOB)	(FF)
Oberbau	Gleis	△ Schienenoberkante	Gleis-, Weichen-, Kreuzungskonstruktionen und Zusatzeinbauten		- Schienen, Kleineisen und Schienenstützelemente	
		△ Schienen- stützungskante	Obere Tragschicht		- Schotter	- BTS - ATS
	Tragschichten	△ Planum	Untere Tragschicht		- PSS - FSS	- HGT - STS
					- FSS	
Unterbau	△ Erdbauplanum	Verdichtete Übergangsschicht	Erd-, Stütz- oder Ingenieur- bauwerke	-Verbesserte Böden		
		Verdichtete Unterbauschüttung		-Korngemische		
Untergrund	△ Erdplanum	Verdichtete Übergangsschicht		-Geschüttete Böden		
		Gewachsener Boden		-Anstehender Boden		

*PSS ... Planumsschutzschicht*

*ATS ... Asphalttragschicht*

*FSS ... Frostschutzschicht*

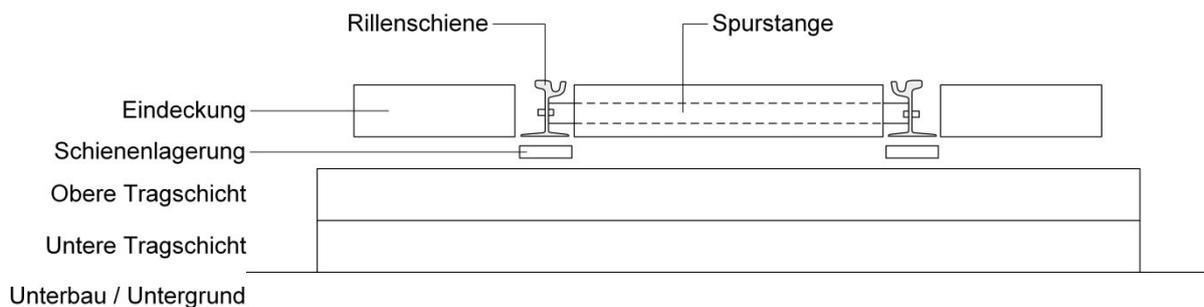
*HGT ... Hydraulisch gebundene Tragschicht*

*BTS ... Betontragschicht*

*STS ... Schottertragschicht*

Andere zur Anwendung kommende Formen der Eindeckungen sind Ortbetondecken sowie Asphaltdecken. Für Grünleise kommt neben der offenen Bauform mit tief liegender Vegetationsebene und Vignolschienen eine Bauform mit hoch liegender Vegetationsebene und Rillenschienen zur Anwendung. Dabei werden aus Gründen der Entwässerung keine durchgehende Tragschicht ausgebildet und keine Spurstangen eingebaut. Die Spurhaltung wird durch kraft- und formschlüssigen Verbund der Rillenschienen mit den Längsschwellen aus Ortbeton gewährleistet.

Abbildung 4 zeigt den schematischen Aufbau des gedeckten Wiener Oberbaus im Querschnitt.



**Abbildung 4: Schematischer Aufbau des Regeloberbaus im Netz der Wiener Linien.**

Abgesehen von der Bauform unterscheiden sich die Fahrwege unterschiedlicher Betreiber hinsichtlich ihrer Trassierungsgrenzen. Der absolute Mindestradius der horizontalen Trassierung ist abhängig von den geometrischen Randbedingungen durch die Fahrzeuge (engst möglicher Bogenradius), durch den erhöhten Verschleiß in engen Bögen sowie durch die auf den Fahrgast wirkenden dynamischen Fliehkräfte in Abhängigkeit von der Fahrgeschwindigkeit. Analog dazu sind Ausrundungen bei Neigungsänderungen in Längsrichtung durch geometrische und dynamische Randbedingungen limitiert. Die maximale Längsneigung ist in der Regel durch die Reibung zwischen Stahlrad und Stahlschiene begrenzt. Im Netz der Wiener Linien beträgt der minimale Bogenradius auf Gleisen, die im Regelbetrieb befahren werden, mindestens 18m, wobei die bogenäußere Schiene als Bezugslinie herangezogen wird.

## 2.3. Instandhaltung des Straßenbahn-Fahrwegs

Bezieht man die im ersten Teilabschnitt zitierten Zielsetzungen für die Instandhaltung auf die Straßenbahn-Fahrweginfrastruktur, können aufgrund der Langlebigkeit der Anlagen, der generell hohen Belastung und der hohen Betriebsdichte folgende grundlegenden Ziele definiert werden (Hierzer 2009):

- „*Verlängerung der Liegedauer.*“
- *Minimierung der spezifischen Instandhaltungskosten je Laufmeter Gleis,*
- *Maximierung von Zuverlässigkeit und Sicherheit“.*

Dabei ist generell zu beachten, dass die verschiedenen Zielsetzungen in der Regel unterschiedliche Unternehmensteile direkt betreffen, weshalb eine Betrachtung des Gesamtoptimums notwendig ist. Während im Vollbahnbetrieb durch die Liberalisierung Infrastrukturbetreiber und Eisenbahnverkehrsunternehmen (EVU) strukturell getrennt wurden, agieren Betreiber von Straßenbahnnetzen – so wie die Wiener Linien – in der Regel als integrierte Verkehrsunternehmen. Das erleichtert die gesamtheitliche Betrachtung prinzipiell, auf die Schnittstellen zwischen unterschiedlichen Abteilungen ist dennoch zu achten (Ossberger und Ostermann 2004).

Die hohen betrieblichen Anforderungen und die hohen Erwartungen hinsichtlich Zuverlässigkeit an die öffentliche Infrastruktur zur Erfüllung der Mobilitätsbedürfnisse breiter Bevölkerungsteile auf der einen Seite und die großen Investitionssummen für Erneuerungsarbeiten, die hohen Kosten für Instandhaltungsmaßnahmen sowie die Liegedauer von Straßenbahn-Fahrwegelementen von mehreren Jahren bis hin zu mehreren Jahrzehnten auf der anderen Seite führen dazu, dass Nutzungsreserven bestmöglich ausgenutzt und der Ausfall betriebsrelevanter Komponenten minimiert werden sollten.

Vergleicht man diese Anforderungen mit den im vorigen Abschnitt vorgestellten Arten der Instandhaltung, wird offensichtlich, dass eine zustandsorientierte, präventive Instandhaltung das Ziel im Anlagenmanagement von Straßenbahn-Fahrweginfrastruktur sein sollte. Darüber hinaus kann durch die Implementierung einer Zustandsprognose im Sinne der voraussagenden (in weiterer Folge „vorausschauenden“) Instandhaltung die lang- und mittelfristige Planung von Instandhaltungsmaßnahmen bzw. die Budgetplanung für ebendiese erleichtert werden. Daher werden an späterer Stelle die momentan im Unternehmen der Wiener Linien vorhandenen Regelwerke und Werkzeuge der Instandhaltung dargestellt und hinsichtlich deren Anwendbarkeit für eine vorausschauende Instandhaltungsstrategie untersucht.

Zunächst werden der gesetzliche und normative Rahmen für den Zustand und dessen Erfassung sowie die daraus abgeleiteten Anforderungen an die Instandhaltung von Straßenbahn-Fahrweginfrastruktur betrachtet.

## 2.4. Gesetzlicher und normativer Rahmen

In diesem Abschnitt werden die in Österreich geltenden und für die Instandhaltung von Straßenbahn-Fahrwegen relevanten gesetzlichen und normativen Rahmenbedingungen dargestellt. Dabei wird detailliert auf Zustandsgrößen und deren Grenzzustände eingegangen, da diese für die zustandsorientierte Instandhaltung ausschlaggebend sind.

### **Straßenbahnverordnung 1999**

Basierend auf dem Eisenbahngesetz 1957 (Österreichischer Nationalrat 07.03.1957), regelt die Straßenbahnverordnung 1999 (StrabVO) den Bau und Betrieb von Straßenbahnen in Österreich. In der Verordnung sind im Abschnitt VII – *Instandhaltung* Definitionen, Anforderungen und Fristen festgelegt. Die Instandhaltung von Betriebsanlagen und Fahrzeugen umfasst demnach die Wartung, die Inspektion und die Instandsetzung und ist zumindest auf all jene Teile des Systems anzuwenden, deren Zustand einen Einfluss auf Betriebssicherheit und Zustand haben könnte. Inspektionen als Zustandserfassung müssen dokumentiert, und diese Dokumentation muss aufbewahrt werden. (Bundeskanzleramt Österreich 03.03.2000)

Die für die Straßenbahn-Fahrweginfrastruktur vorgeschriebenen Inspektionsintervalle betragen für

- Oberbauanlagen: 5 Jahre und für
- Eisenbahnkreuzungen: 2 Jahre.

Darüber hinaus legt die Straßenbahnverordnung keine Zielsetzungen der Instandhaltung hinsichtlich Effizienz des Mitteleinsatzes oder strategischen Zugangs fest.

### **Eisenbahnbau- und –betriebsverordnung 2003**

Die Eisenbahnbau- und Betriebsverordnung (EisBBV) regelt – analog zur Straßenbahnverordnung – den Bau und Betrieb von Haupt- und Nebenbahnen des Vollbahnbereichs in Österreich und ist daher nicht für den Straßenbahnbereich anzuwenden.

### **Eisenbahn ArbeitnehmerInnenschutzverordnung 1999**

Die Eisenbahn-ArbeitnehmerInnenschutzverordnung ist gleichermaßen auf Bahnen nach StrabVO und EisBBV anzuwenden, wenngleich für Straßenbahnen einige Ausnahmen im Verordnungstext angeführt sind. Diese Verordnung wirkt sich auf Prozessabläufe für Arbeitende im System Straßenbahn aus und setzt Standards für Arbeitsmittel, ArbeitnehmerInnen und die Gestaltung von Infrastruktur.

### **ÖNORM EN 13306**

Unter dem Titel „*Begriffe der Instandhaltung*“ beinhaltet diese Norm allgemeine Definitionen der relevanten Terminologie der Instandhaltung und beinhaltet keine spezielle Erwähnung von Infrastruktur oder gar Straßenbahn-Infrastruktur-Bauwerken. Die für das vorliegende Projekt relevanten verschiedenen Instandhaltungsarten wurden bereits im Abschnitt „Grundsätze der Instandhaltung“ beschrieben, weshalb an dieser Stelle nicht weiter darauf eingegangen wird. (ÖNORM EN 13306)

## ÖNORM EN 50126

Diese Norm definiert unter dem Titel „*Bahnanwendungen - Spezifikation und Nachweis der Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit, Instandhaltbarkeit und Sicherheit*“ den Begriff RAMS als Zusammenhang von Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit Instandhaltbarkeit und Sicherheit („Reliability, Availability, Maintainability, Safety“) für Bahnanwendungen. In weiterer Folge werden Prozesse zur Erarbeitung von Spezifikationen hinsichtlich RAMS definiert und dargestellt, wie Konflikte zwischen den einzelnen Zielfeldern zu regeln sind. Sie beinhaltet keine Formulierungen bzw. Festlegungen konkreter Anforderungen oder quantitativer Größen bezüglich der Instandhaltung oder Grenzzustände von Bahnanlagen. Zwar ist die Instandhaltung in der gemeinsamen Betrachtung der RAMS-Zielfelder ein integraler Bestandteil, jedoch wird an dieser Stelle diese übergeordnete Betrachtungsebene vernachlässigt, da die Norm keine konkreten Einflüsse auf die Instandhaltung beinhaltet. (ÖVE/ÖNORM EN 50126)

## ÖNORM EN 13848

Die Normenreihe „Bahnanwendungen – Oberbau – Qualität der Gleisgeometrie“ ist in sechs Teile gegliedert, die wie folgt titulierte sind:

- |          |   |
|----------|---|
| 13848 -1 | Beschreibung der Gleisgeometrie                               |
| -2       | Messsysteme – Gleismessfahrzeuge                              |
| -3       | Messsysteme – Gleisbau- und Instandhaltungsmaschinen          |
| -4       | Messsysteme – handgeführte und leichte Vorrichtungen          |
| -5       | Geometrische Qualitätsstufen – Gleise, Weichen und Kreuzungen |
| -6       | Charakterisierung der geometrischen Gleislagequalität         |

Augenscheinlich ist, dass die Norm vordergründig für den Vollbahnbetrieb erstellt wurde, wengleich die Norm derzeit auch für urbane Schienennetze (und somit auch Straßenbahn-Fahrgeweginfrastruktur) gültig ist. Es werden Parameter zur Erhebung der Gleislagequalität und Anforderungen hinsichtlich deren Messgenauigkeit definiert. Abgesehen von der Spurweite sind diese Parameter für das System Straßenbahn mangels definierter Wertebereiche nicht zu anzuwenden.

## 2.5. Fahrweg-Instandhaltung am Beispiel der Wiener Linien

Nach der Darstellung des gesetzlichen und normativen Rahmens für Zustandsbeschreibung von Straßenbahn-Fahrgeweginfrastruktur und Qualitätsansprüchen an diese wird in diesem Abschnitt das seitens der Wiener Linien verwendete Regelwerk dargestellt. Grundsätzlich haben unternehmensinterne Regelwerke den Anspruch, den gesetzlichen und normativen Rahmenbedingungen gerecht zu werden, können jedoch um zusätzliche Qualitätsansprüche und betrachtete Parameter erweitert werden. Da die vorgestellten Normen hauptsächlich auf den Vollbahnbereich ausgelegt sind, wird in unternehmensinternen Regelwerken auf besondere Anforderungen an Straßenbahn-Fahrgeweginfrastruktur eingegangen. Das allgemeingültige Regelwerk, das für alle Anlagen der Abteilung *Bahnbau* der Wiener Linien gilt und somit Straßenbahn- und U-Bahninfrastruktur abdeckt, ist der Instandhaltungsplan. (Wiener Linien GmbH & Co KG 2013)

Im Instandhaltungsplan wird nicht explizit auf die angestrebte Instandhaltungsstrategie eingegangen, jedoch werden die zustandsorientierte, die vorausbestimmte Instandhaltung (als fristen- oder leistungsorientierte Instandhaltung) und die korrektive („anlassbezogene“) Instandhaltung aus der geltenden Norm EN 13306 zitiert.

Der Instandhaltungsplan regelt generell Anforderungen an Oberbauanlagen verschiedener Bauarten und alle mit deren Instandhaltung verbundenen Prozessschritte. Dabei werden Eingriffsgrenzen, Zuständigkeiten, Überwachungsintervalle und die anzuwendenden Maßnahmen und Messmittel festgeschrieben.

In weiterer Folge wird auf die für die Straßenbahn-Fahrweginfrastruktur relevanten Abschnitte eingegangen.

Im Bereich des Straßenbahnnetzes der Wiener Linien wird grundsätzlich zwischen Fahrwegen mit reinem Straßenbahnbetrieb und jenen mit zusätzlichen Anforderungen für Überstellungsbetrieb oder Verkehr der Wiener Lokalbahnen unterschieden. Aus betrieblicher Sicht wird zwischen Abschnitten mit oder ohne Fahrgastbetrieb unterschieden.

Die Technische Überwachung (Inspektion) ist in möglichst gleichmäßigen Zeitabständen durchzuführen, und die Ergebnisse sind mindestens 7 Jahre, die zusammengefassten Jahresberichte mindestens 25 Jahre zu archivieren.

Für Straßenbahn-Fahrweginfrastruktur sind – analog zur U-Bahn – mittels Tabellen Schwellenwerte einzelner Parameter hinsichtlich der Grenzzustände Aufmerksamkeitschwelle (AS), Eingriffsschwelle (ES) und Soforteingriffsschwelle (SES) festgelegt. Die im Instandhaltungsplan definierten Verschleißgrenzen sind um einige – großteils rillenschienen-spezifische – Parameter erweitert. Diese Grenzwerte sind für Fahrwegelemente individuell in Abhängigkeit verschiedener Einflussfaktoren zu ermitteln. Es sind zudem unterschiedliche Grenzwerttabellen für die manuelle und die automatische Auswertung vorhanden. In Tabelle 2 sind die berücksichtigten Parameter (mittels Häkchen gekennzeichnet) angeführt und die Abhängigkeiten ihrer Grenzwerte von den abschnittspezifischen Einflussfaktoren Belastung, Radius (Krümmung), verwendeter Schienenform sowie die Differenzierung zwischen Außen- und Innenschiene dargestellt.

Im Instandhaltungsplan sind zudem alle im Rahmen der Inspektion zu prüfenden Schäden an Schienen und anderen Fahrwegkomponenten beschrieben und deren Erfassung und Inspektionsintervalle festgelegt. Nicht die Schienen betreffende Schadensformen (Zustand Oberflächen, Schmieranlagen, Schotterbett, etc.) sind meist qualitativ zu erfassen und nicht mit quantitativen Grenzwerten versehen. Die Lagerung der Gleiseindeckungen in der Höhe und Lage sind durch Maximalmaße von Stufen und Fugen definiert.

Tabelle 2: Berücksichtigte Parameter des Verschleißes und der Gleislage gemäß (Wiener Linien GmbH & Co KG 2013)

Vignolschienenngleise				
Parameter	Belastung	Radius	Schienenform	Innen- / Außensch.
Seitenverschleiß	✓	✓	✓	✓

Rillenschienenngleise				
Parameter	Belastung	Radius	Schienenform	Innen- / Außensch.
Rillentiefe	✓	✓		
Rillenkopfbreite	starrer Grenzwert			
Prüfgröße f. Tragfähigkeit			✓	
Rillbreite		✓		
Kontrollbreite	✓	✓	✓	✓

Gültig für Rillen- und Vignolschienenngleise				
Parameter	Belastung	Radius	Schienenform	Innen- / Außensch.
max. Spurweite	✓	✓		
min. Spurweite	✓	✓		
Pfeilhöhe horizontal	starrer Grenzwert			
Pfeilhöhe vertikal	starrer Grenzwert			
Verwindung	starrer Grenzwert			
Überhöhungsfehler	starrer Grenzwert			

## 2.6. Zustandserhebung im Wiener Straßenbahnnetz

Die in den vorigen Abschnitten beschriebenen Parameter im Straßenbahnnetz wie auch die qualitativ zu erfassenden Zustände sind in regelmäßigen Intervallen einer Zustandserfassung (Inspektion) zu unterziehen. Diese Intervalle sind in Abhängigkeit der Komponenten im Instandhaltungsplan vermerkt.

Die augenscheinliche Kontrolle des Fahrwegs mit dem Ziel, Schienenfehler und Schäden an der Eindeckung zu erfassen, erfolgt halbjährlich, wobei einmal im Jahr eine „gründliche Begehung“ mit erweitertem Begehungsprotokoll durchgeführt werden muss.

Die Ermittlung der Schienen- und Gleisgeometrie passiert automatisiert bei Messwagenfahrten und liefert die – hinsichtlich Instandhaltungstätigkeiten und Auswirkungen von Verschleiß und Schäden – aussagekräftigsten Daten für eine Zustandsprognose und daraus folgend die vorausschauende Instandhaltung.

### Messsystem *PlasmaTram*

Das im Rahmen eines Forschungsprojektes der Wiener Linien und der österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) entwickelte Messsystem kommt seit 2016 am Straßenbahn-Messwagen der Wiener Linien zum Einsatz. Es handelt sich um ein Laser-Lichtschnittverfahren zur Vermessung von Rillenschienen.

Zur Verortung der Messquerschnitte liefern GPS-Systeme aufgrund der hohen Verschattung im urbanen Raum keine zufriedenstellenden Resultate, weshalb das System *CUBAL* entwickelt wurde, welches eine Verortung durch den Abgleich des mittels Inertialsensoren des Messwagens erstellte Krümmungsbild mit der Krümmungscharakteristik des Schienennetzes

bewerkstelligt. Unabhängig vom Start der Messungen kann das System nach wenigen Bogenfolgen die Position im Netz ausmachen und jeden Messpunkt mit einer Genauigkeit von  $\pm 7,5$  m verorten und liegt somit im von der EN 13848-1 vorgegebenen Rahmen von  $\pm 10$  m. (Kehrer 29.01.2018)

Die Datenerfassung selbst findet laut Instandhaltungsplan zweimal jährlich statt. Im Gegensatz zum bis 2016 in Betrieb befindlichen Messsystem, das Querprofile im Abstand von 2m erfasste, erzeugt das System *PlasmaTram* Querprofile in Messschritten von rund 7mm. Diese können anschließend auf Querprofile im Abstand von beispielsweise 0,5m aggregiert werden. Auf Grund der zahlreichen Messpunkte werden Messfehler bereits identifiziert und ausgeschieden. Das System erlaubt während des Messbetriebs eine Fahrgeschwindigkeit des Gleismesswagens von bis zu 50 km/h, was eine Befahrung des Netzes während der Regelbetriebszeiten ermöglicht.

Die ermittelten Gleismessdaten werden anschließend in der Infrastrukturdatenbank der Wiener Linien mit ihrer Verortung gespeichert. Abgelegt werden die Messungen der Parameter Rillentiefe (differenziert nach Innen- und Außenschiene) sowie Rillenbreite (differenziert nach Innen- und Außenschiene), da diese als maßgebende Parameter für die Beschreibung des Schienenzustands gelten.

#### **Weitere automatisierte Messverfahren**

Die Wiener Linien entwickeln momentan im Rahmen von Forschungsprojekten weitere automatisierte Verfahren zur Zustandserfassung. So werden im Rahmen des europäischen Forschungsprojekts *Shift2Rail* Methoden erarbeitet, Riffel (Fehler der Schienenoberfläche in Form von Vertikalwellen in Richtung der Gleisachse) mittels akustischer Messungen zu detektieren. Da eine Erfassung mittels Inertialsensorik aufgrund der kurzen Wellenlängen schwer möglich ist, bietet sich die bei Überfahrt erzeugte Schallemission als Indikator an.

#### **Infrastrukturdatenbank der Wiener Linien**

Die seitens der Wiener Linien sukzessive erweiterte Infrastrukturdatenbank (ISDB) stellt eine zentralisierte Plattform für Anlagendaten und Zustandsdaten dar. Erweitert werden diese noch um – für die Zustandsentwicklung der Infrastruktur relevante – Betriebsdaten wie etwa die jährliche Betriebsbelastung. Alle auf verschiedenen Layern der ISDB erfassten Daten sind einheitlich geografisch verortet. Weitere Infrastrukturdaten anderer Betreiber - wie etwa Einbauten – sind ebenfalls in der ISDB hinterlegt.

Gleismessdaten werden halbjährlich für das gesamte Straßenbahnnetz erhoben und in die ISDB eingepflegt. Die Daten vor der Umstellung auf das Messsystem *PlasmaTram* im Jahr 2016 sind nicht in der ISDB integriert.

# 3. Grundlagen der Zustands- und Liegedauerprognose für den Straßenbahn-Fahrweg

Eine Prognose ist, von Erdmann in (Fendrich und Fengler 2013) allgemein formuliert, ein „Wahrscheinlichkeitsurteil über das Auftreten von Ereignissen bzw. das Erreichen eines Zustandes in der Zukunft [...]“. Prognosen stützen sich dabei einerseits auf Beobachtungen aus der Vergangenheit und andererseits auf eine (gering ausgeprägte) Erklärungstheorie für die Zustandsentwicklung. Mithilfe dieser beiden Ansätze werden Aussagen über künftige Zustände getroffen. Die Genauigkeit der formulierten Prognosen ist dabei abhängig von den Eingangsdaten (Beobachtungen), den Erklärungstheorien sowie der gewählten Methode der Fortschreibung.

In diesem Abschnitt werden Werkzeuge bzw. Modelle vorgestellt, mit deren Hilfe Aussagen über die Zustandsentwicklung von Fahrweegelementen getroffen werden können, um diese für eine vorausschauende Instandhaltung anwenden zu können. Grundsätzlich kann dabei zwischen folgenden Ansätzen unterschieden werden:

- Empirisch statistische Modelle
- Numerische Simulationsmodelle
- Maschinelles Lernen („machine learning“)

Während erstere Modelle ausgehend von einer statistischen Auswertung realer Zustandsdaten und deren Verlauf beispielsweise mittels Korrelations- bzw. Regressionsanalyse der untersuchten Parameter deterministische Formeln zur Prognose künftiger Zustände ermitteln, werden in (numerischen) Simulationsmodellen alle grundlegenden Eigenschaften und Wirkungszusammenhänge vorab mathematisch definiert und mittels Anpassung an reale Randbedingungen auf die konkreten Aufgabenstellungen angewendet. Das Durchlaufen der Simulation mittels numerischer Verfahren bildet dann die tatsächliche Zustandsentwicklung ab. Reale Zustandsdaten bieten die Möglichkeit, das Modell auf Plausibilität zu überprüfen.

Das maschinelle Lernen als Form der künstlichen Intelligenz beruht ebenfalls auf einer statistischen Auswertung gegebener Eingangswerte. Anstatt mit vorgegebenen Mustern und Wirkungszusammenhänge auf Basis der Eingangsdaten deterministische Formeln zu erstellen zielen Algorithmen des maschinellen Lernens darauf ab, Muster und Wirkungszusammenhänge nur auf Basis der Eingangsdaten abbilden zu können und zur Prognose künftiger Zustände anzuwenden.

In weiterer Folge werden die seitens der Wiener Linien verfügbaren Werkzeuge – mit deren Hilfe eine Abschätzung bzw. Prognose der Zustandsentwicklung bzw. der verbleibenden Liegedauer eines Fahrweegelements getroffen werden kann – präsentiert und hinsichtlich ihrer Methodik, der berücksichtigten Eingangsparameter sowie deren Prognosewerten und Ausgabegrößen charakterisiert. Abbildung 5 zeigt eine Übersicht der untersuchten Prognosewerkzeuge und ordnet diese den Teilsystemen des Fahrwegs zu, über die eine Aussage getroffen werden kann. Während die Werkzeuge *Magic Wear Rate*, *Modell Zaussinger* sowie die Simulation der *Versagensmechanismen von Rillenschienen* den Zustand der Schiene bzw. des Gleisrostes prognostizieren, ermitteln das *Prognosetool Schönwälder* sowie das Modell *Gläserner Fahrweg* die statistisch zu erwartende Liegedauer

für das gesamte Fahrwegelement. Dennoch ist auch bei letztgenannten Modellen der Gleisrost das für die Liegedauer maßgebende Teilsystem.

Nach der Vorstellung der einzelnen Modelle werden diese detailliert hinsichtlich deren Eingangs- sowie Ausgabegrößen verglichen und eine Interpretation zur Datensicherheit sowie zu den Charakteristika der verschiedenen methodischen Zugänge getroffen. Diese Gegenüberstellung bildet die Basis für die weitere Modellierung der Zustandsprognose von Fahrwegelementen der Straßenbahn.

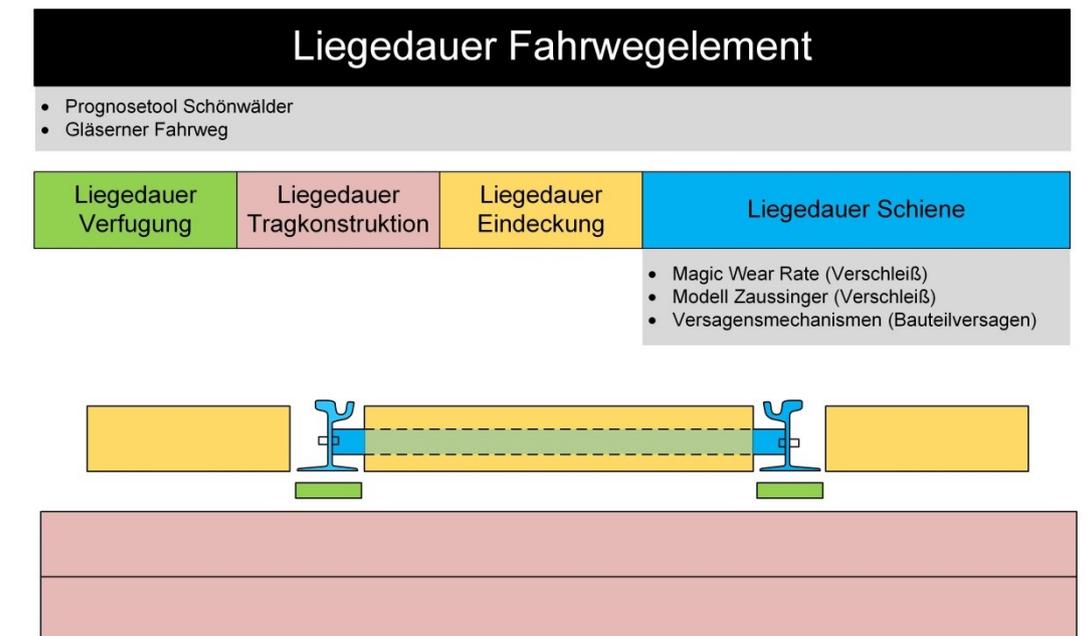


Abbildung 5: Übersicht der Prognosewerkzeuge der Wiener Linien

### 3.1. Gläserner Fahrweg

Als Grundlage für die mittelfristigen Budgetverhandlungen mit der Stadt Wien als Geldgeberin für Instandhaltungsmaßnahmen im U-Bahn- und Straßenbahnnetz wurde 2014 ein Modell mit dem Titel „Gläserner Fahrweg“ entwickelt, mit dem künftige Instandhaltungsaufwände für das Straßenbahnnetz möglichst genau abgeschätzt werden können. Der Zeithorizont wurde analog zur Budgetperiode bis 2032 angesetzt. Abgesehen von den laufenden Instandhaltungsaufwänden sollte zudem der „Instandhaltungsrückstau“ überfälliger, noch nicht durchgeführter Instandhaltungstätigkeiten ermittelt werden. (Wiener Linien GmbH & Co KG 2014)

#### Eingangsdaten

Basis der Prognose bilden vergangene Lebenszyklen bzw. Liegedauern realer Fahrwegelemente mit Rillenschienen im Netz der Wiener Linien. Für diese Fahrwegelemente wurden zudem die jährliche Betriebsbelastung sowie die Krümmung der Trassierungselemente herangezogen.

#### Prognose

Die Fahrwegelemente werden hinsichtlich ihrer Gleisgeometrie (Krümmung der Trassierungselemente) sowie ihrer jährlichen Belastung in 7 bzw. 5 Klassen eingeteilt. Basierend auf dieser

Klassifizierung werden je Gleisgeometrie bzw. Befahrungsklasse Mittelwerte für die reale Liegedauer ermittelt und in einer Matrix mit diskreten Belastungs- bzw. Gleisgeometrie-Klassen gegenübergestellt. (Der auf ganze Zahlen gerundete Wert ergibt die zu erwartende Liegedauer eines Fahrwegelements in Abhängigkeit der jährlichen Betriebsbelastung und der Krümmung bzw. dem Bogenradius der Trassierung.)

**Tabelle 3: Ergebnismatrix der Liegedauerprognose des Gläsernen Fahrwegs für Fahrwegelemente mit Rillenschienen, Quelle (Wiener Linien GmbH & Co KG 2014), eigene Darstellung**

Radiusklasse Radius in [m]	Betriebsbelastung [Mt/Jahr]				
	0 < 2 Mt	2 < 4 Mt	4 < 6 Mt	6 < 8 Mt	8 < 10 Mt
R = ∞	43	40	37	35	33
R = ∞ (Bremsstrecke)	37	35	33	31	29
R 250 < 2000	32	30	288	26	24
R 100 < 250	29	25	22	19	16
R 50 < 100	27	22	18	15	12
R 30 < 50	20	16	14	12	10
R 20 < 30	18	15	13	11	9
R < 20	18	12	8	-	-

Auf Basis der Matrix (siehe Tabelle 3) können Aussagen über die jährlich erforderliche Erneuerungsrate zur Beibehaltung des gegenwärtigen durchschnittlichen Anlagenalters sowie zu den bis 2032 erforderlichen finanziellen Mitteln für die Instandhaltung getroffen werden, was für die einfache netzweite Abschätzung der Aufwände angemessen ist (Ossberger und Kiefer 2019). Analog dazu werden Restliegedauern für Weichen ermittelt wobei, neben der Belastung die Zustandsbewertung (A-C) als Einflussgröße herangezogen wird. Krümmung bzw. Radius werden bei Weichen nicht betrachtet. Das Modell ist auf die Anwendung für Rillenschienenelemente limitiert.

In Tabelle 4 ist das Prognosemodell des Gläsernen Fahrwegs hinsichtlich Eingangsgrößen, Methode und Ausgabegrößen zusammengefasst.

**Tabelle 4: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Projekts Gläserner Fahrweg**

Eingangsgrößen		Methode	Ausgabegrößen	
Liegedauer Fahrwegelemente	[y]	Gegenüberstellung der Parameter, Mittelwertbildung	erwartete Liegedauer	[y]
Krümmung bzw. Bogenradius	[1/m] bzw [m]			
jährliche Belastung	[Mt/y]			

### 3.2. Prognosetool Schönwälder

Parallel zum Projekt Gläserner Fahrweg wurde in den Jahren von 2013 bis 2015 in Zusammenarbeit mit der TU Wien ein Werkzeug für die Prognose der Lebenszykluskosten einzelner Fahrwegelemente erarbeitet. Ziel war, für gegebene Randbedingungen und Kostensätze die Lebenszykluskosten abzubilden. Ausgangspunkt für die Prognose der Lebenszykluskosten bildete die Prognose der Liegedauer bzw. des Eingriffszeitpunktes für

Erneuerungstätigkeiten. Berücksichtigt wurden verschiedene Gleisgeometrien sowie Kreuzungen und Weichen. (Schönwälder 2015)

### Eingangsdaten

Auch bei diesem Ansatz bilden Aufzeichnungen über reale Liegedauern von Fahrweg-elementen die Datenbasis. Neben der Krümmung der Trassierungselemente wird – aufbauend auf Betriebsdaten – die jährliche Belastung je Fahrwegelement ermittelt. Weitere Einflussparameter bilden der Niederfluranteil (Gegenüberstellung von kumulierter Belastung durch Niederflurfahrzeuge und jener von Hochflurfahrzeugen), die jeweilige Elementlänge, die Ausweisung als Brems- oder Beschleunigungsabschnitt, die Belastung durch längs oder quer verkehrenden motorisierten Individualverkehr (MIV), der verwendete Schientyp sowie das Vorhandensein einer Flankenschmieranlage in Bogennähe.

### Prognose

Die Fahrwegelemente werden hinsichtlich ihrer Gleisgeometrie in 5 Bogenklassen (je nach Radius) sowie 3 Geradenklassen (je nach Elementlänge bzw. angrenzenden Trassierungselementen) unterteilt. Anschließend werden lineare Regressionsanalysen für jedes einzelne dieser Standardelemente hinsichtlich der Einflüsse der weiteren bestimmten Eingangsgrößen mittels SPSS durchgeführt. Daraus werden Regressionskoeffizienten ermittelt, mit welcher für jedes Standardelement die Funktion für die Liegedauer formuliert werden kann. Die anschließend ermittelten standardisierten Regressionskoeffizienten dienen dem direkten Vergleich der Einflussfaktoren. Berücksichtigt werden alle in Tabelle 5 angeführten Eingangsgrößen mit ihrer jeweiligen Maßeinheit. Brems- bzw. Beschleunigungsbereich, Befahrung bzw. Belastung durch den MIV und das Vorhandensein einer Schmieranlage im Einflussbereich sind durch binäre Variablen (0, 1) ausgedrückt, die restlichen Eingangsgrößen sind kontinuierliche Eingangswerte.

Tabelle 5: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Prognosetools

Eingangsgrößen		Methodik	Ausgabegrößen	
Liegedauer Fahrwegelemente	[y]	Lineare Regressionsanalyse für einzelne Standardelemente, Ermittlung von Koeffizienten für Einflussfaktoren auf Liegedauer	erwartete Liegedauer	[y]
Krümmung bzw. Bogenradius	[1/m] bzw. [m]			
jährliche Belastung	[Mt/y]			
Niederfluranteil	[%]			
Elementlänge	[m]			
Brems-, Beschl.-Bereiche	[0;1]			
Belastung MIV	[0;1]			
Schmieranlage	[0;1]			

### 3.3. Magic Wear Rate

Unter dem Projekttitel „Magic Wear Rate“ wurde bis zum Jahr 2016 seitens der Wiener Linien bzw. der Firma Dr. Mittermayr Scientific GmbH & Co KG ein Prognosemodell für den Schienenverschleiß von Straßenbahn- und U-Bahngeleisen im Netz der Wiener Linien erstellt.

Ziel des Projekts war die Ermittlung einer analytischen Formel zur Beschreibung des Verschleißverhaltens der Schienen in Abhängigkeit von den Parametern Trassierung

(Krümmung bzw. Bogenradius), Befahrung (Belastung) sowie der gewählten Oberbauform. (Mittermayr 2016)

### Eingangsdaten

Die Datenbasis für die Berechnung der Verschleißraten bilden die Daten der Messwagenfahrten von 2006 bis 2014 auf den Strecken der Wiener Straßenbahnlinien 25 und 40, wobei diese vom Vorgänger-Messsystem des derzeitigen *Plasmatram* Messsystems erhoben wurden. Bis 2016 wurde der Zustand des Straßenbahnnetzes in Messschritten von 2m erhoben, fehlerhafte Datenpunkte wurden ohne Plausibilitätsprüfung in den Messschrieb übernommen. Dadurch war eine aufwändige Datenaufbereitung notwendig, um repräsentative Zeitreihen für die betrachteten Streckenabschnitte bilden zu können. Die großen Messschritte von 2m in Relation zu den – aufgrund der Trassierungsparameter des Straßenbahnfahrwegs – teils kurzen Elementlängen sowie die oftmals ungenaue Verortung der Messdaten führen zu einer Unsicherheit der Eingangsdaten. (Kehrer 29.01.2018)

Betriebsdaten, aus welchen die jährliche Belastung einzelner Streckenabschnitte abgeleitet werden können sowie die Gleisgeometrie der untersuchten Streckenabschnitte bilden weitere Eingangsdaten für das weitere Vorgehen.

### Prognose

Auf Basis von Zeitreihen der Messwagendaten von 2006 bis 2014 wird das Straßenbahnnetz in diskrete Abschnitte unterteilt (Abgrenzung der Trassierungselemente). Die Trassierungselemente werden in sieben Krümmungsklassen unterteilt und anschließend nach der jährlichen Belastung in Megatonnen gefiltert.

Mittels linearer Regression und unter Berücksichtigung von Parameterkombinationen wird die *Wear Rate* jährlicher horizontaler bzw. vertikaler Schienenverschleißes (*WRate*) in mm formuliert:

$$WRate = 0,26 + \frac{Q}{61,872} + \frac{\kappa}{577} + \frac{Q * \kappa}{1629} \quad (1) \quad \text{(Mittermayr 2016)}$$

Dabei stellen die Variablen Q die Belastung und  $\kappa$  die Krümmung dar.

In Tabelle 6 ist der Prognosealgorithmus hinsichtlich seiner Eingangsgrößen, der angewendeten Methode sowie den Ausgabegrößen zusammengefasst.

Tabelle 6: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Projekts Magic Wear Rate

Eingangsgrößen		Methodik	Ausgabegrößen	
horizontaler Schienenverschleiß	[mm]	Lineare Regressionsanalyse	WRate	[mm/y]
Krümmung bzw. Bogenradius	[1/m] bzw. [m]			
jährliche Belastung	[Mt/y]			

## 3.4. Modell Zaussinger

Eine seitens der Wiener Linien 2009 in Auftrag gegebene Studie hatte zum Ziel, das Verschleißverhalten in Übergangsbögen des Straßenbahnfahrwegs neu zu bewerten und

insbesondere an die – durch den Einsatz der Straßenbahnfahrzeuge des Typs ULF („Ultra Low Floor“) – geänderten Betriebsbelastungen anzupassen (Zaussinger 2009). Während vor dem Einsatz des ULF ausschließlich Drehgestellfahrzeuge zum Einsatz kamen, sind die Fahrwerke des ULF als Einzelradfahrwerke mit mechanischer Anlenkung ausgestaltet.

Mittels Analyse von Zeitreihen von Horizontal- und Vertikalverschleiß von Straßenbahnschienen in vorab definierten Bögen und anschließender Korrelationsanalyse der Eingangsparameter konnte eine deterministische Formel für den Verschleiß ermittelt werden. Diese eignet sich zur Prognose des Schienenverschleißes in Übergangsbögen, ist aufgrund der verhältnismäßig geringen Anzahl an Eingangswerten jedoch statistisch nur schwach abgesichert. (Zaussinger 2009)

## Eingangsdaten

Für ausgewählte Übergangsbögen im Straßenbahnnetz der Wiener Linien wurden über den Bogenverlauf – abhängig von der Elementlänge und -geometrie – 2 bis 5 Messpunkte pro Schiene definiert, zu welchen im Rahmen von drei Messserien bzw. vorab aus Planmaterial Daten wie die Lage im Gleis (Außen-, Innenschiene), die Lage im Bogen (Ein-, Ausfahrt oder Scheitelpunkt), Trassierungsparameter wie horizontale und vertikale Krümmung sowie Längsneigung, die Entfernung zur nächsten Schmieranlage, das Einbaudatum, die Spurweite am jeweiligen Querschnitt, die Überhöhung sowie Geschwindigkeit und Anlaufwinkel je nach Radpaar erhoben wurden.

## Prognose

Auf Basis der Eingangsdaten wurden die auf das Gleis wirkenden Querkräfte und dynamischen Radlasten pro Überfahrt ermittelt, welche mit einer auf Basis von Betriebsdaten geschätzten Anzahl an Überfahrten je Fahrzeugtyp zur Gesamtlast multipliziert wurden.

Die Schienenprofile und somit der Verschleiß wurde mittels drei Messserien in relativ kurzen Zeitabständen erhoben. Darauf aufbauend wurde mittels linearer Regressionsanalyse eine empirische Formel für den Verschleiß in Übergangsbögen erstellt:

$$\begin{aligned}
 V_{x-y} = & \Delta_0 + \Delta_{Ri60} + Last [MT] * Härtefaktor * (b_1 * Bogenlage + b_2 \\
 & * EnternungSchmieranlage + b_3 * \Delta_{Spurweite} + b_4 \\
 & * Überhöhung + b_5 * Krümmung + b_6 * Neigung + b_7 \\
 & * F(Anlaufwinkel, lat. Last, vert. Last)^2
 \end{aligned}
 \tag{2} \text{ (Zaussinger 2009)}$$

Die Formel kann mittels jeweils empirisch ermittelter Faktoren  $b_1$  bis  $b_7$  für Höhen- und Seitenverschleiß für Innen- und Außenschiene angewendet werden.

In Tabelle 7 sind Eingangswerte, angewendete Methodik sowie die Ausgabegrößen des Modells zusammengefasst.

<sup>2</sup> Die Faktoren Schienenhärte sowie eine überproportionale Berücksichtigung der Radlasten von Einzelradfahrwerken (ULF) wurden hinsichtlich einer Minimierung der Summe der Abweichungsquadrate optimiert und finden im *Härtefaktor* sowie der Funktion *F* der Fahrzeugeigenschaften Niederschlag.

Tabelle 7: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen der Studie zum Verschleißverhalten von Übergangsbögen

Eingangsgrößen		Methodik	Ausgabegrößen	
Längsneigung	[‰]	Regressionsanalyse für Übergangsbögen, differenziert nach Höhen- und Seitenverschleiß sowie Außen- und Innenschiene	Höhenverschleiß Außenschiene, Höhenverschleiß Innenschiene, Seitenverschleiß Außenschiene, Seitenverschleiß Innenschiene	[mm]
Krümmung bzw. Bogenradius	[1/m] bzw. [m]			
Überhöhung	[mm]			
Spurerweiterung	[mm]			
Lage im Bogen				
Schienenhärte (Härtedefaktor)				
Fahrzeug: Anlaufwinkel				
Fahrzeug: Fliehkraft	[N]			
Fahrzeug: Radlast	[kN]			
Belastung MIV	[0;1]			
Schmieranlage	[0;1]			
Entfernung Schmieranlage	[m]			

### 3.5. Versagensmechanismen von Rillenschienen

Ziel eines Forschungsprojektes der Wiener Linien in Kooperation mit der TU Wien, Institut für Mechanik der Werkstoffe und Strukturen, ist die Erstellung eines Simulationsmodells, das anhand definierter Eingangsparameter die Versagensmechanismen von Rillenschienen abbilden bzw. prognostizieren kann. Das Modell beruht auf der grundlegenden Annahme, dass die Rillenschiene mittels Stabmodell vereinfacht werden kann. Für die Formulierung des mittels Finite Elemente-Methode (FEM) formulierten Stabmodells wird das Prinzip der Virtuellen Leistungen herangezogen. Dadurch ist es möglich, mittels repräsentativer Parameter eine Vielzahl an Rillenschienenkonfigurationen, die die Realität bestmöglich abbilden sollen, darzustellen.

Abschließend soll das Modell mittels empirischer Daten (Schienenbrüche im Straßenbahnnetz der Wiener Linien) validiert werden.

#### Eingangsdaten

Mittels der im Stabmodell definierten Eingangsparameter lassen sich Einflussgrößen wie Länge, Radius und Lagerung der untersuchten Rillenschiene, Materialkenngrößen und Querschnittswerte der Schienen, unterschiedliche Temperaturen sowie die Betriebsbelastung hinsichtlich der maximalen Last, der Lastwechselfrequenz sowie der Belastungsrichtung (Fahrtrichtung) abbilden. Weitere Einflüsse wie etwa die Korrosion von Schienen können wiederum über die Querschnittswerte abgebildet werden. Dadurch ist grundsätzlich eine Abbildung des gesamten Straßenbahnnetzes möglich.

#### Prognose

Die Eingangsdaten werden in Einflussgrößen für das Stabmodell übersetzt. Durch die Belastung durch unterschiedliche Kraftkomponenten lassen sich verschiedene Einflussfaktoren abbilden. Der Einfluss der Krümmung wird derzeit beispielsweise über die durch bei Betriebsbelastung hervorgerufene Fliehkraftkomponente abgebildet. Eine Variation des Stabmodells ist dafür nicht notwendig. Radlasten werden nach derzeitigem Stand generell durch Einzellasten abgebildet. Der Stabquerschnitt kann beliebig modifiziert werden, wodurch

Verschleißprofile berücksichtigt werden können. Mittels FEM können Simulationen für unterschiedliche Belastungen vorgenommen werden und schlussendlich Aussagen über die Eintrittswahrscheinlichkeit eines Versagens eines Schienenstrangs (Schienenbruch) getätigt werden.

Empirische Werte (Aufzeichnungen über reale Schienenbrüche) dienen ausschließlich der Validierung des Simulationsmodells, haben jedoch keinen direkten Einfluss auf die Prognose.

Tabelle 8 fasst die Eingangsgrößen, die verwendete Methode sowie die – für die Zustandsprognose von Fahrweegelementen relevanten – Ausgabegrößen zusammen.

Tabelle 8 Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Untersuchung von Versagensmechanismen

Eingangsgrößen	Methode	Ausgabegrößen
Belastung (Größe, Frequenz, Art)	Erarbeitung eines repräsentativen Stabmodells mittels Prinzip virtueller Leistungen, Simulation auf FEM-Ebene	(voraussichtlich) Ereigniszeitanalyse für Schienenbrüche
Krümmung bzw. Bogenradius		
Profilgeometrie		
Materialkenngrößen Schiene		
Art der Schienenlagerung		
Umgebungstemperatur		

### 3.6. Vergleich verfügbarer Werkzeuge

In diesem Abschnitt werden die eingangs vorgestellten Werkzeuge der Wiener Linien zur Prognose von Verschleiß bzw. Liegedauer von Fahrweegelementen im Straßenbahnnetz verglichen und bewertet. Zunächst werden die methodischen Zugänge der Zustands- bzw. Liegedauerprognose verglichen. Anschließend werden die berücksichtigten Einflussparameter gegenübergestellt und eine gesamtheitliche Bewertung der Modelle vorgenommen.

#### Methodik

Alle Modelle haben zum Ziel, die verbleibende Liegedauer eines Fahrweegelements möglichst genau prognostizieren zu können, um in weiterer Folge Erneuerungsarbeiten und deren Aufwände kalkulieren und disponieren zu können. Dennoch gibt es bezüglich der herangezogenen Datenbasis zwei unterschiedliche Zugänge. Die Modelle *Gläserner Fahrweg* sowie das *Prognosetool Schönwälder* ziehen als Eingangsdaten die realen Liegedauern einzelner Fahrweegelemente heran. Auf Basis der Lebenszyklen lassen sich mittels statistischer Auswertungen die Einflüsse weiterer – für diese Abschnitte bekannter – Parameter ermitteln. Auf Basis dieser Auswertungen wird als Ergebnis eine durchschnittliche Gesamtliegedauer für Abschnitte in Abhängigkeit der betreffenden Parameter ermittelt. Aus der Differenz des Ergebnisses und dem Alter des zu untersuchenden Fahrweegelements ergibt sich die *Restliegedauer*.

Im Modell *Magic Wear Rate* wird der horizontale Spurweitenverschleiß als maßgebender Einfluss auf die Liegedauer eines Fahrweegelements gesehen. Basierend auf Messdaten aus mehreren Linien des Straßenbahnnetzes wurden Zeitreihen gebildet, welche auf deren Abhängigkeit von den Einflussparametern Belastung und Krümmung untersucht wurden. Mittels Korrelationsanalysen und darauf aufbauender Regressionsanalysen der untersuchten

Parameter wird eine deterministische Berechnungsformel für die jährliche Verschleißrate (*WRate*) in Abhängigkeit dieser Variablen gebildet.

Ähnlich dem Modell *Magic Wear Rate* wurde das *Modell Zaussinger* erstellt. Der große Unterschied liegt in der Anzahl und Art der Eingangsgrößen. Während bei der *Magic Wear Rate* – um möglichst pauschale Aussagen für alle Abschnitte des Netzes treffen zu können – nur die Belastung und die Krümmung in den Prognosealgorithmus einfließen, wurden beim *Modell Zaussinger* deutlich mehr Eingangsgrößen ermittelt und fanden mittels Korrelations- und Regressionsanalysen Eingang in den Prognosealgorithmus. Neben Krümmung und Belastung wurden Überhöhung, Spurerweiterung, Schienenform und Fahrzeugeigenschaften (ausgedrückt durch den Anlaufwinkel sowie einen Korrekturfaktor für Einzelradfahrwerke) berücksichtigt. Die Verschleißprognose wird nach vertikalem und horizontalem Verschleiß sowie nach Innen- und Außenschiene differenziert. Es wird ausschließlich eine Aussage über den Verschleiß in Übergangsbögen getroffen. Eine Anwendung auf Kreisbögen mit konstantem Radius sowie Geraden ist nicht ohne weiteres möglich.

Im Gegensatz zu allen anderen Modellen, die im Wesentlichen eine statistische Fortschreibung empirischer Werte zur Prognose heranziehen, wird für die Untersuchung der Versagensmechanismen sowie deren Prognose ein physikalisches Modell erstellt, das mittels FEM und numerischer Auswertung das Werkstoffverhalten nachbilden soll. Erfahrungswerte vorhandener Schienenbrüche und – soweit vorhanden – ihrer Schadensausprägung werden lediglich zur Validierung des Modells herangezogen.

### **Einflussparameter und Ausgabegrößen**

In Tabelle 9 werden alle Prognosemodelle hinsichtlich ihrer Einflussparameter verglichen, wobei nur Eingabegrößen berücksichtigt werden, welche variabel als Eingangsdaten für die Prognose des zu untersuchenden Fahrweegelements dienen und nicht jene, welche lediglich zur Erstellung des Prognosealgorithmus herangezogen wurden. Zudem werden abschließend die Ausgabegrößen und deren Anwendbarkeit hinsichtlich der Fahrweegelemente verglichen. Während das *Modell Zaussinger*, das eine Vielzahl an Eingangsparametern berücksichtigt, nur Aussagen über das Verschleißverhalten von Übergangsbögen treffen kann, kann das Modell *Magic Wear Rate* zur Prognose von Verschleißraten für alle Fahrweegelemente herangezogen werden, wobei jedoch nur wenige Schlüsselparameter berücksichtigt werden.

Der direkte Vergleich veranschaulicht, dass unterschiedlichste Parameter als Einflussgrößen auf Verschleiß und Verfall von Fahrweegelementen bzw. –abschnitten identifiziert wurden, jedoch keine einheitliche Abgrenzung getroffen wurde. Es ist nicht möglich, eine allgemein gültige Aussage über die Qualität der Prognosewerte sowie die Notwendigkeit der Berücksichtigung einzelner Parameter zu treffen.

Tabelle 9: Vergleich der Einflussparameter aller Modelle

	Gläserner Fahrweg	Prognose Schönwälder	Magic Wear Rate	Modell Zaussinger	Simulation Versagens- mechanismen
<b>Geltungsbereich</b>					
<b>Fahrwegabschnitte</b>	alle	alle	alle	Ü-Bögen	alle
<b>Eingangsgrößen</b>					
<b>Trassierung</b>					
Längsneigung				✓	
Krümmung bzw. Bogenradius	✓	✓	✓	✓	✓
Elementlänge		✓			
Überhöhung				✓	
Spurerweiterung				✓	
Lage im Bogen				✓	
<b>Oberbaueigenschaften</b>					
Schienenhärte		✓		✓	
Profilgeometrie Schiene					✓
Schienenlagerung					✓
<b>Fahrzeugeigenschaften</b>					
Anlaufwinkel				✓	
Fahrwerkconfiguration		✓		✓	
<b>Belastung</b>					
Kumulierte Betriebsbelastung	✓	✓	✓		
Anzahl Lastwechsel					✓
Belastung MIV		✓			
Brems- bzw. Beschl.bereich		✓			
<b>Weitere Einflüsse</b>					
Flankenschmieranlage		✓			
Temperaturverlauf					✓
<b>Ausgabegrößen</b>					
	erwartete Lebens- dauer	erwartete Lebens- dauer	jährlicher Horizontal- verschleiß	jährlicher Verschleiß, nach Schiene & Richtung	Versagens- wahrschein- lichkeit

### 3.7. Wahl geeigneter Methoden

In diesem Abschnitt werden die grundlegenden Herangehensweisen der verfügbaren Werkzeuge miteinander verglichen und ihre Anwendungsgrenzen veranschaulicht. Abschließend werden daraus Anforderungen für künftige Werkzeuge der Zustandsprognose abgeleitet und die Methodik des weiteren Vorgehens definiert.

## Bewertung verfügbarer Werkzeuge

Die auf Basis der realen Liegedauern ermittelte Gesamtliegedauer (*Prognosetool Schönwälder und Gläserner Fahrweg*) ist ein statischer Wert, der – ungeachtet des tatsächlichen Alters oder Zustands des Abschnitts – nachträglich nicht an den tatsächlich beobachteten Zustandsverlauf angepasst werden kann. Ist die berechnete Gesamtliegedauer eines Abschnitts erreicht und dieser befindet sich noch in einem betriebsfähigen Zustand, können solche Modelle keine weitere Aussage über die tatsächlich verbleibende Liegedauer treffen.

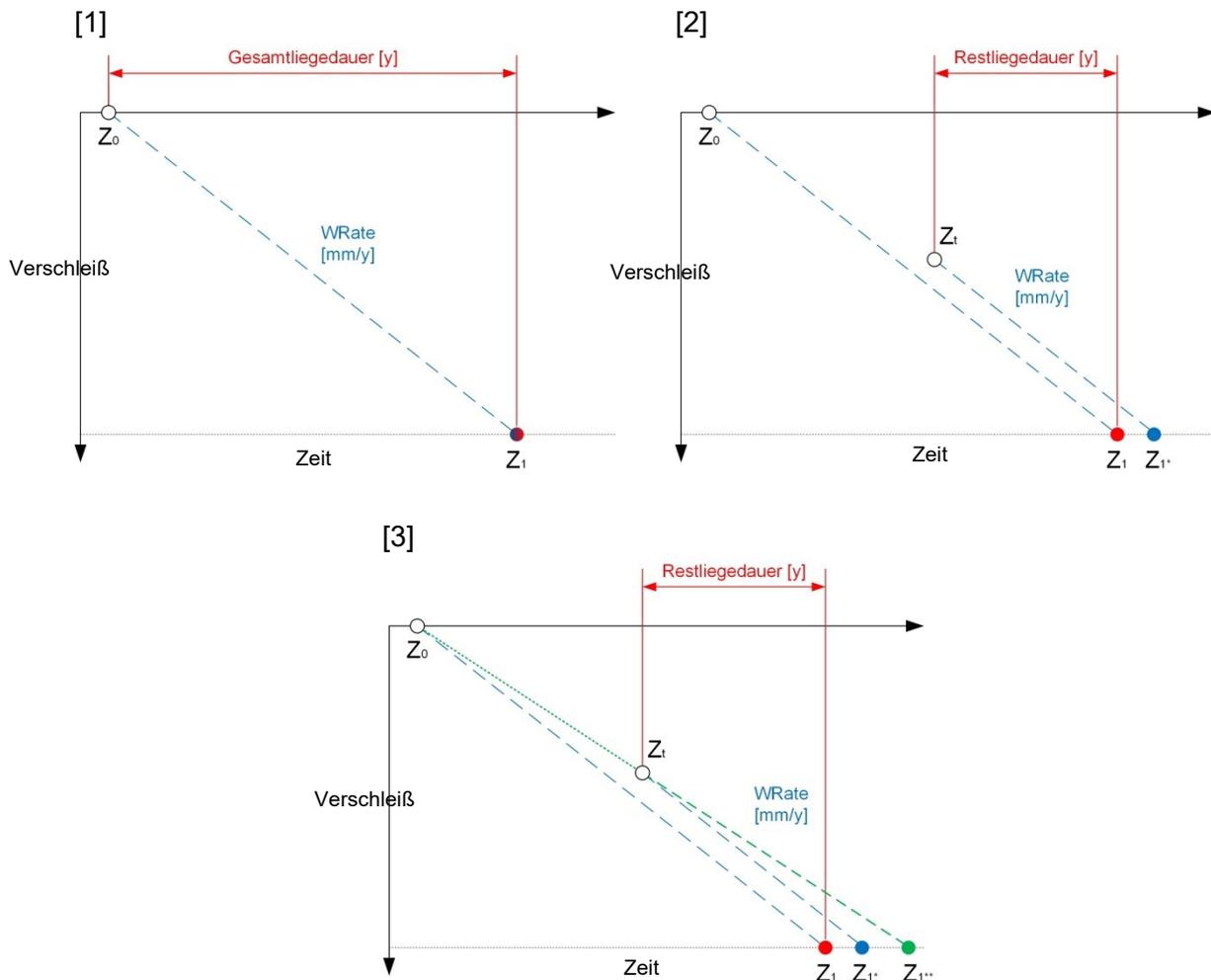


Abbildung 6: Systematischer Vergleich der unterschiedlicher Ansätze zur Zustandsprognose.

Die grundlegenden Prinzipien und Anwendungsgrenzen der vorgestellten Methoden werden in weiterer Folge beschrieben und sind qualitativ in Abbildung 6 dargestellt. Betrachtet man einen neu eingebauten Abschnitt zum Zeitpunkt  $Z_0$ , so sollten – ungeachtet der genauen Einflussgrößen – alle Modelle einen bestimmten Zeitpunkt ermitteln, an dem das Ende des Lebenszyklus des Abschnitts (Grenzzustand  $Z_1$ ) eintritt. In Abbildung 6 [1] ist dieser Fall dargestellt.

Sind die vorhandenen Modelle entsprechend kalibriert, geben sie zu Beginn der Liegedauer dieselbe prognostizierte Restliegedauer an. Während die Restliegedauer bei Liegedauer-

basierten Modelle nur vom Anlagenalter und der anfänglich prognostizierten Gesamtliegedauer abhängen (rot - Darstellung der Gesamtliegedauer), wird bei den zustandsbasierten Modellen *Magic Wear Rate (WRate)* (blau – Darstellung der Zustandsentwicklung) und *Modell Zaussinger* die weitere Zustandsentwicklung prognostiziert. Zur besseren Lesbarkeit wird in Abbildung 6 der Schienenverschleiß als linear angenommen.

Wird an einem Fahrwegelement zwischen dem Neuzustand  $Z_0$  und dem Grenzzustand  $Z_1$  der tatsächliche Zustand  $Z_t$  erhoben, kann der gemessene Wert mit dem mittels *WRate* ermittelten Wert für diesen Zeitpunkt verglichen werden (siehe Abbildung 6 [2]). Der neu erhobene Zustand stellt den Ausgangspunkt der aktualisierten Prognose mittels *WRate* dar. Der Prognosewert für das Erreichen des Grenzzustands kann somit mit jeder Zustandserfassung präzisiert werden. Da im dargestellten Fall der Zustand  $Z_t$  besser als ursprünglich für diesen Zeitpunkt prognostiziert ist, verschiebt sich das Erreichen des Grenzzustands nach hinten ( $Z_{1+}$ ). Die jährlich Verschleißrate (Steigung des prognostizierten Zustandsverlaufs) wird dabei jedoch nicht der bisher beobachteten Zustandsentwicklung zwischen  $Z_0$  und  $Z_t$  angepasst.

Abbildung 6 [3] veranschaulicht in grüner Farbe zusätzlich die elementspezifisch zustandsbasierte Prognose. Analog zu dem Modell *WRate* dient der zwischenzeitlich erhobene Zustand  $Z_t$  als Ausgangspunkt für weitere Prognosen. Die Verschleißentwicklung wird jedoch nicht bloß durch den neu beobachteten Punkt verschoben, sondern es wird bei der elementspezifisch zustandsbasierten Prognose auch die künftige Verschleißentwicklung angepasst. Das heißt, dass die Steigung der Gerade entsprechend der beobachteten Zustandsentwicklung angepasst wird. Im dargestellten Fall ist die tatsächlich zu erwartende Liegedauer deutlich höher als jene, die durch die Modelle *Gläserner Fahrweg* oder *Magic Wear Rate* ermittelt werden und würde somit das technisch-wirtschaftliche Optimum darstellen.

### Methodik des weiteren Vorgehens

Für das Ermitteln LCC-optimierter Instandhaltungs- und Erneuerungszyklen ist die Prognose der Zustandsentwicklung für spezifische Fahrwegelemente notwendig. Neben der Ableitung von Wirkungszusammenhängen aus netzweiten Erhebungen muss die gewählte Methodik ermöglichen, diese auf konkrete Beobachtungen des jeweiligen Elements anzupassen. Ist der einer Zustandsentwicklung zugrunde liegende Mechanismus von einer Vielzahl an Parametern abhängig, deren Wechselwirkungen nicht vollständig bekannt sind, ist die Möglichkeit vorzusehen, ein Modell künftig um weitere potenzielle Einflussfaktoren zu erweitern. Dadurch lässt sich deren Wirkung untersuchen und in die Prognose einzubeziehen. Wird die Datengrundlage bestimmter Parameter stetig erweitert (beispielsweise regelmäßige Messfahrten eines Gleismesswagens) ist in der Prognose dem wachsenden Wissensstand Rechnung zu tragen. Während die derzeit verfügbaren Werkzeuge sich ändernden Randbedingungen nur bedingt Rechnung tragen können, bieten verschiedene Methoden des maschinellen Lernens die Möglichkeit diese Anforderungen grundsätzlich zu erfüllen. Maschinelles Lernen stellt eine empirische Analyse dar, deren Stärke vor allem in der Abbildung multivariater Zusammenhänge bei sich ändernden Eingangsdaten liegt.

Dabei wird zwar die Methodik, nach welcher aus einer Datenmenge Zusammenhänge abgeleitet werden und Prognosen getroffen werden, festgelegt und deren Rahmenbedingungen gesetzt, jedoch werden die quantitativen und qualitativen Aussagen auf Basis der Eingangsdaten „erlernt“. Dieser Vorgang kann bei sich ändernden Datenmengen bzw. Änderungen in der Zusammensetzung der Eingangs- oder Ausgabeparameter ohne weitere Konzeptionsarbeit wiederholt werden. Maschinelles Lernen stellt somit eine Form der

künstlichen Intelligenz dar, indem Algorithmen automatisiert aus Erfahrungen lernen können. (Géron 2017)

In der vorliegenden Arbeit wird den Techniken des maschinellen Lernens in der Methodenwahl besondere Aufmerksamkeit zuteil bzw. ihre Anwendbarkeit für die Instandhaltungs- und Erneuerungsplanung von Straßenbahn-Infrastruktur überprüft. Die Fähigkeit, mit wachsender Datenbasis die Prognosequalität zu steigern, ist vielversprechend für die Implementierung im Anlagenmanagement von Infrastruktur mit langen Liegedauern.

# 4. Einflüsse auf die Zustandsentwicklung des Fahrwegs

Der Zustand eines Straßenbahn-Fahrweegelements wird durch die Zustände seiner einzelnen Teilsysteme sowie deren Wechselwirkungen bestimmt. Grundsätzlich wird dabei in weiterer Folge zwischen dem Gleisrost (Schienen und Spurstangen), der Tragkonstruktion als Unterbau und Bettung des Gleisrostes, der Eindeckung als in der Regel für Straßenfahrzeuge befahrbare ebene Fläche auf Gleisebene sowie Verfugungen als Schnittstellen zwischen den übrigen Komponenten unterschieden.

Zwar verursachen Einwirkungen auf einzelne Teilsysteme oder Komponenten neben der unmittelbaren Zustandsveränderung mitunter Wechselwirkungen mit weiteren Teilsystemen oder Komponenten, maßgeblich für eine Betrachtung der Infrastrukturkosten über den gesamten Lebenszyklus sowie für die Prognose von Instandhaltungs- und Erneuerungszyklen sind jedoch die Liegedauern der einzelnen Teilsysteme.

Generell sind im Straßenbahnnetz der Wiener Linien die Liegedauern des Gleisrostes maßgebend für die Erneuerungszyklen von Fahrweegelementen. Die Tragkonstruktion wird bei einer Erneuerung in der Regel gewartet, eine Erneuerung ist aufgrund der langen Liegedauer in den seltensten Fällen notwendig. Auf die Eindeckung kann unabhängig vom Gleisrost zugegriffen werden, ein Zugriff zum Gleisrost bedingt naturgemäß den Ausbau der Eindeckung. Diese bauartbedingten Abhängigkeiten veranschaulichen die Notwendigkeit, über Liegedauern der Teilsysteme Bescheid zu wissen, um möglichst effizient planen zu können, ohne Bauteilreserven ungenutzt zu lassen.

Die Zustandsentwicklung eines Fahrweegelements ist von einer Vielzahl an Einflussgrößen abhängig. In weiterer Folge werden zunächst die Verschleiß- bzw. Schadensmechanismen der einzelnen Teilsysteme und Komponenten erläutert dann die aus Fachliteratur sowie Erfahrungswerten ermittelten Einflussgrößen vorgestellt sowie schließlich geeignete Parameter zur Quantifizierung angeführt. Diese Parameter werden verfügbaren Daten der Infrastruktur der Wiener Linien gegenübergestellt, und anschließend wird überblicksmäßig eine Strategie zur quantitativen Ermittlung der Einflüsse und Wechselwirkungen unter Berücksichtigung dieser Daten vorgestellt.

## 4.1. Arten des Schienenverschleiß

Die Betrachtung des Verschleißverhaltens des Rad/Schiene-Systems bei Straßenbahnen ist der Disziplin der Tribologie zuzuordnen. Diese kann laut (Polzer und Meißner 1979) als „Lehre von der mechanischen Wechselwirkung (durch Stoßen, Reiben und Rollen) von mindestens zwei festen Körpern“ bezeichnet werden.

### Grundzüge der Tribologie

Diese mechanische Wechselwirkung äußert sich als eine Wechselwirkung der auf diese Körper wirkenden Kräfte, als Reibung und in weiterer Folge als physische Veränderung der Körper auf verschiedenen Betrachtungsebenen, d.h. als Verschleiß.

(Fleischer et al. 1980) definieren die Reibung als „Verlust an mechanischer Energie beim Abflauen, Beginnen oder Beenden einer Relativbewegung sich berührender Stoffbereiche“,

und den Verschleiß als „infolge Reibung eintretende bleibende Form-, Größen- und/oder Stoffänderung der die Oberfläche von Festkörpern bildenden Stoffbereiche.“

Für das Auftreten von Verschleiß ist in der Regel Reibung verantwortlich, jedoch muss im Umkehrschluss nicht jede Reibung zum Verschleiß der Festkörper führen. Ein – oftmals angenommener – linear proportionaler Zusammenhang zwischen Reibung und Verschleiß ist daher unzulässig. Da Reibung und Verschleiß keine physikalischen Größen, sondern vielmehr technologische Prozesskennwerte sind, die ihrerseits von vielen Eingangsparametern abhängen, können generell keine universellen Zusammenhänge formuliert werden. (Sommer et al. 2010)

Zur Prognose des Verschleißverhaltens des Rad/Schiene-Systems eignet sich aufgrund der zahlreichen Eingangsparameter und Teilprozesse eine makroskopische Betrachtungsweise der Reibung. Dabei werden die einzelnen Elemente des Wirkungsmechanismus nicht genau ergründet, sondern die Wirkungen statistisch ausgewogen abgebildet. (Sommer et al. 2010)

Analog dazu ist auch der Verschleiß makroskopisch zu betrachten. Das heißt, dass die – mehr oder weniger schrittweise ausgeprägte – Veränderung der Feststoffkörper integriert zu betrachten ist. Da offenbar eine Vielzahl verschiedener Elementarvorgänge ein- und dieselbe Verschleißwirkung bewirken kann, ist der Verschleiß noch viel stärker als die Reibung auf die Stochastik angewiesen, um zuverlässige Aussagen treffen zu können. Da der Verschleiß meist nur auf makroskopisch leicht zu bestimmende Erscheinungsformen reduziert wird, kann bei dieser Betrachtungsweise nicht mehr als eine Feststellung von Proportionalität zwischen Reibung und Verschleiß das Ziel sein. (Sommer et al. 2010)

Grundsätzlich wird beim Rad/Schiene-System der Verschleiß durch die Wirkbewegungen Gleiten und Rollen verursacht. Die daraus resultierenden Verschleißformen werden als Gleitverschleiß beziehungsweise Rollkontaktermüdung bezeichnet. Das Fressen, ein sprunghafter Anstieg der Reibung eines zwischen zwei Körpern, der zum spontanen Totalausfall führt, ist beim Rad-Schiene Kontakt nicht von Relevanz.

### **Gleitverschleiß**

Nach (Lewis und Olofsson 2009) können beim Gleitverschleiß des Rad/Schiene-Systems vier verschiedene Mechanismen vorherrschen:

Das Prinzip des **adhäsiven** Verschleißes beruht auf der grundsätzlichen Überlegung, dass der Kontakt zweier Flächen über einzelne Punkte bzw. Rauheiten stattfindet. Bei einer relativen Gleitbewegung zueinander reißt die Spitze des Kontaktpunktes des weicheren Materials ab und bleibt am härteren Material haften. Dieser Mechanismus tritt beim Spurkranzanlauf in Bögen auf.

Beim **abrasiven** Verschleiß wird die Materialschädigung an der Oberfläche des einen Kontaktkörpers durch die härteren Rauheiten des anderen Körpers oder durch in der Kontaktfläche befindliche Partikel hervorgerufen. Diese Verschleißform ist beim Rad/Schiene-Kontakt vor allem an der Schienenoberfläche anzutreffen und äußert sich beispielsweise in Form von in Gleitrichtung verlaufenden Rillen an der Schienenoberfläche.

Der **oxidative** Verschleiß geht von der Bildung von Oxidschichten an der Oberfläche des Materials aus. Diese Schichten werden bei mechanischer Beanspruchung durch Relativbewegung zweier Körper abgetragen. Das bedingt, dass sowohl Sauerstoff vorhanden ist und das Material oxidieren kann. Die Verschleißraten sind jedoch weitaus geringer als bei den anderen Verschleißformen.

**Thermische** Verschleißerscheinungen werden durch den Temperaturanstieg verursacht, der durch die Reibleistung in der Kontaktfläche entsteht. Die Festigkeit des Materials kann dabei reduziert werden, was zu einer Verstärkung der Wirkung anderer Verschleißformen, wie etwa adhäsiven Verschleißes, führen kann.

In weiterer Folge wird das Zusammenwirken der verschiedenen Formen des Gleitverschleißes kurz als „Verschleiß“ bezeichnet. In Abbildung 7 sind die qualitativen Verläufe von Abrasions- und Adhäsionsverschleiß dargestellt. Diese verlaufen in der Regel näherungsweise direkt proportional mit fortschreitender Belastung.

### Rollkontaktermüdung

Verschleiß, der in Folge der lotrecht auf die Gleisachse einwirkenden Kräfte durch das rollende Rad entsteht, folgt dem Mechanismus der Ermüdung. Rollkontaktermüdung ist neben der Kraft und Wirkungsrichtung der Einwirkungen vor allem von der Anzahl der Lastwechsel abhängig. Sie führt zur Bildung und zum Wachstum von Rissen, welche letztendlich zum Ausbrechen einzelner Partikel aus der Schienenoberfläche führen. Risse in Folge von lotrecht einwirkenden Kräften entstehen in der Regel durch Spannungsspitzen an Materialunregelmäßigkeiten unterhalb der Schienenoberfläche und wachsen in Richtung der Oberfläche. Erreichen und verzweigen sich diese zur Schienenoberfläche, können größere Stücke des Schienenkopfes ausbrechen. In Bereichen, in denen häufig Beschleunigungs- bzw. Bremsmanöver durchgeführt werden und somit durch Schlupf die tangentielle Gleitkomponente vergrößert wird, entstehen die Risse meist an der Schienenoberfläche und wachsen in Richtung des Inneren des Schienenkopfes. Wenn sich diese Risse zurück zur Oberfläche verzweigen, kommt es zum Ausbruch relativ kleiner Partikel aus der Lauffläche. (Lewis und Olofsson 2009) Abbildung 7 zeigt den progressiven Verlauf dieses Verschleißmechanismus.

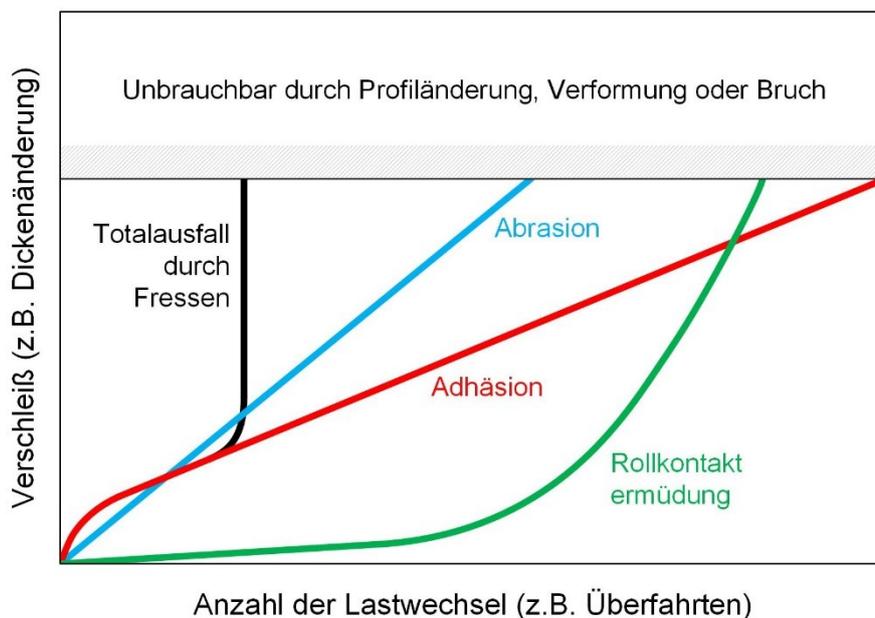


Abbildung 7: Qualitativer Verlauf verschiedener Verschleißmechanismen, Quelle: (Sommer et al. 2010), eigene Darstellung

## **Korrosion**

Eine weitere Form des Verschleißes von Schienen stellt im Fall konventionell elektrisch betriebener Bahnen die sogenannte „Streustrom-Korrosion“ dar. Straßenbahnsysteme wie das Wiener werden mit Gleichstrom und dem negativen Pol an den Schienen betrieben. Die Schiene fungiert dabei als metallischer Leiter für den Rückstrom vom Ort des Zugs zum nächstgelegenen Unterwerk. Der Übergang von sogenanntem Streustrom von Schienen in die umgebenden Bauteile bzw. das Erdreich ist unvermeidlich. Da Betonbauteile und Erdreich Elektrolyte sind, findet beim Stromfluss von metallischem Leiter (Schiene) zur Umgebung (Elektrolyt) ein Elektronentransfer statt. Bei dieser Reaktion entstehen Korrosionsschäden an den Schienen. Die Intensität steigt in der Regel mit der Entfernung des Fahrzeugs zum nächsten Unterwerk.

Die Spannungsdichte des Streustroms variiert signifikant in Abhängigkeit von der Oberbaugestaltung. Systeme bei welchen Schienen elektrisch geerdet sind, weisen Spitzenwerte auf, die um den Faktor 4 höher liegen als jene bei ungeerdeten, von der Umgebung isolierten Systemen (Cotton et al. 2005). Auch die zuständige Norm verweist auf die Isolation des Rückleiters vom Erdreich als effektive Maßnahme zur Eindämmung von Streustromkorrosion. Da vor allem metallische Einbauten anderer Art von Streustromkorrosion betroffen sein können, sind auch diese im Kontext der Planungen zu berücksichtigen (ÖVE/ÖNORM EN 50162:2004).

Die vollständige elektrische Isolation der Schienen durch Schienenummantelung bzw. Lagerung kann meist nur kurzzeitig gewährleistet werden, da äußere Einflüsse wie Feuchtigkeit, Niederschlag und Salzstreuung gerade auf durch Straßenfahrzeuge befahrenen Abschnitten ein gewisses Maß an Leitfähigkeit zum Unterbau und Untergrund ermöglichen.

Streustromkorrosion betrifft hauptsächlich den Schienenfuß und ist daher von der Oberfläche nicht sichtbar. Durch fortschreitende Korrosion steigt das Risiko von plötzlichem Bauteilversagen in Form von Schienenbrüchen.

Als dominierende Einflussfaktoren können die Entfernung zum nächsten Unterwerk, die Häufigkeit der Befahrung sowie die Oberbaugestaltung (hinsichtlich der Leitfähigkeit) identifiziert werden.

## **Verschleiß übriger Komponenten**

Auf den Verschleiß der anderen Komponenten wird an dieser Stelle nicht näher eingegangen. Es liegen keine zentral erfassten und quantifizierten Zustandsdaten für die anderen Komponenten vor, außerdem sind der Gleisrost bzw. die Schienen die maßgebenden Komponenten zur Bestimmung von Erneuerungszyklen.

Im Rahmen einer seitens des Verfassers betreuten Diplomarbeit wird derzeit an einer möglichen Parametrisierung zur quantitativen und objektivierten Zustandserfassung von Oberflächeneindeckungen von Straßenbahn-Fahrweegelementen gearbeitet.

## 4.2. Einflussgrößen auf den Verschleiß

Einflüsse auf die Zustandsentwicklung von Straßenbahn-Fahrweegelementen können nach ihrer Natur wie folgt gruppiert werden:

- Betriebsbelastung
- Geometrie & Trassierung
- Bauart & Materialeigenschaften
- Externe Einflüsse & Belastung durch Dritte
- Wartungs- & Instandhaltungstätigkeiten

### Betriebsbelastung

Die Betriebsbelastung besteht aus der Belastung des Fahrwegs durch die Überfahrt von Schienenfahrzeugen. Durch die Überfahrt werden Kräfte in die Schiene eingebracht und via Zwischenlage und Tragkonstruktion in den Untergrund abgeleitet. Neben Vertikalkräften gibt es je nach Trassierung unterschiedlich große Kraftkomponenten in Querrichtung sowie Traktionskräfte in Schienenlängsrichtung. Die Konfiguration des Fahrwerks des jeweiligen Fahrzeugs hat einen erheblichen Effekt auf die Wirkungsrichtungen und Kräfte. (Heck 2015) identifiziert sowohl Fahrzeug- und Fahrwerkkonfiguration sowie die Art der Wagenkasten-aufhängung als Einflussfaktoren für den Rad/Schiene-Verschleiß. Durch die unterschiedlichen Bauformen und die innerhalb der Fahrzeugfamilien mitunter unterschiedlichen Einstellungen bzw. Justierungen ist eine derart genaue Unterteilung in der Praxis nicht flächendeckend und kontinuierlich möglich. Der Fahrzeugmix auf Streckenabschnitten kann berücksichtigt werden und damit diese Effekte zu einem gewissen Maß abbilden.

Die Fahrgeschwindigkeit hat einen Einfluss auf das Verschleißverhalten (Heck 2015). Die maximale Fahrgeschwindigkeit lässt sich in der Regel aus den Trassierungsparametern und Fliehkraftgrenzen bzw. der erlaubten Höchstgeschwindigkeit laut StVO oder StrabVO ableiten. Die Geschwindigkeitsverteilung für einzelne Streckenabschnitte kann als relativ homogen angenommen werden. Beschleunigungs- sowie Bremsstrecken bilden die Ausnahme: Die erhöhten Kräfte in Längsrichtung sowie der Übergang von Haft- zu Gleitreibung führen zu signifikanten Schienenschädigungen (Kehrer und Hansmann 2018).

Unter Berücksichtigung der Einflüsse sowie der Möglichkeit, entsprechende Daten netzweit erheben zu können, ergeben sich folgende mögliche Parameter zur Beschreibung der Betriebsbelastung:

- Fahrzeugmasse
- Rad- bzw. Radsatzlasten
- Anzahl der Überfahrten
- Fahrzeugmix
- Fahrgeschwindigkeit, Brems- und Beschleunigungsvorgänge

Aus der Anzahl der Überfahrten lässt sich mit den jeweiligen Fahrzeugmassen die jährliche Gesamtbelastung errechnen.

## **Gleisgeometrie & Trassierung**

Die Gleisgeometrie bzw. Trassierung beeinflusst maßgeblich das Verschleißverhalten und somit die Liegedauer eines Fahrwegelements. Wie die empirisch ermittelten Liegedauern des Gläsernen Fahrwegs zeigen (Wiener Linien GmbH & Co KG 2014), variieren diese in großem Maß mit unterschiedlichen Bogenradien. Die Krümmung eines Abschnitts und die Verschiebung der Kontaktfläche von der Lauffläche in Richtung Schienenflanke und Spurkranz führen zu einem Ansteigen der Tangentenneigung, wodurch Normal- und Schubkräfte zunehmen (Heck 2015). Die durch die Richtungsänderung induzierte Fliehkraftkomponente muss zudem von der Tragkonstruktion in Form von Scherkräften aufgenommen werden. Neben Kreisbögen mit unveränderlichen Radien kommen auch Übergangsbögen mit über die Elementlänge veränderlichen Radien zur Anwendung. Da der Anlaufwinkel der Räder ebenfalls einen Einfluss auf den Verschleiß hat (Zaussinger 2009), hat auch die Abfolge der Trassierungselemente einen Einfluss auf das Verschleißverhalten. Folgen Kreisbögen direkt auf Geraden, entstehen Unstetigkeitsstellen der Krümmung, die durch Übergangsbögen vermieden werden.

Der Längsneigung wird von (Kollenberg et al. 2017) ebenfalls ein Einfluss auf das Verschleißverhalten attestiert, wobei hier vor allem Beschleunigungs- und Bremsstrecken mit Längsneigung von Bedeutung sein dürften.

Folgende Parameter können zur Beschreibung der Einflussfaktoren aus Gleisgeometrie und Trassierung dienen:

- Krümmung bzw. Radius
- Abfolge der Trassierungselemente
- Längsneigung

## **Bauart und Materialeigenschaften**

Die Oberbauform und vor allem die Materialeigenschaften der einzelnen Komponenten stellen einen wesentlichen Einfluss dar. Während über verschiedene Oberbauformen keine generellen Aussagen getroffen werden können, welche Bauformen relativ längere Liegedauern haben als andere, ist das auf Komponentenebene durchaus möglich.

Schienen können hinsichtlich Profilgestaltung bzw. ihrer Stahlsorte und zusätzlichen Behandlungen einen erhöhten Widerstand gegen Verschleiß aufweisen.

Die Profilform führt einerseits im Zusammenwirken mit den Radprofilen zu spezifischen Verschleißereigenschaften, andererseits haben unterschiedliche Profilformen unterschiedliche Abnutzungsvorräte. Neben der Profilform ist die Schienengüte (Stahlsorte) maßgeblich für den Widerstand gegen Verschleiß. Abbildung 8 zeigt die Entwicklung des Horizontalverschleißes von Rillenschienen in Bögen nach der Anzahl der Radüberfahrten in Abhängigkeit der Schienenhärte. Zusätzlich können Schienenköpfe wärmebehandelt werden, wodurch der Widerstand gegen Gleitverschleiß weiter erhöht werden kann. Mit zunehmender Härte sowie zusätzlicher Kopfhärtung durch Wärmebehandlung sinkt in der Regel die Schweißbarkeit von Schienen. Neueste Verfahren der Wärmebehandlung erhöhen jedoch den Gleitverschleißwiderstand bei Beibehaltung der Schweißseignung (Hochfellner et al. 2016).

Das Risswachstum von Schadensformen der Rollkontaktermüdung (z.B. Head-Checks) kann in Bögen mit hohem Seitenverschleiß durch den hohen Materialabtrag in unbedenklichem Ausmaß gehalten werden (Heyder und Brehmer 2014). Vice versa ist der Schluss zu ziehen, dass Schienen mit großer Härte und dadurch großem Verschleißwiderstand eher dazu neigen,

der Rollkontaktermüdung als maßgeblichem Versagensmechanismus zu unterliegen. Als Eingangsparameter für die Rollkontaktermüdung sind die Geometrie sowie Werkstoffeigenschaften der Schiene wesentlich.

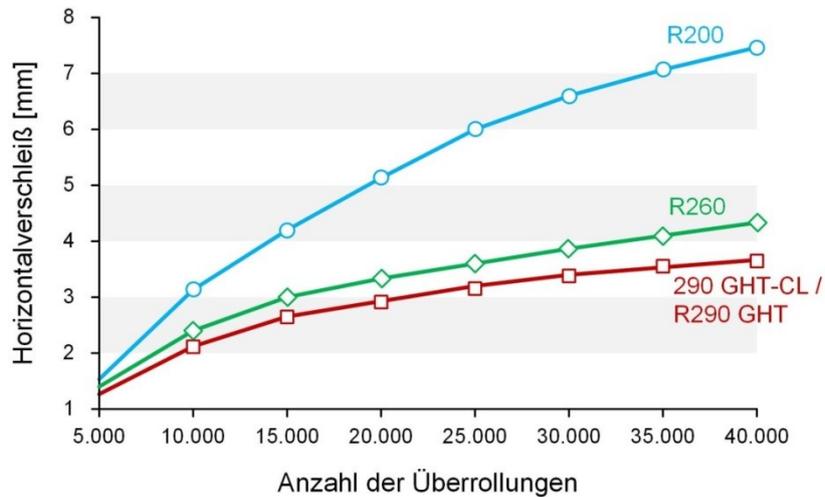


Abbildung 8: Seitenverschleiß verschiedener Schientypen in Abhängigkeit der Radüberfahrten, Quelle: (Hochfellner et al. 2016), eigene Darstellung

### Externe Einflüsse & Belastung durch Dritte

Externe Einflüsse wie Witterungsbedingungen sowie die Belastung des Oberbaus durch Straßenfahrzeuge sind weitere Einflüsse auf Zustand und Liegedauer eines Fahrwegelements (Kollenberg et al. 2017, Heck 2015). Während Luftfeuchtigkeit und Niederschlag einerseits die Reibverhältnisse zwischen Rad- und Schiene beeinflussen, können extreme Temperaturen zu Eigenspannungen im Gleisrost führen, die Schienenbrüche begünstigen. Mangelnde Entwässerung und Durchfeuchtung von Teilen des Oberbaus kann zudem zur direkten Korrosion betroffener Bauteile und zur Beeinflussung der Leitfähigkeit und somit Förderung von Streustromkorrosion führen (Hernández Robles et al. 2009).

Die Belastung des Oberbaus durch Straßenfahrzeuge kann zu Schäden an der Oberflächeneindeckung und der Tragkonstruktion führen, was einen Einfluss auf die Gleislage darstellt. Insbesondere Belastung durch Schwerverkehr sowie Richtungsänderungen, welche in Scherkräften resultieren, führen zu derartigen Schäden.

Da Witterungsbedingungen und Temperaturen auf Streckenabschnitten im Freien auf geografisch eng abgegrenzten Straßenbahnnetzen wenig variieren und etwaige Unterschiede eine sehr große Datendichte und -genauigkeit erforderlich machen, können diese Einflüsse für die räumliche Differenzierung (eindeutige Zuordnung zu Fahrwegelementen) nicht herangezogen werden.

### Wartungs- & Instandhaltungstätigkeiten

Wartungs- und Instandhaltungsarbeiten stellen naturgemäß einen Einfluss auf die Liegedauer eines Oberbau-Abschnitts dar. Um den Einfluss laufender Wartungsarbeiten (Rillenreinigung) sowie großteils reaktiv eingesetzter Instandhaltungsmaßnahmen (Schienenschleifen, Aufschweißen) feststellen zu können, ist eine flächendeckende und genau verortete Dokumentation über die gesamte Liegedauer eines Abschnitts notwendig. Ein besonderer Stellenwert kommt dabei dem Aufschweißen zu, bei dem Material per Schweißung auf ein

Schienenprofil aufgebracht wird. Es stellt das einzige additive Verfahren in der Schieneninstandhaltung dar und ist geometriebedingt nur bei Rillenschienen anwendbar. Aufschweißungen werden größtenteils an Stellen mit hohem Horizontalverschleiß, also in Gleisbögen angewendet. Aufschweißungen haben den größten Einfluss auf den Schienenzustand bzw. die Profiländerungen durch Verschleiß. In Geraden kommt dieses Verfahren in der Regel nicht zur Anwendung, weshalb für diese auch näherungsweise Aussagen ohne Vorliegen der entsprechenden Daten getroffen werden können.

### **Einrichtungen zur Beeinflussung des Verschleißes**

Die Veränderung der Reibkoeffizienten zwischen Rad und Schiene durch das Aufbringen von Schmier- oder Konditioniermittel führt in der Regel zu einer Reduktion des Gleitverschleißes. Schmiermittel können entweder fahrzeugseitig am Spurkranz oder infrastrukturseitig an der Schienenflanke aufgebracht werden. Eine Konditionierung des Schienenkopfes wird im Straßenbahnbereich selten und im Netz der Wiener Linien derzeit gar nicht angewendet. Eine Veränderung der Reibverhältnisse im Bereich der Lauffläche kann das Brems- und Beschleunigungsverhalten von Fahrzeugen, insbesondere die Bremsweglänge, beeinflussen. Infrastrukturseitige Anlagen sind in der Regel unmittelbar vor engen Bögen angeordnet, um Verschleißentwicklung und Kurvengeräusche einzudämmen, über die Länge des Einflussbereiches von Flankenschmieranlagen liegen keine quantitativen Aussagen aus der Fachliteratur vor. Im Wiener Straßenbahnnetz werden ausschließlich ortsfeste Vorrichtungen hauptsächlich vor engen Bögen eingebaut.

## **4.3. Analyse der Datenverfügbarkeit**

Ziel der vorliegenden Arbeit ist unter anderem die Erstellung eines Modells für die abschnittsspezifische Liegedauerprognose für den Straßenbahn-Fahrweg. Die Qualität eines solchen Prognosemodells hängt maßgeblich von der verfügbaren Stichprobengröße ab. Daher und in Anbetracht der begrenzten Netzlänge eines Straßenbahnnetzes (verglichen mit dem Schienennetz einer Staatsbahn) ist es erstrebenswert, möglichst netzweit verfügbare Daten zu implementieren. Im folgenden Abschnitt werden die eingangs beschriebenen Einflussparameter aus der Fachliteratur sowie den bereits vorhandenen Prognosemodellen der Wiener Linien zusammengefasst und mit der Verfügbarkeit zentral erfasster, digitalisierter Daten seitens der Wiener Linien gegenübergestellt.

In Tabelle 10 sind in der rechten Spalte alle Parameter markiert, zu denen zentral verfügbare Datensätze vorhanden sind. Ist das Feld per Häkchen markiert, sind über das gesamte Netz hinweg Daten verfügbar und zentral abrufbar. Alle Parameter werden im Folgenden einzeln hinsichtlich der Datenverfügbarkeit bewertet.

Tabelle 10: Tabellarische Gegenüberstellung potentieller Einflussfaktoren

	Gläserner Fahrweg	Prognose Schönwälder	Magic Wear Rate	Modell Zaussinger	Simulation Versagensmechanismen	Literatur-recherche	zentral verfügbar
<b>Betriebsbelastung</b>							
Fahrzeugmasse						✓	✓
Rad- bzw. Radsatzlasten						✓	✓
Kumulierte Betriebsbelastung	✓	✓	✓				✓
Anzahl Lastwechsel					✓	✓	✓
Anlaufwinkel				✓			
Fahrwerkconfiguration		✓		✓		✓	~
Fahrzeugkonfiguration						✓	~
Bremsen bzw. Beschleunigen						✓	~
Fahrgeschwindigkeit						✓	~
<b>Gleisgeometrie &amp; Trassierung</b>							
Krümmung bzw. Bogenradius	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Längsneigung				✓		✓	~
Elementlänge		✓					✓
Überhöhung				✓			
Spurerweiterung				✓			~
Lage im Bogen				✓		✓	✓
<b>Bauart &amp; Materialeigenschaften</b>							
Profilgeometrie Schiene					✓	✓	~
Schienen(kopf)härte		✓		✓		✓	~
Schienenlagerung					✓	✓	~
Isolierung Schienenfuß						✓	
<b>Externe Einflüsse</b>							
Belastung Straßenverkehr		✓				✓	~
Temperaturverlauf					✓		
Lage Unterwerke						✓	~
Flankenschmieranlage		✓					✓
<b>Instandhaltung und Erneuerung</b>							
Erneuerung (Liegedauer)						✓	✓
Instandhaltungsmaßnahmen						✓	~

## Datenbasis Betriebsbelastung

### Fahrzeugmasse

Daten zu Leerfahrzeugmassen sind für alle im Regelverkehr eingesetzten Fahrzeugtypen vorhanden. Exakte Fahrzeugmassen mit Betriebsbelastung sind nicht verfügbar, zur Ermittlung kann eine durchschnittliche Auslastung herangezogen werden.

### Rad- bzw. Radsatzlasten

Analog zu den Leerfahrzeugmassen sind die Rad- bzw. Radsatzlasten der Leerfahrzeuge, sowie das Fassungsvermögen der Fahrzeuge bekannt. Durch Annahme einer mittleren Auslastung können Rad- und Radsatzlasten beladener Fahrzeuge ermittelt werden.

### Anzahl der Überfahrten

Im Fahr- und Dienstplansystem der Wiener Linien (*HASTUS*) sind seit 2004 alle planmäßigen Fahrten am Wiener Straßenbahnnetz dokumentiert und verortet. Neben Fahrten im Fahrgastbetrieb werden auch Indienststellungs- und Außerdienststellungsfahrten aus bzw. in die jeweiligen Betriebsbahnhöfe erfasst. Diese sind jedoch nicht eindeutig und automatisiert Streckenabschnitten des Netzes zuordenbar. Regelfahrten entlang der Betriebslinien betragen im Mittel zwischen 90% und 100% der Gesamtbelastung des Netzes, weshalb nicht eindeutig zuordenbare Indienststellungs- und Außerdienststellungsfahrten mit einem Faktor

berücksichtigt werden, welcher aus dem Verhältnis der Anzahl aller Fahrten dividiert durch die Anzahl der Regelfahrten in einem Querschnitt berechnet wird.

Um die Anzahl der Überfahrten vor 2004 zu berücksichtigen, werden die in (Schönwälder 2015) berechneten Annahmen der Betriebsbelastung je Betriebslinie seit 1960 übernommen. Somit kann die Anzahl der Überfahrten näherungsweise für alle Streckenabschnitte seit 1960 berechnet werden.

### **Fahrzeugmix**

Die Fahrten im HASTUS-System werden fahrzeugtypengenau unterschieden. Daher ist eine eindeutige Berechnung des Fahrzeugmix des Regelverkehrs je Streckenabschnitt seit 2004 möglich. Für den Zeitraum von 1960 bis 2004 kann der von (Schönwälder 2015) ermittelte „Niederfluranteil“, welcher lediglich zwischen Fahrzeugen der Fahrzeuggenerationen  $ULF_x$  und jenen der Baureihen  $E_x$  unterscheidet herangezogen werden. Eine weitere Aufschlüsselung der Fahrten der Fahrzeuggenerationen  $ULF_x$  bzw  $E_x$  kann, basierend auf dem seit 2004 dokumentierten Mix einzelnen Baureihen zugeordnet werden.

### **Fahrgeschwindigkeit, Brems- und Beschleunigungsbereiche**

Im Rahmen eines Forschungsprojektes („*Tram Lines*“) mit dem Austrian Institute of Technology (AIT) wurden für nahezu das gesamte Wiener Straßenbahnnetz realistisch fahrbare Geschwindigkeitsverläufe für Straßenbahnfahrzeuge berechnet in Abhängigkeit von der erlaubten Streckenhöchstgeschwindigkeit, der Lage von Haltestellen und Kreuzungs- und Verzweigungsbereichen, den Trassierungsparametern sowie den Fahrzeugeigenschaften und vorgegebenen Betriebsgrenzen. Die Geschwindigkeit liegt in 0,5m-Schritten vor, der Geschwindigkeitsverlauf über bestimmte Trassierungselemente bzw. -abschnitte lässt sich daraus ermitteln. Auch Haltestellen, Brems- und Beschleunigungsbereiche sind daraus ablesbar.

Eine Gegenüberstellung mit tatsächlich gefahrenen Geschwindigkeitsverläufen gibt es bisher nicht.

### **Datenbasis Gleisgeometrie & Trassierung**

#### **Krümmung bzw. Bogenradius**

Der Bogenradius (bei Kreisbögen) bzw. Anfangs- und Endradius bei Übergangsbögen ist in dem als „netfiles“ bezeichneten Verzeichnis aller Trassierungselemente zentral und flächendeckend erfasst. Übergangsbögen werden im Straßenbahnnetz der Wiener Linien als kubische Parabeln trassiert. Mithilfe der zentral erfassten Elementlänge lässt sich die Krümmung an jedem Punkt im Netz eindeutig ermitteln.

#### **Längsneigung**

Aus der Verschneidung mit Geodaten der Wiener Mehrzweckkarte wurde eine Höhenkotierung des Straßenbahnnetzes in Schritten von 15m ebener Länge erstellt. Die Höhenlagen sind auf 1m genau. Aus den verfügbaren Daten lässt sich die absolute Höhe eines Abschnittes ermitteln, eine ausreichend genaue Aussage über die Gradienten ist jedoch nicht möglich.

#### **Elementlänge & Elementfolge**

Durch die genaue Verortung aller Trassierungselemente entlang der Gleisachse der einzelnen Strecken sind sowohl die Elementlänge aller Elemente sowie die Abfolge der Trassierungselemente ermittelbar. Im Verknüpfungsbereich unterschiedlicher Strecken ist die Elementfolge nicht automatisiert ermittelbar.

## **Spurerweiterung**

Die planmäßig in Bögen eingebaute Spurerweiterung ist nicht zentral erfasst. Allerdings wird die tatsächliche Spurweite als Teil der Gleismessdaten flächendeckend bei jeder Messfahrt erfasst und in 1m-Schritten aggregiert und verortet. Die tatsächliche Spurweite liefert jedoch keine zuverlässige Aussage über die ursprünglich verbaute Spurerweiterung.

## **Datenbasis Bauart und Materialeigenschaften**

Zur Oberbaugestaltung und verwendeten Schienenform stehen keine zentralen Daten für das gesamte Streckennetz zur Verfügung.

## **Profilgeometrie Schiene**

Seitens der Wiener Linien wurde ein Algorithmus entwickelt, der auf Basis der Gleismessdaten eine Klassifizierung der beiden Rillenschienenprofile R210 und 60R1 vornimmt. Eine Validierung mittels manuell erhobener Profilabschnitte (siehe Kapitel 6) weist keine zufriedenstellende Genauigkeit der Klassifizierung auf.

## **Schienenhärte**

Die Schienenhärte ist für die meisten Abschnitte des Schienennetzes aufgrund der Kenntnis des verbauten Profils nachvollziehbar. Aufgrund von Abschnitten mit wärmebehandelten Schienen(köpfen), wo nur Materialeigenschaften, nicht aber Profiltypen abweichen, ist die Härte nicht zweifelsfrei zentral erfasst.

## **Schienenlagerung und Schienenfuß-Isolierung**

Die Schienenlagerung sowie die Isolierung des Schienenfußes als auch andere Merkmale der Oberbaugestaltung sind nicht flächendeckend zentralisiert verfügbar. Eine Erhebung der Art der Oberflächeneindeckung ist für die kommenden Monate seitens der Wiener Linien vorgesehen.

## **Datenbasis externe Einflüsse**

### **Belastung durch Straßenverkehr**

Die Belastung von Straßenbahn-Fahrwegen durch den Straßenverkehr ist nach derzeitigem Stand nicht zentral verfügbar.

### **Lage der Unterwerke**

Die Lage der Unterwerke bzw. des nächstgelegenen Gleisabschnitts ist zentral erfasst. Darüber hinaus ist zu prüfen, wie weit Einspeisepunkte und Unterwerke voneinander entfernt sind. Es wird angenommen, dass der Einfluss der Lage der Unterwerke keinen signifikanten Einfluss auf den Schienenverschleiß infolge Korrosion hat.

### **Flankenschmieranlage**

Die Steuerungseinheiten von infrastrukturseitigen Flankenschmieranlagen sind flächendeckend für das gesamte Straßenbahnnetz verortet. Es ist zu erheben, wie weit Steuerungseinheit und Ort des tatsächlichen Schmiermittelauftrags voneinander entfernt liegen. Aus der Fachliteratur liegt keine Aussage über die Länge des Einflussbereichs der Flankenschmierung vor, weshalb die Länge des Einflussbereichs geschätzt werden muss. Dieser sollte mindestens mit dem nachfolgenden Bogen angenommen werden.

## **Mögliche Parametrisierung der Einflussfaktoren**

Anhand der verfügbaren Daten sowie deren Umfang und Genauigkeit werden mögliche Parameter als Eingangsgrößen für ein Modell der Liegedauerprognose identifiziert. In Tabelle

11 werden die Parameter benannt, die Variablen klassifiziert sowie Wertebereiche und Maßeinheiten angegeben. Die Variablen werden folgenden Klassen zugeordnet:

- kategorial;  
diese Variablen beschreiben die Zuteilung zu einer endlichen Anzahl von Kategorien, welche keine logische Reihenfolge aufweisen müssen, wie beispielsweise die Art der Oberflächeneindeckung (Asphalt, Beton-Großflächenplatten, tiefliegende Vegetationsschicht, etc.).
- diskret;  
diese Variablen sind Zahlen, deren Wertebereich eine zählbare Anzahl von Werten umfasst wie beispielsweise die Anzahl der Buslinien, die auf einem Straßenbahn-Fahrwegelement in Längsrichtung verkehren.
- stetig;  
diese Variablen sind beliebige numerische Werte aus einem begrenzten oder offenen Zahlenintervall, das prinzipiell eine unendliche Anzahl von Werten umfasst. Ein Beispiel dafür ist die Länge eines Trassierungselements.

Tabelle 11: mathematische Formulierung von Einflussparametern

	Variable	Wertebereich	Maßeinheit
<b>Betriebsbelastung</b>			
Kumulierte Betriebsbelastung	stetig	$[0, \infty[$	[Mt]
Anzahl der Überfahrten	stetig	$[0, \infty[$	[-]
Fahrzeugmix	stetig	$[0, 100]$	[%]
Fahrgeschwindigkeit	stetig	$[0, \infty[$	[km/h]
Brems-, Beschleunigungsbereich	diskret	(Bremsber.; Beschl.ber.)	[-]
<b>Gleisgeometrie &amp; Trassierung</b>			
Krümmung (bzw. Bogenradius)	stetig	$[0, 1]$	[1/m]
Krümmungsänderung	stetig	$[0, 1]$	[1/m]
Elementlänge	stetig	$[0, \infty[$	[m]
Vorlaufendes Element	kategorial	(Ger.; Parab.; Kreis)	[-]
Nachlaufendes Element	kategorial	(Ger.; Parab.; Kreis)	[-]
<b>Bauart &amp; Materialeigenschaften</b>			
Schienenprofilform	kategorial	(R210; 60R1)	[-]
Art der Eindeckung	kategorial	(Beton; Asphalt; Grgl.; ...)	[-]
<b>Externe Belastung</b>			
Belastung durch Straßenverkehr	kategorial	(0, 1)	[-]
Buslinien in Fahrtrichtung	diskret	$[0, \infty[$	[-]
Entfernung Unterwerk	stetig	$[0, \infty[$	[m]
In Einflussbereich Flankenschmierung	kategorial	(0, 1)	[-]

#### 4.4. Verfügbarkeit von Zustands- und Anlagendaten

Für die elementspezifische Liegedauerprognose werden neben den Daten der Einflussgrößen auf den Verschleiß auch Zustandsgrößen des jeweiligen Fahrwegelements benötigt. Im Folgenden wird auf einzelne dieser Größen eingegangen.

## **Zustand der Schienenprofile**

Die Profilgeometrie wird durch Messfahrten des Messwagens der Wiener Linien erhoben, welcher mit dem *PlasmaTram* Messsystem ausgestattet ist. Laut Instandhaltungsplan mindestens 2x jährlich, in der Realität jedoch tendenziell häufiger, wird jeder Streckenabschnitt des Netzes vermessen. Ein bereits implementierter Auswertalgorithmus erzeugt aus den alle 2,5mm gemessenen Querschnitten Querprofile im Abstand von 1m, wobei Plausibilitätsprüfungen der Daten und eine Mittelung der Einzelquerschnitte vorgenommen werden. Seit Ende 2015 sind derart erhobene netzweite Zustandsdaten verfügbar.

## **Erkennung von Einzelfehlern und Schienenbrüchen**

Die automatisierte Erkennung von Einzelfehlern auf Basis der optischen Profilmessdaten ist nach derzeitigem Stand nicht möglich, eine zentrale Dokumentation solcher Fehler besteht zudem nicht.

Schienenbrüche werden grundsätzlich dokumentiert, die zentral verfügbaren Datensätze sind jedoch nicht vollständig. Für eine entsprechende Berücksichtigung müsste die Dokumentation aller Schienenbrüche eines Abschnitts seit dem jeweiligen Einbaujahr verfügbar sein. Darüber hinaus ist die Verortung der dokumentierten Schienenbrüche nicht eindeutig zuordenbar. Während alle zentral verfügbaren Daten entlang der Kilometrierung von Strecke und Gleis verortet sind, werden Schienenbrüche in der Dokumentation mit der Hausnummer des nächstgelegenen Gebäudes oder dergleichen verortet. Eine zweifelsfreie Zuordnung zu einem Trassierungselement ist dadurch nicht möglich.

## **Gleislage**

Am Messwagen zeichnen multiaxiale Inertialsensoren Beschleunigungen an Radlager, Drehgestellrahmen und Wagenkasten auf. Die Aufbereitung und Auswertung dieser Daten ist derzeit Gegenstand eines Forschungsprojektes, für die Liegedauerprognose können diese Datensätze zum derzeitigen Stand nicht herangezogen werden.

## **Anlagenalter**

Für das gesamte Straßenbahnnetz sind in 5m-Abschnitten alle Einbaujahre vergangener Erneuerungen bzw. der Errichtung zentral verfügbar. Daraus können für Trassierungselemente, unabhängig von deren Abgrenzung, vergangene Lebenszyklen berechnet werden und Aussagen über die mittlere Liegedauer bestimmter Elemente in Abhängigkeit anderer Einflussparameter getroffen werden (ähnlich dem Modell Gläserner Fahrweg). Die Einbaujahre der aktuellen Gleislagen sind zusätzlich als genau verortete Abschnitte verfügbar.

## **Instandhaltungstätigkeiten**

Instandhaltungstätigkeiten, allen voran das Aufschweißen, beeinflussen die Liegedauer und die Profilgeometrie von Straßenbahngleisen. Die Kenntnis über Instandhaltungstätigkeiten und deren genaue Verortung ergeben einerseits statistische Kennwerte über die durchschnittlichen Zeitpunkte dieser Maßnahmen und andererseits die Zustandsänderung und die Beurteilung der Wirksamkeit durch den Vergleich von Messfahrten vor und nach der Maßnahme.

Da Instandhaltungsmaßnahmen aller Art nur auf Papier und nicht eindeutig geografisch verortet dokumentiert sind, ist eine Auswertung nach Streckenabschnitten nicht möglich. Eine

digitale Erfassung und eindeutige Verortung von Instandhaltungstätigkeiten ist unerlässlich für die lückenlose Darstellung aller Einflüsse auf die Liegedauer.

Da das Aufschweißen als Maßnahme, die direkt die Profilgeometrie beeinflusst, in Geraden in der Regel nicht angewendet wird, wirkt sich die Unkenntnis der Maßnahmen für die Zustands- und Liegedauerprognose von Geraden nicht entscheidend aus.

# 5. Analyse und Aufbereitung der Zustandsdaten

## 5.1. Zielparameter Zustandsprognose

Zur Beschreibung des Verschleißes an Rillenschienen und zur Bewertung ihres Zustands werden die Parameter Rillenbreite und Rillentiefe oder deren Veränderung als Prognosewerte herangezogen. Die Kontrollbreite, welche von der Außenseite des Leitschenkels bis zur Fahrkante bemessen wird (Wiener Linien GmbH & Co KG 2013), wird ebenfalls berücksichtigt, da erfahrungsgemäß die Annäherung an Grenzwerte eines der Parameter Rillentiefe, Rillenbreite und Kontrollbreite zur Verordnung von betrieblichen Einschränkungen oder zur Einleitung von Instandhaltungs- bzw. Erneuerungsarbeiten führt. Somit werden diese drei Parameter als maßgeblich für die Liegedauer herangezogen. In weiterer Folge werden alle drei Messsignale jeweils als Mittelwert der Messwerte der rechten und linken Schiene weiterverwendet. Das erscheint zweckmäßig, da die Werte der rechten und linken Schiene jeweils sehr hohe Korrelationen (größer als 0,97) aufweisen und ein Tausch einzelner Schienen ohnehin nicht möglich ist. In Abbildung 9 sind die Messgrößen am Querschnitt des Kopfes eines Rillenschienenprofils veranschaulicht. Die Rillentiefe wird als Normalabstand zur Ebene der gemeinsamen Fahrflächentangente (GFT), welche im weiteren Sinn dem geläufigen Terminus Schienenoberkante (SOK) entspricht, gemessen. Die gemeinsame Geometrieebene (GGE), in welcher Rillenbreite, Kontrollbreite und Spurweite gemessen werden, stellt eine Parallelebene zur GFT mit dem vertikalen Abstand von 10mm dar.

In weiterer Folge sollen die Eingriffszeitpunkte durch das prognostizierte Erreichen bzw. Überschreiten bestimmter Grenzwerte dieser drei Parameter ermittelt werden. Die geometrischen Eigenschaften der verschiedenen Profilformen werden im Kapitel „Klassifizierung von Schienenprofilen“ näher beschrieben.

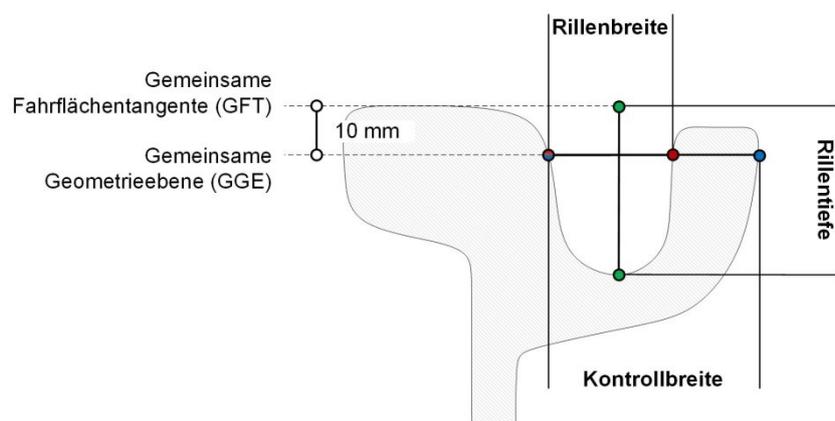


Abbildung 9: Messebenen der gewählten Zustandsgrößen

## 5.2. Datenerhebung und -verfügbarkeit

Die Profilgeometrie wird durch Messfahrten des eigens zur Zustandserhebung vorgehaltenen Messwagens der Wiener Linien erhoben. Die Profilgeometrie wird durch eine optische Laser-Lichtschnitt-Messeinheit unter dem Namen *PlasmaTram* erfasst. Ein bereits implementierter

Auswertalgorithmus erzeugt aus den alle rund 2,5mm als Punktwolken erfassten Rohdaten Querprofile mit einem Abstand von unter 1m, wobei erste Plausibilitätsprüfungen der Daten und eine Mittelung der Einzelquerschnitte vorgenommen werden. Im Rahmen dieser Datenaufbereitung werden aus der erhobenen Punktwolke unter anderem die Messparameter Rillenbreite, Rillentiefe, Kontrollbreite, Leitschenkelbreite (je Schiene) und Spurweite berechnet.



Abbildung 10: Gleismesswagen der Wiener Linien (links) mit Laser-Lichtschnitt Messvorrichtung (rechts). Fotos: Arthur Schönwälder bzw. *Plasmo*

Das im Rahmen eines Forschungsprojektes der Wiener Linien und der österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) entwickelte Messsystem kommt seit 2016 planmäßig am Straßenbahn-Messwagen der Wiener Linien zum Einsatz (siehe Abbildung 10).

Laut Instandhaltungsplan hat die Gleisvermessung auf jedem Element zweimal jährlich zu erfolgen, in der Realität werden Netzabschnitte jedoch deutlich häufiger vermessen. Da GPS-Systeme aufgrund der hohen Verschattung im urbanen Raum keine zufriedenstellenden Resultate für die zweifelsfreie Verortung des Messwagens im Netz liefern, erfolgt diese durch einen Abgleich des in Echtzeit mittels Inertialsensorik und Auswertalgorithmus erstellten Krümmungsbildes mit der vorab bekannten Krümmungscharakteristik des Schienennetzes (Ömer 2007). Unabhängig vom Start der Messungen kann das System nach wenigen Bogenfolgen die Position im Netz ausmachen und jeden Messpunkt mit einer Genauigkeit von  $\pm 7,5\text{m}$  verorten. Es liegt somit im von der EN 13848-1 vorgegebenen Rahmen von  $\pm 10\text{m}$ . Die Analyse der Messdaten zeigt, dass die Verortung in der Realität in der Regel weitaus höhere Genauigkeiten erzielt.

Die ersten verfügbaren Daten des Messsystems datieren aus der Erprobungsphase ab November 2014, seither werden regelmäßig Messfahrten durchgeführt. Die Daten werden mittels des eingangs beschriebenen Filteralgorithmus auf Messquerschnitte von unter 1m Abstand zueinander aggregiert und werden in dieser Form seitens der Wiener Linien für die vorliegende Arbeit zur Verfügung gestellt. Zum aktuellen Zeitpunkt liegen die Messdaten von 231 Messfahrten im Zeitraum November 2014 bis April 2019 vor.

### 5.3. Aufbereiten der Zustandsdaten

Um die verfügbaren Zustandsdaten hinsichtlich überlagerter Störsignale zu prüfen sowie diese im Anlassfall zu bereinigen, werden auf die Messsignale Rillentiefe und Rillenbreite, welche

die höchste Datendichte aufweisen und als Basis für die Ermittlung weiterer Parameter dienen, Methoden zur Ermittlung periodischer, tieffrequenter Störsignale sowie zur Bereinigung um hochfrequentes Rauschen angewendet, welche in weiterer Folge näher beschrieben werden.

### Untersuchung nach tieffrequenten Störsignalen mittels Autokorrelation

Um Messsignale auf die Überlagerung mit periodischen, tieffrequenten Störsignalen zu überprüfen, eignet sich das Verfahren der Autokorrelation. Diese findet verbreitete Anwendung in der Zeitreihenanalyse, in der zeitlich periodische Überlagerungen detektiert werden sollen. Statt der Folge von Messpunkten mit bekanntem *zeitlichem* Abstand wird im gegenständlichen Fall die *örtliche* Stationierung (Kilometrierung) des Messquerschnitts herangezogen. Das ist insofern ein gangbarer Weg, als dadurch zwar keine genaue zeitliche Verortung der einzelnen Messquerschnitte entlang einer Messfahrt mehr vorliegt – sondern lediglich die taggenaue Verortung der gesamten Messfahrt – jedoch die Messquerschnitte in gleichmäßigen räumlichen Abschnitten entlang dem Verlauf einer Messfahrt angeordnet sind<sup>3</sup>. Zudem ist plausibel, dass bekannte fahrdynamische Phänomene wie etwa der Sinuslauf des Fahrwerks mit Radsätzen<sup>4</sup>, mit Hilfe der angewendeten Methode detektiert werden können, da die Wellenlänge unabhängig von der Fahrgeschwindigkeit ist.

Bei der Autokorrelation wird die Korrelationsmatrix einer Signalfolge  $U = u_1, \dots, u_m$  jeweils mit der um einen definierten Abstand  $x$  versetzten Folge  $U = u_{1+x}, \dots, u_{m+x}$  ermittelt. Je nach zu erwartenden Werten möglicher periodischer Störsignale wird dieser Prozess für beliebig viele Versatz-Abstände (engl.: „lags“) durchgeführt.

Im gegenständlichen Fall wird für jede Messfahrt jeweils die Autokorrelation mit den im Bereich  $\tau = \{0, \dots, 50\}$  versetzten Folgen der selben Messfahrt ermittelt (vgl. (Dunn 2007)). Eingangsdaten bilden die mittels Standardisierung<sup>5</sup> transformierten Messwerte:

$$\varphi_{uu}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T u(x)u(x - \tau) \quad (3) \quad (\text{Dunn 2007})$$

Für jede der 231 verfügbaren Messfahrten für die Messgrößen Rillentiefe und Rillenbreite wird die Autokorrelation im eingangs genannten Intervall berechnet. Da die Messsignale für Rillenbreite und Rillentiefe stetige Verläufe darstellen, ist die Hypothese, dass die Korrelation im Mittel mit zunehmendem Versatz abnimmt. Tieffrequente Störsignale würden zu einem lokalen Maximum in jenem Bereich führen, in welchem der Versatz der Wellenlänge des Signals entspricht. In Abbildung 11 und Abbildung 12 sind die Autokorrelations-Verläufe jeder einzelnen Messfahrt im Hintergrund in Weiß für Rillentiefe bzw. Rillenbreite dargestellt. Die rot dargestellten Verläufe zeigen den Mittelwert über alle Messfahrten. Systematische Fehler des Messsystems oder Fahrwerks würden in allen Messfahrten zum Tragen kommen, da keine Änderungen am Messsystem oder dem Messwagen bekannt sind sowie die Datenaufbereitung für alle Fahrten mit demselben Algorithmus durchgeführt wurde.

<sup>3</sup> Ausgenommen sind dabei Bereiche mit gestauchter Kilometrierung, welche bei Analyse gesamter, ausreichend langer Messfahrten zwar die Frequenz der Fehlersignale beeinflussen könnte, jedoch nicht das Vorhandensein solcher Fehler verschleiern könnte.

<sup>4</sup> Der Sinuslauf bezeichnet die periodische, sinusförmige Auslenkung eines Radsatzes entlang der Gleisachse infolge konischer Radlaufflächen und dem durch die starre Achse fehlenden Differentialausgleich (siehe Pacht 2016). Die Wellenlänge des Sinuslaufs ist ausschließlich durch geometrische Eigenschaften der Spurführung determiniert und ist unabhängig von der Geschwindigkeit.

<sup>5</sup> Standardisierung führt dazu, dass die resultierende transformierte Messreihe den Mittelwert 0 und die Varianz 1 besitzt. Sie bildet die Voraussetzung für die Berechnung der Autokorrelation.

Abbildung 11 und Abbildung 12 zeigen, dass weder beim Messsignal der Rillentiefe noch bei jenem der Rillbreite ein lokales Maximum, also ein periodisches Störsignal im untersuchten Wellenlängenbereich, auftritt. Aus diesem Grund werden keine weiteren Verfahren zur Filterung tieffrequenter Störsignale angewendet.

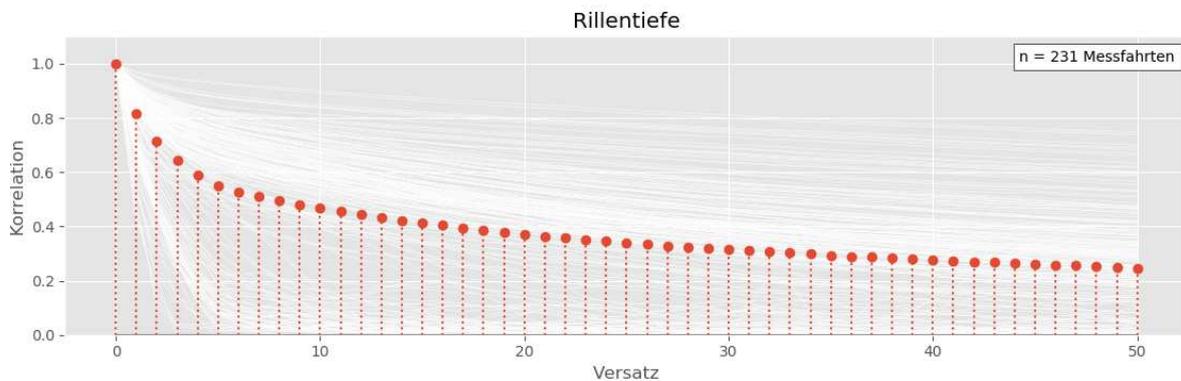


Abbildung 11: Autokorrelationsanalyse des Rillentiefe-Messsignals zur Detektion tieffrequenter Störsignale.

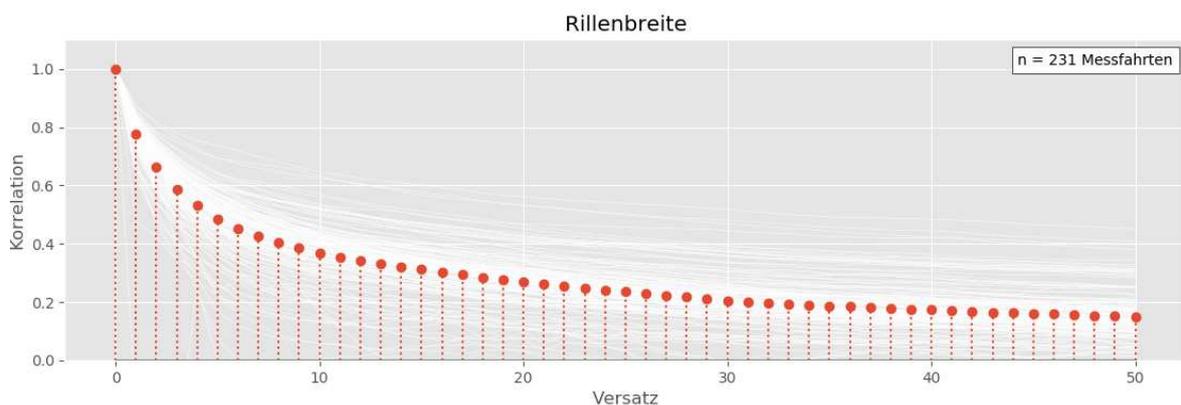


Abbildung 12: Autokorrelationsanalyse des Rillbreite-Messsignals zur Detektion tieffrequenter Störsignale.

### Filtern von hochfrequentem Rauschen mittels gleitendem Mittelwert

Neben der Untersuchung hinsichtlich periodischer, tieffrequenter Störsignale sollen die Messsignale von hochfrequenten Störsignalen befreit werden. Da der Verlauf der Messparameter in der Regel stetig ist und große Abweichungen in kurzen Betrachtungsabschnitten nur selten plausibel sind<sup>6</sup>, deuten diese auf hochfrequentes Rauschen hin. Eine gleitende Mittelwertbildung der Messparameter über festgelegte Einflusslängen beschreibt den durchschnittlichen Schienenzustand und ist für Parameter der Gleislage eine anerkannte Methode.

Bei Parametern der Gleislage bei Vollbahnanlagen werden laut EN 13848-5 Einflusslängen von 200 m herangezogen. Für Straßenbahninfrastruktur und Parameter der Schienenprofilgeometrie gibt es keine gültigen Normen. Aufgrund der kürzeren durchschnittlichen

<sup>6</sup> Unstetigkeitsstellen bzw. abrupte Änderungen der Messparameter können an besonderen Einbauten wie Weichenbereichen, Herzstücken oder Vorrichtungen zur Rillenenentwässerung auftreten. Diese werden nach Möglichkeit (Weichen, Herzstücke) vorab herausgefiltert bzw. sind ohnehin nicht repräsentativ für die Beschreibung des Verschleißzustands einer Schiene (vergrößerte Rillentiefe durch Rillenenentwässerung).

Länge der Trassierungselemente und deren dichter Abfolge ist die Einflusslänge deutlich kürzer zu wählen.

Zu diesem Zweck wird eine Korrelationsanalyse der Parameter mit der höchsten Korrelation vorgenommen und mit den mit unterschiedlichen Einflusslängen geglätteten Daten verglichen. Die Parameter Rillentiefe und Liegedauer sowie Gesamtbelastung weisen die betragsmäßig größte Korrelation<sup>7</sup> auf. Es ist naheliegend, dass die Rillentiefe mit zunehmender Betriebsbelastung bzw. zunehmendem Alter abnimmt.

**Tabelle 12: Korrelationsanalyse der Messdaten mit Liegedauer und Gesamtbelastung**

<b>Gleitender Mittelwert</b>	<b>Rohdaten</b>	<b>5m</b>	<b>10m</b>	<b>15m</b>	<b>20m</b>	<b>25m</b>
<b>Rohdaten</b>	1,00	0,95	0,92	0,90	0,89	0,89
<b>5m</b>	0,95	1,00	0,98	0,97	0,96	0,95
<b>10m</b>	0,92	0,98	1,00	0,99	0,98	0,97
<b>15m</b>	0,90	0,97	0,99	1,00	1,00	0,99
<b>20m</b>	0,89	0,96	0,98	1,00	1,00	1,00
<b>25m</b>	0,89	0,95	0,97	0,99	1,00	1,00
<b>Liegedauer</b>	-0,34	-0,37	-0,39	-0,40	-0,41	-0,42
<b>Gesamtbelastung</b>	-0,27	-0,29	-0,31	-0,33	-0,33	-0,34

Betrachtet man die Korrelation mit den gleitenden Mittelwerten unterschiedlicher Einflusslängen, zeigt sich, dass die Korrelationskoeffizienten der Messdaten mit den Parametern Liegedauer und Gesamtbelastung mit wachsender Einflusslänge zunehmen. Tabelle 12 zeigt, dass diese bei Einflusslängen von 10 bis 15m stärker zunehmen als im Bereich oberhalb von 15m. Das weist darauf hin, dass im unteren Bereich das Rauschen des Messsystems ausgefiltert wird, im höheren Bereich jedoch die Grenzen zwischen den Elementen verwischt werden.

Um das Ergebnis möglichst wenig zu verfälschen, das hochfrequente Rauschen aber dennoch herauszufiltern, wird der gleitende Mittelwert der Messparameter mit einer Einflusslänge von 15 m gewählt. Dieser Wert entspricht zudem der minimalen Tauschlänge eines Gleiselements. In Abbildung 13 ist exemplarisch der Messverlauf einer Messfahrt mit unterschiedlichen gleitenden Mittelwerten dargestellt. Das Rauschen des Rohsignals wird ausgefiltert, die Abbildung des zugrundeliegenden qualitativen Verlaufs bleibt sichtbar erhalten.

<sup>7</sup> Korrelationseffizient nach Pearson. (Pearson, 1895)

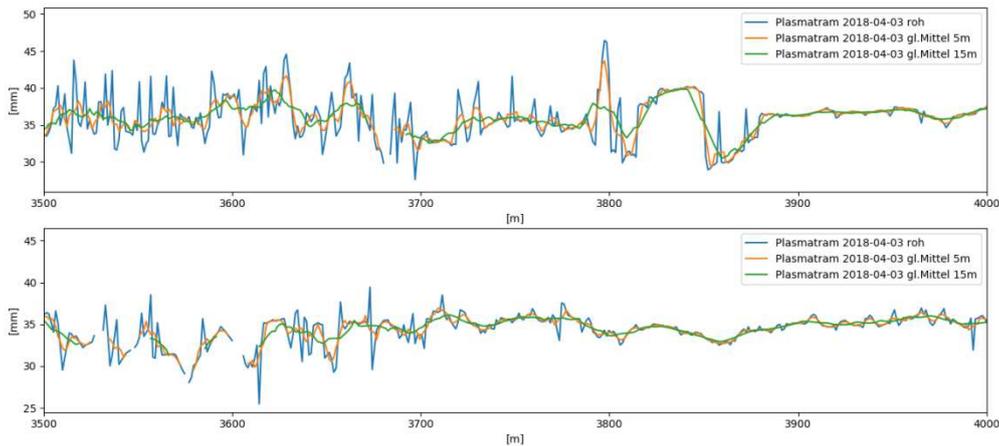


Abbildung 13: Verlauf von Rillentiefe (oben) und Rillenbreite (unten) einer Messfahrt mit gleitenden Mittelwerten unterschiedlicher Einflusslängen.

## 5.4. Synchronisierung von Messsignalen

Die Verortung der mittels *Plasmatram* erhobenen Messpunkte erfolgt wie eingangs beschrieben mittels Abgleich von Messsignalen der Inertialmesseinheit mit der bekannten Krümmungscharakteristik des Straßenbahnnetzes. Die Genauigkeit der Verortung liegt dabei erfahrungsgemäß deutlich über der angegebenen Mindestgenauigkeit von  $\pm 7,5\text{m}$ , da Bogeneinfahrten und Ausfahrten präzise erkannt werden. Dennoch kann eine zusätzliche Synchronisierung von Messschrieben erforderlich sein, insbesondere wenn:

- Messdaten unterschiedlicher Quellen (Messsysteme) vorliegen, welche zudem unterschiedlich verortet wurden,
- Zeitreihen aus mehreren Messfahrten in bestimmten Querschnitten gebildet werden sollen,
- zwischen Messungen Änderungen in der Kilometrierung der jeweiligen Strecke vorgenommen wurden und daher die Bezugsskalen nicht mehr übereinstimmen.

Grundsätzlich sind bei der Wahl eines geeigneten Verfahrens zwei Aspekte zu beachten: Einerseits kann ein Versatz in der Stationierung zweier Signale vorliegen, die jedoch gegen einander längentreu sind. Somit muss in diesem Fall nur der Versatz zwischen den Signalen festgestellt werden. Andererseits kann eine Verzerrung eines Signals gegenüber dem anderen in Längsrichtung vorliegen, was insbesondere bei unterschiedlichen Arten der Verortung bzw. Längenmessung und daraus resultierender Unsicherheiten in der Kilometrierung vorkommt. In diesem Fall muss (neben dem Versatz) auch die Verzerrung ermittelt werden. Diese kann zudem nicht als konstanter Faktor über die Länge angenommen werden, sondern kann über die Länge des Signals variieren.

In weiterer Folge werden Verfahren zur Synchronisierung von Messsignalen vorgestellt sowie anschließend zur Plausibilisierung der *Plasmatram*-Messdaten mittels Vergleich mit mechanisch erhobenen Messdaten angewendet.

## Dynamische Zeitnormierung

Als probates Mittel für das Synchronisieren von Messsignalen mit Unsicherheiten in der Kilometrierung eignet sich das Verfahren der Dynamischen Zeitnormierung (DTW)<sup>8</sup> (Bothof 2018). Das Verfahren wurde ursprünglich im Rahmen der Verarbeitung von Audio-Daten entwickelt, um Sprachmuster zu vergleichen (Sakoe und Chiba 1978), und wurde in weiterer Folge zur anerkannten Methode in der Verarbeitung von Zeitfolgen, da Verzerrungen entlang der Zeitachse zwischen mehreren Folgen ausgeglichen werden können (Ding et al. 2008).

DTW berechnet die optimale Übereinstimmung zweier Signale, wobei jeweils einzelne Datenpunkte miteinander verglichen werden. Jeder Datenpunkt einer Folge  $U = u_1, \dots, u_m$  wird dabei mit einem oder mehreren Datenpunkten einer anderen Folge  $V = v_1, \dots, v_n$  verbunden. Dabei müssen Anfangs- und Endpunkte der Folgen jeweils miteinander verbunden werden, und die Reihenfolge innerhalb der Folgen darf nicht verändert werden. Unter Einhaltung dieser fundamentalen und je nach Ausprägung des Algorithmus weiterer mathematischer Randbedingungen sowie mittels Minimierung einer sogenannten Kostenfunktion (Parameter für den Widerstand) wird der optimale Pfad ermittelt, mit welchem ein Signal  $V$  dem Signal  $U$  angepasst wird. Um die beste Anpassung zu finden, müssen die lokalen Entfernungen  $d_{U,V}(i,j)$  zwischen den Signalen in Form einer Kostenmatrix berechnet werden (Arzt 2007).

Ziel der dynamischen Zeitnormierung ist, den Pfad der minimalen Kosten  $W = W_1, \dots, W_i$  zu ermitteln, wobei jedes Glied dieser Folge ein Zahlenpaar  $(i_k, j_k)$  ist, sodass  $(i,j) \in W$  bedeutet, dass die Datenpunkte  $u_i$  und  $v_j$  ausgerichtet werden. Die Randbedingungen für die Ermittlung des Pfades der minimalen Kosten sind folgendermaßen definiert:

$$D(i, j) = d(i, j) + \min \begin{cases} D(i, j - 1) \\ D(i - 1, j) \\ 2 * D(i - 1, j - 1) \end{cases} \quad \begin{matrix} (4) \\ \text{(Sakoe und} \\ \text{Chiba 1978)} \end{matrix}$$

Das bedeutet, dass neben der Distanzen zweier Punkte mit fortlaufenden Indizes auch die Distanzen zu den vorhergehenden Punkten der jeweils anderen Zeitfolge berechnet werden. Die Rahmenbedingungen der Kostenfunktion können in Abhängigkeit von den Eingangsdaten verändert werden, wobei unterschiedliche mathematische Ansätze zur Anwendung kommen. (Zhang et al. 2017)

In Abbildung 14 sind zwei exemplarische Messsignale und ihr Pfad der minimalen Kosten dargestellt. Links sind die Signale und die Entfernungen zu sehen, rechts der Pfad der Normierung. Immer dort, wo einem Punkt der Folge zwei Punkte der anderen Folge zugeordnet sind, ist der Pfad horizontal, bzw. vertikal. Bei identen Signalen wäre der Pfad eine Diagonale. Die Farbe in der rechten Darstellung stellt die Distanz (Kosten) zweier Punkte der unterschiedlichen Signale zueinander dar. Je dunkler, desto geringer die Distanz. Sofern die festgelegten Rahmenbedingungen das zulassen, folgt der Pfad somit immer dem dunkelsten Pfad.

<sup>8</sup> DTW ist die gängige Abkürzung für *Dynamic Time Warping* als englischer Terminus für Dynamische Zeitnormierung

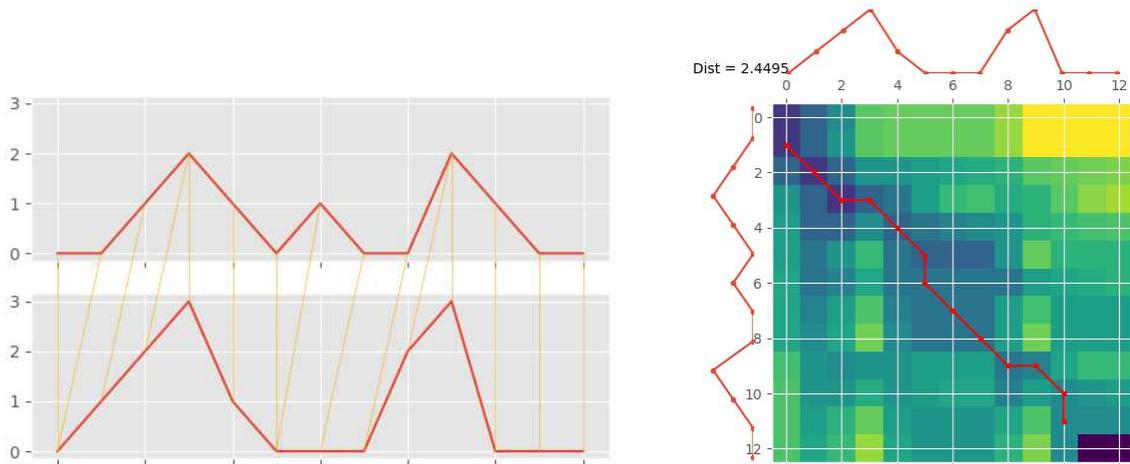


Abbildung 14: Zeitnormierung zweier Beispielssignale (links) und ermittelter Pfad (rechts).

### Normierte Kreuzkorrelation

Analog zur Autokorrelation wird bei der Kreuzkorrelation die Korrelation zwischen zwei Signalfolgen ermittelt. Während bei der Autokorrelation, bei der zweimal das jeweils selbe Messsignal mit variierendem zeitlichen oder örtlichen Versatz als Eingangsdaten dient, ein Messsignal auf tieffrequente Überlagerungen untersucht werden soll, werden bei der Kreuzkorrelation zwei unterschiedliche Messsignale herangezogen, von denen ein Zusammenhang (eine Korrelation) erwartet wird, jedoch der zeitliche oder örtliche Versatz nicht bekannt ist. Im vorliegenden Fall kann die Kreuzkorrelation herangezogen werden, um verschiedene Messungen desselben Parameters (z.B. Rillentiefe) zu synchronisieren.

Bei der Kreuzkorrelation wird die Korrelationsfunktion einer Signalfolge  $U = u_1, \dots, u_m$  jeweils mit der um einen Abstand  $\tau$  versetzten Folge  $V = v_{1+x}, \dots, v_{m+x}$  ermittelt. Die Eingangsdaten bilden die mittels Standardisierung transformierten Messwerte (daher „normierte“ Kreuzkorrelation).

$$\varphi_{uv}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T u(x)v(x - \tau)$$

(5)  
(Hoffmann  
1998)

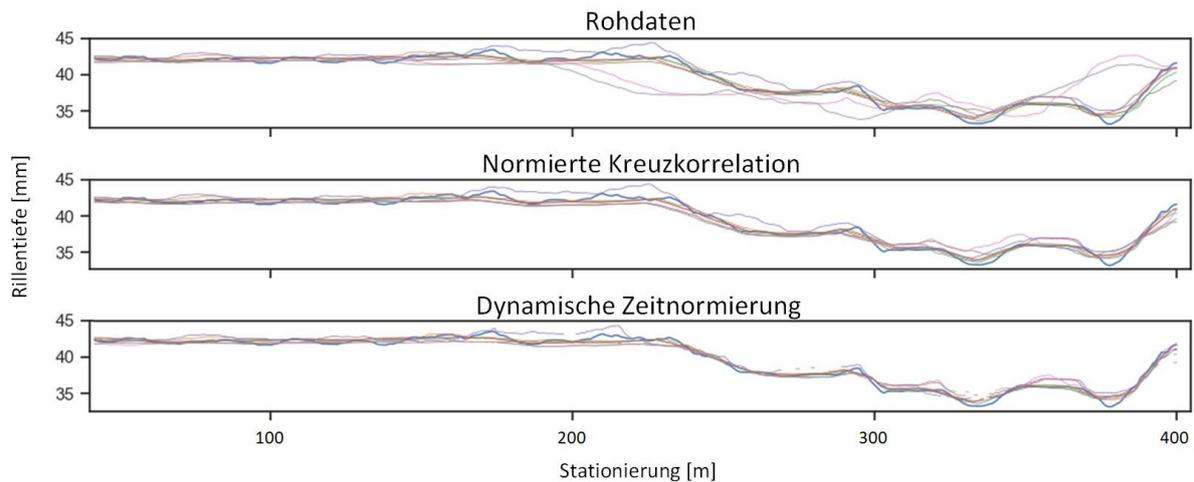
Der Versatz der beiden Signale wird durch das Maximieren des Funktionswertes bei Variation des Versatzes  $\tau$  berechnet. Anschließend wird zur Stationierung des Vergleichssignals der zugehörige Wert von  $\tau$  addiert, wodurch der Versatz zwischen den Signalen ausgeglichen wird. Die Wahl eines zuverlässigen Referenzsignals (hohe Sicherheit bei der Stationierung) ist wichtig, um nicht ein Signal „in die falsche Richtung“ zu versetzen. Die Kreuzkorrelation funktioniert gut, wenn zwar ein Versatz zweier korrelierender Signale erwartet wird, jedoch keine Verzerrung in Längsrichtung.

### Anwendung und Evaluierung

Die Anwendung der beiden Verfahren, DTW und normierter Kreuzkorrelation, zur Synchronisierung vorhandener Messsignale auf verschiedenen Abschnitten zeigt, dass die Kreuzkorrelation bei Auswahl eines passenden Referenzsignals und ausreichender Datendichte gute Ergebnisse erzielt. Die Längsverzerrung der Messsignale ist dabei minimal.

DTW liefert mit den mittels Kreuzkorrelation synchronisierten Messdaten eine weitere Synchronisierung. Jedoch werden durch die Anwendung von DTW und abhängig von den gewählten Modellparametern die Messsignale verfälscht und sind daher nur noch bedingt aussagekräftig. Da keine systematische Verzerrung von Messsignalen festgestellt werden kann, ist die Anwendung von DTW zur Synchronisierung nicht zielführend.

Sind Bereiche mit großer Streuung bzw. Rauschen der Messsignale im gewählten Abschnitt enthalten, sind beide Modelle nicht aussagekräftig. Die Wahl der Abschnittslänge bewährt sich in Längen von 200 bis 500m.



**Abbildung 15: Rohdaten (1) und mittels normierter Kreuzkorrelation (2) und Dynamischer Zeitnormierung (3) synchronisierte Messdaten des Parameters Rillentiefe.**

Abbildung 15 zeigt exemplarisch in einem Abschnitt von 500m Länge den Vergleich der Messdaten ohne Synchronisierung, der mittels Kreuzkorrelation synchronisierten Messdaten sowie der mittels Kreuzkorrelation synchronisierten Messdaten mit zusätzlicher Anwendung der dynamischen Zeitnormierung DTW.

## 5.5. Plausibilisierung der Messdaten

### Verfügbare Datenquellen

Zur Plausibilisierung der mittels *Plasmatram* erhobenen Daten sollen diese mit auf andere Art ermittelten Messdaten abgeglichen werden. Auf weiten Teilen des Wiener Straßenbahnnetzes wurden in den vergangenen Jahren neben den Fahrten mit dem Messwagen zusätzlich Gleisvermessungen mit dem System *Messreg*<sup>9</sup> vorgenommen. Dabei handelt es sich um ein handgeführtes, elektronisches Weichenmesssystem. Das geringe Gewicht des Messgeräts führt im Gegensatz zu Messungen mit dem Messwagen zu Messungen der Gleise im unbelasteten Zustand. Neben nicht weiter betrachteten Parametern der Gleislage werden seitens des *Messreg* Systems die Parameter Rillenbreite und Rillentiefe erhoben. Im Gegensatz zum Laser-Lichtschnittverfahren erfolgt die Messung der Profilgeometrie mechanisch mittels vier Messbolzen. Der Abstand der GFT zur Messebene der

<sup>9</sup> *Messreg* ist der Produktname eines elektronischen Gleis- und Weichenmesssystems der Firma Vogel & Plötscher, welches auf dem Straßenbahnnetz der Wiener Linien seit 2012 zum Einsatz kommt.

Spurweitenmessebene beträgt wie beim System *Plasmatram* 10mm. (Hammer und Pototschnig 2013)

Die Verortung des Messsignals erfolgt durch manuelle Dokumentation von Verortungspunkten (z.B. Haltestellen, Adressen) bzw. des Startpunktes. Der räumliche Abstand der Messpunkte ist individuell festzulegen (min. 5mm); die vorliegenden Daten wurden mit Messpunktabständen von 1m erhoben.

### **Gewählte Methodik zur Plausibilisierung**

Der Vergleich der Messdaten der Messsysteme *Plasmatram* und *Messreg* bei der Sichtung auf demselben Abschnitt zeigt, dass neben der fehlenden Stationierung der Anfangspunkte auch die Bemaßung der Messschritte zueinander verzerrt sind. Während das handgeführte System *Messreg* die Entfernung durch einen Wegaufnehmer misst, werden die Daten des Messwagens (*Plasmatram*) automatisch entlang der Kilometrierung der Strecken der Infrastrukturdatenbank der Wiener Linien verortet. Die Verzerrung ist naheliegend, da bei der Kilometrierung der Strecken in der Infrastrukturdatenbank nachträgliche Änderungen der Gleislänge (z.B. durch Adaptierung der Trassierung) nicht durch punktuelle Unstetigkeitsstellen in der Kilometrierung<sup>10</sup> ausgeglichen werden, sondern durch eine Längsverzerrung der Kilometrierung über bestimmte, nicht einheitlich festgelegte Abschnitte. Deshalb variiert das Maß dieser Verzerrung in der Regel zwischen den betrachteten Abschnitten, da beim mechanischen Messen der Abstand zwischen Messpunkten per Messrad erhoben wird.

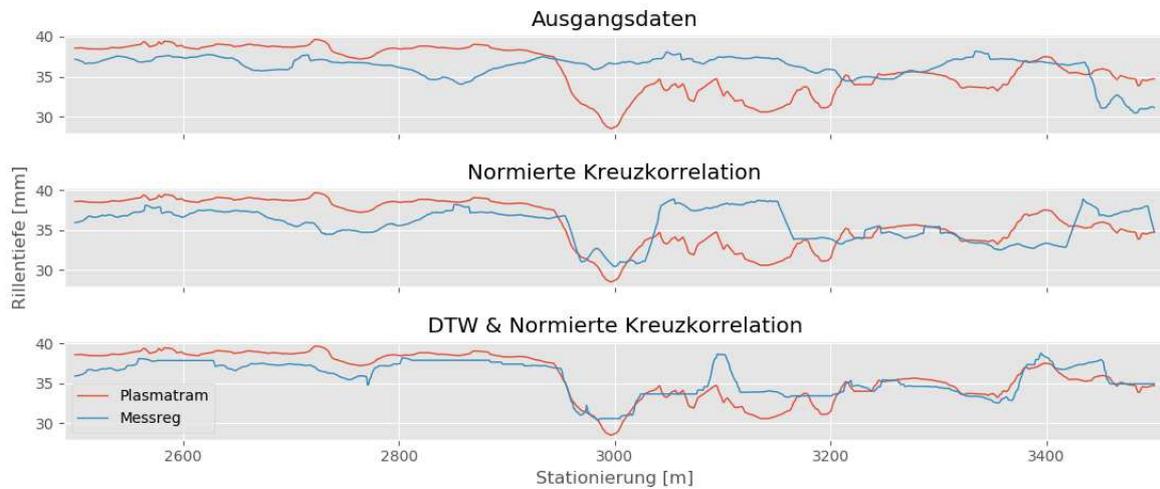
Um festzustellen, ob die Messschriebe – abgesehen von einem Versatz (durch Fehlen der Stationierung) und einer Längsverzerrung (durch inkonsistente Kilometrierung) – qualitativ übereinstimmen, müssen Verfahren zur Entzerrung und Synchronisierung der Signale angewendet werden.

Die Anwendung der Kreuzkorrelation führt bei großen Versätzen zu einer Annäherung der Messsignale von *Messreg* und *Plasmatram* (siehe Abbildung 16 und Abbildung 17). Als Referenzsignal dient dabei das automatisch anhand der Strecken verortete *Plasmatram*-Messsignal, jedoch ist augenscheinlich erkennbar, dass in Längsrichtung eine Verzerrung der Messsignale vorliegt. Um diese auszugleichen, wird auf das bereits mittels Kreuzkorrelation neu stationierte *Messreg* Signal die dynamische Zeitnormierung (DTW) angewendet. Je nach Wahl der Modellparameter werden so die Signale einander mehr oder weniger angenähert. Das Finden von Ähnlichkeiten in beiden Signalen führt jedoch zu Verfälschungen des Messsignals. Die in Abbildung 16 gewählten Parameter veranschaulichen bei Stationierungsm 3100, dass der mittels *Messreg* erfasste *peak* in seiner Länge durch DTW erheblich verkürzt wird, um dem Referenzsignal besser gerecht zu werden. Es erscheint daher besser, die normierte Kreuzkorrelation anzuwenden und die Abschnittslängen zu limitieren, um die Längsverzerrung gering zu halten.

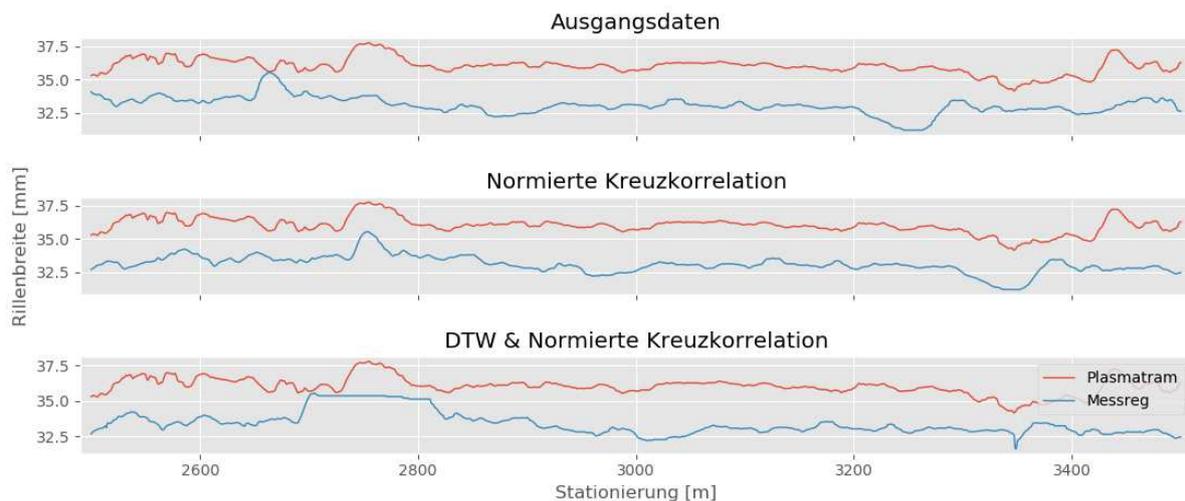
Grundsätzlich ist sowohl bei der Rillentiefe (Abbildung 16) als auch bei der Rillenbreite (Abbildung 17) eine qualitative Übereinstimmung der Messsignale erkennbar. Diese Übereinstimmung ist bei Prüfung der verfügbaren Abschnitte mit Messungen beider Systeme durchwegs erkennbar. Auffällig ist der systematische Versatz bei der Messung der Rillenbreite, bei dem das *Plasmatram* Messsystem eine um durchschnittlich etwa 3mm größere Rillenbreite

<sup>10</sup> Im Eisenbahnwesen sind solche Unstetigkeitsstellen als „Fehlerprofil“ der Kilometrierung oder „Kilometersprung“ bekannt.

erfasst. Das lässt auf unterschiedliche Messebenen der beiden Systeme schließen. Der qualitative Verlauf stimmt jedoch überein.



**Abbildung 16:** Synchronisierung von Messsignalen der Rillentiefe (oben) mittels Kreuzkorrelation (Mitte) und zusätzlich angewendetem DTW (unten)



**Abbildung 17:** Synchronisierung von Messsignalen der Rillbreite (oben) mittels Kreuzkorrelation (Mitte) und zusätzlich angewendetem DTW (unten)

## 5.6. Filtern von Messdaten

Neben dem Synchronisieren von Messdaten mittels Kreuzkorrelation bzw. DTW ist es zielführend, unplausible Messdaten auszufiltern. Da die Standardabweichung der Messsignale gegenüber dem erwarteten Verschleiß ohnehin groß ist, sollen Fahrten, die besonders hohe Abweichungen aufweisen, eliminiert werden. Erste Überlegungen, wonach je Fahrwegelement und Zustandsgröße die Standardabweichung gegenüber dem Mittelwert aller Fahrten berechnet wird und die Messfahrten in der weiteren Formulierung der Zustandsprognose mit dem Kehrwert dieser Standardabweichung gewichtet werden – größere Standardabweichung der Messwerte führt zu niedrigerer Gewichtung – führen zu keinen markanten Veränderungen der Datenqualität. Diese wird anhand des Korrelationskoeffizienten bekannter

Wirkungszusammenhänge wie Belastung und Rillentiefe bzw. Belastung, Krümmung und Rillenbreite vorgenommen.

Deshalb wird ein Ansatz gewählt, bei dem nicht gesamte Messfahrten gewichtet werden, sondern für jedes Element Fahrten eliminiert werden, die aus einem definierten Toleranzbereich fallen. Zusätzlich ist für jedes Element eine Messfahrt zu bestimmen, die als Referenz für den Toleranzbereich herangezogen wird. In weiterer Folge kann diese Messfahrt auch als Referenz für die Synchronisierung aller Messfahrten in einem Element herangezogen werden.

### Gewählte Methodik

Zunächst werden die Messpunkte aller Messfahrten eines Elements auf einheitliche Schrittlängen gebracht. Der Abstand zwischen den Messquerschnitten beträgt in der Regel rund 1m, weshalb Schritte mit 1m Länge gewählt werden. Die Messdaten in den neu gewählten Querschnitten werden mittels linearer Interpolation mit hinreichender Genauigkeit ermittelt.

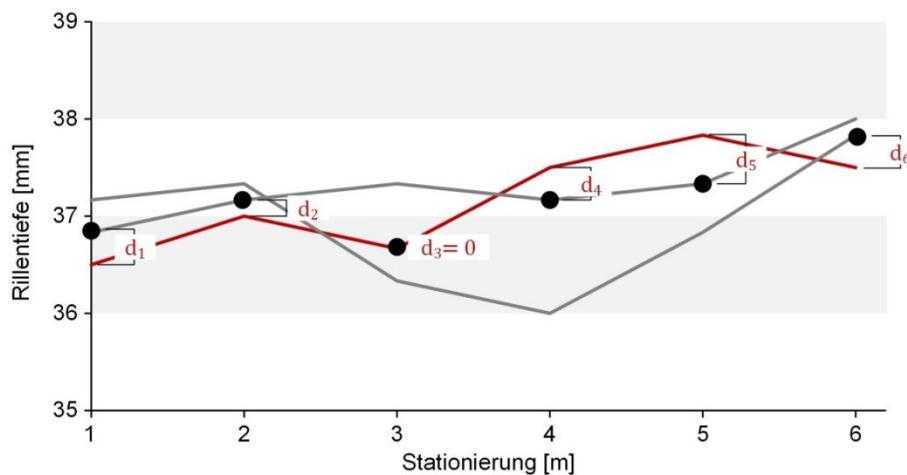


Abbildung 18: Ermittlung der Mediandistanz einer Messfahrt in einem betrachteten Element.

Anschließend wird für jeden neu ermittelten Querschnitt der Medianwert aller Messfahrten im untersuchten Zeitraum berechnet. Im gegenständlichen Fall werden dafür alle seit 2015 verfügbaren Messfahrten herangezogen. Für jede Messfahrt wird in jedem Querschnitt die Distanz zum Medianwert ermittelt. Abbildung 18 zeigt die beschriebene Methode. Die schwarzen Punkte stellen den Medianwert dar, für die betrachtete Messfahrt (rote Linie) wird für jeden Querschnitt der Abstand zum Medianwert berechnet. Die übrigen Messfahrten sind als graue Linien dargestellt. Aus der Summe der Distanzen  $d_i$  einer Messfahrt wird deren *Medianabstand* gebildet. Die Fahrt, die den geringsten Medianabstand aufweist dient als Referenzmessfahrt:

$$Referenz = \min \left( \sum d_i \right) \quad (6)$$

Als Filterkriterium einer Messfahrt bietet sich ein maximaler Toleranzbereich der Mediandistanz einer Messfahrt an. Im gegebenen Fall wird als Toleranzbereich der doppelte Medianabstand der Referenzfahrt gemessen.

## 5.7. Netzweite Synchronisierung und Filterung

Als Aufbereitung zur weiteren Verwendung als Eingangsparameter für ein Zustands-Prognosemodell werden alle verfügbaren Gleismessdaten mittels der in den vorherigen Abschnitten beschriebenen Techniken synchronisiert und gefiltert. Dabei wird für jedes Element wie folgt vorgegangen:

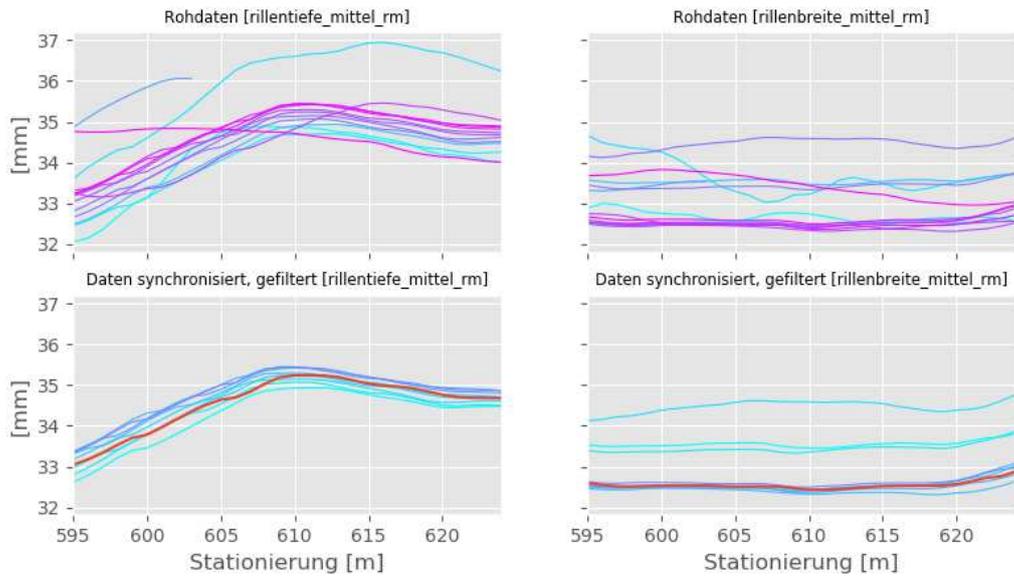
Nach Bestimmung der Referenzmessfahrt und Angleichung aller Messfahrten auf vorgegebene 1m-Schritte werden alle übrigen Messfahrten des Elements mit einem Toleranzbereich von  $\pm 7,5\text{m}^{11}$  mittels Kreuzkorrelation synchronisiert. Anschließend wird die doppelte Mediandistanz der Referenzmessfahrt als Toleranzbereich gewählt und alle Messfahrten eines Elements, welche innerhalb dieses Bereichs sind, behalten. Alle anderen Fahrten werden für das jeweilige Element ausgefiltert.

Abbildung 19 und Abbildung 20 zeigen in der oberen Zeile die ungefilterten und nicht synchronisierten Messschriebe einer Gerade bzw. eines Kreisbogens, in der unteren die gefilterten und synchronisierten Messschriebe.

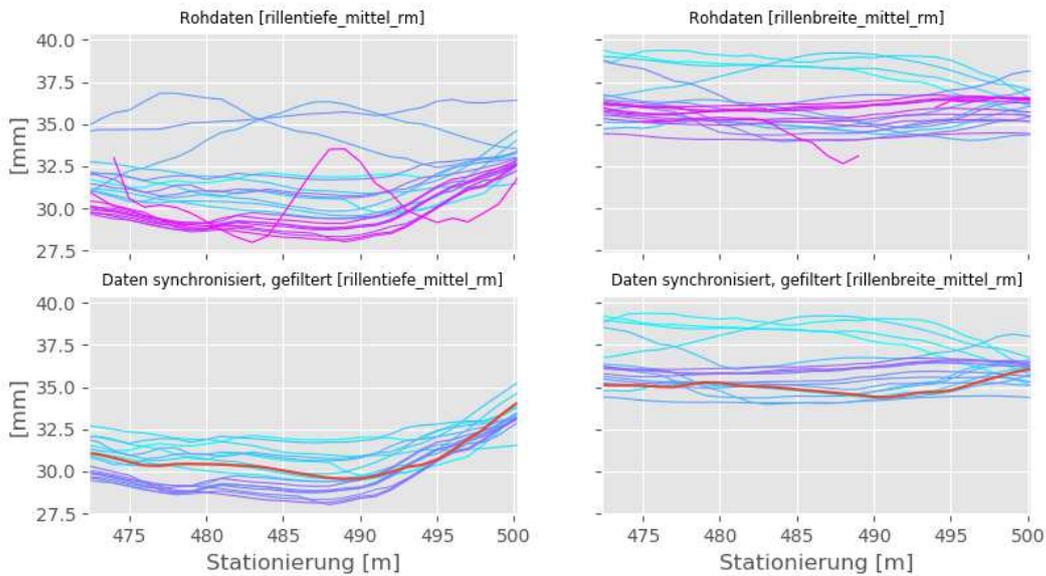
Als Referenz-Messgröße wird die Rillentiefe gewählt, da vor allem bei geraden Elementen die Rillentiefe in der Regel der maßgebliche Parameter für die Liegedauer ist. Außerdem wird die Rillentiefe durch Aufschweißungen weit weniger verändert als die Rillenbreite. Grundsätzlich kann beobachtet werden, dass Messfahrten, die mittels Referenzparameter Rillentiefe ausgefiltert werden, auch größere Streuungen beim der Rillenbreite aufweisen. Der Umkehrschluss ist jedoch nur bedingt zulässig, wie die dargestellten Messschriebe veranschaulichen. Grundsätzlich können Eingangsdaten sequentiell nach mehreren Parametern synchronisiert und/oder gefiltert werden. Da jedoch die Anzahl der Messpunkte durch die Filterung nach der Rillentiefe bereits von 8,16 Mio. auf 2,8 Mio. sinkt, führen weitere Filterungen zu einer weiteren Reduktion der Datenprobe. Da die Größe der verfügbaren Datenmenge in weiterer Folge erheblichen Einfluss auf die Genauigkeit der Zustandserhebung hat und die Rillentiefe den maßgeblichen Zustandsparameter darstellt, wird als Ergebnis eines iterativen Prozesses zur Optimierung der Prognosegenauigkeit wird keine weitere Filterung vorgenommen.

---

<sup>11</sup> Entspricht der garantierten mindesten Genauigkeit der Verortung der *Plasmatram*-Messdaten mittels *CUBAL* Methode.

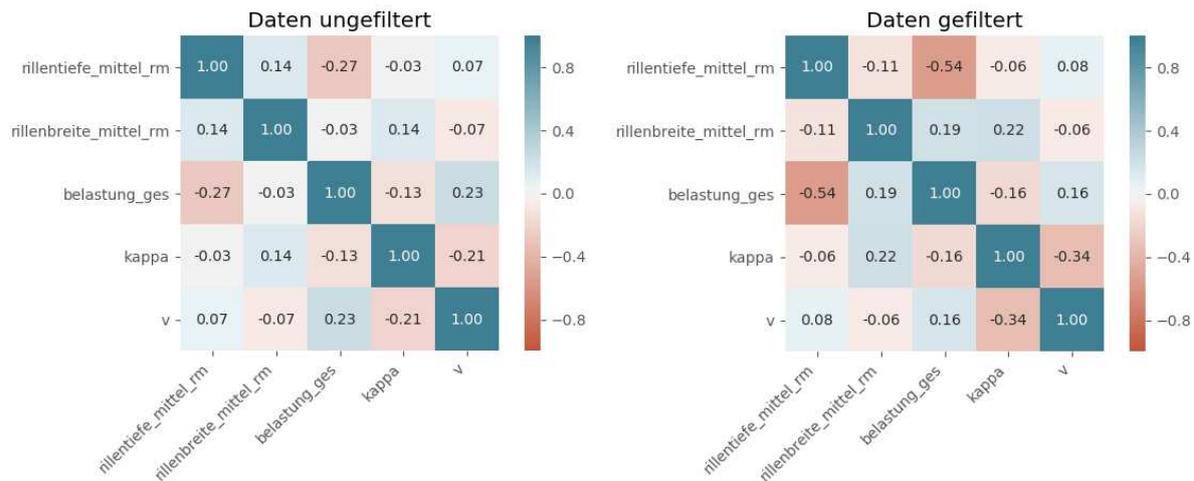


**Abbildung 19: Rohdaten (oben) und gefilterte und synchronisierte Messdaten (unten) einer Gerade**



**Abbildung 20: Rohdaten (oben) und gefilterte und synchronisierte Messdaten (unten) eines Kreisbogens**

Betrachtet man die Korrelationsmatrizen der ungefilterten und der gefilterten und synchronisierten Messdaten mit weiteren Einflussparametern wie der gesamten Belastung des Elements, zeigt sich eine erhebliche Verbesserung dieser Korrelation. Während die Rillentiefe bei den ungefilterten Messdaten einen Korrelationskoeffizienten nach Pearson von  $-0,27$  aufweist, beträgt er bei den gefilterten und synchronisierten Messdaten  $-0,54$ . Analog dazu steigen die Korrelationen zwischen Rillenbreite und Krümmung markant an.



**Abbildung 21: Korrelationsmatrizen der ungefilterten (links) und gefilterten und synchronisierten (rechts) Messdaten.**

## 6. Erkennung von Schienenprofilen

Die Entwicklung von Rillentiefe und Rillenbreite (sowie Kontrollbreite) dienen als Parameter für die Zustandsbewertung von Rillenschienen. Da aufgrund der nur über einen – im Vergleich zur Liegedauer einer Schiene – kurzen Zeitraum verfügbaren Zustandsdaten keine aussagekräftigen kontinuierlichen Zeitreihen gebildet werden können, kann der Vergleich des gemessenen Zustands zum Zeitpunkt  $t$  mit den Werten zum Einbaupunkt  $t_0$  herangezogen werden. Der Zustand zum Einbaupunkt ist den Profilabmessungen im Neuzustand zu entnehmen.

Im Netz der Wiener Linien sind ausgenommen der Elemente, auf welchen Vignolschienen eingebaut sind, die in weiterer Folge nicht weiter betrachtet werden<sup>12</sup>, grundsätzlich Rillenschienen mit drei unterschiedlichen Profilgeometrien verbaut. Die Schienenköpfe und deren Maße im Neuzustand sind in Abbildung 22 dargestellt.

Schienen in Altlagen sind grundsätzlich vom Profil 60 R3, welches in Bögen als Variante 63 R1 (A) mit verstärktem Leitschenkel ausgeführt wird. Die Fahrkopfgeometrie sowie Rillenbreite und –tiefe sind im Ausgangszustand ident. Seit 2009 wird in Neubauabschnitten planmäßig das Profil 60 R1 mit einer veränderten Fahrkopfgeometrie sowie einer größeren Rillentiefe und –breite im Neuzustand eingebaut. Aufgrund der unterschiedlichen Höhe der Schiene werden anlassbezogen jedoch auch erneuerte Abschnitte mit den herkömmlichen Profilen ausgeführt. Eine eindeutige Zuordnung des verbauten Profils zu einem Element mit bekanntem Baujahr und bekannter Geometrie ist daher nicht anhand allgemeingültiger Kriterien möglich.

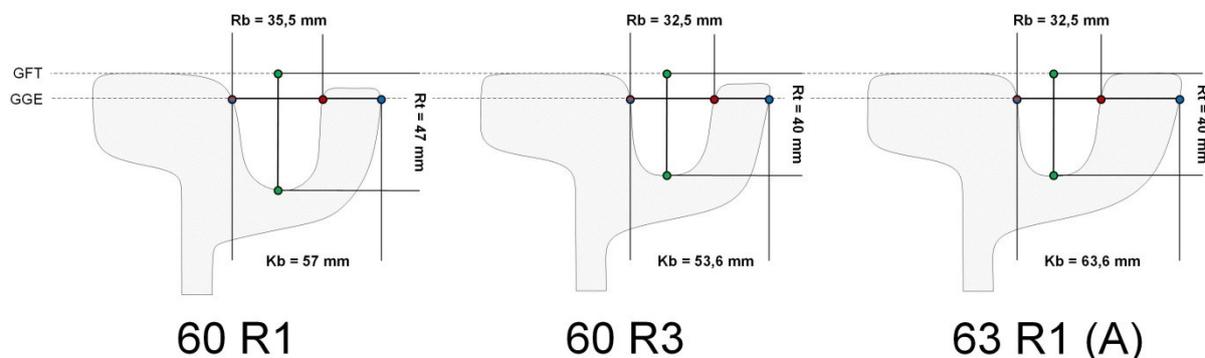


Abbildung 22: Schienenkopfgeometrien der im Wiener Straßenbahnnetz vorkommenden Rillenschienen.

Die jeweils eingebaute Schienenform ist im Wiener Straßenbahnnetz nicht zentral erfasst, sondern ist manuell den jeweiligen Planunterlagen zu entnehmen. Da diese Arbeit im Rahmen des Projektes nicht durchgeführt werden kann, wird ein Modell entwickelt, um auf Basis netzweit verfügbarer Eingangsparameter eine Klassifizierung des Schienenprofils vorzunehmen und somit die Kenntnis über den Ausgangszustand des jeweiligen Elements zu erlangen.

<sup>12</sup> Da Vignolschienen über eine gänzlich andere Profilgeometrie verfügen und Profilkennwerte nicht mit denen der Rillenschiene vergleichbar sind, können seitens des Plasmatrax-Messsystems keine validen Messdaten erhoben werden.

## 6.1. Gewählte Methodik

Da eine Klassifizierung des Schienenprofils mittels starr formulierter Entscheidungsbäume sowie eine bloße Ableitung aus der Profilgeometrie aufgrund des Verschleißzustands der Schienen nicht möglich ist, soll die Klassifizierung auf Basis von Netzabschnitten mit bekannten Profilen modelliert und anschließend auf das gesamte Netz angewendet werden.

In Abbildung 23 ist die Methodik zur Bestimmung unbekannter Schienenprofile veranschaulicht. In einem ersten Schritt werden die bekannten Profilabschnitte mit den verfügbaren Messdaten verschnitten, um eine Datenprobe aus Messpunkten mit bekannten Schienenprofilen zu erhalten. Anschließend wird ein Klassifizierungsalgorithmus angewendet, welcher auf Messpunkt-Ebene mittels bekannter Eingangsparameter trainiert wird, um in weiterer Folge eine Aussage über das Schienenprofil eines beliebigen Messpunktes im Netz auf Basis von dessen Eingangsparametern treffen zu können. Die Messpunkte mit dem zugehörigen Schienenprofil können anschließend zur Bildung von Profilabschnitten herangezogen oder Profile zu bestehenden Elementen zugeordnet werden bzw. im Abgleich mit vorhandenen Profilabschnitten evaluiert werden.

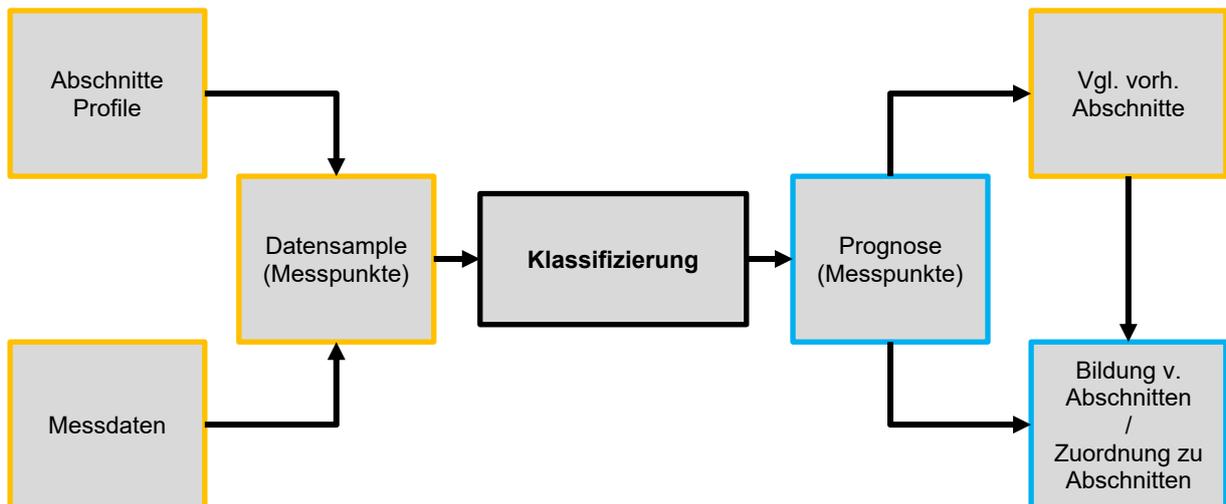


Abbildung 23: gewählte Systematik der Profilbestimmung

Zu diesem Zweck wurden die Abschnitte der jeweils verbauten Schienenprofile über die gesamte Länge von zwei Straßenbahnlinien erhoben. Den Datenpunkten aller Messfahrten auf den betroffenen Elementen wurde das jeweilige Schienenprofil zugeordnet. Die Datenprobe mit bekannten Schienenprofilen im Bezug zum gesamten Netz ist in Tabelle 13 beschrieben. Für rund 15% des gesamten Netzes ist das Schienenprofil bekannt, was rund 13,1% aller Messpunkte entspricht. Die Datenprobe zum Training des Klassifizierungsmodells umfasst somit gut eine Million Eingangsdatenpunkte.

Tabelle 13: Datenprobe Elemente mit bekanntem Schienenprofil im Bezug zum gesamten Netz

	Datensample	ges. Netz	Anteil
<b>Anzahl Elemente</b>	4.056	26.884	15,1%
<b>Anzahl Messpunkte</b>	1,06 Mio.	8,16 Mio.	13,1%
<b>Summe Gleislänge</b>	56,04 km	363,24 km	15,4%

In weiterer Folge wird bei der Bewertung der Klassifizierung zwischen einem Ergebnis der Klassifizierung von allen drei Profilen („3d“) und der Unterscheidung zwischen dem Profil 60 R1 mit der Gruppe aus den Profilen 60 R3 und 63 R1 (A) differenziert („2d“). Da Rillentiefe und Rillenbreite im Einbauzustand bei den beiden Letztgenannten ident sind und eine Klassifizierung deshalb für die Zustandsprognose nicht unbedingt erforderlich ist, kann diese Gruppierung vorgenommen werden, wenn dadurch eine höhere Genauigkeit in der Prognose möglich wird.

## 6.2. Mathematische Modellierung

Angesichts der Größe der Datenprobe und mangels der Möglichkeit, mit Hilfe manuell erstellter, starrer Entscheidungsbäume eine Klassifizierung der Schienenprofile an gegebenen Messpunkten vorzunehmen, werden unterschiedliche Modelle des maschinellen Lernens auf Ihre Eignung für das vorliegende Klassifizierungsproblem untersucht und darauf aufbauend eine geeignete Modellarchitektur entworfen.

In einem ersten Schritt werden mehrere, für die *multi-label* Klassifizierung<sup>13</sup> (drei unterschiedliche Profiltypen) geeignete Methoden auf Basis von Fachliteratur ausgewählt und angewendet und ohne weitere Variation der Modellparameter auf Ihre Prognosegenauigkeit für das vorliegende Problem überprüft. Die Genauigkeit der Klassifizierung wird wie folgt ermittelt:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7) \quad (\text{Géron 2017})$$

Dabei ist die Genauigkeit als *precision* in Prozent angegeben und ermittelt sich aus den richtig klassifizierten Datenpunkten (*TP [True Positives]*) im Vergleich zu allen Datenpunkten (Summe aus *TP* und *FP [False Positives]*). Folgende mathematische Modelle werden auf Basis von Fachliteratur (Géron 2017; Kuhn und Johnson 2016) als grundsätzlich geeignet identifiziert und in weiterer Folge anhand der Genauigkeit ihrer Prognosen miteinander verglichen<sup>14</sup>:

- *Decision Tree* (dtree) Modell
- *K-nearest neighbor* (knn) Modell
- *Random forest classifier* (rfc)
- *Support Vector Machine*, mit linearer Kernfunktion (*svm\_linear*) und radialer Basisfunktion als Kernfunktion (*svm\_rbf*)
- *Naive-Bayes* (*naive\_bayes*) Klassifizierung
- *Logistische Regression* (*log\_reg*)
- *Multilayer Perzeptron* (*mlp*) als künstliches neuronales Netz

Darüber hinaus gibt es Modelle, die auf den Ergebnissen der genannten Klassifizierungsmodelle aufbauen, um die Prognosegenauigkeit weiter zu steigern. Auf die

<sup>13</sup> *Multi-label* Klassifizierung beschreibt die Klassifizierung in mehrere Kategorien (in diesem Fall drei unterschiedliche Profilverformen) im Gegensatz zur binären Klassifizierung (2 Klassen).

<sup>14</sup> In weiterer Folge werden die im weiteren Prozess relevanten Modelle näher erläutert; mathematische Hintergründe aller anderen siehe (Kuhn und Johnson 2016).

Anwendung eines solchen Modells, des *Voting Classifiers* wird nach Analyse und Wahl der Klassifizierungsmodelle eingegangen.

In einem ersten Schritt werden sämtliche Prognosemodelle für das Trainingsdatenset angewendet, wobei die Sensitivität bezüglich der Festlegung der Eingangsparameter durch mehrere Durchläufe überprüft wurde. Dieser Durchlauf dient zur Vorauswahl der meistversprechenden Modelle, welche im Anschluss genauer untersucht werden. Modelle, die bereits in den ersten Testläufen hohe Genauigkeiten aufweisen, erzielen auch nach Optimierung von Eingangs- und Modellparametern in der Regel die besten Ergebnisse. (Géron 2017)

Als Eingangsdaten werden die Parameter Rillentiefe, Rillenbreite (jeweils geglättet mittels gleitenden Mittelwerts über 15m Länge), Betriebsbelastung, Einbaujahr und Elementtype der Messpunkte herangezogen. Die Auswahl der Eingangsparameter wird an späterer Stelle genauer behandelt. 70% der verfügbaren Datenprobe von rund 1 Mio. Messpunkten wird dem Trainingsdatenset zugeführt, die übrigen 30% bilden das Testdatenset zur Messung der Prognosegenauigkeit. Die Daten werden standardisiert, da einige Prognosemodelle bei nicht standardisierten Eingangsdaten verfälschte Prognosen liefern.

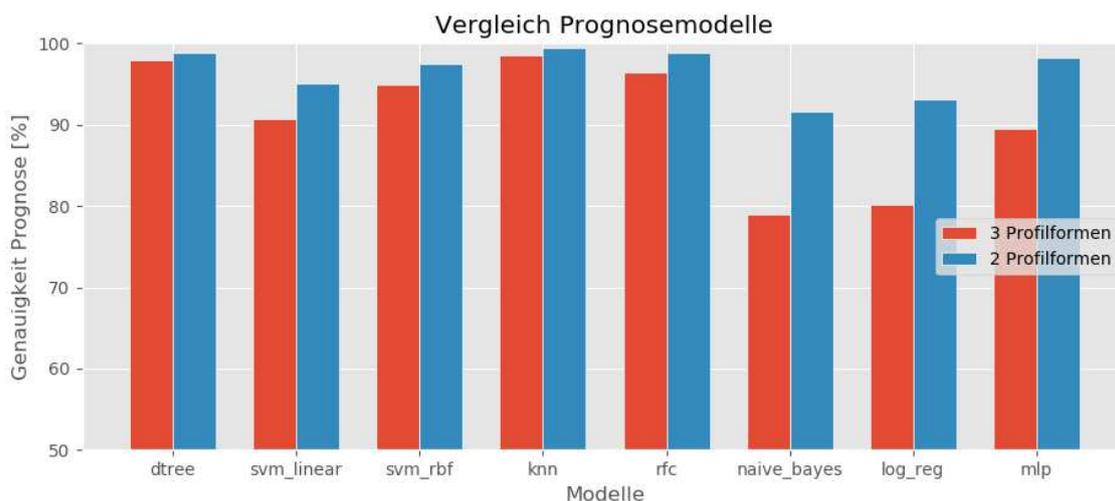


Abbildung 24: Prognosegenauigkeit der Modelle zur Schienenprofil-klassifizierung (Abkürzungen der Modelle siehe Tabelle 14.)

Ein Testlauf aller genannten Modelle zeigt durchwegs eine hohe Prognosegenauigkeit, wobei die Unterscheidung zwischen allen drei Profilformen erwartungsgemäß eine geringere Genauigkeit erzielt als die Prognose zwischen den 2 Profilformen (siehe Abbildung 24).

Angewendet auf das Testdatenset konnten die drei Modelle *K-nearest neighbor*, *Decision Tree* und das darauf aufbauende Modell *Random Forest Classifier* sowohl für die Erkennung aller drei Profiltypen als auch der zwei Profilgruppen die höchsten Genauigkeiten erzielen (siehe Tabelle 14). Alle Verfahren zeichnen sich zudem durch die effiziente Nutzung von Rechenleistung aus.

Tabelle 14: Prognosegenauigkeit der verglichenen Modelle.

	Genauigkeit 3d	Genauigkeit 2d
Decision Tree (dtree)	98,0%	98,8%
Support Vector Machine (svm_linear)	90,7%	95,1%
Support Vector Machine (svm_rbf)	95,0%	97,5%
K-nearest neighbor (knn)	98,5%	99,4%
Random Forest Classifier (rfc)	96,5%	98,8%
Naive-Bayes (naive_bayes)	78,9%	91,6%
Logistische Regression (log_reg)	80,1%	93,1%
Multilayer Perzeptron (mlp)	89,5%	98,3%

In weiterer Folge werden die drei genannten Modelle zur Klassifizierung vorgestellt, ihr mathematischer Hintergrund erklärt sowie die Wahl der Eingangsparameter und deren Anwendung beschrieben.

### Decision Tree Verfahren

Sogenannte *Decision Trees* (Entscheidungsbäume) stellen eine Form des maschinellen Lernens dar und finden sowohl in der Regression als auch Klassifizierung ihre Anwendung. Anstelle manuell vorgegebener Entscheidungskriterien werden diese anhand eines mathematischen Kriteriums für eine gegebene Datenprobe automatisiert ermittelt.

Das Ziel von Decision Trees ist die Einteilung der Datenprobe in möglichst homogene Teilmengen. Gängige Maße für die Bemessung der Heterogenität einer Teilmenge sind der Gini-Koeffizient:

$$G_i = 1 - \sum_{k=1}^n p_{i,k}^2 \quad (8) \quad (\text{Géron 2017})$$

oder analog dazu die Entropie einer Menge:

$$H_i = - \sum_{k=1}^n p_{i,k} \log(p_{i,k}) \quad (9) \quad (\text{Géron 2017})$$

wobei  $p_{i,k}$  der Anteil der Datenpunkte der Gruppe  $k$  in einem Knoten  $i$  des Decision Trees ist. Beide Parameter betragen bei einer Teilmenge aus identen Datenpunkten 0 und nehmen mit wachsender Heterogenität zu.

*Decision Trees* werden anhand bekannter Eingangsdaten nach folgendem Grundkonzept trainiert bzw. erstellt: Die Trainingsdatenmenge wird anhand eines Einflussparameters  $k$  und einem dazugehörigen Grenzwert  $t_k$  in zwei Teilmengen geteilt. Die Wahl der beiden Parameter erfolgt durch Minimierung der Heterogenitäten (Gini-Koeffizient oder Entropie, s.o.) der entstehenden Teilmengen, gewichtet nach deren Größe:

$$J(k, t_k) = \frac{m_{links}}{m} G_{links} + \frac{m_{rechts}}{m} G_{rechts} \quad (10) \quad (\text{Géron 2017})$$

wobei  $G_{links/rechts}$  die Heterogenität der rechten bzw. linken Teilmenge beschreibt und  $m_{links/rechts}$  die Anzahl der Datenpunkte in der jeweiligen Teilmenge.

Danach wird dieser Schritt fortgesetzt, bis entweder eine der Randbedingungen für die Architektur des *Decision Trees* erreicht ist (z.B. die maximale Anzahl an Entscheidungsebenen) oder durch eine weitere Teilung des Datensets keine Verringerung der Heterogenität mehr erreicht wird. Bei der Wahl der Rahmenbedingungen muss darauf geachtet werden, dass kein *Overfitting* entsteht, das heißt eine genaue Anpassung an die Trainingsdaten, die die allgemeine Aussagekraft für die Klassifizierung neuer, unbekannter Eingangsdaten unzuverlässig machen würde. Generell jedoch sind *Decision Trees* anfällig auf *Overfitting* bzw. reagieren auf kleinste Änderungen in den Eingangsdaten. Ganze Entscheidungsbaume können mitunter anders aufgebaut werden, wenn nur ein einziger Datenpunkt (z.B. der Maximalwert eines Parameters) entfernt wird (Géron 2017).

Gängige Randbedingungen bei der Erstellung von *Decision Trees* sind die minimale Anzahl an Datenpunkten, um eine Teilung der Datenmenge vorzunehmen sowie die maximale Anzahl an Knoten und Ebenen. Mittels systematischer Berechnung aller möglichen Kombinationen kann die optimale Modellarchitektur ermittelt werden.

Abbildung 25 zeigt den Ausschnitt eines *Decision Trees* für die vorliegende Klassifizierung der Schienenprofile. Die Baumarchitektur ergibt sich aus einer Optimierung sämtlicher Modellparameter durch den Vergleich der Prognosegenauigkeit verschiedenster Kombinationen. Die erste Zeile jedes Knotens beschreibt den Parameter, nach welchem die Teilung vorgenommen wird, die zweite die Entropie, die dritte die Größe der Datenmenge und die letzte das zugehörige Schienenprofil als Ausgangsgröße. Die Eingangsdaten wurden teilweise normiert, wodurch die kleinen Zahlenwerte zu erklären sind.

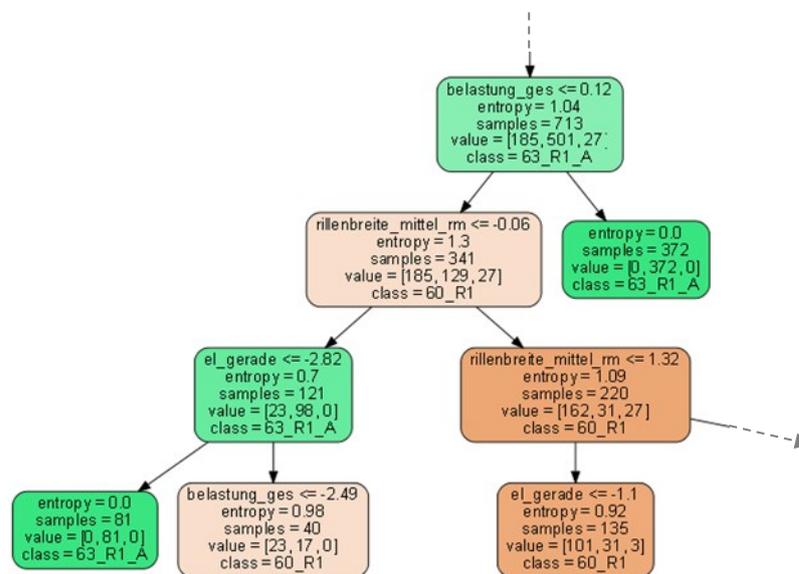


Abbildung 25: Ausschnitt eines *Decision Trees* zur Profilbestimmung

### *K*-nearest neighbor Verfahren (*knn*)

Das *K*-nearest neighbor (dt.: *k*-nächster Nachbar) Verfahren bestimmt die Klasse eines Datenpunkts (Profilform), indem die Klassen der nächstliegenden Punkte der Menge bekannter Punkte der Trainingsdaten verglichen werden. *K* beschreibt dabei die Anzahl an

benachbarten Punkten, die betrachtet werden. Die Nähe der Punkte kann über verschiedene Distanzfunktionen berechnet werden, wobei für das knn-Verfahren üblicherweise die normierte euklidische Distanz herangezogen wird (Hu et al. 2016):

$$dist(A, B) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2}{m}} \quad (11) \quad (\text{Hu et al. 2016})$$

wobei  $A$  und  $B$  zwei Datenpunkte und  $m$  die Anzahl der Eingangsparameter (bzw. die Dimensionalität der Eingangsdaten) darstellen. Um eine möglichst neutrale Gewichtung der unterschiedlichen Eingangsparameter bei der Berechnung der euklidischen Distanz zu gewährleisten, ist es wichtig, die Eingangsdaten zu standardisieren.

Nach Ermittlung der  $n$  nächsten Nachbarn eines Datenpunktes werden die Klassen dieser Punkte verglichen. Üblicherweise wird für den untersuchten Datenpunkt die Klasse übernommen, in welche die Mehrheit der benachbarten Punkte fällt. Deshalb ist es notwendig, immer eine ungerade Zahl an benachbarten Punkten zu untersuchen, um ein eindeutiges Ergebnis zu erhalten. Je kleiner  $k$  gewählt wird, desto anfälliger ist der Algorithmus auf *Overfitting*, je größer  $k$  gewählt wird, desto ungenauer wird die Prognose an bestimmten Stellen. Abbildung 26 zeigt die Einflussbereiche der drei unterschiedlichen Profilklassen (blau, orange und braun) für die gegebene Datenprobe entlang der Eingangsgrößen Einbaujahr (Ordinate) und Betriebsbelastung (Abszisse). Im linken Diagramm werden die nächsten 7 Nachbarn herangezogen, im rechten Fall die nächsten 15. Es ist auffällig, dass im linken Diagramm die Einflussbereiche deutlich fragmentierter und kleinteiliger sind, ein Zeichen für *Overfitting*, während im rechten Diagramm die höhere Anzahl der berücksichtigten, benachbarten Punkte zu größeren zusammenhängenden Einflussbereichen führen.

Da zur Darstellung nur die zwei Einflussparameter Einbaujahr und Betriebsbelastung dargestellt werden, die Klassifizierung jedoch auf weiteren Einflussparametern beruht und dadurch multidimensional ist, ist das Ergebnis in dieser Form nicht weiter physikalisch zu interpretieren.

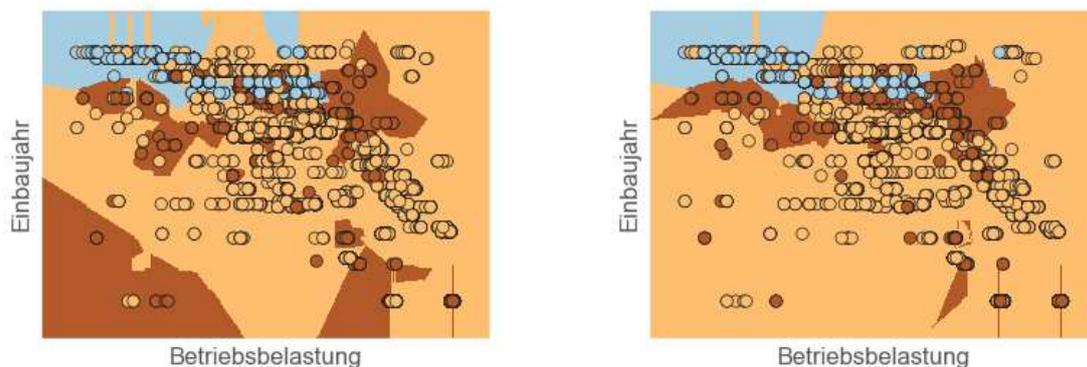


Abbildung 26: *K-nearest neighbor* Verfahren für die Profilerkennung mit  $k = 7$  (links) bzw.  $k = 15$  (rechts)

Bei der Anwendung für das gegenständliche Problem ist zu erwarten, dass als benachbarte Punkte aufgrund der Ähnlichkeiten aller Eingangsparameter tatsächlich benachbarte

Messpunkte herangezogen werden, was zwar für die Trainingsdaten eine hohe Genauigkeit bedeutet, jedoch ist die Aussagekraft bei der Anwendung für gänzlich andere Streckenabschnitte zu hinterfragen.

### **Random Forest Classifier**

Die Tendenz von *Decision Trees*, mitunter auf kleinste Veränderungen in den Trainingsdaten zu reagieren, legt nahe, ein wiederholtes Training solcher Modelle mit jeweils zufällig veränderten Eingangsdaten oder Modellparametern durchzuführen und das Ergebnis aller Durchläufe anschließend gesamtheitlich zu betrachten.

Dementsprechend besteht ein sogenannter *Random Forest Classifier (RFC)* aus einer bestimmten Anzahl an *Decision Trees* mit den zugehörigen Modellparametern (wie oben beschrieben). Zusätzlich werden Parameter festgelegt, die Rahmenbedingungen für die Komposition des *Forests* aus einzelnen *Trees* festlegen. Neben der Anzahl der *Decision Trees*, die trainiert werden, sind das etwa die Größe der zufällig gewählten Teilmenge als Trainingsdaten für jeden *Tree*. Zusätzlich kann auch die Anzahl der Parameter (Dimensionalität) der Trainingsdaten limitiert werden, was dazu führt, dass beim Training der einzelnen *Trees* nur zufällig gewählte Eingangsparameter einfließen.

Die Klassifizierung eines Datenpunktes erfolgt durch Prognose mittels jedes einzelnen *Trees* des *Random Forest* und anschließende Wahl der am häufigst getroffenen Prognose. Alternativ kann auch (analog zum *Decision Tree*) die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu einer Klasse berechnet werden, was in weiterer Folge als Gewichtung der Prognose dienen kann. Eine weitere Stärke der *Random Forest* Modelle ist die Möglichkeit, durch die zahlreichen Durchläufe einzelne Eingangsparameter auf deren Einfluss auf die Prognose zu untersuchen. Dabei wird ein Mittelwert über den Entscheidungsweg an jedem Knoten im *Forest* berechnet, wobei jeder Knoten mit seiner Anzahl der Datenpunkte gewichtet wird (vgl. Abbildung 25). Anschließend wird dieser Wert normiert.

Diese Fähigkeit kann als Hilfestellung bei der Auswahl von Eingangsparametern in der Modellerstellung herangezogen werden.

### **Kombination mehrerer Modelle mittels Voting Classifier**

Analog zum Prinzip der *Random Forest Classifier*, bei denen ein Verfahren (*dtree*) mit veränderlichen Parametern wiederholt ausgeführt wird und somit genaugenommen eine Vielzahl an Prognosemodellen entsteht, woraus die häufigst vorkommende Prognose das Ergebnis darstellt, ist es auch möglich, die Ergebnisse mehrerer unterschiedlicher Modelle zu kombinieren um die Prognosegenauigkeit zu erhöhen bzw. Fehler einzelner Modelle ausgleichen zu können. Entsprechende Kombinationen mehrerer Modelle können mitunter höhere Genauigkeiten erzielen als das beste Einzelmodell. (Géron 2017)

Zu diesem Zweck wird das Verfahren des *Voting Classifiers* gewählt. Der *Voting Classifier* selbst erstellt keine Klassifizierung auf Basis der eingangs beschriebenen Eingangsparameter. Als Eingangsdaten dienen ausschließlich die Klassifizierungsergebnisse der oben gewählten Modelle. Dabei gibt es zwei grundlegende Möglichkeiten, die Einzelergebnisse zu einem Gesamtergebnis zu kombinieren.

Beim sogenannten *hard voting* („harte Abstimmung“) werden die Klassifizierung der einzelnen Modelle miteinander verglichen und das Ergebnis weitergegeben, das am öftesten vorkommt (es gewinnt somit die Abstimmung).

Beim *soft voting* („weiche Abstimmung“) wird nicht die Klassifizierung der Einzelmodelle herangezogen, sondern die prognostizierte Genauigkeit der wahrscheinlichsten Klasse. Die Prognose der Genauigkeit einer Klassenzuordnung ist nicht bei allen Modellen möglich, kann bei den Vorliegenden jedoch ohne weiteres ermittelt werden<sup>15</sup>. Die Klassen der einzelnen Modelle werden mit der jeweiligen Wahrscheinlichkeit gewichtet und kombiniert. Dabei ist möglich, dass das Gesamtergebnis von jenem des *hard voting* abweicht.

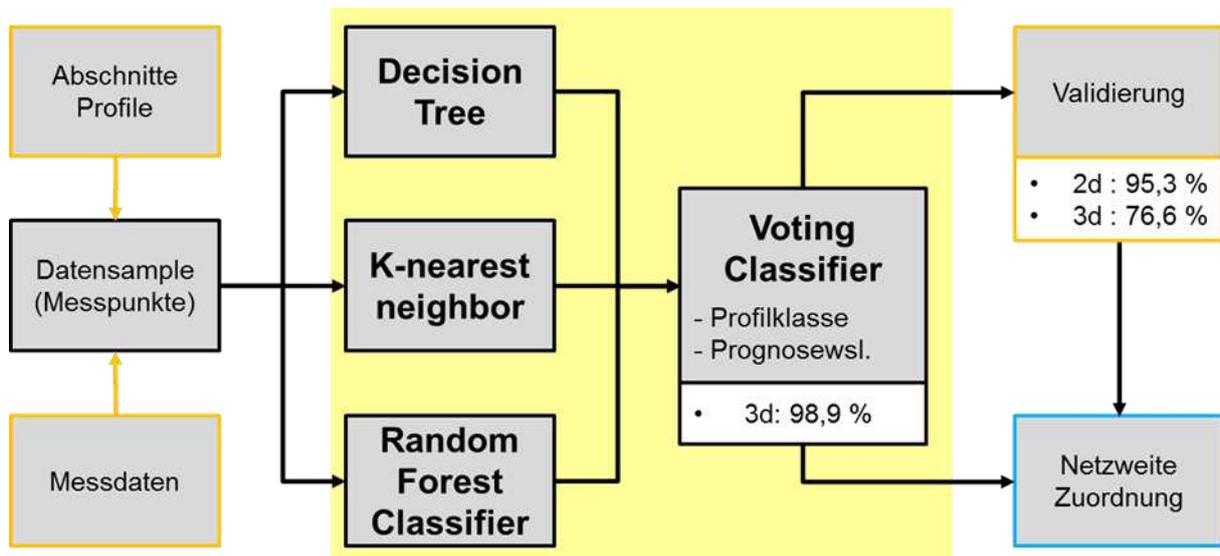


Abbildung 27: Modellarchitektur Profilklassifizierung

In Abbildung 27 ist die Modellarchitektur des Klassifizierungsmodells dargestellt. Die Ergebnisse anhand der Profildaten zeigen, dass der *Voting Classifier* in beiden Varianten eine höhere Prognosegenauigkeit aufweist als die Einzelmodelle. Zudem können Schwächen einzelner Modelle für die vorliegende Datenprobe (knn, s.o.) mitunter ausgeglichen werden.

Für die Klassifizierung der Schienenprofile auf Messpunktebene wird ein *Voting Classifier* mit *soft voting* als Kombination aus den Modellen *Decision Tree*, *K-nearest neighbor* und *Random Forest Classifier* gewählt. *Soft voting* hat im gegenständlichen Fall den Vorteil, dass trotz unterschiedlicher Prognose aller drei Teilmodelle aufgrund der Gewichtung nach der Prognosewahrscheinlichkeit eine Aussage über die Profilform getroffen werden kann. Beim *Hard Voting* hätte ein Gleichstand eine unbestimmte Prognose zur Folge (bzw. die Wahl einer willkürlich erstgereichten Profilform).

### 6.3. Eingangsdaten und Prognosegenauigkeit

Zur optimalen Kombination der zu berücksichtigenden Eingangsgrößen für die Klassifizierung der Schienenprofile werden zunächst jene Parameter berücksichtigt, deren Einfluss auf die Profilwahl aus technischer Sicht naheliegend ist. In einem weiteren Schritt wird die Verfügbarkeit dieser Daten für möglichst alle Messpunkte überprüft.

<sup>15</sup> Die Prognosegenauigkeit des knn Verfahrens beruht auf der Zusammensetzung der jeweils k nächsten Nachbarn (sind alle einer Klasse, ergibt sich eine Genauigkeit von 100%), bei den *decision trees* bzw. *random forests* ergeben sich diese aus den Entscheidungsknoten und deren Gewichtung entsprechend der Größe der Teildatenmenge.

Folgende Parameter werden als mögliche Eingangsparameter eingestuft:

- Einbaujahr des Elements [y]
- Betriebsbelastung [Mt]: akkumulierte Betriebsbelastung zwischen Einbau und Zeitpunkt der Messung
- Zeitspanne zwischen dem Einbau und dem Zeitpunkt der Messung [d]
- Elementtype [Kreisbogen, Parabel, Gerade]
- Krümmung [ $\kappa$ ]
- Rillentiefe [mm]
- Rillenbreite [mm]
- Kontrollbreite [mm]

Diese Parameter dienen als Eingangsgrößen für das Klassifizierungsmodell. Alle kontinuierlichen Eingangsgrößen werden standardisiert<sup>16</sup>, kategoriale Variablen wie die Elementtype werden zu *One-hot-Vektoren* transformiert. Dabei wird jeder Kategorie zunächst eine natürliche Zahl zugeordnet. Um zu vermeiden, dass die Reihung einen Einfluss auf die Prognose hat, wird jeder Kategorie ein eigener Vektor zugeordnet, der den Wert 1 annimmt, wenn seine Kategorie zutreffend ist, in allen anderen Fällen den Wert 0. Somit ist eine Unabhängigkeit aller Kategorien gewährleistet

$$\begin{bmatrix} \text{Kreisbogen} \\ \text{Parabel} \\ \text{Gerade} \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} (12) \\ (\text{Géron 2017}) \end{matrix}$$

In weiterer Folge wird das Klassifizierungsmodell mit Eingangsdaten unterschiedlicher Zusammensetzungen trainiert und die Genauigkeit der Prognose evaluiert. Als Eingangsdaten dienen die Messpunkte entlang der Strecken mit bekannten Profilabschnitten. Diese werden in ein Trainingsset zufällig gewählter Punkte aus 70% des Datensamples und ein Testset aus den restlichen 30% geteilt.

Die Punkte von Trainings- und Testset liegen eng beieinander, wodurch etwa das knn Verfahren naturgemäß gute Ergebnisse liefert. Die Genauigkeit der Klassifizierung anhand des Trainingssets ist daher nur bedingt aussagekräftig für eine Anwendung auf gänzlich anderen Streckenabschnitten.

Aus diesem Grund werden die Messpunkte entlang der ebenfalls bekannten Profilabschnitte eines gesamten Streckenabschnitts, welche etwa 42% des Umfangs der Eingangsdaten haben, nicht zum Modelltraining herangezogen und dienen zur Evaluierung der Anwendbarkeit des Klassifizierungsmodells für die übrigen Netzabschnitte.

Da von den Parametern Zeitspanne zwischen Messung und Einbau, der Krümmung sowie der Kontrollbreite Unsicherheiten bezüglich Ihrer Aussagekraft bzw. Wirkung im Modell erwartet werden können, werden diese schrittweise entfernt und das Modell mit denselben Datenpunkten jeweils trainiert und evaluiert:

- Die Zeitspanne zwischen Messung und Einbau weist eine starke negative Korrelation von rund -0,99 mit dem Einbaujahr (Anlagenalter) auf. Stark korrelierende Variable stellen einen Unsicherheitsfaktor für die angewendeten Methoden dar. (Géron 2017)

<sup>16</sup> Standardisieren beschreibt eine Transformation einer Variablen, sodass der Erwartungswert 0 beträgt und die Varianz 1.

- Krümmung und die kategoriale Variable Elementtype haben naturgemäß eine hohe Übereinstimmung. Testläufe zeigen, dass die Art des Trassierungselement als Kategorie eine größere Aussagekraft auf die verwendete Profilform hat als ein kontinuierlicher Wert  $\kappa$ . Der Unterschied der Krümmung  $\kappa$  zwischen einer Geraden und einem Bogen ist dabei mitunter geringer als zwischen zwei Bögen.
- Die Kontrollbreite, ein Parameter, der vor allem für die Unterscheidung der beiden Profile gleicher Rillentiefe und Rillenbreite, dem Profil *60 R3* sowie dem Profil *63 R1 (A)*, als naheliegende Eingangsgröße dient, weist netzweit nur eine Datendichte von rund 32% der Messpunkte mit gültigen Werten von Rillentiefe und Rillenbreite auf. Ein Filtern aller Messpunkte ohne gültigen Wert der Kontrollbreite würde die Trainingsdatenmenge auf weniger als ein Drittel des Umfangs reduzieren.

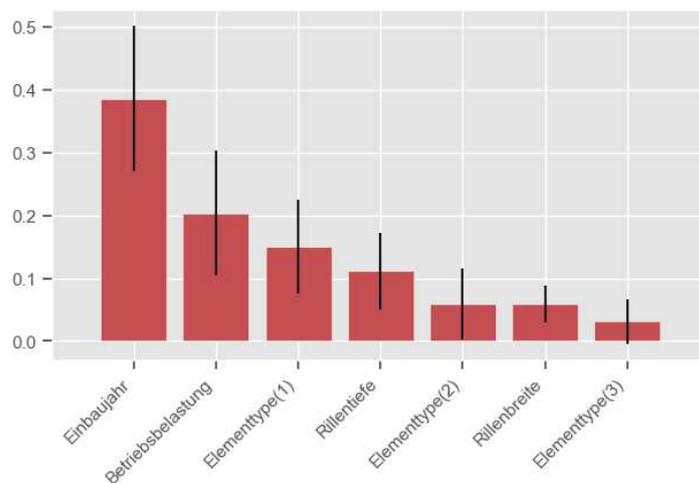
In Tabelle 15 sind die Prognosegenauigkeiten der Klassifizierungsmodelle in Abhängigkeit von den gewählten Eingangsparametern dargestellt. Die Prognosegenauigkeit anhand des Trainingsdatensets variiert kaum und weist durchwegs eine Genauigkeit von über 99% für die binäre Klassifikation auf. Bei der Unterscheidung aller drei Profilformen weisen die Modelle, bei denen die Zeitspanne zwischen Messung und Einbau sowie die Krümmung als Eingangsparameter gestrichen wurden, markant höhere Genauigkeiten auf. Zieht man die Evaluierung mittels Vergleichsdatenset heran, weisen alle Modelle ähnliche Genauigkeiten bei der Prognose der Messpunkte auf. Durch die unterschiedliche Verteilung der Häufigkeit der Schienenprofile innerhalb der Vergleichsdaten ist dieser Wert nur bedingt aussagekräftig. Daher wird das Vergleichsdatenset mittels *Resampling* derart verändert, dass Messpunkte aller drei Profilformen zu gleichen Anteilen enthalten sind. Dazu werden alle Datenpunkte der kleinsten Profilgruppe (*63R1 (A)*) ausgewählt und aus den anderen Profilgruppen genau die Anzahl der Datenpunkte der kleinsten Profilgruppe zufällig entnommen. Wendet man die unterschiedlichen Klassifizierungsmodelle auf die ausgeglichenen Vergleichsdaten an, zeigt die Parameterkombination ohne Zeitspanne, Krümmung und Kontrollbreite die höchste Genauigkeit auf, insbesondere bei der Klassifizierung aller drei Schienenprofile.

Das Entfernen der Parameter mit hoher Korrelation zu anderen Parametern sowie niedriger Datendichte führt offenbar zu einer höheren Prognosegenauigkeit. Außerdem wird die Gefahr minimiert, durch *Overfitting* keine Pauschalaussagen bezüglich der Vergleichsdaten treffen zu können.

**Tabelle 15: Evaluierung Prognosegenauigkeit in Abhängigkeit der Eingangsparameter**

Einbaujahr	[y]	✓	✓	✓	✓
Betriebsbelastung	[mt]	✓	✓	✓	✓
Δt Messung-Einbau	[d]	✓			
Elementtype	[G,P,K]	✓	✓	✓	✓
Krümmung	κ	✓	✓		
Rillentiefe	[mm]	✓	✓	✓	✓
Rillenbreite	[mm]	✓	✓	✓	✓
Kontrollbreite	[mm]	✓	✓	✓	
Decision Tree (dtree)		98,5%	98,7%	99,0%	99,0%
K-nearest neighbor (knn)		98,8%	98,7%	98,2%	98,4%
Random Forest Classifier (rfc)		98,0%	98,0%	97,1%	97,0%
Voting_Classifier (soft)		99,3%	99,2%	99,0%	99,0%
Trainingsdatenset	2d	99,6%	99,6%	99,9%	99,8%
	3d	94,8%	94,7%	99,4%	99,3%
Vergleichsdatenset	2d	96,2%	96,1%	96,1%	95,3%
	3d	82,1%	81,9%	78,6%	76,6%
Vergleichsdatenset (ausgegl.)	2d	90,2%	91,0%	90,6%	93,8%
	3d	67,3%	66,9%	69,5%	75,4%

Betrachtet man anschließend den Einfluss der Eingangsparameter, welcher durch den gewichteten Mittelwert über den Entscheidungsweg an jedem Knoten des *RFC*-Modells berechnet wird (siehe Erklärung *RFC*), sieht man, dass Einbaujahr, Betriebsbelastung und die Elementtype Kreisbogen – ist das betroffene Element ein Kreisbogen oder nicht – den größten Einfluss auf die Prognose haben, gefolgt von den Zustandsdaten sowie den weiteren Elementtypen (siehe Abbildung 28). Eine entsprechende Reihung der Eingangsparameter ist aufgrund der vielen Durchläufe mit unterschiedlichen Eingangsparametern nur beim *RFC*-Modell möglich.



**Abbildung 28: Einfluss der unterschiedlichen Eingangsparameter auf das Random Forest Classifier Modell und deren Standardabweichung.<sup>17</sup>**

<sup>17</sup> Durch die Umwandlung in One-Hot Vektoren wird die Zuordnung der Elementtype als drei Parameter dargestellt. Elementtype 1 ist dabei der Kreisbogen, Elementtype 2 die Parabel, Elementtype 3 die Gerade. Da jeder Parameter eine Abgrenzung von den anderen Elementtypen darstellt, können sie nicht isoliert interpretiert werden.

## 6.4. Implementierung

Mittels des Klassifizierungsmodells ist es möglich, jedem Messpunkt ein Schienenprofil zuzuordnen, an welchem Daten für alle Eingangsparameter vorliegen. Für die Anwendung am Vergleichsabschnitt, welcher nicht Teil der Trainingsdaten ist, können die Profiltypen mit unterschiedlichen Abmessungen für Rillentiefe und Rillenbreite (60R1 bzw. 60R3 + 63R1 (A)) zu 93,8% Prozent richtig klassifiziert werden, die Unterscheidung aller drei Profilformen gelingt nur in 75,4% der Fälle. Für die Zustandsprognose ist vor allem der erste Wert relevant, da Rillentiefe und Rillenbreite im Neuzustand als Referenzwert dienen.

### Evaluierung anhand bekannter Profilabschnitte

Um aus der Profizuordnung auf Messpunktebene eine Aussage über die Profilabschnitte im Netz zu erlangen, müssen die Punkte zu Abschnitten aggregiert werden. Dazu werden alle Messpunkte innerhalb eines Abschnitts ermittelt und der *modulus* (der am häufigsten vorkommende Wert) der Profilklassen ermittelt. Dieser Wert wird für den Abschnitt herangezogen.

Für die Anwendung an den Trainingsdaten zeigt sich, dass rund 99% der Abschnitte richtig zugeordnet werden. Bei Anwendung der Vergleichsdaten der Linie 62 zeigt sich, dass die Genauigkeit der Zuordnung mit zunehmender Anzahl an vorhandenen Messpunkten pro Abschnitt zunimmt (siehe Tabelle 16). Das führt dazu, dass die Anzahl der Elemente, für die eine Prognose getroffen werden kann, abnimmt. Sind mindestens 11 Messpunkte pro Element erforderlich, steigt die Prognosegenauigkeit gegenüber einem einzigen Punkt zwar um 2% bzw. 3,5% (2d bzw. 3d), gleichzeitig sinkt die Anzahl der Elemente mit einer Profizuordnung von den ursprünglich 755 auf 672 (89%). Die durchschnittliche Elementlänge nimmt dabei zu. Es ist naheliegend, dass kurze Elemente einerseits weniger Messpunkte enthalten, andererseits aufgrund der Unschärfe bei der Verortung der Messpunkte bei kürzeren Elementen auch eine falsche Zuordnung der Messpunkte und daraus eine falsche Profizuordnung vorkommt.

Tabelle 16: Prognosegenauigkeit in Abhängigkeit der vorhandenen Messpunkte pro Element.

Messpunkte/Element	gültige Elemente		Ø Elementlänge [m]	Genauigkeit 2d	Genauigkeit 3d
n > 0	755	100,0%	14,22	88,39%	74,32%
n > 5	729	96,6%	14,63	88,89%	75,72%
n > 10	672	89,0%	14,86	90,33%	77,83%
n > 15	624	82,6%	15,07	91,51%	79,17%
n > 20	578	76,6%	15,12	92,56%	79,58%
n > 30	488	64,6%	15,35	94,88%	82,79%

Für die weitere Verwendung ist ein Kompromiss zu wählen, bei dem die Prognosegenauigkeit (2d) ausreichend groß ist und trotzdem für genügend Elemente eine Aussage getroffen werden kann. Vorerst wird n > 20 gewählt, da die Prognosegenauigkeit ausschlaggebend für die darauf aufbauende Zustandsprognose ist und mit 92,56% ausreichend hoch erscheint. Dabei kann für mehr als drei Viertel (76,6%) der Elemente eine Aussage getroffen werden. Im Rahmen der netzweiten Anwendung lässt sich der Anteil der gültigen Elemente überprüfen, die Genauigkeit der Prognose nicht.

Mit zunehmender Anzahl an verfügbaren Messdaten kann die Prognose laufend aktualisiert werden, wodurch Genauigkeit bzw. Anteil der gültigen Elemente zunehmen.

## Bildung von Profilabschnitten

Nach der Zuordnung des jeweiligen Profils zu bekannten Elementen wird die Bildung von Profilabschnitten ausschließlich basierend auf der Prognose auf Messpunktebene erprobt. Dazu werden in Schritten von z.B. 1m die Messpunkte in einem vorgegebenen Maximalabstand vor und nach dem jeweiligen Standpunkt (bspw.  $\pm 7,5\text{m}$ ) betrachtet und – analog zur Evaluierung bekannter Profilabschnitte – der *modulus* aller Profilklassen gebildet. So wird jeden Meter das im Einflussbereich vorherrschende Schienenprofil ausgewählt.

Da es unwahrscheinlich ist, dass die Profilabschnitte nur einzelne bzw. wenige Meter lang sind, wird abermals über eine bestimmte Einfluslänge (bspw. 15 m) der *modulus* aller Profilklassen gebildet. Abbildung 29 zeigt die Prognose der Profilabschnitte (unten) im Vergleich zu der tatsächlichen Zuordnung der Profilabschnitte (oben). Es ist auffällig, dass vor allem die Bereiche der Profilkategorie 60R1 zwischen m 2500 und m 3900 falsch klassifiziert werden. In diesem Abschnitt liegen jedoch (in beide Fahrrichtungen) beträchtlich weniger Messdaten vor, weshalb die Prognose unzuverlässig ist.

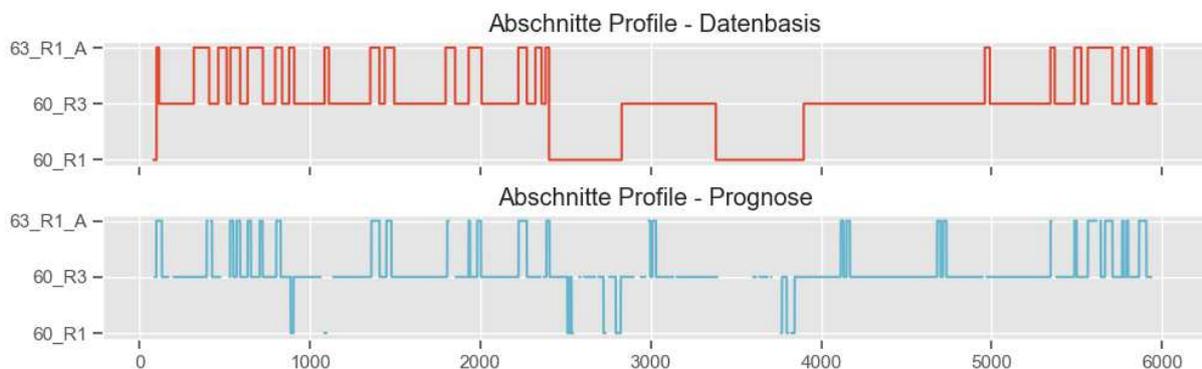


Abbildung 29: Bildung von Profilabschnitten für das Vergleichsset.

## Schlussfolgerungen für die netzweite Anwendung

Für die netzweite Anwendung als Basis für die Zustandsprognose ist insbesondere die Unterscheidung der Profilform 60 R1 gegenüber den anderen beiden Profilformen notwendig. Da die Prognose von Profilabschnitten auf Basis der derzeit verfügbaren Eingangsdaten nicht zuverlässig genug erscheint, wird für die netzweite Anwendung folgendes Vorgehen vorgeschlagen:

- **Separate Prognosen für 2d und 3d Profilklassen**

Für die vorläufige Implementierung der Profilzuordnung in der Infrastrukturdatenbank der Wiener Linien wird eine 3d Klassifizierung über das gesamte Netz in Klassifizierungsschritten von 1m durchgeführt.

Für die Weiterverwendung zur Zustandsprognose wird die deutlich zuverlässigere 2d Prognose auf das gesamte Netz angewendet.

- **Integration der Vergleichsdaten in das Trainingsdatenset**

Die Vergleichsdaten des Streckenabschnitts, der für die Evaluierung des Klassifizierungsmodells herangezogen wird, haben einen Umfang von ca. 42% der Trainingsdaten. Die Integration dieser Daten in das Trainingsset soll die Prognosegenauigkeit für die netzweite Anwendung weiter erhöhen.

- **Prognose anhand bestehender Elemente**

Die Profilklassifizierung als Basis für die Zustandsprognose wird innerhalb bestehender Elemente erstellt, welche sich durch Änderungen von Trassierungselement, Einbaujahr bzw. Maximallängen einzelner ergeben. Dadurch sind Elemente, in denen ein Wechsel des Schienenprofils stattfindet, dem Risiko ausgesetzt, falsch klassifiziert zu werden, da in der Regel Wechsel der Schienenprofile mit Sprüngen des Einbaujahrs bzw. des Trassierungselement zusammenfallen. Eine Erstellung von Profilabschnitten erscheint als nicht zuverlässig genug. Zusätzlich zur Profilprognose kann die zugehörige Prognosewahrscheinlichkeit ermittelt werden, welche Aufschluss darüber gibt, wie vertrauenswürdig die Prognose im betrachteten Abschnitt bzw. Messpunkt ist.

# 7. Detektieren von Instandhaltungstätigkeiten

Für die Prognose der Zustandsentwicklung und in weiterer Folge für die Ermittlung der Liegedauer ist die Kenntnis der an der Infrastruktur durchgeführten Instandhaltungsmaßnahmen notwendig, die darauf markanten Einfluss haben. Besonders das Auftragschweißen, bei dem dem Schienenkopf bzw. Leitkopf Material zugefügt wird, verändert die Verschleißreserve markant (siehe Abbildung 30). Es ist davon auszugehen, dass sich diese Veränderung mithilfe vorliegender Messdaten sowie weiteren bekannten Parametern detektieren lässt. In weiterer Folge wird anhand bekannter Aufschweißungen im Netz der Wiener Linien ein allgemeines Modell formuliert, das zum Ziel hat, Aufschweißungen zu detektieren und zeitlich und örtlich zu verorten.

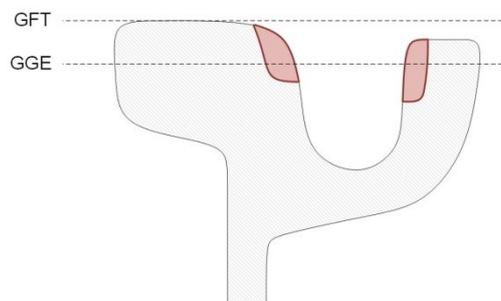


Abbildung 30: Aufschweißung von Fahrkante und Leitkante (rot)

## 7.1. Gewählte Methodik

Die Kenntnis von Ausmaß und Zeitpunkt von Aufschweißungsmaßnahmen an Fahrweegelementen ist unerlässlich zur Zustandsprognose dieser Elemente. Durch eine Aufschweißung werden die Schienenkopfgeometrie und damit die Parameter Rillentiefe und vor allem Rillenbreite sprunghaft verändert.

Basierend auf dem Vergleich von Messwerten vor und nach einem Zeitpunkt sowie unter Einbeziehung weiterer Einflussparameter soll detektiert werden, wann an einem Element eine Aufschweißung durchgeführt wurde. Dies stellt ein Problem einer binären Klassifizierung dar (wurde aufgeschweißt oder nicht). Der Umfang der Aufschweißung bzw. die Auswirkung auf die Zustandsgrößen kann bei Kenntnis des Zeitpunktes einer Aufschweißung den vorliegenden Messdaten entnommen werden.

Ist es möglich, den Zeitpunkt einer Aufschweißung anhand der verfügbaren Eingangsdaten mit hinreichend genauer Wahrscheinlichkeit zu detektieren, können diese Punkte anschließend als Referenzpunkte bei der Modellierung von Zustandsentwicklungen herangezogen werden.

## 7.2. Eingangsdaten

Als Eingangsdaten für die Detektion solcher Maßnahmen werden alle Aufschweißungen im Teilnetz Süd (entspricht ~25% des Gesamtnetzes) aus vorliegenden Plänen digital erfasst und

elementgenau zugeordnet. Der Zeitpunkt kann jahresgenau zugeordnet werden. Die Auswertung der Daten zeigt, dass Aufschweißungen in der Regel (bzw. im vorliegenden Fall immer) nur in Bögen durchgeführt werden.

### Wahl geeigneter Parameter

Beim Auftragsschweißen wird dem Schienenkopf bzw. Leitkopf Material hinzugefügt. Im Netz der Wiener Linien wird dieses Verfahren fast ausschließlich in Bögen angewendet, um dem Horizontalverschleiß entgegenzuwirken. Durch einen Aufschweißvorgang entsteht damit eine sprunghafte Änderung der Rillenbreite in der Messebene. Um diesen Sprung bestmöglich darstellen zu können, muss ein geeigneter Zustandsparameter abgeleitet werden, welcher einerseits diese Unstetigkeit präzise darstellen kann und sich andererseits robust gegenüber der (in Bögen zudem erhöhten) Schwankungsbreite der Messsignale bzw. gegenüber Messungenauigkeiten verhält.

Dazu werden zunächst für alle Messfahrten im gegebenen Element die Mittelwerte der Messparameter Rillentiefe und Rillenbreite gebildet. Der Untersuchungszeitpunkt (in diesem Fall jahresgenau) dient als zeitliche Referenz. Anschließend werden die Mittelwerte aller Messfahrten innerhalb eines definierten Einflusszeitraums *vor* dem Untersuchungszeitpunkt und innerhalb desselben Einflusszeitraums *nach* dem Untersuchungszeitpunkt gebildet. Für jeden Untersuchungszeitpunkt werden anschließend die Differenzen dieser Mittelwerte als  $\Delta$  Rillenbreite und  $\Delta$  Rillentiefe gebildet. Diese Parameter genügen den eingangs formulierten Anforderungen, da sie eine punktgenaue Trennung der zwei Zeitbereiche darstellen sowie die Mittelwerte aus mehreren Messfahrten berücksichtigen können. Der Einflusszeitraum kann beliebig gewählt werden. Je größer er ist, desto mehr Messfahrten können in der Regel berücksichtigt werden. Jedoch ist zu vermeiden, dass im Einflussbereich weitere Aufschweißungen liegen. Die Entwicklung des Schienenverschleißes über einen längeren Zeitraum ist grundsätzlich unproblematisch, da Aufschweißungen eine Veränderung in entgegengesetzter Richtung bedeuten. Im gegenständlichen Fall kommt ein Einflusszeitraum von 2 Jahren zur Anwendung. Abbildung 31 veranschaulicht anhand eines konkreten Falls die Bildung des Parameters  $\Delta$  Rillenbreite. Zusätzlich kann der Mittelwert der nachfolgenden Messungen als Eingangsparameter zur Plausibilisierung der Messdaten dienen.

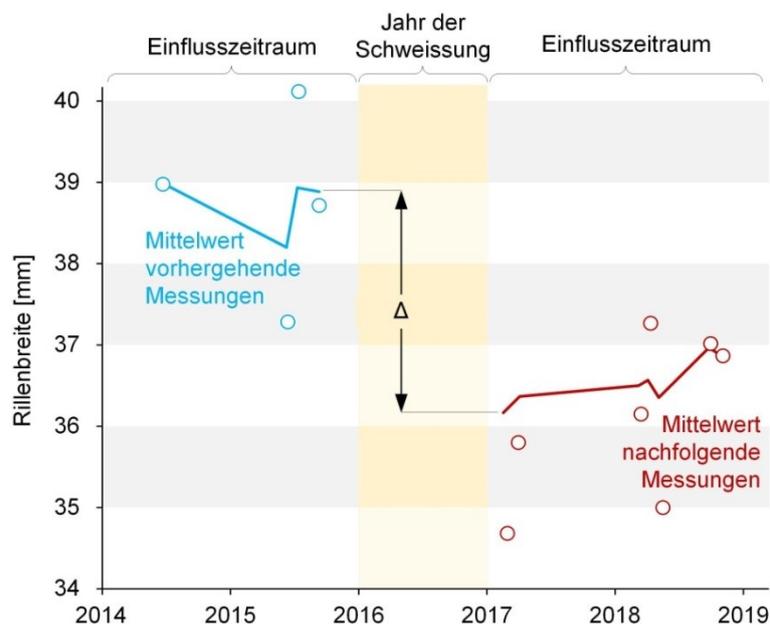


Abbildung 31: Ermittlung der Eingangsdaten zur Detektion.

Zusätzlich zu den Zustandsgrößen als  $\Delta$  Rillenbreite und  $\Delta$  Rillentiefe bzw. der gemittelten Rillenbreite und Rillentiefe nach der Aufschweißung erscheint es zweckmäßig, Parameter mit einzubeziehen, die bei der statistischen Auswertung der Anzahl aller durchgeführten Aufschweißungen (2001 – 2019) auf einem Element einen signifikanten Beitrag leisten. Das sind Belastungsdaten (mittlere gesamte Belastung zum Zeitpunkt der Messfahrten).

### Erstellen des Eingangsdatensets

Als Eingangsdaten für das Detektionsmodell sind neben den dokumentierten Elementen mit Aufschweißungen auch Elemente notwendig, an denen mit Sicherheit keine Aufschweißungen durchgeführt wurden. Zusätzlich werden Datenpunkte von Elementen erzeugt, an denen zwar Aufschweißungen vorgenommen wurden, jedoch zu einem anderen Zeitpunkt. Da die Daten der Aufschweißungen für das Gebiet Süd flächendeckend verfügbar sind, dienen alle Elemente ohne Aufschweißungen im untersuchten Zeitraum als Datenpunkte ohne Aufschweißungen.

Messfahrten mit dem *Plasmatram* Messsystem sind ab dem Jahr 2015 flächendeckend verfügbar, weshalb der betrachtete Zeitraum auf die Jahre 2015 bis zur Gegenwart reduziert wird. Das ergibt, dass bei 770 Bogen-Elementen im Gebiet Süd im Jahr 2015 an 19, 2016 an 6 und 2018 an 7 Elementen Aufschweißungen durchgeführt wurden. Die Aufschweißungen im Jahr 2015 müssen jedoch ausgeschieden werden, da keine Messdaten verfügbar sind, die zweifelsfrei vor den Aufschweißungen erhoben wurden. Damit bleiben als Eingangsdaten lediglich 13 Elemente mit Aufschweißungen im Untersuchungszeitraum. Dem gegenüber stehen über 700 Datenpunkte ohne Aufschweißungen.

Um in der binären Klassifizierung eine hohe Genauigkeit der Detektion der minderheitlichen Klasse („Aufschweißung erfolgt“) zu erreichen, ist für die Eingangsdaten für die Modellierung eine möglichst ausgewogene Verteilung der Klassen erstrebenswert. (Kong et al. 2019)

Zur Herstellung dieser Ausgewogenheit kann entweder die größere Gruppe verkleinert werden (in diesem Fall aufgrund der geringen Anzahl nicht erstrebenswert), oder die kleinere Gruppe mittels *oversampling* künstlich vergrößert werden. Im vorliegenden Fall soll die kleinere Gruppe vergrößert werden. Bei der geringen Anzahl an Datenpunkten ist ein einfaches zufälliges Kopieren der Datenpunkte problematisch, da sonst von jedem Datenpunkt eine Vielzahl an Duplikaten existiert, welche anfällig bezüglich *Overfitting* sind.

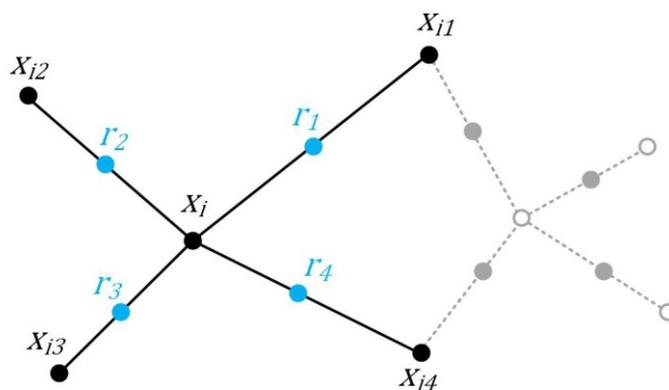


Abbildung 32: Ermittlung neuer Datenpunkte mittels SMOTE-Algorithmus

Eine gängige Methode ist die Erzeugung künstlicher Datenpunkte der minderheitlichen Klasse anhand der bekannten Datenpunkte. Die *synthetic minority over-sampling technique* Technik (SMOTE) ist ein bewährtes Prinzip zur Erzeugung dieser Datenpunkte. (Chawla et al. 2002)

Dabei werden künstlich Datenpunkte durch zufällig gewählte bekannte Datenpunkte und deren  $k$  nächste Nachbarn erzeugt:

$$r_j = x_i + \delta * (x_{ij} - x_i)$$

(13)  
nach (He und  
Garcia 2009)

Wobei  $r_j$  der künstlich erzeugte Datenpunkte ist,  $x_i$  ein bestehender Datenpunkt und  $x_{ij}$  sein  $j$  nächster Nachbar der Minderheitsklasse.  $\delta \in [0,1]$  stellt eine zufällig gewählte Zahl dar und beschreibt die Interpolationslänge zwischen den beiden Werten. Abbildung 32 stellt das Prinzip der SMOTE-Technik dar und zeigt die künstlich erzeugten Datenpunkte in Abhängigkeit von den bestehenden Punkten.

Da der Parameter zur Bestimmung der nächsten Nachbarn eines Datenpunktes die euklidische Distanz ist, ist die Standardisierung der Datenpunkte vor der Anwendung der SMOTE-Technik unerlässlich.

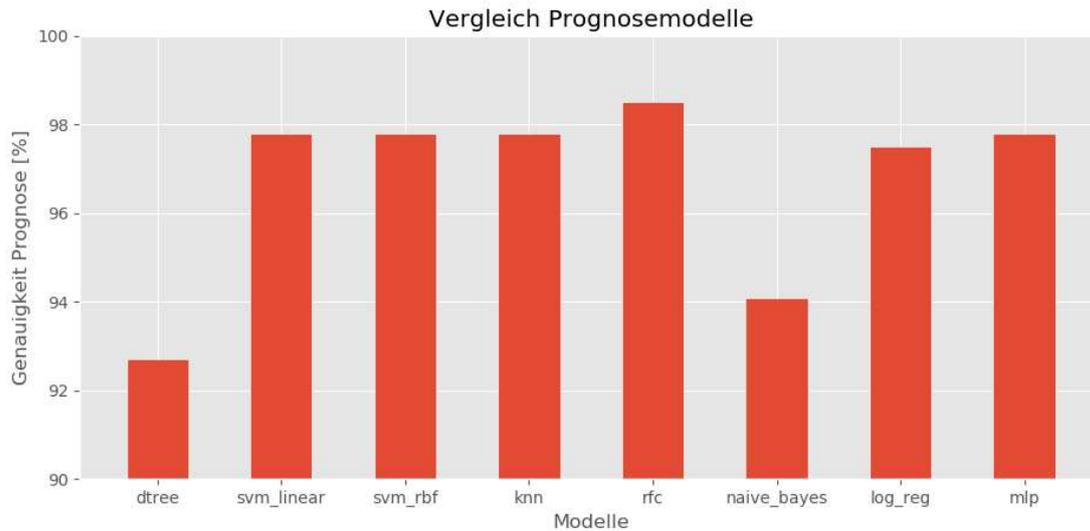
### 7.3. Mathematische Modellierung

Analog zum Vorgehen bei der Klassifizierung des Schienenprofils werden zunächst sämtliche Prognosemodelle ohne weitere Veränderungen der Modellparameter auf die Eingangsgrößen angewendet, wohingegen die Wahl der Eingangsparameter iterativ optimiert wird.

Als Eingangsdaten werden die Parameter  $\Delta$  mittlere Rillenbreite,  $\Delta$  mittlere Rillentiefe, mittlere Rillentiefe nach dem Betrachtungszeitpunkt, mittlere Gesamtbelastung zum Betrachtungszeitpunkt, die aktuelle jährliche Belastung sowie die durchschnittliche Krümmung des Trassierungselements herangezogen.

Die Eingangsdaten werden mittels SMOTE-Technik auf ein ausgewogenes Verhältnis aus Datenpunkten beider Klassen („Aufschweißung erfolgt“ gegenüber „keine Aufschweißung erfolgt“) gebracht. Insgesamt stehen so 272 Datenpunkte zur Verfügung, bei denen alle Eingangsparameter bekannt sind.

70% dieser Datenprobe werden dem Trainingsdatenset zugeführt, die übrigen 30% bilden das Testdatenset zur Messung der Prognosegenauigkeit. Die Prognosemodelle werden sowohl mit standardisierten und nicht skalierten Eingangsdaten trainiert, da die Prognosegenauigkeit einiger Modelle von der Skalierung der Eingangsdaten abhängen kann. Im vorliegenden Fall treten keine Unterschiede in der Prognosegenauigkeit auf.



**Abbildung 33: Prognosegenauigkeit der Modelle zur Detektion von Aufschweißungsmaßnahmen**

Ein Test aller genannten Modelle zeigt durchwegs eine hohe Prognosegenauigkeit von über 90%. Die besten Ergebnisse erzielt die Klassifikation mittels *Random Forest Classifier*<sup>18</sup>. Die Genauigkeiten sind in Tabelle 17 und Abbildung 33 dargestellt. Eine Kombination mehrerer Klassifizierungsmodelle ergibt im gegebenen Fall keine höhere Genauigkeit als das beste Einzelmodell.

**Tabelle 17: Prognosegenauigkeit der verglichenen Modelle.**

	Genauigkeit
<b>Decision Tree (dtree)</b>	92,7%
<b>Support Vector Machine (svm_linear)</b>	97,8%
<b>Support Vector Machine (svm_rbf)</b>	97,8%
<b>K-nearest neighbor (knn)</b>	97,8%
<b>Random Forest Classifier (rfc)</b>	98,5%
<b>Naive-Bayes (naive_bayes)</b>	94,1%
<b>Logistische Regression (log_reg)</b>	97,5%
<b>Multilayer Perzeptron (mlp)</b>	97,8%

## 7.4. Auswertung und Implementierung

Da die mittels Messwagen erhobenen Zustandsgrößen und deren Mittelwertbildung über die jeweiligen Messfahrten, allen voran Rillenbreite bzw. deren Veränderung, wesentliche Eingangsparameter für das Modell darstellen, können lediglich Zeiträume mit ausreichend vorliegenden Zustandsdaten nach erfolgten Aufschweißungen untersucht werden. Somit ist eine Aussage über Aufschweißungen vor Beginn der Gleismessungen mit dem vorliegenden Messsystem nicht möglich. Maßgeblicher Parameter des Modells ist die Veränderung der mittleren Rillenbreite sowie die absolute Rillenbreite nach dem Untersuchungszeitpunkt, gefolgt von Belastungsgeschichte, Rillentiefe und Krümmung. Der gewichtete Mittelwert des

<sup>18</sup> Mathematischer Hintergrund zur Random Forest Classification, siehe Seite 68

entscheidenden Parameters über den Entscheidungsweg an jedem Knoten ergibt die in Abbildung 34 dargestellte Reihung.

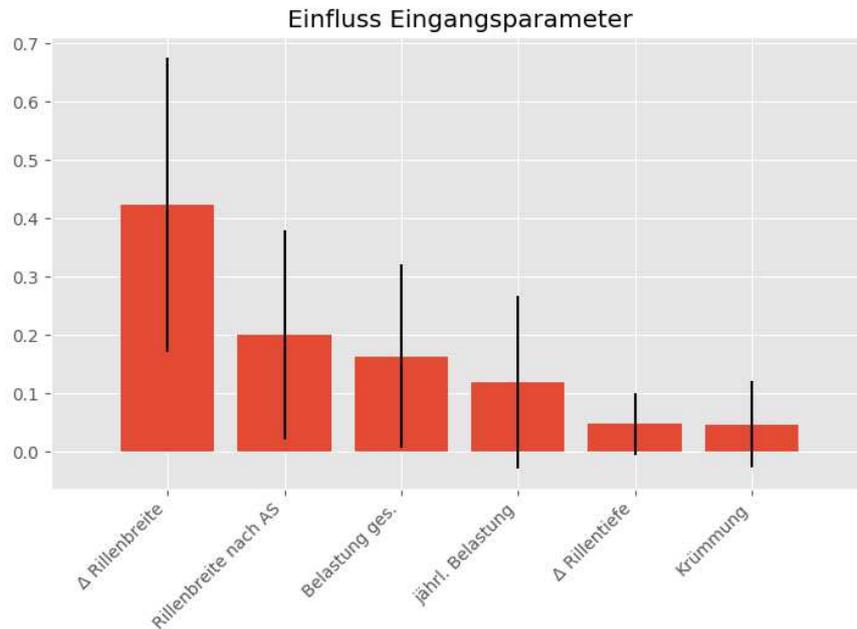


Abbildung 34: Einfluss der unterschiedlichen Eingangsparameter auf das Random Forest Classifier Modell und deren Standardabweichung.

Eine flächendeckende Anwendung bzw. Implementierung in die Zustandsprognose von Fahrwegelementen ist erst möglich, wenn längere Zeiträume untersucht werden können. Zusätzlich ist eine Vervielfachung des Eingangsdatensets von derzeit 272 Datenpunkten durch weitere Zuordnung erfolgter Aufschweißungen in anderen Teilnetzen bzw. bei steigender Anzahl an Messfahrten erstrebenswert.

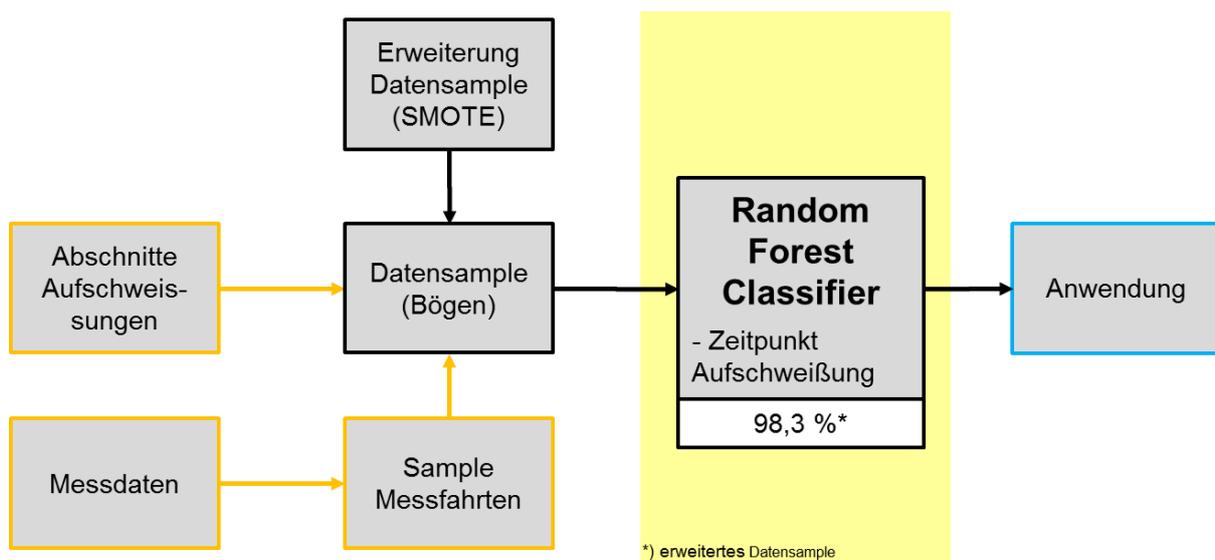


Abbildung 35: Darstellung des Modells zur Detektion von Aufschweißungen

Auf Basis der vorhandenen Daten erzielt der Klassifizierungsalgorithmus mit 98,3% (am mittels SMOTE ausgeglichenen Datenset) eine hohe Genauigkeit. Mithilfe des vorhandenen Algorithmus kann netzweit für den Zeitraum vorliegender Messdaten sowie bei Verfügbarkeit aller anderen Eingangsparameter eine Aussage getroffen werden, ob am jeweiligen Element eine Aufschweißung stattgefunden hat oder nicht.

# 8. Zustandsprognose

Im folgenden Kapitel wird die Modellierung der Zustandsprognose erläutert. Mithilfe bekannter Zustandsdaten eines Fahrweegelements und in Kombination mit dem Prognosemodell soll die technische Liegedauer, also das Erreichen von Grenzzuständen prognostiziert werden.

## 8.1. Bildung von Fahrweegelementen

Ausgangspunkt ist die Definition von Elementen, für welche Aussagen zur Zustandsentwicklung getroffen werden sollen. Seitens der Wiener Linien werden statistische Auswertungen wie der *Gläserne Fahrweg* auf Ebene der Trassierungselemente durchgeführt. Diese – in der Infrastrukturdatenbank *netfiles* genannte – Elementliste unterscheidet im Straßenbahnnetz zwischen Geraden, Übergangsbögen (Parabeln 3. Ordnung) und Kreisbögen. Diese Kategorisierung wird als *Elementtype* bezeichnet. Innerhalb einzelner Trassierungselemente, die mitunter Längen von mehreren hundert Metern aufweisen, treten Teilstücke mit unterschiedlichen Einbaujahren auf. Da Zustand und erwartete Liegedauer maßgeblich vom Einbaujahr und der damit verbundenen Belastungsgeschichte abhängen, ist eine weitere Unterteilung nach dem Einbaujahr zweckmäßig. Da die Länge der nach Trassierungselement und Einbaujahr unterteilten Elemente nach wie vor stark variiert, wird eine weitere Unterteilung in möglichst gleichmäßige Teilstücke vorgenommen. Dabei wird die minimale Gleistauschlänge seitens der Wiener Linien (Kehrer 23.07.2019) von 15m herangezogen. Elemente die mehr als die doppelte Länge der minimalen Tauschlänge aufweisen, werden in gleich lange Elemente mit einer Länge zwischen 15 und 30m unterteilt.<sup>19</sup> Die Gliederung der Fahrweegelemente ist in Abbildung 36 dargestellt.

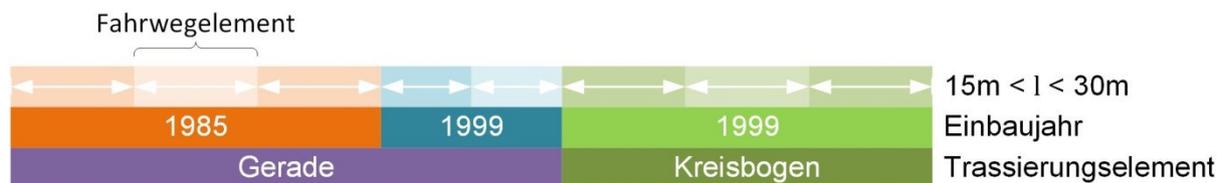


Abbildung 36: Beispiel zur Abgrenzung der Fahrweegelemente

Zieht man diese Teilungslogik für das Straßenbahnnetz der Wiener Linien heran, so erhöht sich die Anzahl der anfänglich 11.194 Trassierungselemente (*netfiles*) auf 26.854 Fahrweegelemente. Die Durchschnittslänge verringert sich von 33,26m auf 13,86m und liegt somit nahe der minimalen Tauschlänge von 15m (siehe Tabelle 18).

Eine weitere Unterteilung der Elemente – analog zur Unterteilung auf Basis des Einbaujahrs – anhand der Parameter Profilform bzw. Oberbauart wäre bei flächendeckender Verfügbarkeit dieser Information sinnvoll. Es ist jedoch zu erwarten, dass diese Grenzen in der Regel mit Grenzen der Trassierungselemente und vor allem des Einbaujahres zusammenfallen. Eine Abgrenzung von Elementen nur auf Basis der Schienenprofil-Klassifizierung ist nicht

<sup>19</sup> Eine Gliederung in möglichst gleichmäßige, der Tauschlänge ähnlich lange Fahrweegelemente ist insofern zweckmäßig, als lokale Schäden bei langen Elementen zu einer Verkürzung der Gesamtliegedauer führen würden, obwohl nur ein kurzes Teilstück davon betroffen ist.

zuverlässig möglich (siehe Seite 69). Eine Zuordnung eines Schienenprofils zu bekannten Elementen ist jedoch mit großer Genauigkeit möglich.

Tabelle 18: Anzahl der Fahrwegelemente nach Gliederungsebene

	Anzahl	Ø Länge [m]
Trassierungselemente	11.194	33,26
Teilung Einbaujahr	14.058	26,48
Teilung Elementlänge	26.854	13,86

## 8.2. Grundlegende Herangehensweise

Die Prognose der Schienen-Profilgeometrie, beschrieben durch die Parameter Rillentiefe und Rillenbreite bzw. deren Entwicklung, Vertikal- und Horizontalverschleiß, stellt ein Regressionsproblem dar. Unabhängig von der Art des Modells sind bekannte Zustände als Eingangsdaten für Training bzw. Kalibrierung des Prognosemodells erforderlich. Üblicherweise werden für die Zustandsprognose, vor allem bei annähernd linearen Zusammenhängen, Zustandswerte über einen längeren Zeitraum gesammelt und daraus eine Zeitreihe gebildet, deren Extrapolation die künftige Zustandsentwicklung darstellt (siehe Abbildung 37 links oben).

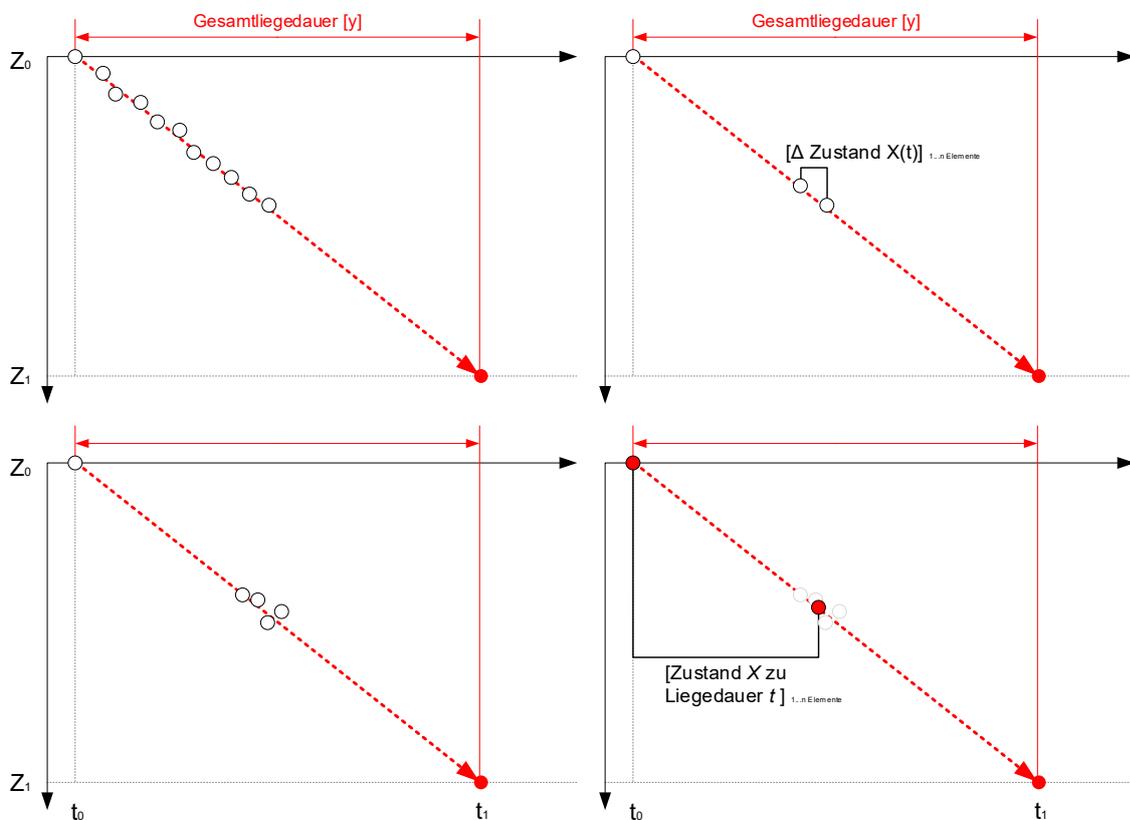


Abbildung 37: Grundsätzliche Möglichkeiten zur Wahl der Eingangsdaten für die Zustandsprognose

Im vorliegenden Fall ist es notwendig, eine Methode zu finden, mit der auch ohne Verfügbarkeit von ausreichend langen Zeitreihen<sup>20</sup> eine möglichst zuverlässige, elementspezifische Zustandsprognose ermöglicht wird. Ohne die Verfügbarkeit ausreichend langer Zeitreihen können Zustandsveränderungen über kurze Zeiträume berechnet werden (Abbildung 37 rechts oben). Diese Zustandsveränderungen aller Fahrwegelemente, mit unterschiedlichen Zuständen und Randbedingungen, bilden die Eingangsgrößen für ein Regressionsmodell. Voraussetzung dafür ist, dass die Schwankungsbreite der Messdaten gegenüber der Zustandsveränderung im betrachteten Zeitraum klein ist.

Tabelle 19: Vergleich von Standardabweichung und Mittelwert der Verschleißdaten im Messzeitraum

	Standardabweichung [mm]	Mittelwert [mm]
jährl. Horizontalverschleiß	0,320	0,186
jährl. Vertikalverschleiß	1,396	0,575

Eine Untersuchung der Messdaten ergibt, dass die Standardabweichung der jährlichen Profilveränderung (Horizontalverschleiß und Vertikalverschleiß) rund doppelt so hoch ist wie deren Mittelwerte (siehe Tabelle 19).

Bei Kenntnis des Einbaudatums der Schienen eines Elements sowie der Kenntnis über die Profilgeometrie im Ausgangszustand lassen sich die Betrachtungszeiträume für Horizontal- und Vertikalverschleiß auf den Zeitraum von Einbaudatum bis Messdatum strecken (Abbildung 37 links unten). Alternativ besteht die Möglichkeit, aus allen Messungen in einem kurzen Zeitraum mittels Datenfilterung eine Referenzmessfahrt zu bestimmen und nur die Veränderung vom Einbauzustand zum Referenzzustand als Eingangsparameter zu wählen (Abbildung 37 rechts unten).

Da das Modell zur Klassifizierung der Schienenprofile eine Beschreibung des Neuzustands der Elemente zulässt, werden die beiden letztgenannten Ansätze weiterverfolgt.

### 8.3. Analyse der Eingangsdaten

Als Eingangsdaten dienen die verfügbaren Messdaten des Systems *Plasmatram* in den Jahren 2015 bis 2019. Als Zielparame-ter für die Zustandsprognose dienen die jeweils über beide Schienen gemittelte Rillentiefe und die Rillenbreite. Für diese Parameter sind im Instandhaltungsplan der Wiener Linien spezifische Grenzwerte definiert (Wiener Linien GmbH & Co KG 2013). Die Zustandsdaten werden elementweise gefiltert und synchronisiert (siehe Kapitel 5.7). Hochfrequente Störsignale („Messrauschen“) werden durch die gleitende Mittelwertbildung von 5m Länge ausgefiltert. Diese Länge wurde in Abstimmung mit Gleisbauexperten sowie in mehreren Iterationsschritten gewählt, da sie einerseits die gewünschte Glättung des Signals sicherstellt, jedoch nicht so lange gewählt ist, dass Schienenschäden von wenigen Metern Länge verschleiert werden. Als Eingangsdaten stehen rund 2,8 Mio. Messquerschnitte zur Verfügung.

Anschließend werden jedem Messquerschnitt die jeweiligen Elementeigenschaften zugeordnet. Das beinhaltet die folgenden flächendeckend verfügbaren Parameter:

<sup>20</sup> Als „ausreichend lange Zeitreihen“ werden in diesem Fall Messdaten über einen Zeitraum von mindestens der Hälfte der Liegedauer eines Elements bezeichnet

- **Gleisgeometrie**

Zuordnung der Elementtype sowie der durchschnittliche Krümmung des jeweiligen Elements sowie die näherungsweise durch lineare Interpolation berechnete Krümmung im Messquerschnitt <sup>21</sup>

- **Fahrgeschwindigkeit**

Aus den aus dem Forschungsprojekt *bimlines* verfügbaren Geschwindigkeitsverläufen kann für jeden Messquerschnitt eine Momentangeschwindigkeit berechnet werden. Zusätzlich wird für jedes Element die durchschnittliche Beschleunigung pro Meter berechnet, die Aufschlüsse über Brems- bzw. Beschleunigungsbereiche gibt.

- **Betriebsbelastung**

Aus den Betriebsdaten der zentralen Betriebsdatenerfassung können automatisiert die Betriebsbelastungen für jedes Jahr elementgenau zugeordnet werden. Dabei ist eine Unterscheidung zwischen unterschiedlichen Fahrzeugtypen möglich. Es wird zwischen der Belastungsgeschichte (Gesamtbelastung pro Fahrzeugtype) und der aktuellen jährlichen Last unterschieden, welche vor allem als Eingangswert für die Fortschreibung der Belastung im Rahmen der Zustandsprognose dient.

- **Schienenform, Materialeigenschaften**

Sowohl die Profilgeometrie als auch die Materialeigenschaften (Schientyp) der Schienen sind in der Infrastrukturdatenbank der Wiener Linien nicht flächendeckend erfasst.

Mithilfe des Klassifizierungsmodells für Schienenprofile werden jedem Messquerschnitt die Profilkategorie sowie die Wahrscheinlichkeit, dass diese Prognose zutreffend ist, zugeordnet.

Zusätzlich kann jedem Element anhand starrer Entscheidungskriterien – aktuell anhand des Einbaujahres – der Schientyp der verbauten Schienen automatisiert zugeordnet werden. Elemente mit besonderen Stahlgüten werden manuell erfasst.

- **Grenzzustände**

Anhand der Schienenprofile, der Gleisgeometrie sowie der Anzahl der darauf verkehrenden Betriebslinien werden für jedes Element die Grenzzustände für Rillentiefe und Rillbreite berechnet und zugeordnet, die für die Ermittlung der technischen Liegedauer ausschlaggebend sind.

Aus der Differenz der Werte von Rillentiefe und Rillbreite zum Messzeitpunkt mit jenen im Neuzustand des zugeordneten Profils werden die Parameter **Horizontalverschleiß** und **Vertikalverschleiß** gebildet, welche als Zielgrößen für die Zustandsprognose gewählt werden.

In Abbildung 38 ist exemplarisch das Histogramm der Messpunkte nach den Parametern Rillentiefe und Vertikalverschleiß dargestellt. Die roten Balken zeigen die Verteilung mit einem Mittelwert von 36,7mm, wobei das lokale Maximum bei rund 42mm der um 7mm größeren Rillentiefe des Profils *60R1* im Neuzustand geschuldet ist. Die Verteilung des – ohne Kenntnis des Schienenprofils – abgeleiteten Vertikalverschleißes („Verschleiß Plasmatrak“) zeigt analog dazu ein lokales Maximum im negativen Bereich, für den Vertikalverschleiß unplausible Werte. Die Verteilung des Vertikalverschleißes unter Einbezug der Profilklassifizierung weist

<sup>21</sup> Unterscheidung der beiden Parameter nur in Übergangsbögen mit veränderlicher Krümmung.

ein weitaus kleineres lokales Maximum auf. Dieses Maximum lässt sich auf fehlerhaft klassifizierte Profile zurückführen.<sup>22</sup>

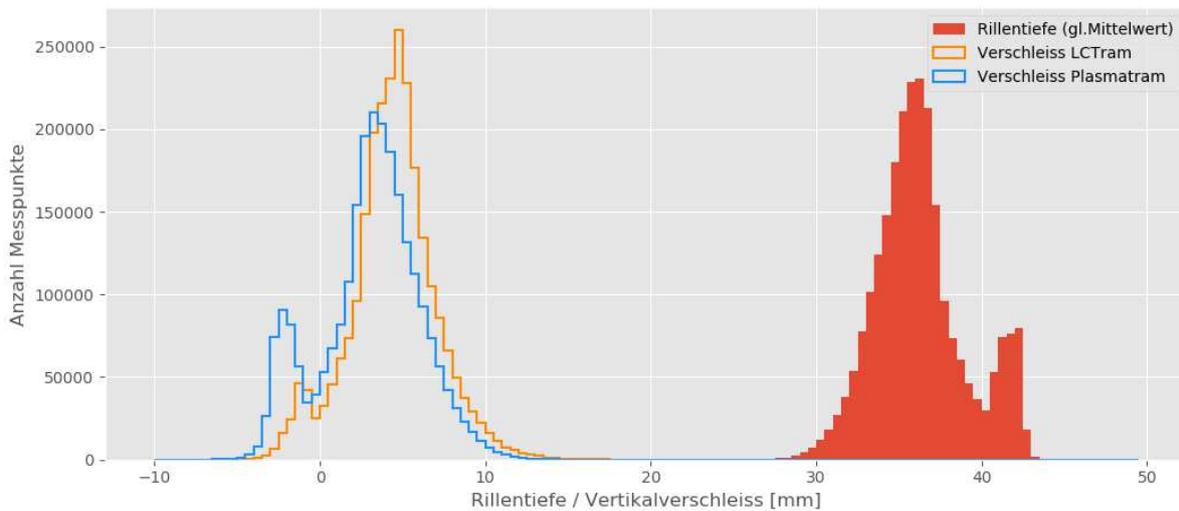


Abbildung 38: Verteilung der Zustandsgröße Rillentiefe sowie des abgeleiteten Vertikalverschleißes

## 8.4. Modellierung der Zustandsprognose

Die Zustandsprognose folgt dem in Abbildung 39 dargestellten Prozess. Nach der Erstellung des Eingangsdatensets inklusive der Zuordnung der Schienenprofile werden die Eingangsdaten aufbereitet. Anschließend wird ein geeignetes mathematisches Regressionsmodell für die Modellierung der Verschleißgrößen identifiziert. Zur Validierung stehen je Element nur Messdaten innerhalb eines engen Zeitrahmens zur Verfügung. Eine Validierung der langfristigen Zustandsentwicklung ist nicht möglich. Die Prognoseergebnisse müssen daher veranschaulicht und plausibilisiert werden. Die Verschleißprognose und die zugehörigen Grenzzustände münden in die Ermittlung der technischen Liegedauer eines Elements und dienen in weiterer Folge als Bemessungsgrundlage für LCC-Überlegungen.

<sup>22</sup> Durch Filtern nach einer mindestens erforderlichen Prognosewahrscheinlichkeit für die Profilkategorie lässt sich diese Gruppe weiter dezimieren.

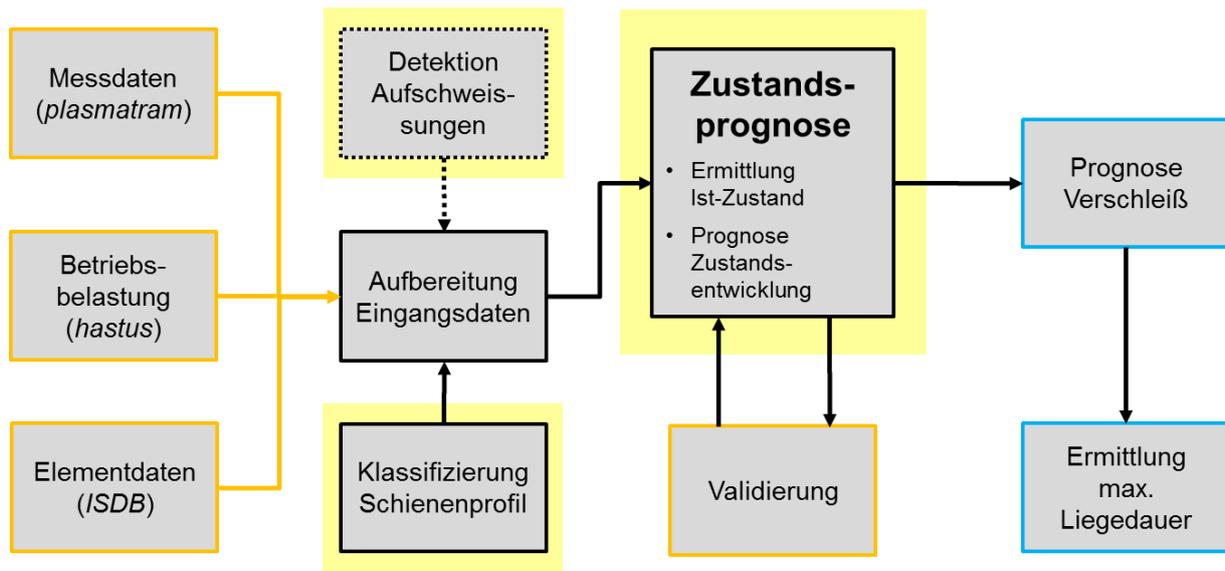


Abbildung 39: Prozessablauf der Zustandsprognose von Fahrwegelementen

### Vergleich Regressionsmodelle

Zur Wahl eines geeigneten Regressionsmodells werden, analog zu den Algorithmen zur Klassifizierung von Schienenprofilen und der Detektion von Instandhaltungsarbeiten, in einem ersten Schritt verschiedene mathematische Modelle mittels der verfügbaren Eingangsdaten trainiert und deren Prognosegenauigkeit bewertet. Die Wahl der potentiell geeigneten Modelle erfolgt auf Basis vergleichender Fachliteratur in Hinsicht auf deren Eignung für die Problemstellung sowie die effiziente Nutzung von Rechnerleistung (Géron 2017; Kuhn und Johnson 2016). Als Eingangsparameter werden alle flächendeckend verfügbaren und in Kapitel 4.2 als potentielle Einflussfaktoren identifizierten Parameter herangezogen.

Eine Differenzierung der Eingangsparameter sowie die Optimierung der Modellparameter erfolgt in einem weiteren Schritt. Grundsätzlich ist davon auszugehen, dass jene Modelle, die in einem ersten Versuch die beste Prognosegenauigkeit erzielen, diese durch Optimierung zwar verbessern, die Reihung aber dennoch beibehalten wird.

Zu diesem Zweck wird das verfügbare Eingangsdatenset von 2,8 Mio. Messquerschnitten aller gefilterten und synchronisierten Messfahrten in ein Set zur Modellbildung und eines zur Validierung geteilt. Zusätzlich wird für jedes Element eine „fiktive“ Messfahrt zum Einbauzeitpunkt hinzugefügt, um den Neuzustand in einem Regressionsmodell abzubilden. Der Verschleiß beträgt zu diesem Zeitpunkt 0, ebenso die Betriebsbelastung.

Um die allgemeine Aussagekraft der Modelle beurteilen zu können, wird anstatt zufällig einen gewissen Anteil aller Messquerschnitte für das Validierungsset heranzuziehen, ein definierter Anteil an Fahrwegelementen zufällig ausgewählt. Dies verhindert, dass verschiedene Messquerschnitte derselben Messfahrt und desselben Elements in das Modelltraining eingehen und somit mitunter benachbarte Messquerschnitte mit nahezu identen Parametern die Prognose beeinflussen. Stattdessen werden 30% aller Fahrwegelemente und alle Messfahrten auf diesen beiseite genommen. Von diesen Elementen fließen somit keine Daten ins Modelltraining ein. Die Prognosegenauigkeit für das Validierungsset repräsentiert somit die allgemeine Prognosegenauigkeit.

Die Daten der für das Modelltraining verbliebenen 70% der Fahrweegelemente werden zu 90% dem Trainingsdatensatz zugeordnet, 10% bilden das Testdatensatz. Eine Differenzierung der Daten für die Modellbildung nach Fahrweegelementen ist nicht notwendig.

Die Teilung des Datensets ist in Abbildung 40 dargestellt.

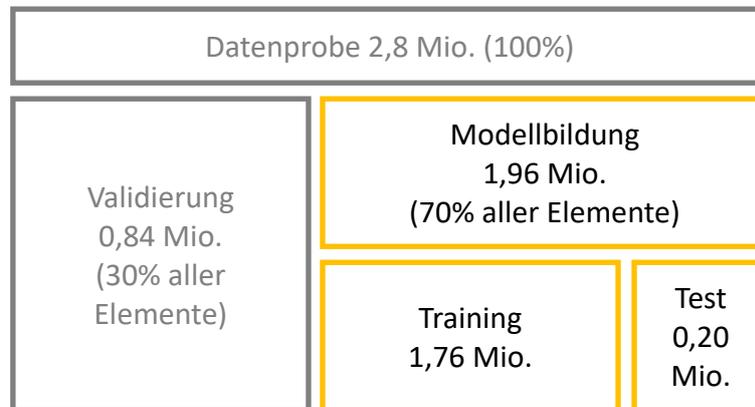


Abbildung 40: Aufteilung des Datensets auf Trainings-, Test- und Validierungsset

### Parameter zur Modellbewertung

Um unterschiedliche Regressionsmodelle und deren Prognosegenauigkeit objektiv bewerten zu können, sind vorab geeignete Maßzahlen zu definieren.

Das Bestimmtheitsmaß bzw. der Determinationskoeffizient  $R^2$  ist eine Maßzahl für die Güte der Modellanpassung. Dieser berechnet sich aus dem Verhältnis der Summe der Quadrate der Erklärten Abweichungen (SQE) zur Summe der Quadrate der Totalen Abweichungen (SQT):

$$R^2 = \frac{SQE}{SQT} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (14)$$

Dabei stellt  $\bar{y}_i$  den empirischen Mittelwert und  $\hat{y}_i$  den Prognosewert für den jeweiligen Wert  $y_i$  dar. Das Bestimmtheitsmaß nimmt in der Regel Werte zwischen 0 und 1 an, wobei ein  $R^2=1$  bedeutet, dass die Residualstreuung null ist und somit das Prognosemodell eine perfekte Anpassung für die Daten liefert. (Fahrmeir et al. 2016)

Das Bestimmtheitsmaß beschreibt zwar, wie gut ein Modell die Gesamtheit der Datenprobe prognostiziert, gibt jedoch wenig Aufschluss über die zu erwartende Abweichung einzelner Datenpunkte. Aus diesem Grund wird als zweite Maßzahl der RMSE (engl. Root Mean Square Error), also die Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme, angegeben:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (15)$$

Dieser Wert hat bei hinreichend großen  $n$  die gleiche Dimension wie die Standardabweichung des Datensets.

Aus dem Bestimmtheitsmaß und der Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme lassen sich Aussagen zum Grad der Anpassung eines Modells an das gesamte Datenset sowie zur Prognosegenauigkeit einzelner Datenpunkte machen. In weiterer Folge werden diese Maße zur Bewertung der Prognosegenauigkeit herangezogen.

## Modellwahl

Zur Prognose von Vertikal- und Horizontalverschleiß werden grundsätzlich zwei Arten von Regressionsmodellen angewendet.

Modelle, die ohne Kenntnis einer qualitativen Zustandsentwicklung (ohne vorgegebenes Muster) aus den Eingangsdaten ein Muster zur Datenprognose ableiten:

- Neuronales Netz (mlp)
- Random Forest Regression (rf)
- Extra Trees Regression (etr)

Zusätzlich werden zum Vergleich eine Reihe linearer Modelle angewendet, da der vorliegende tribologische Verschleiß in der Regel linear verläuft (siehe Abbildung 7).

- Lineare Regression (linreg)
- Lasso Regression (lasso)
- Ridge Regression (ridge)

Alle Modelle werden jeweils mit den Daten aller gefilterten und synchronisierten Messquerschnitte sowie ausschließlich mit den Referenzmessquerschnitten der Elemente trainiert. Die Zusammensetzung der Datensets ist in Abbildung 41 dargestellt.

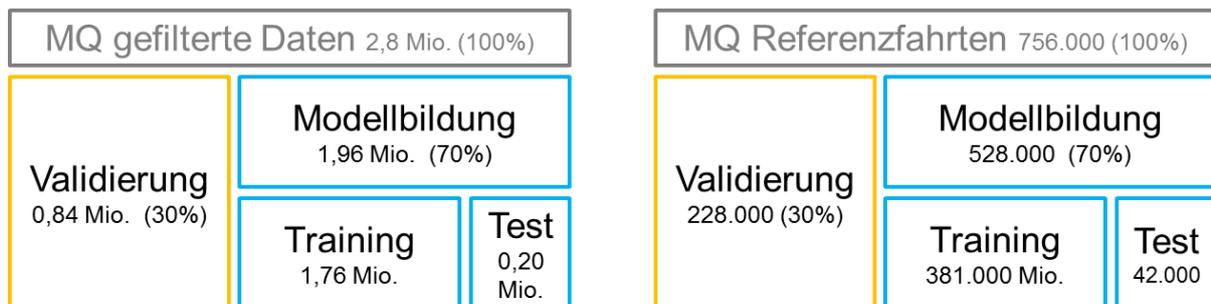


Abbildung 41: Vergleich der Datensets und deren Aufteilung auf Trainings-, Test- und Validierungsdaten

Tabelle 20 und Tabelle 21 zeigen jeweils Bestimmtheitsmaß und Wurzel der mittleren Fehlerquadrate. Es ist auffällig, dass Modelle ohne vorgegebene Regressionskurve deutlich besser abschneiden als lineare Modelle. Die *Random Forest* Regression weist in beiden Fällen den niedrigsten Fehler beim größten Bestimmtheitsmaß auf, wobei der markante Unterschied zwischen Testset und Validierungsset darauf hinweist, dass das Modell zum *Overfitting* neigt. Neuronale Netze weisen vor allem bei der Regression der Referenzmessfahrten annähernd gleich gute Werte auf, wobei der Unterschied zwischen Test- und Validierungsset klein ist.

Die lineare Regression und die daraus abgeleitete *Ridge* Regression weisen in beiden Fällen sowohl bei Test- als auch Validierungsdaten ähnlich gute Prognosegenauigkeiten auf, wobei der Fehler deutlich größer ist als bei den Modellen mit Mustererkennung.

Tabelle 20: Prognosegenauigkeit der gewählten Regressionsmodelle für alle Messquerschnitte der synchronisierten und gefilterten Daten

		Testset		Validierungsset	
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE
Muster- erkennung	Neuronales Netz (mlp)	0,471	1,708	0,457	1,743
	Random Forest Regression (rf)	0,756	1,140	0,606	1,483
	Extra Trees Regression (etr)	0,530	1,626	0,474	1,727
lineare Modelle	Lineare Regression (linreg)	0,254	2,064	0,254	2,068
	Lasso Regression (lasso)	0,139	2,215	0,135	2,226
	Ridge Regression (ridge)	0,254	2,064	0,254	2,068

Tabelle 21: Prognosegenauigkeit der gewählten Regressionsmodelle für die Messquerschnitte der Referenzmessfahrten

		Testset		Validierungsset	
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE
Muster- erkennung	Neuronales Netz (mlp)	0,720	1,268	0,710	1,295
	Random Forest Regression (rf)	0,864	0,877	0,784	1,120
	Extra Trees Regression (etr)	0,722	1,274	0,693	1,346
lineare Modelle	Lineare Regression (linreg)	0,447	1,813	0,447	1,822
	Lasso Regression (lasso)	0,400	1,894	0,397	1,907
	Ridge Regression (ridge)	0,447	1,813	0,447	1,822

Zur Optimierung der Modellparameter und weiterführend zur Zustandsprognose werden das *Neuronale Netz*, die *Random Forest Regression* sowie die *Ridge Regression* weiterverfolgt.

In weiterer Folge werden die mathematischen Hintergründe der Modelle, welche weiter untersucht werden, beschrieben.

### Random Forest Regression, Extra Tree Regression

*Decision Trees* und in weiterer Folge *Random Forest* Modelle können nicht nur für Probleme der Klassifizierung herangezogen werden, sondern bieten auch die Möglichkeit, Regressionsprobleme zu lösen. Die Parameter der Modellarchitektur unterscheiden sich nicht (vgl. Seite 60ff).

Analog zur Klassifizierung wird beim Training des Regressionsmodells die Datenmenge in einem Knoten anhand eines Einflussparameters  $k$  und einem dazugehörigen Grenzwert  $t_k$  in zwei Teilmengen geteilt. Die Wahl der beiden Parameter erfolgt bei der Regression durch Minimierung des mittleren quadratischen Fehlers (MSE) der beiden entstehenden Teilmengen, die folgender Funktion folgen:

$$J(k, t_k) = \frac{m_{links}}{m} MSE_{links} + \frac{m_{rechts}}{m} MSE_{rechts} \quad (16) \quad (\text{Géron 2017})$$

$$\text{mit } \begin{cases} MSE_{Knoten} = \sum_{i \in Knoten} (\hat{y}_{Knoten} - y^{(i)})^2 \\ \hat{y}_{Knoten} = \frac{1}{m_{Knoten}} \sum_{i \in Knoten} y^{(i)} \end{cases}$$

wobei  $MSE_{links/rechts}$  den mittleren quadratischen Fehler der rechten bzw. linken Teilmenge beschreibt und  $m_{links/rechts}$  die Anzahl der Datenpunkte in der jeweiligen Teilmenge. Einfache Decision Trees sind äußerst anfällig auf *Overfitting*, weshalb auch hier der Ansatz gewählt wird, mittels sogenannter *Random Forests* eine Vielzahl einzelner Decision Trees zu erstellen, die jeweils nur mit einem Teil der Datenmenge und einer limitierten Anzahl an zufällig ausgewählten Eingangsparametern trainiert werden. Die Prognose des Zielwerts eines Datenpunktes erfolgt durch die Prognose mittels jedes einzelnen Trees des Random Forest und anschließende Mittelung der Prognosewerte.

Auch bei Regressionsaufgaben kann der *Random Fores* durch die zahlreichen Durchläufe einzelne Eingangsparameter auf deren Einfluss auf die Prognose zu untersuchen. Dabei wird ein Mittelwert über den Entscheidungsweg an jedem Knoten im Forest berechnet, wobei jeder Knoten mit seiner Anzahl der Datenpunkte gewichtet wird. Anschließend wird dieser Wert normiert.

### Künstliche neuronale Netze

Ursprünglich durch das Zusammenwirken von Nervenzellen in Nervenknoten bzw. im Gehirn inspiriert (und deshalb *künstliche neuronale Netze* benannt), haben künstliche neuronale Netze mit ihren biologischen Vorbildern nicht viel gemein (Géron 2017). Das Grundkonzept besteht darin, dass es aus Knoten (Neuronen) und Verbindungen zwischen diesen Knoten (Axonen) besteht. Aus diesen Bausteinen werden Netzwerke mit mehreren Schichten erzeugt. Je einem Knoten der ersten Schicht wird ein Eingangswert bzw. -parameter zugeordnet. Dieser wird mittels Axonen an Neuronen der nächsten Ebene weitergegeben. Alle Axone sind mit einem Gewicht  $\omega$  versehen. In den Neuronen der nachfolgenden Ebenen gehen die mittels  $\omega$  gewichteten Werte aller eingehenden Axone in eine sogenannte Aktivierungsfunktion ein. Der mittels Aktivierungsfunktion veränderte Wert verbindet das Neuron mittels gewichteten Axonen mit den Neuronen der nächsten Ebene.<sup>23</sup> Abhängig von der Netzarchitektur und der verwendeten Aktivitätsfunktionen werden die Werte so bis zur letzten Schicht, der Prognoseschicht geleitet und bilden dort die Prognosewerte. In Abbildung 42 ist ein künstliches neuronales Netz mit drei Eingangsparametern, einer versteckten Schicht („hidden layer“) mit 4 Neuronen sowie zwei Zielwerten in der Prognoseschicht dargestellt.

<sup>23</sup> Bei sogenannten feedforward neuronalen Netzen, wie sie für Regressionsmodelle bei bekannten Trainingsdaten zur Anwendung kommen, stellen Axone Verbindungen zur jeweils nächsten Ebene dar. Bei rekursiven Netzwerken können Axone eines Neurons einer Schicht auch die Eingangsdaten von Neuronen derselben oder einer zurückliegenden Schicht bilden.

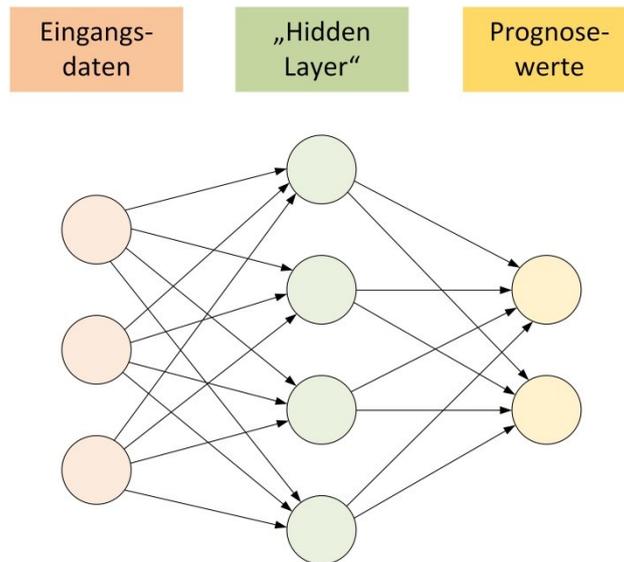


Abbildung 42: Aufbau eines künstlichen neuronalen Netzes

Das Ziel ist, die Gewichte der Axone so zu kalibrieren, dass das Netzwerk einer verfügbaren Datenprobe bestmöglich angepasst wird und zur Prognose neuer Werte herangezogen werden kann. Mehrschichtige Modelle, wie im vorliegenden Fall, werden mittels *Rückwärtspropagation* bekannter Messquerschnitte trainiert (Rumelhart et al. 1986). Dazu werden zunächst die Eingangsdaten ins Netz gespeist und die Prognosewerte ermittelt. Aus dem Vergleich der Prognosewerte und der für das Trainingsset bekannten tatsächlichen Zielwerte wird der Fehler mittels einer definierten Kostenfunktion ermittelt. Üblicherweise wird die Wurzel der mittleren Fehlerquadrate (RMSE) als Kostenfunktion herangezogen.

Anschließend werden diese Fehler rückwärts durch das Netzwerk propagiert und die Gewichte entlang des Wegs angepasst, um die Kostenfunktion zu minimieren. Das Ausmaß dieser Anpassung wird durch die Gradienten der Kostenfunktion ermittelt. Der Gradient der Kostenfunktion misst ihre Sensitivität gegenüber ihren Eingangswerten. Dadurch wird gezeigt, in welchem Ausmaß der Eingangswert geändert werden muss, um die Kostenfunktion zu minimieren:

$$w := w - \varepsilon \frac{\partial C}{\partial w} \quad (17) \quad (\text{Rumelhart et al. 1986})$$

$\varepsilon$  gibt dabei die Lernrate an. Sie bestimmt den Einfluss eines einzelnen Gradienten auf die Anpassung der Gewichte.

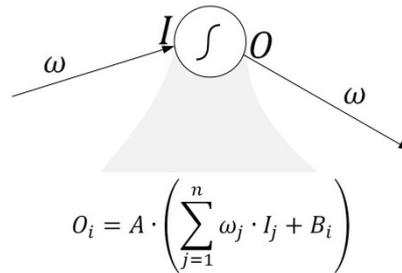


Abbildung 43: Mathematische Formulierung eines Neurons in einem neuronalen Netz

Das Training mittels Rückwärtspropagation erfordert, dass die Aktivierungsfunktionen in den Neuronen differenzierbar sein müssen und das mit möglichst wenig Rechenaufwand. Abbildung 43 zeigt die mathematische Formulierung eines Neurons mit  $A$  als Aktivierungsfunktion,  $\omega$  als Gewicht,  $I$  als Input des Neurons und  $O$  als Output.  $B$  stellt den *Bias* eines Modells dar, ein in Schichten zusätzlich eingeführtes Neuron mit dem Wert 1. Dieses verhindert unter anderem, dass durch die Übermittlung von 0-Werten Neuronen nachhaltig zum Erliegen kommen.

Eine lineare Aktivierungsfunktion

$$A = cx \tag{18}$$

führt zu rein linearen Zusammenhängen und führt letztendlich zum Modell einer linearen Regression. Da die Stärke neuronaler Netze darin liegt, auch komplexe nichtlineare Zusammenhänge darzustellen, werden die Sigmoid Funktion mit einem Wertebereich von  $[0, 1]$

$$A = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{19}$$

sowie die für positive Eingangswerte lineare, für negative Werte jedoch mit 0 begrenzte Relu-Funktion mit dem Wertebereich  $[0, \infty[$  verwendet. Letztere kann bei entsprechender Netzarchitektur alle linearen und nichtlinearen Zusammenhänge abbilden und beansprucht im Gegensatz zur Sigmoid Funktion für die Ermittlung des Gradienten wenig Rechenzeit:

$$A = \max(0, x) \tag{20}$$

Für unterschiedliche Schichten können unterschiedliche Aktivierungsfunktionen herangezogen werden, sie gehen, wie die Netzwerkarchitektur, die Lernrate und die Anzahl der Durchläufe als variable Modellparameter in die Optimierung der Prognosegenauigkeit ein.

### Lineare Modelle

Lineare Regressionsmodelle geben einen direkt proportionalen Zusammenhang zwischen Eingangsparametern und Zielgrößen vor. Die allgemeine Formulierung einer solchen linearen Regression

$$\hat{y} = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (21)$$

ordnet jedem der  $n$  Eingangsparameter  $x_n$  einen Koeffizienten  $\theta_n$  zu. Zusätzlich wird als Fehlerterm die Konstante  $\theta_0$  addiert. Koeffizienten und Fehlerterm werden in der Regel durch Minimierung des mittleren quadratischen Fehlers (MSE) ermittelt:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (22)$$

Die *Ridge* Regression stellt eine Variation der linearen Regression dar, bei der eine zusätzliche Regulierung für das Anpassen der Koeffizienten einfließt, um die Koeffizienten jeweils möglichst gering zu halten und somit die Varianz der Prognosewerte zu reduzieren (Géron 2017). In diesem Fall wird zur Findung der Koeffizienten die folgende Funktion minimiert:

$$J(\theta) = MSE(\theta) + \alpha \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \theta_i^2 \quad (23)$$

Der Modellparameter  $\alpha$  bestimmt, in welchem Maß die Regulierung angewendet wird. Für  $\alpha = 0$  gleicht das Modell der einfachen linearen Regression.

## 8.5. Wahl der Modell- und Eingangsparameter

Die Prognosegenauigkeit der ausgewählten Modelle wird in weiterer Folge sowohl für das Datenset der Referenzfahrten als auch für das Datenset aller gefilterten und synchronisierten Messquerschnitte in einem iterativen Prozess optimiert. Das Bestimmtheitsmaß gibt einen guten Aufschluss über die Güte des Modells, jedoch wird in diesem Schritt das Hauptaugenmerk auf die Minimierung der Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (RMSE) als mittlerer Prognosefehler gelegt, welche in Relation zur Standardabweichung der Zielgrößen eines Datensets gesetzt wird.

### Teilung und Aufbereitung des Datensets

Eine Teilung in eigene Datensets für Bögen und für Geraden erweist sich als zweckmäßig. Da gewisse Eingangsparameter für Gerade keine Relevanz haben (bspw. Krümmung), sowie Informationen über Aufschweißungen in Bögen fehlen, führt eine gemeinsame Betrachtung zu einer Abnahme der Prognosegenauigkeit. Eine separierte Modellierung führt in allen Anwendungsfällen zu deutlich verringerten RMSE (vgl. Tabelle 20 bis Tabelle 23). Die Vorverarbeitung der Eingangsdaten erfolgt ähnlich zur Klassifizierung der Schienenprofile, wobei kategoriale Variablen als *One-hot* Vektoren formuliert werden (vgl. Seite 64f).

### Optimierung der Modelle mittels Rastersuche

Mittels Rastersuche werden die gewählten Prognosemodelle auf unterschiedliche Modellparameter untersucht und aufgrund ihrer Prognosegenauigkeit verglichen. Rastersuche bezeichnet die automatisierte Untersuchung aller Permutationen der Eingangsparameter für angegebene Werte. Die Rastersuche stellt einen iterativen Prozess dar, in dem im ersten

Schritt Wertebereiche eingegrenzt werden und in weiterer Folge deren Staffelung verfeinert wird.

Es ist wichtig, bei der Bewertung der Prognosegenauigkeit neben dem Testset auch das Validierungsset heranzuziehen, um ein *Overfitting* auf die Eingangsdaten zu verhindern.

### Variation der Eingangsparameter

Zusätzlich zur Variation der Modellparameter mittels Rastersuche werden unterschiedliche Kombinationen an Eingangsparametern untersucht. Mittels Korrelationsanalysen der Eingangsparameter sowie iterativ durch Bestimmung des Einflusses einzelner Parameter für die Prognose<sup>24</sup> werden unterschiedliche Parameterkombinationen untersucht. Eingangsparameter mit hoher paarweiser Korrelation sollten dabei vermieden werden, da sie die Aussagekraft eines Prognosemodells gefährden (Kuhn und Johnson 2016).

Zusätzlich können Kombinationen unterschiedlicher Eingangsparameter erstellt werden, um die Prognosegenauigkeit zu steigern. Auch das stellt einen iterativen Prozess dar. Im vorliegenden Fall bewährt sich beispielsweise die Kombination der Parameter Krümmung und Betriebsbelastung (Summe der Belastung der unterschiedlichen Fahrzeugtypen) als deren Produkt (siehe Tabelle 22).

In Tabelle 22 und Tabelle 23 sind für Bögen bzw. Geraden jeweils die Prognosegenauigkeiten der optimierten Modelle in Abhängigkeit der Eingangsparameter sowie des gewählten Datensets dargestellt. Es zeigt sich, dass die optimale Kombination der Eingangsparameter für alle Messquerschnitte bzw. nur für die Referenzmessquerschnitte ident ist.

Die größte Prognosegenauigkeit weist in allen Fällen die Random Forest Regression auf, wobei durch Optimierung der Modellparameter wie etwa die Erhöhung der minimalen Größe der noch zu teilenden Datenmengen die Differenz zwischen Testdaten und Validierungsdaten vermindert und ein potentiell *Overfitting* dadurch reduziert werden konnte. Die Prognose auf Basis der Referenzmessquerschnitte weist durchgehend ein höheres Bestimmtheitsmaß sowie ein geringeres RMSE auf.

Beide Varianten werden in weiterer Folge für die Prognose der Zustandsentwicklung herangezogen und evaluiert.

---

<sup>24</sup> Bei linearen Modellen werden dazu beispielsweise die standardisierten Koeffizienten der Eingangsparameter herangezogen, bei der *Random Forest* Regression der Einfluss der Eingangsparameter

Tabelle 22: Prognosegenauigkeit der optimierten Regressionsmodelle für alle Bögen in Abhängigkeit der Eingangsparameter

<b>Bögen</b>					
Eingangsparameter	Betriebsbelastung Hochflur	[Mt]	✓	✓	✓
	Betriebsbelastung Niederflur	[Mt]	✓	✓	✓
	Fahrgeschwindigkeit	[m/s]	✓	✓	✓
	Ø Beschleunigung Element	[m/s <sup>2</sup> ]	✓	✓	✓
	Elementtype	[G,P,K]	✓	✓	
	Krümmung	[κ]	✓	✓	✓
	Krümmung * Belastung	[Mt*κ]		✓	✓
	Profiltype	[1,2,3]	✓	✓	
	Prognosewsl. Profiltype	[%]	✓	✓	
	<b>Referenz MQ (std = 2,678)</b>				
<b>Neuronales Netz (mlp)</b>					
Testset	RMSE	1,472	1,466	1,495	
	R <sup>2</sup>	0,700	0,700	0,690	
Validierungsset	RMSE	1,501	1,486	1,511	
	R <sup>2</sup>	0,699	0,698	0,690	
<b>Random Forest Regression (rf)</b>					
Testset	RMSE	1,069	1,083	1,112	
	R <sup>2</sup>	0,838	0,834	0,826	
Validierungsset	RMSE	1,320	1,320	1,388	
	R <sup>2</sup>	0,758	0,758	0,737	
<b>Ridge Regression (ridge)</b>					
Testset	RMSE	1,920	1,834	1,888	
	R <sup>2</sup>	0,497	0,540	0,519	
Validierungsset	RMSE	1,961	1,864	1,921	
	R <sup>2</sup>	0,489	0,538	0,516	
<b>alle MQ (std = 2,544)</b>					
<b>Neuronales Netz (mlp)</b>					
Testset	RMSE	1,919	1,887	1,974	
	R <sup>2</sup>	0,420	0,437	0,392	
Validierungsset	RMSE	1,974	1,960	2,046	
	R <sup>2</sup>	0,399	0,407	0,362	
<b>Random Forest Regression (rf)</b>					
Testset	RMSE	1,271	1,289	1,364	
	R <sup>2</sup>	0,750	0,728	0,698	
Validierungsset	RMSE	1,740	1,733	1,846	
	R <sup>2</sup>	0,527	0,528	0,473	
<b>Ridge Regression (ridge)</b>					
Testset	RMSE	2,201	2,163	2,223	
	R <sup>2</sup>	0,251	0,276	0,240	
Validierungsset	RMSE	2,247	2,204	2,264	
	R <sup>2</sup>	0,233	0,260	0,226	

Tabelle 23: Prognosegenauigkeit der optimierten Regressionsmodelle für alle Geraden in Abhängigkeit der Eingangsparameter

Gerade				
Eingangsparameter	Betriebsbelastung Hochflur	[Mt]	✓	✓
	Betriebsbelastung Niederflur	[Mt]	✓	✓
	Fahrgeschwindigkeit	[m/s]	✓	✓
	Ø Beschleunigung Element	[m/s <sup>2</sup> ]	✓	✓
	Elementtype	[G,P,K]		
	Krümmung	[κ]		
	Krümmung * Belastung	[Mt*κ]		
	Profiltype	[1,2,3]	✓	
	Prognosewsl. Profiltype	[%]	✓	
Referenz MQ (std = 2,195)	<b>Neuronales Netz (mlp)</b>			
	Testset	RMSE	1,248	1,208
		R <sup>2</sup>	0,666	0,697
	Validierungsset	RMSE	1,261	1,225
		R <sup>2</sup>	0,660	0,691
	<b>Random Forest Regression (rf)</b>			
	Testset	RMSE	0,772	0,821
		R <sup>2</sup>	0,878	0,858
	Validierungsset	RMSE	0,990	1,112
		R <sup>2</sup>	0,806	0,748
	<b>Ridge Regression (ridge)</b>			
	Testset	RMSE	1,652	1,692
R <sup>2</sup>		0,455	0,435	
Validierungsset	RMSE	1,646	1,689	
	R <sup>2</sup>	0,458	0,437	
alle MQ (std = 2,185)	<b>Neuronales Netz (mlp)</b>			
	Testset	RMSE	1,658	1,814
		R <sup>2</sup>	0,419	0,321
	Validierungsset	RMSE	1,649	1,825
		R <sup>2</sup>	0,433	0,325
	<b>Random Forest Regression (rf)</b>			
	Testset	RMSE	1,032	1,134
		R <sup>2</sup>	0,765	0,713
	Validierungsset	RMSE	1,304	1,589
		R <sup>2</sup>	0,648	0,483
	<b>Ridge Regression (ridge)</b>			
	Testset	RMSE	1,913	2,014
R <sup>2</sup>		0,241	0,167	
Validierungsset	RMSE	1,911	2,031	
	R <sup>2</sup>	0,253	0,168	

## 8.6. Evaluierung der Prognosemodelle

### Anpassung an Zustandsdaten

In Abbildung 44 ist die Prognosegenauigkeit als Vergleich zwischen gemessenen und prognostizierten Werten exemplarisch für den Fall aller gefilterten und synchronisierten Messdaten mit optimierten Modell- und Eingangsparametern dargestellt. Es zeigt, dass die Random Forest Regression mit Abstand das höchste Bestimmtheitsmaß aufweist und über den gesamten Wertebereich im Vergleich zu den anderen Modellen keine systematischen Abweichungen aufweist.

Die dennoch große Streuung der Ergebnisse kann einerseits auf Messungenauigkeiten zurückgeführt werden, andererseits auf Einflussfaktoren, die mangels Verfügbarkeit nicht als Eingangsparameter herangezogen werden können. Das beinhaltet unter anderem die Oberbaugestaltung, die Längsneigung, die Belastung durch den Straßenverkehr, etc. Die Fahrgeschwindigkeit ist zudem nicht aus empirischen Werten ermittelt, sondern auf Basis von Simulationen.

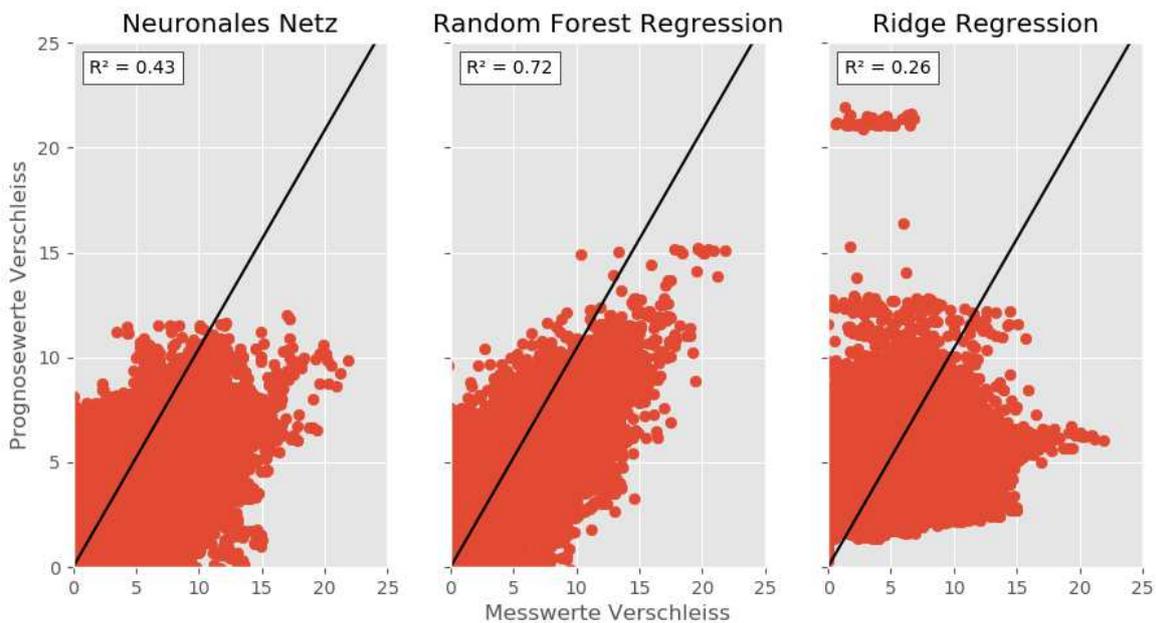
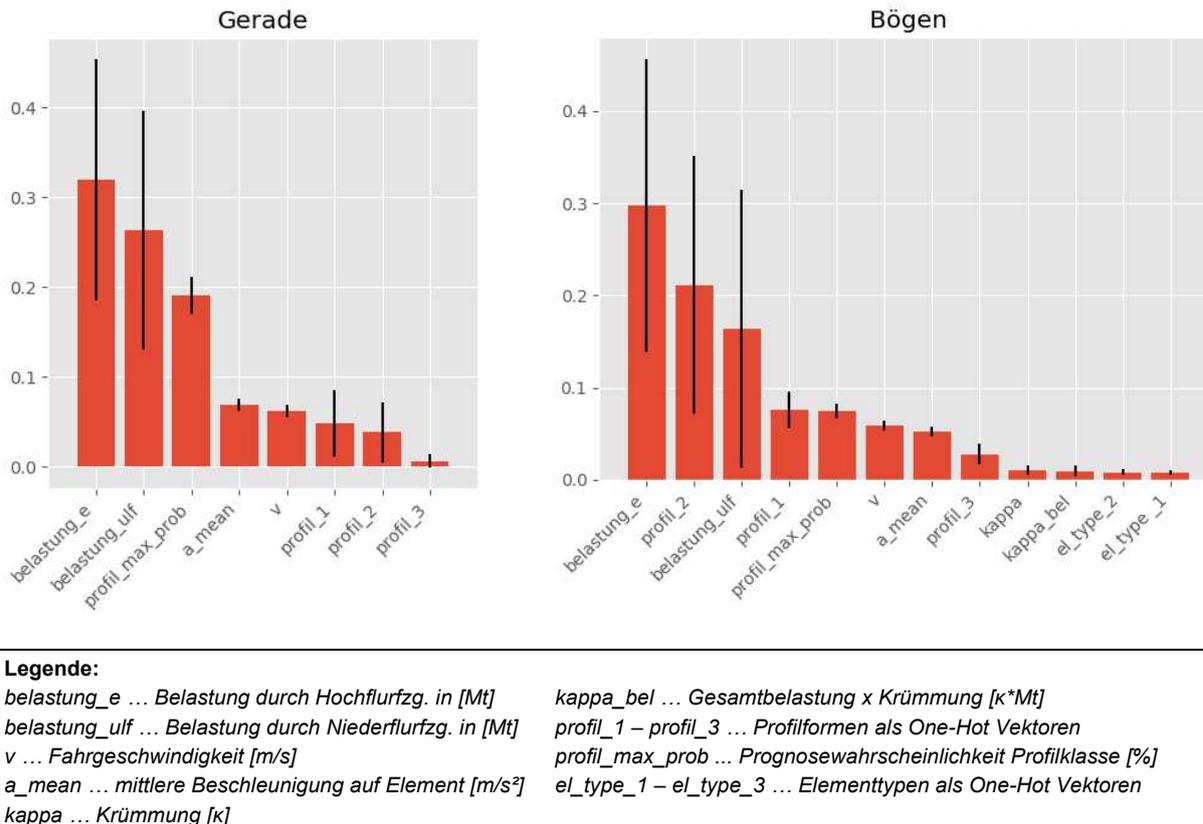


Abbildung 44: Vergleich von Mess- und Prognosewerten für alle gefilterten und synchronisierten Messquerschnitte

Abbildung 45 stellt, analog zur *Random Forest* Klassifizierung (vgl. Seite 63) den Einfluss der einzelnen Eingangsparameter bei der Ermittlung des Prognoseergebnisses dar. Es zeigt sich, dass die Betriebsbelastung sowohl in Bögen als auch in Geraden den größten Einfluss auf die Zustandsprognose hat. Die Geschwindigkeit spielt dabei eine eher untergeordnete Rolle, und die Krümmung bei Bögen liefert einen überraschend kleinen Beitrag.

In weiterer Folge werden die elementweisen Zustandsprognosen bis zum Erreichen des maßgebenden Grenzzustandes erläutert sowie ihre Anwendbarkeit evaluiert.



**Abbildung 45:** Einfluss der unterschiedlichen Eingangsparameter auf das *Random Forest* Regressionsmodell und deren Standardabweichung

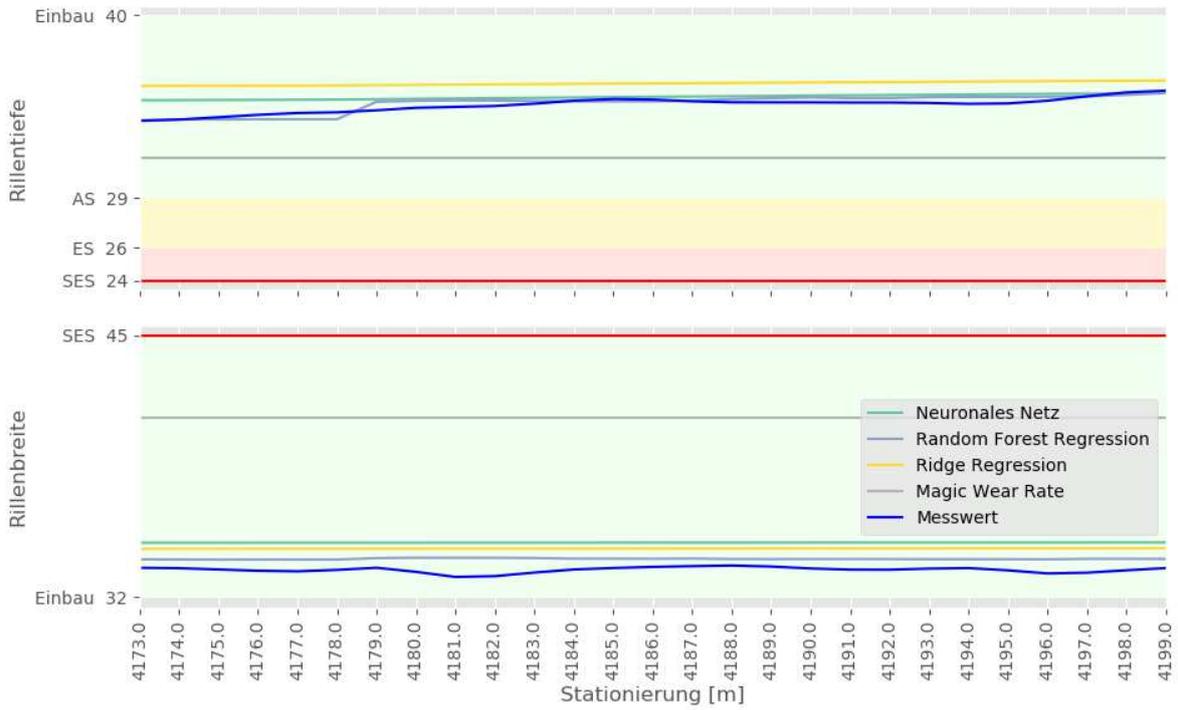
### Elementweise Zustandsprognose

Um eine Aussage über die künftige Entwicklung der Rillentiefe und Rillenbreite infolge Vertikal- bzw. Horizontalverschleiß eines Elements zu treffen, wird für den untersuchten Zeitraum die künftige Betriebsbelastung berechnet. Dabei kann auf den Mix der verwendeten Fahrzeuge sowie etwaige Änderungen in der Betriebsbelastung eingegangen werden. Als Ausgangswert wird die Belastung des letzten bekannten Betriebsjahres als unverändert für jedes folgende Jahr angenommen. Für jeden Querschnitt im untersuchten Element wird anschließend der entsprechende Verschleißwert in Abhängigkeit der Eingangsparameter prognostiziert.

Im ersten Schritt wird eine Prognose zum Zeitpunkt der Referenzmessfahrt getroffen, um eine Basis für die elementweise Kalibrierung bzw. für die Anpassung des Elements zu schaffen. Außerdem gibt der direkte Vergleich von Messdaten und Prognosedaten einen guten Überblick über die Prognosequalität für das jeweilige Element. In Abbildung 46 sind die Prognosewerte der unterschiedlichen Modelle mit dem Messwert für ein Element (Gerade) dargestellt. Das Diagramm veranschaulicht die elementspezifisch ermittelten Zustandsgrenzen<sup>25</sup>, welche auf der Ordinate vermerkt und farblich gekennzeichnet sind.

Als Vergleichsmodell wurde das auf Basis langer Messreihen ermittelte Verschleißmodell *Magic Wear Rate* herangezogen. Die Modelle der Mustererkennung bilden den Messzustand mit nur kleinen Abweichungen ab, wohingegen die *Magic Wear Rate* den Verschleiß überschätzt. Das lineare *Ridge* Regressionsmodell unterschätzt den Vertikalverschleiß leicht.

<sup>25</sup> Ausgehend vom Neuzustand werden – sofern im Regelwerk enthalten – Aufmerksamkeitsschwelle (AS), Eingriffsschwelle (ES) und Soforteingriffsschwelle (SES) angegeben. Letztere ist als Grenzzustand der technischen Liegedauer mittels horizontaler roter Linie markiert.



**Abbildung 46: Vergleich von Prognosedaten und Messdaten zum Zeitpunkt der Referenzmessfahrt**

Der mittels Messungen erhobene Referenzzustand dient als Ausgangszustand für die weitere Zustandsprognose. Für jeden Querschnitt wird die Prognose an den tatsächlichen Zustand angepasst, um dem unterschiedlichen Ergebnis der Zustandsbewertung mittels Prognosemodell und dem tatsächlich vorgefundenen Referenzzustand Rechnung zu tragen.

Dafür werden zwei unterschiedliche Ansätze gewählt. Der erste ist die Anpassung der künftigen Prognosewerte um den Versatz zwischen Prognose und Messung zum Referenzzeitpunkt.

$$\Delta y_i = \hat{y}_{i0} - y_{i0} \quad (24)$$

$$\hat{y}_{it,versatz} = y_{it} - \Delta y_i$$

Dabei stellt  $\Delta y_i$  den Versatz in Querschnitt  $i$  dar,  $\hat{y}_{i0}$  den Prognosewert im Ausgangszustand und  $y_{i0}$  den zugehörigen Messwert.  $\hat{y}_{it,versatz}$  ist der neu ermittelte Prognosewert zum Zeitpunkt  $t$ .

Im zweiten Ansatz werden die Prognosewerte nicht mittels eines konstanten Versatzes verändert, sondern mit einem von der Zeitspanne zwischen Prognosezeitpunkt und Einbauzeitpunkt abhängigen Versatz  $\delta_i(t)$ :

$$\delta_i(t) = \frac{\hat{y}_{i0} - y_{i0}}{t_{Referenz} - t_{Einbau}} \quad (25)$$

$$\hat{y}_{it,skaliert} = y_{it} - \delta_i * (t_t - t_{Einbau})$$

Dabei ist  $\hat{y}_{it,skaliert}$  der mittels des Anpassungsfaktors  $\delta_i$  skalierte Prognosewert.

Für jede Art der Anpassung und für jedes gewählte Modell kann anschließend für vorgegebene Belastungsschritte (und daraus abgeleitet für zeitliche Abstände) die Veränderung von Rillentiefe und Rillenbreite berechnet werden. Die technische Liegedauer wird bei der ersten Unter- bzw. Überschreitung der Soforteingriffsschwelle für Rillentiefe bzw. Rillenbreite durch einen Prognosewert erreicht. In Abbildung 47 ist exemplarisch die Entwicklung mittels skaliertes *Ridge* Regression dargestellt. Der maßgebende Querschnitt und der maßgebende Parameter (Rillentiefe) sind gekennzeichnet. Unter Annahme gleichbleibender jährlicher Belastung beträgt die maximale technische Liegedauer des untersuchten Elements weitere 49 Jahre.

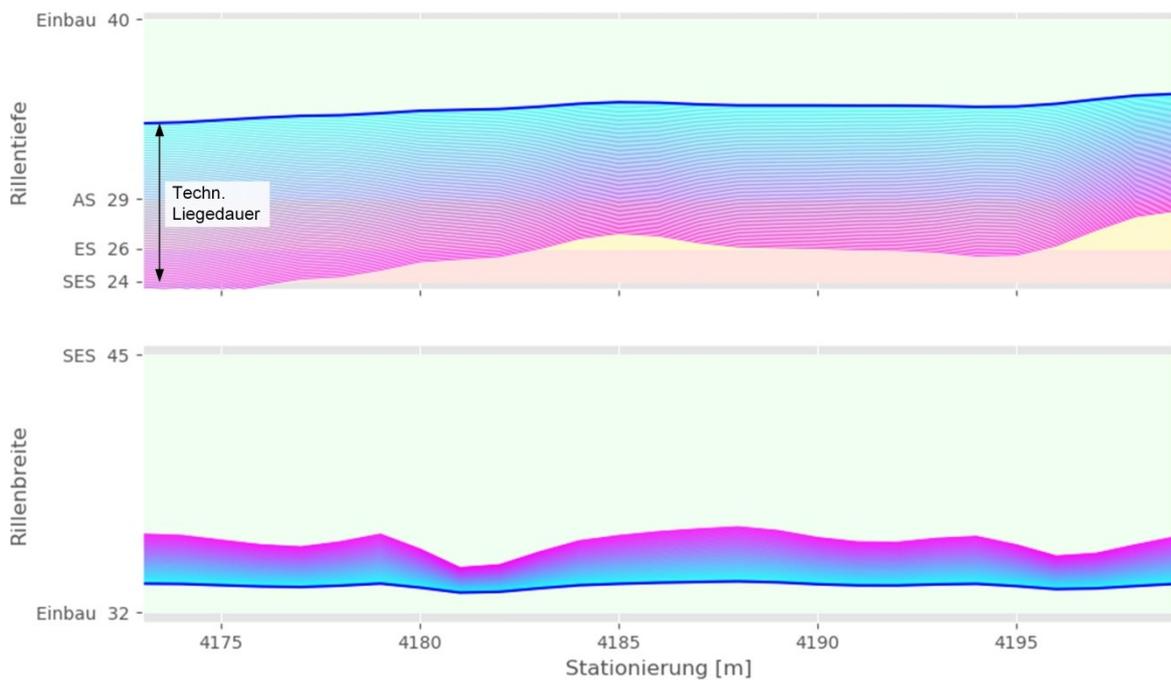


Abbildung 47: Verschleißverlauf des Fahrwegelements bei schrittweiser Steigerung der Gesamtbelastung.

In einem weiteren Schritt werden diese Zustandsentwicklungen für alle gewählten Modelle und jeweils beide Ansätze zur Anpassung ermittelt. Die Verläufe der für Rillentiefe und Rillenbreite jeweils maßgebenden Querschnitte werden dann gegenübergestellt. Abbildung 48 zeigt die zeitlichen Verläufe der jeweils maßgebenden Querschnitte für alle Modelle. Die graue Linie markiert eine einfache lineare Extrapolation der Geraden zwischen Einbauzeitpunkt und Referenzzeitpunkt, unabhängig von weiteren Eingangsparametern. Die senkrechte blaue Linie markiert den Zeitpunkt, an dem laut statistischer Auswertung vergangener Liegedauern im Rahmen des *Gläsernen Fahrwegs* das Element seine durchschnittliche Liegedauer erreicht.

Der Verlauf offenbart eine extreme Streuung der Ergebnisse der Zustandsprognose. Die Modelle der Mustererkennung, vor allem die *Random Forest* Regression, stellen (ohne Anpassung mittels Skalierung) überhaupt keinen Vertikalverschleiß dar. Zu begründen ist das damit, dass das Modell zur Ermittlung eines Prognosewertes immer auf die mittels Eingangswerten trainierten Entscheidungsbäume zurückgreift. Werden dabei keine ähnlichen Elemente mit abnehmenden Werten „gefunden“, ist das Modell auch nicht in der Lage, solche Entwicklungen abzubilden. Ähnlich verhält es sich mit neuronalen Netzen, wobei die kontinuierliche Verarbeitung der Eingangsdaten innerhalb der Netzstruktur dazu führt, dass

auch Zusammenhänge außerhalb des Wertebereichs der Eingangsdaten zumindest theoretisch dargestellt werden können.

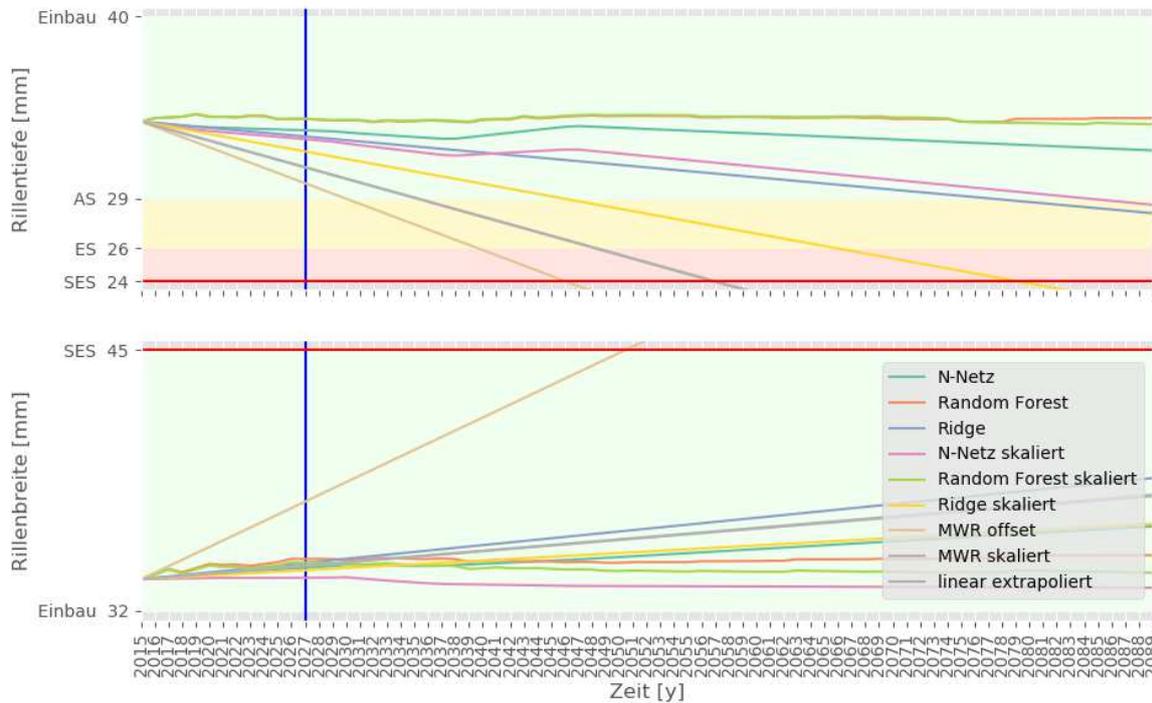
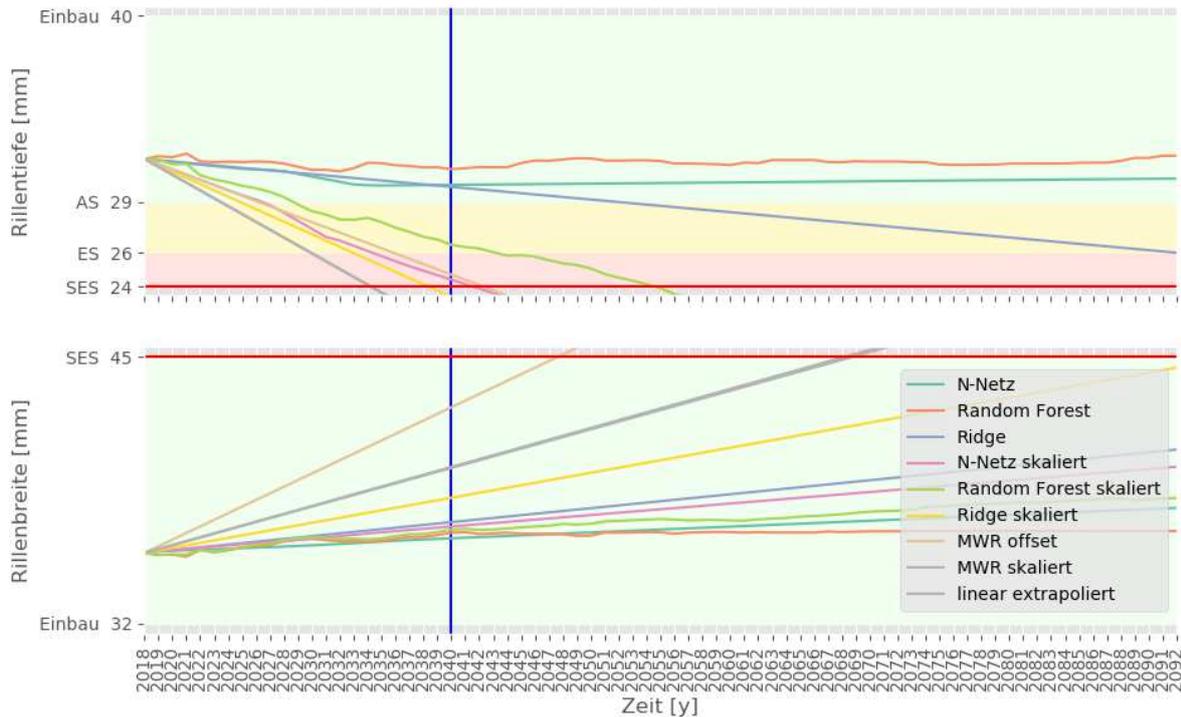


Abbildung 48: Vergleich langfristiger Zustandsprognosen unterschiedlicher Prognosemodelle

Die Streuung der Prognosewerte variiert zwischen den Elementen stark. Abbildung 49 stellt den Prognoseverlauf einer Geraden mit der gleichen jährlichen Betriebsbelastung dar. Dieses Element weist jedoch bereits einen weitaus größeren Verschleiß auf, was zu einer Verringerung der Streuung der skalierten Modelle führt.



**Abbildung 49: Vergleich langfristiger Zustandsprognosen unterschiedlicher Prognosemodelle bei fortgeschrittenem Verschleiß**

Es ist nicht möglich, eine Validierung der langfristigen Zustandsprognose durchzuführen, da keine Messreihen über einen längeren Zeitpunkt bestehen.

## 8.7. Anwendungsgrenzen der Zustandsprognose

### Extrapolation

Das offensichtliche Unvermögen der *Random Forest Regression* sowie in eingeschränktem Ausmaß der *Neuronalen Netze*, im vorliegenden Fall einen degressiven Zustandsverlauf darzustellen, kann auf die Zusammensetzung der Eingangsdaten zurückgeführt werden. In Abbildung 50 ist die Verteilung aller gefilterten und synchronisierten Messquerschnitte nach der gesamten kumulierten Belastung sowie nach der mittleren Rillentiefe dargestellt.

Betrachtet man die Anzahl der Messquerschnitte mit einer Rillentiefe unterhalb von 30 mm, so ist dieser Wertebereich massiv unterrepräsentiert. Genau in diesem Wertebereich liegt jedoch die Annäherung an den Grenzzustand der Rillentiefe (SES). Die *Random Forest Regression*, die zwar bei der Prognosegenauigkeit der vorhandenen Messquerschnitte mit Abstand das größte Bestimmtheitsmaß und den geringsten RMSE aufweist, ist jedoch kein zuverlässiges Modell, um Extrapolationen außerhalb des bekannten Wertebereichs durchzuführen, da die Prognose immer nur Mittelwerte bestehender Daten wiedergeben kann (Hengl et al. 2018). Auch bei der Regression mittels neuronaler Netze ist die Prognosegenauigkeit für Extrapolationen unsicher. Zwar kann aufgrund der kontinuierlichen Netzarchitektur grundsätzlich jeder Eingangswert zu einem Ausgangswert verarbeitet werden; wenn die Gewichtungen jedoch nicht mittels Trainingsdaten im jeweiligen Wertebereich trainiert sind, führt das zu großen Abweichungen. (Trappenberg 2010)

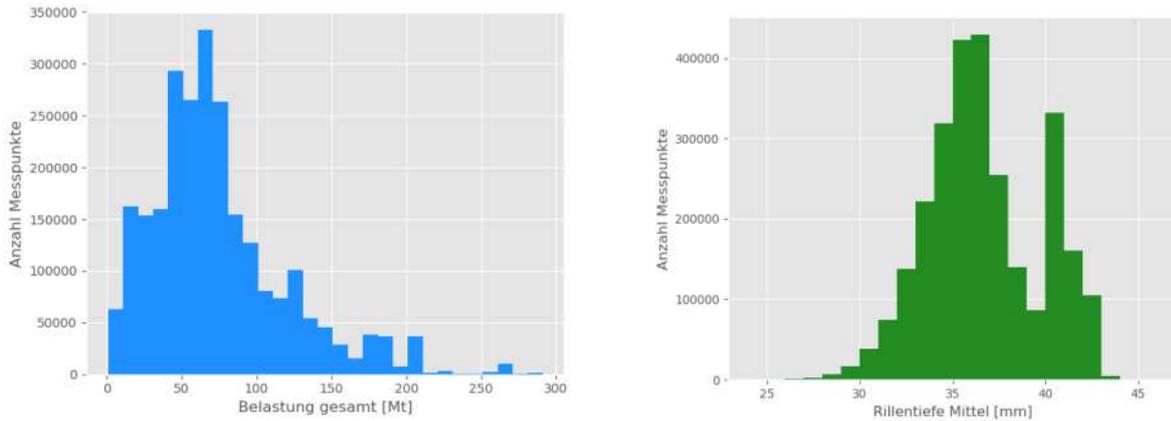


Abbildung 50: Verteilung der verfügbaren Messquerschnitte nach Gesamtbelastung (links) und Rillentiefe (rechts)

Grundsätzlich besteht die Möglichkeit, mittels *Oversampling* (siehe Seite 73ff) unterrepräsentierte Bereiche der Zielparameter auszugleichen. Dabei werden aber zwangsläufig die vorhandenen Messquerschnitte im jeweiligen Wertebereich überrepräsentiert. Im vorliegenden Fall führen verschiedene Verfahren des *Oversamplings* zu keiner Erhöhung der Prognosegenauigkeit, im Gegenteil: Ausreißer im Wertebereich werden überrepräsentiert und führen zu einer drastischen Abnahme der Prognosegenauigkeit aller Modelle.

Es ist davon auszugehen, dass mit ausreichend verfügbaren Messwerten, die den gesamten Wertebereich während des Lebenszyklus einer Schiene abbilden, als Eingangsdaten für die Modelle *Random Forest Regression* und neuronale Netze gute Aussagen über die Zustandsentwicklung eines Elements getroffen werden können. Da für den Bereich nahe der Grenzzustände jedoch kaum Messwerte vorliegen, funktioniert die Prognose im mittleren Bereich der Liegedauer (dort, wo viele Eingangsdaten vorhanden sind) gut, eine Extrapolation zur Prognose der Grenzzustände ist jedoch derzeit nicht zuverlässig möglich.

Um dennoch zu einer Aussage über die prognostizierte technische Liegedauer zu kommen, können lineare Modelle herangezogen werden. Während die Ridge Regression (ebenfalls in Ermangelung eines ausgeglichenen Datensets) tendenziell eine zu flache Verschleißkurve prognostiziert, kann die lineare Extrapolation des Referenzzustands als Vergleich zum Einbauzustand dienen. Dabei kann die Liegedauer in Jahren als Basis für die Extrapolation herangezogen werden. Da die Betriebsbelastung jedoch der maßgebende Einflussparameter ist, erscheint es zweckmäßig, die Betriebsbelastung als Basis der Extrapolation heranzuziehen.

### Zustandsprognose in Bögen

Bei Geraden kann davon ausgegangen werden, dass sich die Schienenkopfgeometrie entlang des Lebenszyklus infolge des Verschleißes kontinuierlich und ohne Interventionen entwickelt. Hingegen werden in Bögen Aufschweißungen durchgeführt, die die Profilgeometrie verändern und dem Verschleiß entgegenwirken. Durch Aufschweißen von Fahr- oder Leitkante wird nur dem Horizontalverschleiß entgegengewirkt, dem maßgebenden Parameter für die technische Liegedauer eines Elements. Werden die Aufschweißungen zum idealen Zeitpunkt durchgeführt, lässt sich das Erreichen der maximalen Rillenbreite soweit verzögern, dass der Vertikalverschleiß und das Erreichen der SES für die minimale Rillentiefe zum maßgebenden Parameter werden (siehe Abbildung 51). (Hammer und Pototschnig 2013)



# 9. Optimierung der Lebenszykluskosten für Fahrwegabschnitte

## 9.1. Grundlegende Herangehensweise

Basierend auf der prognostizierten maximalen technischen Liegedauer der Fahrwegelemente sollen alle Kosten, die während deren Lebenszyklen anfallen, zeitlich verortet dem jeweiligen Element zugeordnet werden. Zusätzlich sind die Aufwände, die durch die reduzierte Nutzbarkeit bei Erreichen der Soforteingriffsschwelle entstehen, als Betriebserschwerniskosten (BEK) zu ermitteln.

Eine Optimierung hinsichtlich der Lebenszykluskosten eines Elements erlaubt die Ermittlung des technisch-wirtschaftlich optimalen Eingriffszeitpunktes. Der Prozessverlauf der Lebenszykluskosten (LCC) ist in Abbildung 52 dargestellt.

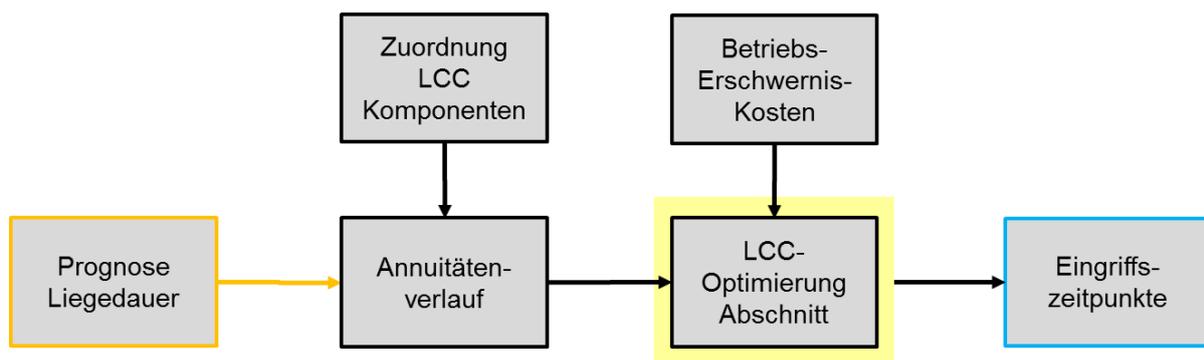


Abbildung 52: Prozessablauf zur Ermittlung der technisch-wirtschaftlichen optimalen Nutzungsdauer

Zunächst wird eine passende Methode zur Abbildung der LCC und zu deren Vergleich identifiziert und anschließend die Kostenkomponenten ermittelt und zugeordnet.

## 9.2. Bestimmung der wirtschaftlich optimalen Nutzungsdauer

Grundsätzlich wird in der Wirtschaftlichkeitsberechnung zwischen statischen und dynamischen Methoden unterschieden. Während statische Methoden von einem konstanten Geldwert ausgehen, verändert sich dieser bei dynamischen Methoden. Dadurch wird dem Zeitpunkt einer Aufwendung eine große Bedeutung beigemessen, da Geldflüsse in dessen Abhängigkeit auf- bzw. abgezinst werden. Eine Kenntnis aller durch das betrachtete Objekt bzw. Projekt verursachten Zahlungsströme und deren zeitliche Positionierung sind daher unabdingbar. (Veit 1999)

Zur Bestimmung der wirtschaftlich optimalen Nutzungsdauer einer Anlage müssen alle während deren Lebenszyklus anfallenden Kosten quantifiziert und zeitlich „verortet“ werden. Wenn angenommen werden kann, dass eine Anlage nach Erreichen ihrer Nutzungsdauer

gleichwertig ersetzt wird, kann die wirtschaftlich optimale Nutzungsdauer ohne Einbezug der Folgeinvestition ermittelt werden. (Veit 1999)

Eine Möglichkeit, den Kostenverlauf über den gesamten Lebenszyklus eines Infrastrukturbauwerkes darzustellen und den wirtschaftlich günstigsten Zeitpunkt für eine Erneuerung zu identifizieren, bietet die Annuitätenmethode. Diese ist eine dynamische Bewertungsmethode, die den Zahlungszeitpunkt durch Auf- und Abzinsen von Zahlungen gegenüber dem Bezugszeitpunkt berücksichtigt. Bei Liegedauern von Straßenbahn-Infrastrukturbauwerken von mitunter mehreren Jahrzehnten ist ein solcher Ansatz zweckmäßig. Während die Kapitalwertmethode<sup>26</sup> nur einen direkten Vergleich zweier Varianten zum Bezugszeitpunkt erlaubt, bietet die Annuitätenmethode die Möglichkeit, den Kostenverlauf entlang des gesamten Lebenszyklus darzustellen. Dadurch kann der Zeitpunkt des optimalen Zeitpunkts für die Erneuerung (Minimum der Annuität) ermittelt werden. (Fendrich und Fengler 2013)

Die Annuität, der durchschnittliche dynamische Jahresgewinn (bzw. Jahreskosten), bildet sich als Produkt von Kapitalwert  $C$  und Kapitalwiedergewinnungsfaktor  $KWF$ :

$$A = KWF * C \quad (26)$$

mit dem Kapitalwiedergewinnungsfaktor

$$KWF = (1 + i)^t * \frac{i}{(1 + i)^t - 1} \quad (27)$$

und dem Kapitalwert  $C$  allgemein als

$$C = \sum_{t=0}^T (1 + i)^{-t} * Z'_t \quad (28)$$

Dabei stellt  $Z'_t$  einen allgemeinen Zahlungsvektor zum Zeitpunkt  $t$  dar, während  $i$  den vorab definierten jährlichen Zinssatz bezeichnet.

Die wesentlichen Kostenkomponenten für Eisenbahn-Fahrweginfrastruktur im Allgemeinen sind Investitionskosten bzw. die daraus über die gesamte Liegedauer errechneten Abschreibungskosten, durch Beeinträchtigungen der Nutzbarkeit dieser Infrastruktur bzw. entgangene Einnahmen entstandene Kosten, Betriebserschwerungskosten sowie für die Erhaltung der Nutzbarkeit der Infrastruktur anfallenden Instandhaltungskosten. Je nach Berechnungsschema werden diese dynamisch mit einem zugrundeliegenden Zinssatz oder statisch als absolute Kosten angesetzt.

In weiterer Folge werden die unterschiedlichen Kostenkomponenten vorgestellt und hinsichtlich ihres zeitlichen Auftretens sowie ihres finanziellen Volumens auf Basis von statistischen Auswertungen, Erfahrungswerten und Fachliteratur quantifiziert.

---

<sup>26</sup> Bei der Kapitalwertmethode werden alle entsprechend ihres Zahlungszeitpunktes anfallenden Kosten gegenüber einem Bezugszeitpunkt auf- bzw. abgezinst und summiert. (Fendrich und Fengler 2013)

### 9.3. Investitionskosten

Die Investitionskosten von Infrastrukturbawerken beinhalten alle infolge Projektierung, Planung, Bau und Inbetriebnahme anfallenden Kosten. Diese Kosten fallen naturgemäß am Beginn des Lebenszyklus eines Bauwerks an. In der Annuitätenmethode werden die Investitionskosten als Abschreibungskosten über die gesamte Liegedauer dargestellt, wobei die jährlichen Abschreibungskosten einer  $1/N$  Funktion folgen. (Veit 1999) Die jährliche Abschreibung wird mittels des internen Zinssatzes zum Bezugszeitpunkt auf- bzw. abgezinst.

In Tabelle 24 sind durch vergleichende Untersuchung ermittelte Netto-Herstellungskosten für unterschiedliche Oberbauformen angegeben. In Wien kommt vorwiegend die Oberbauform „Beton-Großflächenplatten“ zur Anwendung. Diese Werte beziehen sich vordergründig auf Unterschiede der Oberflächeneindeckung. Eine weitere Differenzierung nach Bauform von Schall- und Erschütterungsschutz sowie die Berücksichtigung des bestehenden Oberbaus bei der Erneuerung haben ebenso Einfluss und bedürfen künftiger Erhebungen.

Die Investitionskosten werden zu Beginn der Liegedauer angesetzt und mit weiterem Verlauf entsprechend aufgezinnt sowie als Abschreibungskosten auf die Liegedauer aufgeteilt. Sofern bei einer Erneuerung die betriebliche Funktion gleichwertig ersetzt wird, sind die Reinvestitionskosten nicht relevant für die Ermittlung der Annuitäten.

**Tabelle 24: Nettoherstellungskosten für unterschiedliche Oberbauformen des Straßenbahn-Fahrwegs;**  
Quelle: (FCP 2018)

<b>Investitionskosten Neubau/Erneuerung</b>				
Eingriffsschwelle	Ende der technischen Liegedauer Bewertung durch Fachpersonal			
Einflussparameter	<b>Bauform Oberflächeneindeckung</b>			
	Beton-Großflächenplatten			
	Ortbeton			
	Asphalt			
	Grüngleis			
	<b>Bauform Schall- und Erschütterungsschutz</b>			
	<b>Bestehender Oberbau</b>			
Asphaltoberbau 1: "Rheinfeder"	Deckschicht Asphalt	€	26,0	[/lfm]
	Tragschicht Asphalt (2 Lagen)	€	106,0	[/lfm]
	Ausgleichsschicht Beton	€	31,0	[/lfm]
	Vorspritzen Asphalt (2x)	€	7,0	[/lfm]
	Fugenband	€	32,0	[/lfm]
	Gleistragplatte Stahlbeton	€	762,0	[/lfm]
	Schiene inkl. Flachstahlschwelle, Befestigung, Ummantelung & Transport	€	516,0	[/lfm]
	<b>SUMME</b>	<b>€</b>	<b>1.480,0</b>	<b>[/lfm]</b>
Asphaltoberbau 2: "Rheda City"	Deckschicht Gussasphalt	€	81,0	[/lfm]
	Asphaltbinder	€	20,0	[/lfm]
	Asphalttragschicht	€	53,0	[/lfm]

	Vorspritzen Asphalt	€ 7,0	[/lfm]
	Einbau Asphaltsschichten	€ 234,0	[/lfm]
	Zweiblockschwelle inkl. Ummantelung & Befestigung	€ 260,0	[/lfm]
	Fugenband	€ 32,0	[/lfm]
	Konstruktionsbeton	€ 247,0	[/lfm]
	Rillenschiene neu verlegen	€ 177,0	[/lfm]
	<b>SUMME</b>	<b>€ 1.111,0</b>	<b>[/lfm]</b>
Beton-Großflächenplatten	Bandplatte (2x)	€ 93,0	[/lfm]
	Trogplatte	€ 76,0	[/lfm]
	Lieferung und Einbau Platten	€ 126,0	[/lfm]
	Splittunterlage	€ 25,0	[/lfm]
	Gleistragplatte unbewehrt	€ 269,0	[/lfm]
	Rillenschiene neu verlegen inkl. Einlageziegel	€ 198,0	[/lfm]
	<b>SUMME</b>	<b>€ 787,0</b>	<b>[/lfm]</b>
Ortbetonbandl	Ortbetonbandl (2x)	€ 93,0	[/lfm]
	Trogplatte	€ 117,0	[/lfm]
	Lieferung und Einbau Platten	€ 66,0	[/lfm]
	Splittunterlage	€ 13,0	[/lfm]
	Gleistragplatte unbewehrt	€ 269,0	[/lfm]
	Rillenschiene neu verlegen inkl. Einlageziegel	€ 198,0	[/lfm]
	<b>SUMME</b>	<b>€ 756,0</b>	<b>[/lfm]</b>
Grüngleis **, ***	Unterbau unabhängig von Begrünung (s. andere Bauformen)		
	Gleisrost inkl. Ummantelung (s. andere Bauformen)		
	Rasensubstratschicht	€ 8,2	[/lfm]
	Planum	€ 1,7	[/lfm]
	Rasensaat	€ 0,5	[/lfm]

### Abbruchkosten

Da grundsätzlich davon auszugehen ist, dass nach Erreichen der Liegedauer eines Fahrwegelements dieses im Zuge des Abbruchs funktionell gleichwertig ersetzt wird (Erneuerung), sind Abbruchkosten zum Ende des Lebenszyklus in den Erneuerungskosten enthalten. Sie fallen zwangsläufig zum Ende der Liegedauer an und sind daher für die Ermittlung des optimalen Eingriffszeitpunkts bei elementweiser Betrachtung nicht relevant.

Da für die Erneuerung von Fahrwegelementen neben den meterbezogenen Material- und Arbeitskosten auch Einmalkosten (Baustelleneinrichtung etc.) anfallen, ist eine Zusammenfassung benachbarter Fahrwegelemente zu berücksichtigen. Das wird in weiterer Folge bei Erstellung der abschnittsbezogenen Optimierung berücksichtigt.

## 9.4. Instandhaltungskosten

Laut Straßenbahnverordnung umfasst die Instandhaltung von Betriebsanlagen die Wartung, die Inspektion und die Instandsetzung. (Bundeskanzleramt Österreich 03.03.2000)

Die einzelnen Tätigkeiten werden erläutert und die dadurch verursachten Kosten in weiterer Folge quantifiziert sowie auf Basis von Erfahrungswerten bzw. Auswertungen zeitlich über den Lebenszyklus der Fahrweegelemente verortet. Die Kostenfaktoren der einzelnen Kostenkomponenten werden hinsichtlich folgender Kriterien modelliert bzw. kategorisiert:

- Art der Eingriffsschwelle
- Abhängigkeit von Einflussfaktoren
- Auftretenshäufigkeit (abhängig von den Einflussfaktoren)
- Kosten pro Einheit (wo möglich, Bezug auf Laufmeter Fahrweg)

## Inspektion

Die Inspektion der Straßenbahn-Fahrweegelemente im Netz der Wiener Linien erfolgt durch die Begehung durch Fachpersonal nach vorausbestimmten Intervallen. Tourengleise werden laut Instandhaltungsplan 2x jährlich begangen, Betriebsgleise 1x jährlich. Die dadurch verursachten Kosten sind jährlich konstant<sup>27</sup> und werden aus den Personalkosten und der Kilometerleistung ermittelt. In Tabelle 25 ist die Ermittlung der Inspektionskosten zusammengefasst.

**Tabelle 25: Kostenaufstellung Inspektion**

Inspektion der Gleisanlagen		
Eingriffsschwelle	festgelegte Intervalle (= zeitabhängig)	
	Tourengleise*:	2 x [/Jahr]
	Betriebsgleise:	1 x [/Jahr]
Einflussparameter	[-] keine	
Aufwand**	Personalstunde	€ 37 [/h]
	Arbeitsleistung	500 [lfm/h]
	Personenzahl	3
	<b>Aufwand</b>	<b>€ 0,22 [/lfm]</b>
Eingriffszeitpunkt	vorausbestimmte Intervalle (1x jährlich)	

Quellen: \* (Bundeskanzleramt Österreich 03.03.2000)

\*\* (Schönwälder 2015)

## Reinigung & laufende Wartung

Rückstände von Sand, Salz sowie anderen Fremdkörpern führen zu Ablagerungen in den Rillen der Rillenschienen. Mittels Saugwagen werden die Rillen gereinigt. Das geschieht kontinuierlich und über das Netz verteilt. Vor allem vor dem Einsatz des Gleismesswagens ist, um aussagekräftige Messdaten zu erlangen, eine Reinigung der Rillen notwendig. Die

<sup>27</sup> Im Instandhaltungsplan der Wiener Linien werden diese Arbeiten unverändert über die gesamte Liegedauer durchgeführt. Laut Straßenbahnverordnung müssten diese erst ab dem 5. Betriebsjahr einer Anlage durchgeführt werden (Bundeskanzleramt Österreich 03.03.2000).

durchschnittliche Kilometerleistung für Wartungsarbeiten durch Sonderfahrzeuge und die daraus abgeleiteten jährlichen Kosten pro Laufmeter wurden von (Schönwälder 2015) ermittelt und sind in Tabelle 26 dargestellt. Sie sind jährlich und unabhängig vom Anlagenzustand konstant anzusetzen.

Tabelle 26: Kostenaufstellung laufende Wartung durch Sonderfahrzeuge

<b>Wartung durch Sonderfahrzeuge</b>	
Eingriffsschwelle	kontinuierlicher, netzweiter Betrieb aller Fahrzeuge
Einflussparameter	Fahrten Messwagen (Reinigung vor Messung)
Kosten*	Kehrwagen Rillenreiniger Schmierwagen <b>Mittlerer jährlicher Aufwand*</b> <b>€ 0,18 [l/m]</b>
Eingriffszeitpunkt	vorausbestimmte Intervalle

Quellen: \* (Schönwälder 2015)

### Instandhaltung Eindeckung

Neben der Gewährleistung der Betriebssicherheit für den Straßenbahnverkehr haben eingedeckte Oberbauformen meist auch die Verkehrssicherheit für den darauf verkehrenden Kfz-, Fahrrad und Fußgängerverkehr zu gewährleisten. Somit sind Fugen, Stufen und Ausbrüche an der Oberflächeneindeckung zu limitieren (Thorstensen 2019). Zusätzlich können Schäden an der Eindeckung Folgeschäden nach sich ziehen.

Je nach Bauform der Oberflächeneindeckung bestehen unterschiedliche Schadensbilder. Die Maßnahmen zur Behebung bzw. Instandhaltung und deren spezifische Kosten sind in Tabelle 27 angeführt. Maßgebliche Einflüsse auf die Zustandsentwicklung der Oberflächeneindeckung ist der darauf verkehrende Kfz-Verkehr (Verkehrsstärke, Wirkungsrichtung und Fahrzeuglasten).

Tabelle 27: Kostenaufstellung Instandhaltung von Eindeckungen nach Bauform

<b>Instandhaltung der Eindeckung</b>	
Eingriffsschwelle	Feststellung Mängel (Inspektion) Erfahrungswerte Eingriffszeitpunkte*
Einfluss	<b>Bauform</b>
	Beton-Großflächenplatten
	Ortbeton
	Asphalt
	Grüngleis (hochliegend/tiefliiegend)
Einfluss	<b>Belastung durch Straßenverkehr</b>
	Fahrzeugmix (Anzahl, Art)
	Krafteinwirkung (Gerade, Bogenfahrt)
Einfluss	<b>Entwässerung</b>
	<b>Pflege Begrünung</b>
Kosten Asphalt	Erneuerung Asphaltdecke 4 cm* € 53,1 [/lfm] Erneuerung Asphaltdecke 10 cm* € 132,7 [/lfm] Fugenverguss* € 32,4 [/lfm]
Kosten Großflächenpl.	Platten umlegen* € 3,5 [/lfm] Nachsandung* € 0,4 [/lfm]
Kosten Ortbeton	Sanierung Risse (Risslänge 2,4 m)* € 0,2 [/lfm]
Kosten Grüngleis	lfd. Pflege Vegetation** € 30,0 [/lfm]
Eingriffszeitpunkt	reaktiv/zustandsabhängig

Quellen: \* (Ak 2017)  
\*\* (Kehrer 23.07.2019)

Die Eingriffszeitpunkte werden mittels Zustandsbewertung im Rahmen der Inspektion ermittelt und sind somit reaktiv und zustandsabhängig. Mangels zentraler Erfassung der durchgeführten Arbeiten sind keine differenzierten Erfahrungswerte ableitbar.

In (Ak 2017) sind auf Basis von Expertengesprächen die durchschnittlichen Eingriffszeitpunkte und Mengengerüste für Instandhaltungsmaßnahmen von Oberflächeneindeckungen ermittelt (siehe Tabelle 28). Mangels elementgenauer Zustandsdaten der Oberflächeneindeckung werden die vorliegenden Werte für die Annuitätenprognose herangezogen. (Thorstensen 2019) formuliert ein Konzept für die Parametrisierung und objektivierte Zustandsbeschreibung von Oberflächeneindeckungen als Basis für eine Zustandsprognose.

Tabelle 28: Kostenaufstellung Instandhaltung von Eindeckungen nach Bauform

		10 Jahre	20 Jahre	30 Jahre	40 Jahre
Asphalt	Erneuerung Asphaltdecke 4 cm	1		1	
	Erneuerung Asphaltdecke 10 cm		1		Erneuerung
	Fugenverguss	1	1	1	
Großflächenplatten	Platten umlegen	1	1	1	1
	Nachsanden		1		1
	Tausch schadhafter Platten	1	2	3	4
Ortbeton	Sanierung Risse	1	1	1	1

### Auftragsschweißen

Um dem horizontalen Schienenverschleiß, welcher in Bögen in der Regel die maßgebende Verschleißform ist, entgegenzuwirken, kann an Fahr- und Leitkante der Rillenschiene mittels Aufschweißungen Material hinzugefügt werden (siehe Abbildung 30).

Da dabei das Materialgefüge verändert wird, sind Aufschweißungen am selben Querschnitt maximal 3 Mal möglich (Schönwälder 2015). Speziell wärmebehandelte Schienen eignen sich meist nicht für Aufschweißungen. Diese sind im Straßenbahnnetz der Wiener Linien jedoch nur in einzelnen Bögen zu Testzwecken eingebaut. In der vorliegenden Betrachtung werden sie deshalb nicht berücksichtigt.

Tabelle 29 dokumentiert Einflussparameter und Kosten für die Aufschweißung von Rillenschienen.

Um eine Aussage treffen zu können, in welchen Intervallen Aufschweißungen an Fahrweg-elementen durchgeführt werden, wird eine statistische Auswertung anhand dokumentierter Aufschweißungen durchgeführt und anschließend auf Basis der Einflussparameter Bogenradius und Betriebsbelastung den Elementen zugeordnet. Als Eingangsdaten werden alle Aufschweißungen im Teilnetz Süd (entspricht ~25% des Gesamtnetzes) in den Jahren 2001 bis 2019 aus vorliegenden Plänen digital erfasst und elementgenau zugeordnet. Der Zeitpunkt kann jahrgenau zugeordnet werden (siehe Kapitel 7.2). Abbildung 53 zeigt die Verteilung der Elemente nach der Anzahl an Aufschweißungen im betrachteten Zeitraum in Abhängigkeit ihres Bogenradius.

Tabelle 29: Kostenaufstellung und Einflussparameter für Auftragsschweißungen

**Auftragsschweißen**

Eingriffsschwelle	Zustand Fahrkante (Außenschiene) Zustand Leitkante (Innenschiene) Bewertung durch Fachpersonal
-------------------	--

Einflussparameter	<b>Bogenradius</b> Häufigkeit steigt mit zunehmender Krümmung Aufschweißungen i.d.R. nur in Bögen
	<b>Betriebsbelastung</b> Häufigkeit steigt mit zunehmender Betriebsbelastung
	<b>Stahlgüte</b> (bis 290 möglich, ab 220 Vorwärmen) bis 290 Aufschweißen möglich ab 220 Vorwärmen nötig

Aufwand**	Arbeitsleistung	6 [m/h]
	Preis gem. Rahmenvertrag*	98 [/lfm]
	<b>Aufwand</b>	<b>€ 98,00 [/lfm]</b>

Eingriffszeitpunkt	reaktiv/zustandsabhängig
--------------------	--------------------------

Quellen: \* (Schönwälder 2015)  
\*\* (Kehrer 23.07.2019)

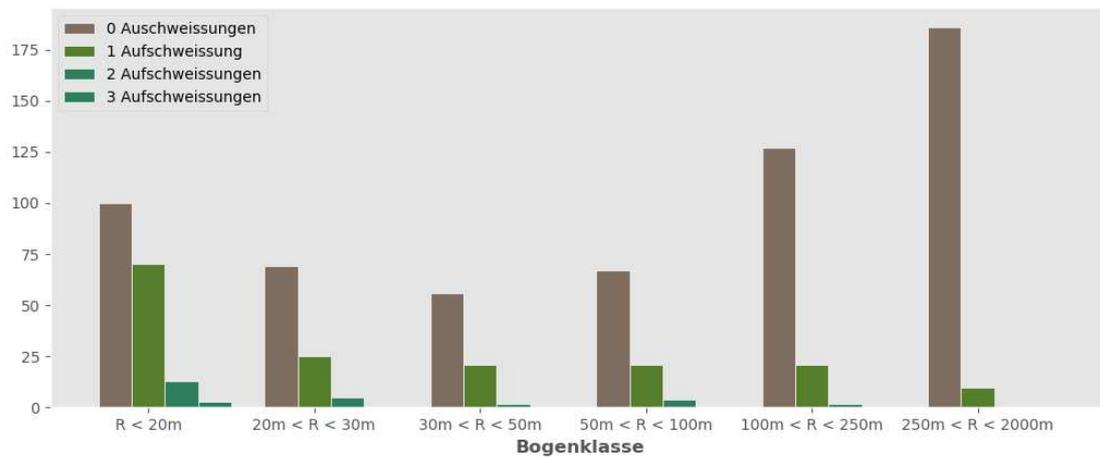


Abbildung 53: Zahl der Aufschweißungen nach Bogenradien

In weiterer Folge werden Auswertungen in Abhängigkeit der Parameter Bogenradius sowie der jährlichen Betriebsbelastung vorgenommen. Dabei ist es naheliegend, die entsprechende Einteilung des Modells Gläserner Fahrweg heranzuziehen (vgl. Tabelle 3).

Für jede dieser Klassen wird anschließend eine individuelle Auswertung erstellt. In Tabelle 30 ist exemplarisch die Auswertung für die Elementklasse mit einem Radius zwischen 50m und 100m sowie einer jährlichen Betriebsbelastung von 4 bis 6 Mt dargestellt. Die Spalte Wahrscheinlichkeit drückt aus, zu welchem Prozentsatz ein Element dieser Klasse die entsprechende Anzahl an Aufschweißungen während seiner Liegedauer hat. Dafür werden

alle Elemente der entsprechenden Klasse verglichen und der Betrachtungszeitraum (2001-2019) entsprechend der durchschnittlichen Liegedauer mit einem Korrekturfaktor angepasst<sup>28</sup>.

Im vorliegenden Fall werden an einem Element der gegebenen Klasse mit einer durchschnittlichen Liegedauer von 18 Jahren in 50,7% aller Fälle während der Liegedauer eine Aufschweißung durchgeführt. Mehrere Aufschweißungen kommen bei dieser Elementklasse nicht vor. Die Aufschweißung wird im Schnitt im 12. Jahr der Liegedauer durchgeführt.

**Tabelle 30: Exemplarische Auswertung für gegebene Elementklasse**

<b>Ø Liegedauer = 18 Jahre</b>				
<b>50m &lt; R &lt; 100m</b>	Wahrscheinlichkeit	1. Aufschw.	2. Aufschw.	3. Aufschw.
<b>4Mt &lt; Bel &lt; 6 Mt</b>	[%]	[Jahr]	[Jahr]	[Jahr]
0 Aufschweißungen	49,3%			
1 Aufschweißung	50,7%	12		
2 Aufschweißungen	0%			
3 Aufschweißungen	0%			

Für die Ermittlung der Kosten für Aufschweißungen für das Annuitätenmonitoring werden diese Werte herangezogen. Im 12. Jahr der Liegedauer werden 50,7% der Kosten einer Aufschweißung angesetzt. Der Zeitpunkt wird entsprechend dem Verhältnis von prognostizierter und durchschnittlicher Liegedauer angepasst.

Dieses Vorgehen ermöglicht, realitätsnahe Abschätzungen des Aufwands für Aufschweißungen abzubilden. Allerdings ist es nicht möglich, den für die Maximierung der Liegedauer idealen Zeitpunkt der Aufschweißung zu prognostizieren. Da die Zustandsprognose aufgrund der nicht erfassten Aufschweißungen nicht den tatsächlichen Horizontal-Verschleiß, sondern die Entwicklung inklusive Aufschweißungen abbildet, ist eine entsprechende Auswertung nicht ohne Kenntnis der Aufschweißungen möglich.

### **Schienenschleifen**

Durch unterschiedliche Einflüsse auf den Schienenkopf können Unebenheiten auf der Lauffläche entstehen. Häufig auftretende Schäden an Rillenschienen sind Schlupfwellen und Riffelbildung<sup>29</sup> (Kehrer und Hansmann 2018). Diese führen zu erhöhten Schallemissionen beim Überfahren. Um die Schienenoberfläche zu glätten oder die Profilgeometrie zu verändern, kann die Schienenoberfläche mittels rotorischen Verfahrens geschliffen werden. Nach der Durchführung von Aufschweißungen ist ein Schleifen der entstandenen Grate und Unebenheiten erforderlich.

Analog zur Auswertung der Aufschweißungsmaßnahmen könnte eine Auswertung der Schleifarbeiten vorgenommen werden, wobei vermutet wird, dass vor allem Elemente mit regelmäßigen Anfahr- und Bremsvorgängen entsprechende Schienenschäden aufweisen. Da keine zentral erfassten Daten vorliegen, wird angenommen, dass Schleifarbeiten im Schnitt alle drei Jahre (Schönwälder 2015) sowie nach Aufschweißungen durchgeführt werden.

Kosten und qualitative Einflussparameter sind in Tabelle 31 zusammengefasst.

<sup>28</sup> im vorliegenden Fall ist dieser Faktor 1, da Betrachtungszeitraum und Liegedauer ident sind

<sup>29</sup> Wellenförmige Absenkungen der Schienenoberfläche in Längsrichtung in unterschiedlichen Wellenlängenbereichen

Tabelle 31: Kostenaufstellung und Einflussparameter für Schienenschleifen

Schienenschleifen	
Eingriffsschwelle	Beschwerden aufgrund erhöhter Lärm- und Erschütterungsemissionen Auftreten von Schienenfehlern (Riffel, Headchecks) Bewertung durch Fachpersonal
Einflussparameter	<b>Fahrgeschwindigkeit (Beschleunigung)</b> erhöhter Aufwand in Brems- und Beschleunigungsbereich (Riffel) <b>Elementtype</b> erhöhter Aufwand in Geraden (hohe Liegedauer)
Aufwand*	Arbeitsleistung [l/m/h] Preis gem. Rahmenvertrag* 10,5 [/l/m] <b>Aufwand € 10,50 [l/m]</b>
Eingriffszeitpunkt	reaktiv (Intervention bei Emissionen), alle 3 Jahre

Quellen: \* (Schönwälder 2015)  
\*\* (Kehrer 23.07.2019)

### Ertüchtigen von Schienenbrüchen

Das Ertüchtigen von Schienenbrüchen stellt eine Instandsetzungsmaßnahme nach Bauteilversagen durch Rollkontaktermüdung dar. Zur Bewertung des Risikos bzw. der Auftretswahrscheinlichkeit dieser Versagensform sind statistische Auswertungen analog zu den vorher genannten Maßnahmen möglich. Dafür ist eine zentrale Erfassung aller Schienenbrüche mit eindeutiger Verortung notwendig. Im vorliegenden Fall werden die Kosten für die Ertüchtigung von Schienenbrüchen nicht berücksichtigt.

### Spur überarbeiten und richten

Spurstangen, die zur Haltung der Spurweite dienen, können infolge Korrosion und Bauteilermüdung brechen. Bei mehreren gebrochenen Spurstangen kann das zu einer Verschlechterung der Gleislage führen. Da weder in einer Norm noch im Instandhaltungsplan Parameter zur Bewertung der Gleislage von Straßenbahngleisen definiert sind, ist keine automatisierte Detektion möglich. Eine statistische Auswertung der durchgeführten Arbeiten wird an dieser Stelle mangels zentral erfasster bzw. verorteter Dokumentation nicht durchgeführt.

## 9.5. Betriebserschwerniskosten

Eine Verminderung der Nutzbarkeit von Straßenbahn-Fahrgeweginfrastruktur und damit einhergehende negative Auswirkungen auf Pünktlichkeit und Verfügbarkeit werden allgemein als Betriebserschwernisse verstanden. Grundsätzlich bedeutet jede Abweichung vom Regelbetrieb Betriebserschwernisse und damit verbunden Betriebserschwerniskosten (BEK) (Lücking, Lars, Schilling, Rosemarie 2003). Betriebliche Einschränkungen können folgende Ausprägungen annehmen bzw. Kombinationen dieser darstellen:

- **Reduktion der Fahrgeschwindigkeit:**

Dies führt zu einer Verlangsamung des Betriebs. Neben den volkswirtschaftlichen Kosten für die Verlängerung der Reisezeit der Fahrgäste entstehen mitunter betriebswirtschaftliche Folgekosten durch die Verlängerung der Arbeitszeit von Fahrpersonal und den Einsatz zusätzlicher Fahrzeuge. Eine sinkende Akzeptanz kann zudem zu einer Reduktion der Fahrgastentgelte führen.

Volkswirtschaftliche Kosten werden im gegenständlichen Fall nicht behandelt. Betriebswirtschaftlichen Kosten treten in erheblichem Ausmaß auf, wenn die Reduktion der Fahrgeschwindigkeit dazu führt, dass im Umlauf der auf dem Abschnitt verkehrenden Betriebslinie(n) infolge der Fahrzeitverlängerung ein zusätzlicher Zug in Dienst gestellt werden muss.

- **Verminderung der Leistungsfähigkeit:**

Durch die Limitierung der Gesamtbelastung oder infolge einer Reduktion der Fahrgeschwindigkeit kann es zu einer Verringerung der Gesamtleistungsfähigkeit eines Querschnitts kommen. Daraus entstehende Kosten können die Bereitstellung eines ergänzenden Angebots zur Sicherung der erforderlichen Kapazitäten oder einen Einnahmenentgang infolge reduzierter Kapazitäten darstellen. Zusätzlich können betriebliche Mehrkosten, beispielsweise durch veränderte Fahrzeugumläufe, entstehen.

Im Straßenbahnbetrieb wird fast ausschließlich das Fahren auf Sicht betrieben<sup>30</sup>, wodurch keine Rahmenbedingungen für die kürzeste Zugfolgezeit gesetzt sind. Da Brems- und Beschleunigungsmanöver bei Verkehrslichtsignalanlagen und an Haltestellen mit relativ kurzen Abständen gang und gäbe sind, wird die Reduktion der Leistungsfähigkeit in weiterer Folge vernachlässigt.

- **Sperren eines Abschnitts:** Die Sperre eines gesamten Abschnittes kann zum Zweck der Durchführung von Instandhaltungs- und Erneuerungsarbeiten oder aus Gründen der Betriebssicherheit erfolgen. Sie kann tageszeitlich limitiert sein (z.B. Verkürzung der Betriebszeiten am Abend) oder als Totalsperre den kompletten Betrieb verhindern. Sperren verursachen Kosten für die Bereitstellung eines Ersatzangebots bzw. Verstärkung von Ausweichrouten zur Bewältigung des Fahrgastaufkommens und eventuell zu Folgekosten infolge von veränderten Fahrzeugumläufen. Darüber hinaus führen Totalsperren tendenziell zu einem Sinken der Akzeptanz und damit zu einem Einnahmenentgang.

Totalsperren infolge mangelnder Betriebssicherheit werden im gegenständlichen Fall nicht berücksichtigt. Es wird davon ausgegangen, dass die Aufrechterhaltung des Fahrbetriebs auf jedem betrachteten Element die oberste Prämisse ist. Die Sperre eines Abschnitts zur Durchführen von Erneuerungsarbeiten ist den Invest-Kosten zuzuordnen, die Sperren infolge Instandhaltungsarbeiten den Kosten der jeweiligen Arbeiten. In der Regel werden diese im Bereich der Straßenbahn jedoch in den Betriebspausen durchgeführt und führen zu keinen Betriebserschwernissen.

## Ermittlung der BEK

Langsamfahrstellen (LFS) werden verordnet, sobald eine Zustandsgröße die SES erreicht. Es wird davon ausgegangen, dass spätestens 3 Jahre nach Verordnung einer LFS eine

---

<sup>30</sup> im Gegensatz zu der bei Vollbahn und U-Bahn üblichen technischen Fahrwegsicherung zum Einhalten eines Mindestabstands

Erneuerung durchzuführen ist (Avaliani 2017). Im gegenständlichen Fall fallen Betriebskosten an, sobald die Fahrzeitverlängerung einer Linie infolge von Langsamfahrstellen einen Schwellenwert übersteigt, der den Einsatz eines zusätzlichen Fahrzeugs erforderlich macht. Dieser Schwellenwert wird erreicht, sobald die Ausgleichszeit an den Linienenden nicht mehr ausreicht, um Verspätungen aus dem regulären Betrieb auszugleichen und ist für jede Linie individuell zu ermitteln. Da nicht gesamte Betriebslinien, sondern Teilabschnitte betrachtet werden, kann die Fahrzeitverlängerung auf die Gesamtlänge einer Linie extrapoliert werden, wodurch der Zeitverlust für die gesamte Linie ermittelt und mit dem Schwellenwert verglichen werden kann. Wird dieser Schwellenwert überschritten, fallen die Kosten für ein zusätzliches Fahrzeug an. Diese bestehen aus den Vorhaltungskosten (Abschreibungskosten des Fahrzeugs) sowie den Dienstkosten für das Betriebspersonal des Fahrzeugs. Annahmen für die Kosten zweier unterschiedlicher Fahrzeuge („Fahrzeug 1: kurz“ und „Fahrzeug 2: lang“) sind in Tabelle 32 angeführt.

**Tabelle 32: Kostenaufstellung für den Betrieb zusätzlicher Fahrzeuge**

Kosten zusätzliches Fahrzeug		
Vorhaltungskosten (Abschreibung)	Fzg.1	€ 92.000 [/Jahr]
	Fzg.2	€ 112.000 [/Jahr]
Dienstkosten (inkl. Wartung etc.)	Fzg.1	€ 81 [/h]
	Fzg.2	€ 98 [/h]

Quellen: Annahmen (Avaliani 2017)

Die Fahrzeitverlängerung auf einem beliebigen Abschnitt infolge verordneter Langsamfahrstellen wird mittels Vergleich der Geschwindigkeitsverläufe mit bzw. ohne LFS ermittelt. Ausgehend von den bekannten Verläufen<sup>31</sup> wird der Geschwindigkeitsverlauf für den Abschnitt mit LFS ermittelt. Dafür werden für alle LFS Beschleunigungs- und Bremskurven ermittelt und entlang des Wegs aufgetragen. Der zurückgelegte Weg  $s$  bei gleichförmig beschleunigter Bewegung ist dabei

$$s = 0,5 * a * t^2 + v_0 * t = 0,5 * \left(\frac{v_1 - v_0}{a}\right)^2 + v_0 * \frac{v_1 - v_0}{a} \quad (29)$$

mit  $a$  als Beschleunigungsvermögen des Fahrzeugs.

Anschließend werden die Schnittpunkte der Geschwindigkeitsverläufe ermittelt und inkrementell die Fahrzeitdifferenz zwischen den einzelnen Kurven ermittelt. In Abbildung 54 ist exemplarisch die Ermittlung der Fahrzeitdifferenz durch Vergleich der beiden Geschwindigkeitsverläufe graphisch dargestellt.

<sup>31</sup> Durch Simulation im Rahmen des Projekts *bimlines* ermittelt.

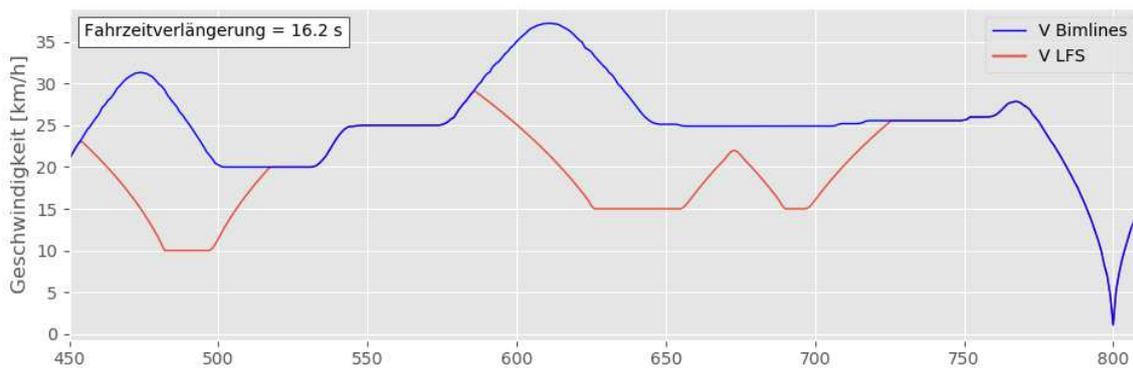


Abbildung 54: Ermittlung der Fahrzeitdifferenz durch Langsamfahrstellen auf gegebenem Abschnitt<sup>32</sup>

Die Kosten für ein zusätzliches Fahrzeug werden anschließend den Elementen, auf welchen LFS verordnet sind, zugeordnet. Schon der erste Blick auf die Kosten für ein zusätzliches Fahrzeug legt nahe, dass der Einsatz eines solchen zur Minimierung der Gesamtkosten zu vermeiden ist. In weiterer Folge wird die Optimierung der Kosten erklärt und exemplarisch für einen gewählten Abschnitt dargestellt.

## 9.6. LCC-Optimierung auf Abschnittsebene

### Annuitätenverlauf einzelner Fahrweegelemente

Der technisch-wirtschaftlich optimale Zeitpunkt für die Erneuerung eines Fahrweegelements lässt sich aus den Annuitätenverläufen ermitteln. Dafür werden die eingangs bewerteten Kostenkomponenten zeitlich verortet und quantifiziert. Exemplarisch sind in Tabelle 33 für ein Fahrweegelement (Bogen) mit einer Liegedauer von 22 Jahren bis zum Erreichen der SES alle statistisch ermittelten bzw. angenommenen Instandhaltungstätigkeiten vermerkt. Diese stellen das Mengengerüst dar, auf welchem mittels zugeordneter Kosten die Annuitäten wie eingangs beschrieben berechnet werden können.

Tabelle 33: Darstellung der Zeitpunkte für Kostenkomponenten eines Kreisbogens (Liegedauer 22 Jahre)

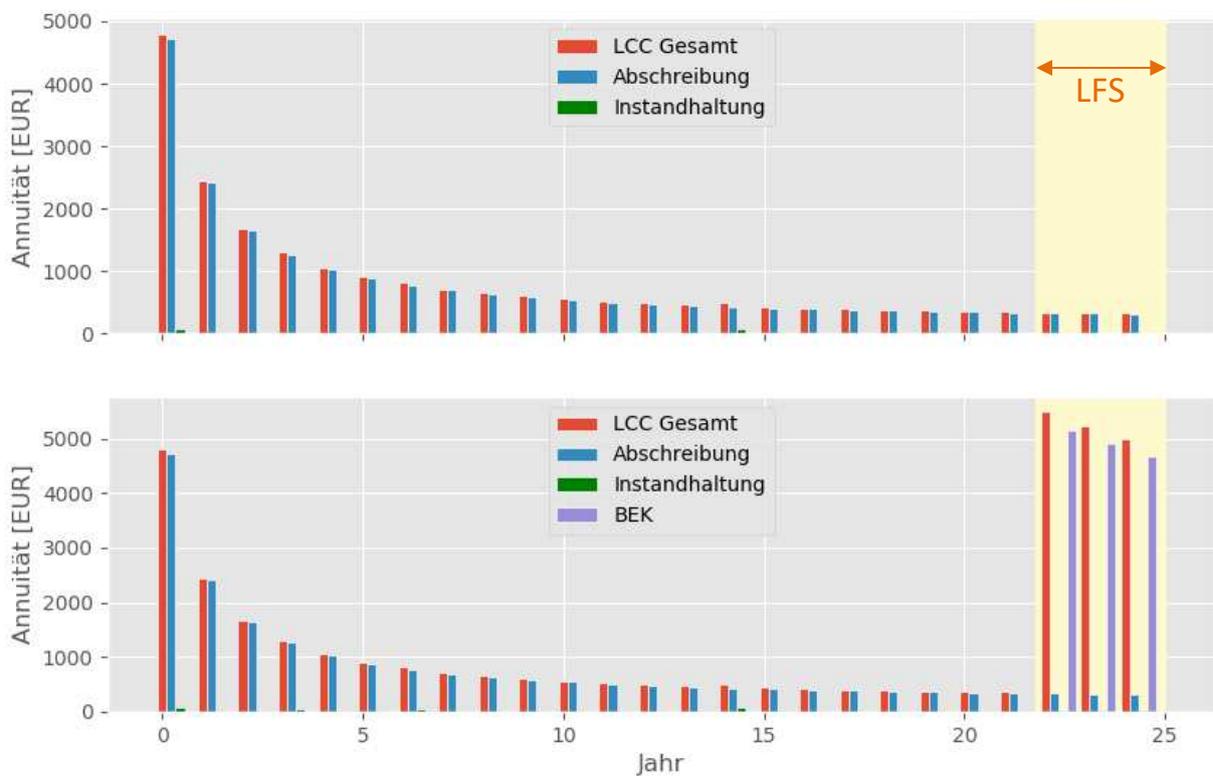
Jahr	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
Investition	1																					
Inspektion		2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
Eindeckung										1											2	
Schienenbruch																						
Aufschweißen														0,6								
Schleifen			1			1			1			1		0,6	1			1			1	

Werden die aus dem elementspezifischen Mengengerüst mit den Kostenfaktoren ermittelten Annuitäten für das gesuchte Element dargestellt, zeigt sich, dass die Instandhaltungskosten gegenüber den jährlichen Abschreibungskosten für Straßenbahn Fahrweginfrastruktur klein

<sup>32</sup> V Bimlines stellt den simulierten Geschwindigkeitsverlauf ohne Betriebserschwernisse dar, V LFS jenen unter Berücksichtigung der LFS.

sind, wodurch eine Maximierung der technischen Liegedauer allgemein auch wirtschaftlich das Optimum darstellt. Größere Arbeiten wie Aufschweißungen sind gegen Ende der Liegedauer zu vermeiden, führen jedoch in der Regel ohnehin zu einer erheblichen Verlängerung ebendieser. Geht man davon aus, dass durch die Verordnung einer LFS nach Erreichen der SES keine zusätzlichen Kosten entstehen, ergibt sich ein technisch-wirtschaftliches Optimum beim Ausreizen der maximalen Dauer für eine LFS. In Abbildung 55 ist oben der Annuitätenverlauf ohne Betriebserscherniskosten während der LFS dargestellt.

Geht man davon aus, dass die Verordnung einer LFS auf dem betrachteten Element zum Überschreiten der Schwellenzeit für den Einsatz eines zusätzlichen Fahrzeugs führt, stellt sich ein anderes Bild dar (siehe Abbildung 55, unten). Die Annuitäten steigen um ein Vielfaches, wodurch der technisch wirtschaftlich optimale Erneuerungszeitpunkt im letzten Jahr vor Verhängung der LFS liegt.



**Abbildung 55:** Vergleich der Annuitätenverläufe eines Fahrwegelements vor (oben) bzw. nach (unten) Erreichen der Schwellenzeit für den Einsatz eines zusätzlichen Fahrzeugs.

Gibt es entlang einer Linie mehrere LFS, so können die BEK nicht zweifelsfrei einem Element zugeordnet werden. Stattdessen ist es zweckmäßig, einen längeren Abschnitt zu betrachten und entstehende BEK auf jeweils alle Elemente mit LFS aufzuteilen. In weiterer Folge wird eine Methode entwickelt, um elementspezifisch ermittelte Eingriffszeitpunkte mit den über längere Abschnitte zu betrachtenden BEK zu kombinieren und ein Gesamtoptimum zu erzielen.

### Zusammenfassung von Elementen

Da die Einmalkosten für die Baustelleneinrichtung, welche mit 20.000 Euro angenommen werden können (Avaliani 2017), gegenüber den variablen Kosten der Erneuerung für einzelne

Elementen etwa die gleiche Größenordnung aufweisen, ist es zweckmäßig, benachbarte Elemente mit ähnlichen Eingriffszeitpunkten zusammenzufassen und gemeinsam zu betrachten. Nicht benachbarte Elemente können nicht zusammengefasst werden, da die Einmalkosten pro Baustelle geltend werden.

Für den betrachteten Abschnitt wird der Zeitpunkt des Erreichens der SES mittels Zustandsprognose ermittelt. Dieses Jahr stellt das letzte Jahr dar, in dem das Element ohne LFS betrieben werden kann. Für den maximalen Zeitraum einer LFS (Annahme: 3 Jahre) ab dem Erreichen der SES werden alle Elemente auf Überschneidungen mit den jeweiligen Zeiträumen der Nachbarelemente untersucht. Alle benachbarten Elemente mit Überschneidungen werden anschließend zu einem Element zusammengefasst, wobei Erreichen der SES und das Ende der Liegedauer vom maßgebenden Element bestimmt werden (siehe Abbildung 56). Sind unterschiedliche, einander überschneidende Zusammenfassungen von Elementen möglich, wird jene mit der längeren Elementlänge des zusammengefassten Elements bevorzugt. Somit werden die Einmalkosten für Baustellen minimiert, obwohl die Kosten selbst erst für die Reinvestition und somit im nachfolgenden Lebenszyklus wirksam werden. Für den Betrachtungszeitraum des zusammengefassten Elements wird anschließend ein Annuitätenverlauf aus der Summe der Annuitäten der einzelnen Elemente ermittelt.

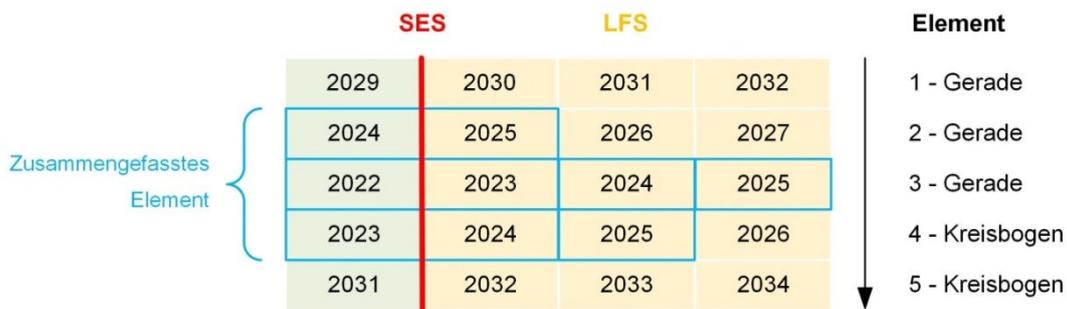


Abbildung 56: Bündelung von Fahrweegelementen aufgrund der ermittelten Eingriffszeitpunkte.

### Abschnittsweise Optimierung der BEK

Durch die Verordnung von LFS auf allen Elementen, welche die SES einer Zustandsgröße unter- bzw. überschritten haben, verlängert sich die Fahrzeit auf einem betrachteten Abschnitt. Für unterschiedliche Betriebslinien ist auf Basis unterschiedlicher betrieblicher Parameter ein Schwellenwert für die Fahrzeitverlängerung am betrachteten Abschnitt zu definieren. Das ist beispielsweise durch die Hochrechnung der Länge des Abschnitts auf die maximale Fahrzeitverlängerung entlang der gesamten Linie möglich (Avaliani 2017). Wird diese Schwellenzeit überschritten, werden die BEK für den Betrieb eines zusätzlichen Fahrzeugs geltend gemacht.

Die Auswertung der Annuitätenverläufe zeigt, dass die Kosten für Vorhaltung und Betrieb eines zusätzlichen Fahrzeugs ein Vielfaches der Ersparnis durch die Abnahme der Annuitäten durch die Verlängerung der Liegedauer eines Elements nach Verhängung einer LFS betragen (vgl. Abbildung 55).

Als Randbedingung für die weitere Optimierung wird daher definiert, dass die Verlängerung der Fahrzeit auf dem betrachteten Abschnitt eine angegebene Schwellenzeit nicht überschreiten darf.

Als Eingangsdaten für die abschnittsbezogene Optimierung dienen die elementweise ermittelten Eingriffszeitpunkte aller Elemente (inklusive der gebündelten Elemente). Ohne Berücksichtigung der BEK liegen diese nahezu ausschließlich am Ende der maximal zulässigen Dauer für eine LFS.

Ziel der Kostenoptimierung ist, den Fahrzeitverlust in jedem Jahr innerhalb des Betrachtungszeitraums unter der Schwellenzeit zu halten. Um LFS aufzulösen, muss der Eingriffszeitpunkt in den Zeitraum vor dem Erreichen der SES verschoben werden. Zur Bestimmung der Elemente, auf denen der Eingriffszeitpunkt verschoben wird, gibt es zwei Ansätze:

- **Variante 1: Schrittweise Reduktion der LFS durch Verschiebung von Eingriffszeitpunkten** auf Basis der Annuitäten:

Ausgehend vom letzten Jahr wird schrittweise für jedes Jahr im Betrachtungszeitraum die Fahrzeit auf Basis der Eingangsdaten ermittelt. Überschreitet die Fahrzeitverlängerung die Schwellenzeit, werden alle Elemente mit einer LFS in besagtem Jahr verglichen und der „Verlust“ der Annuitäten durch ein Verschieben in das Vorjahr ermittelt. Dabei werden zunächst für alle Elemente mit LFS die Annuitäten des betrachteten Jahres mit jenen des Vorjahres verglichen. Das Element mit dem geringsten  $\Delta A$  ist das Element, bei dem eine Verschiebung der LFS nach vorne am wenigsten finanziellen Verlust bedeutet. Für dieses Element wird das Eingriffsjahr anschließend um ein Jahr nach vorne verschoben. Anschließend wird die Fahrzeitverlängerung ermittelt. Dieser Prozess wird solange wiederholt, bis die Fahrzeitverlängerung den Schwellenwert unterschreitet.

$$\Delta A_n = A_n^{j-1} - A_n^j \tag{30}$$

$$Element = \min (\Delta A_1, \Delta A_2, \Delta A_3, \Delta A_4 \dots \Delta A_n)$$

$$Eingriffsjahr = Eingriffsjahr - 1$$

Dieser Vorgang führt zu einer relativen Optimierung der LCC eines betrachteten Abschnitts, wobei das Gesamtoptimum mitunter nicht gefunden wird. Ein großer Vorteil dieser Variante ist, dass die erforderliche Rechenzeit mit zunehmender Abschnittslänge linear ansteigt und somit auch lange Abschnitte (bzw. gesamte Betriebslinien) relativ einfach berechnet werden können. Aus diesem Grund wird diese Variante gewählt.

- **Variante 2: Berechnung aller möglichen Permutationen** an Eingriffszeitpunkten für alle Elemente im Betrachtungszeitraum im gewählten Abschnitt. Wahl der Kombination mit den niedrigsten Kosten.

Ausgehend vom letzten Jahr werden schrittweise für jedes Jahr im Betrachtungszeitraum Kombinationen aller möglichen Eingriffszeitpunkte im Betrachtungszeitraum bzw. Verschiebungen dieser für alle Elemente ermittelt. Für jede dieser Kombinationen werden die Kosten ermittelt und verglichen. Die Kombination mit dem geringsten „Verlust“ der Annuitäten und ohne Entstehung von BEK bildet das Gesamtoptimum. In der Realität weicht dieses kaum von dem relativen Optimum von Variante 1 ab.

Mit zunehmender Anzahl betrachteter Abschnitte steigt der Rechenaufwand bei dieser Variante exponentiell an, wodurch die Betrachtung größerer Netzabschnitte mit enormem Zeitaufwand verbunden ist.

## Anwendung der LCC-Optimierung

Die Optimierung der BEK wird in weiterer Folge anhand der Anwendung an einem realen Abschnitt im Netz der Wiener Linien mit einer Länge von 1300m veranschaulicht.

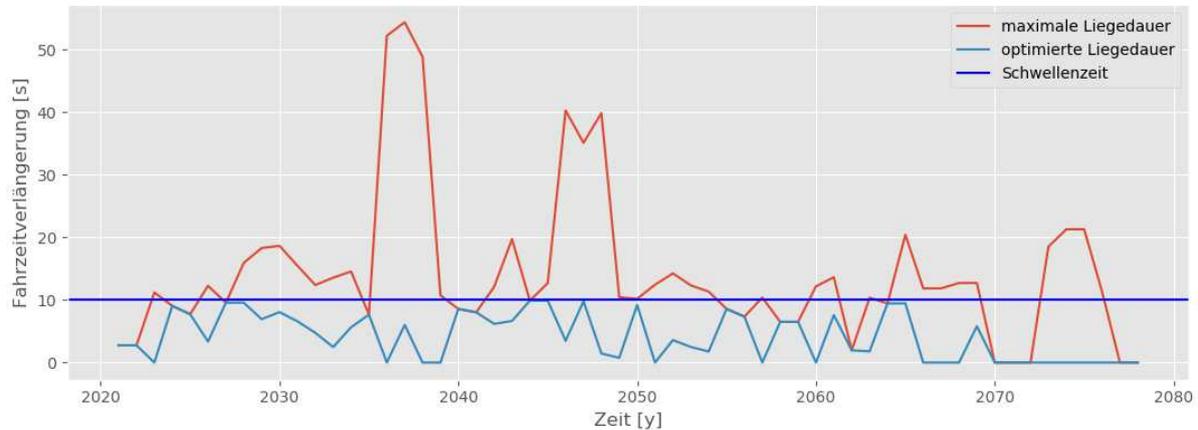
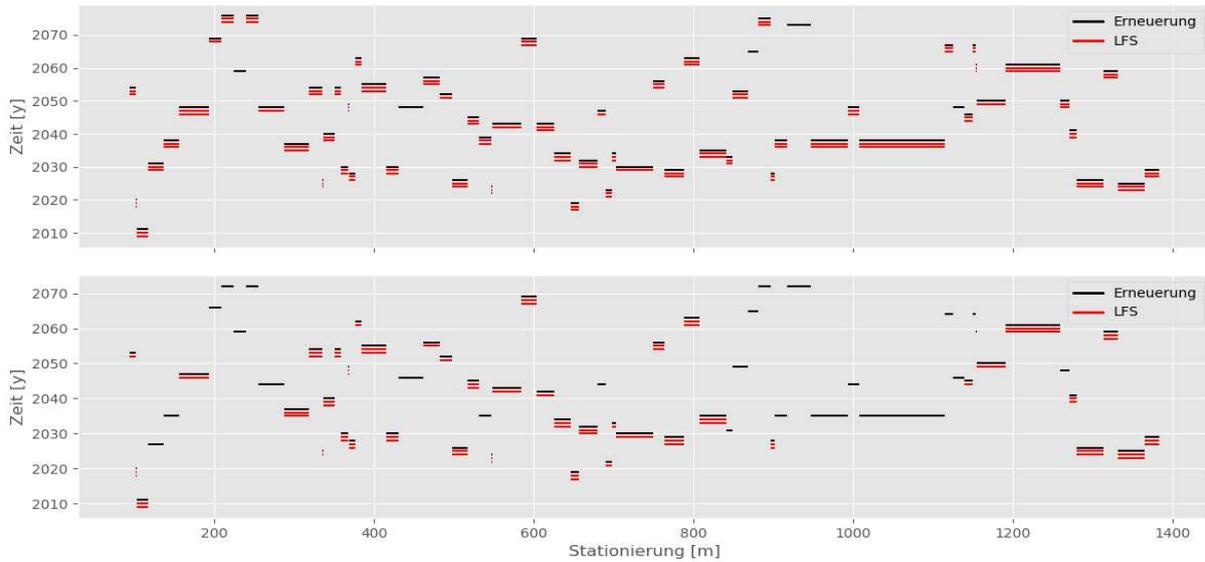


Abbildung 57: Fahrzeitverlängerung ohne bzw. mit Optimierung bei einer Schwellenzeit von 10 Sekunden.

Basierend auf den durch Zustandsprognose und Annuitätenverläufe ermittelten Eingriffszeitpunkten werden die 99 Elemente im Untersuchungsraum auf 70 Elemente gebündelt. Für diese Elemente werden, beginnend vom letzten Jahr im Betrachtungszeitraum, jährlich die Fahrzeitverluste infolge LFS ermittelt. Die rote Kurve in Abbildung 57 zeigt den Verlauf der Fahrzeitverlängerung. Als Schwellenzeit wird zur Veranschaulichung der Methodik der Wert von 10 Sekunden angenommen. Für die weitere Anwendung muss dieser Wert je nach betrachtetem Abschnitt unter Einbeziehung der Betriebserfahrungen etc. festgelegt werden.

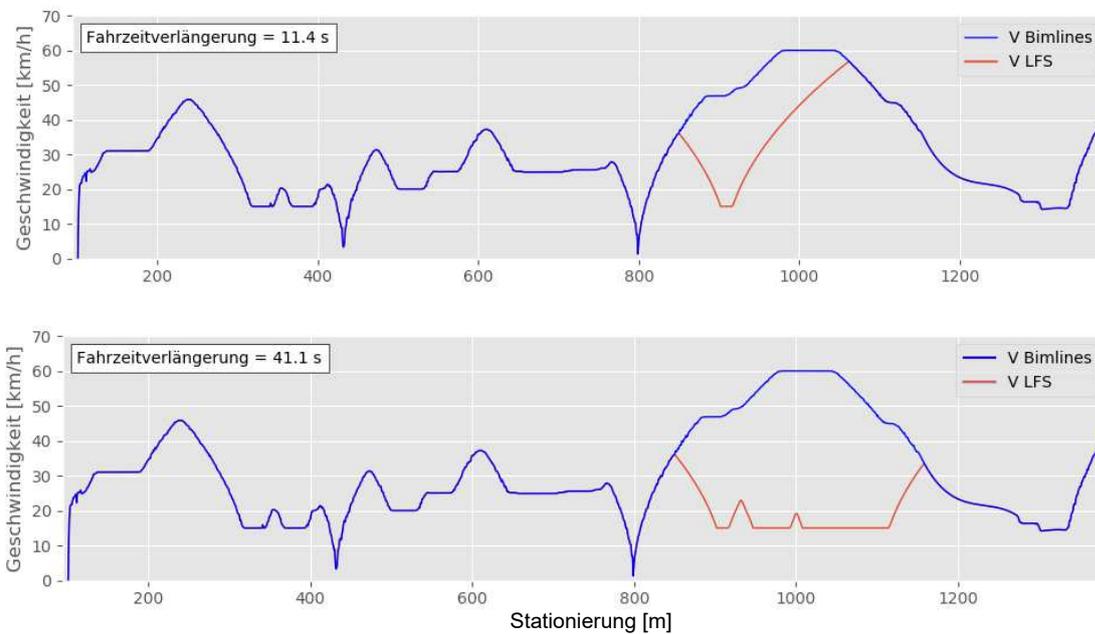
Die Fahrzeitverlängerung überschreitet in den meisten Jahren die gewählte Schwellenzeit von 10 Sekunden. Die hellblaue Linie zeigt den Verlauf der Fahrzeitverlängerung nach der schrittweisen Optimierung mittels Variante 1. Es bleiben LFS erhalten, diese führen aber in keinem Fall zu einer Überschreitung der Schwellenzeit, wodurch kein zusätzlicher Fahrzeugeinsatz erforderlich ist.

Abbildung 58 zeigt auf Elementebene die Eingriffszeitpunkte vor (oben) und nach (unten) der Optimierung über die Länge des gesamten Abschnitts. Auf der Ordinate sind die Jahre aufgetragen. Ist ein Abschnitt rot markiert, wird in besagtem Jahr eine LFS verordnet. Eine schwarze Linie markiert die Erneuerung des Elements. Betrachtet man beispielsweise die Elemente rund um Stationierungsmeter 1000, so fällt auf, dass diese nach der Optimierung keine LFS mehr aufweisen. Betrachtet man die in Abbildung 59 dargestellten Geschwindigkeitsverläufe bzw. die Ermittlung der Fahrzeitverlängerung, wird augenscheinlich, dass selbst die kürzeste LFS bereits zu einer Überschreitung der eingangs definierten Schwellenzeit von 10 Sekunden führt (oben). Daher werden im Verlauf der Optimierung alle Elemente mit potentiellen LFS im betrachteten Jahr 2038 so verschoben, dass eine Erneuerung vor Verordnung der LFS durchgeführt wird.



**Abbildung 58:** Planung LFS und Erneuerung vor (oben) und nach der Optimierung (unten).

Die elementweise Betrachtung kann als Basis für eine Erneuerungsplanung betrachteter Abschnitte dienen. Die zugrundeliegende Optimierung kann auf Basis von neu gewonnenen Zustandsdaten laufend aktualisiert werden. Alle Darstellungen und Verfahrensschritte lassen sich automatisiert erstellen bzw. durchführen.



**Abbildung 59:** Geschwindigkeitsverläufe und Fahrzeitverlängerung infolge LFS im Jahr 2038

# 10. Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit präsentiert ein gesamtheitliches Modell zur zustandsbasierten und abschnittspezifischen Optimierung der LCC für den Straßenbahnfahrweg. Es dient zur Ermittlung der technisch-wirtschaftlich optimalen Eingriffszeitpunkte für die Erneuerung und stellt einen Beitrag am Weg zum zustandsbasierten, vorausschauenden Anlagenmanagement für den Straßenbahnfahrweg dar.

Zur Ermittlung des Eingriffszeitpunktes eines Fahrweegelements ist zunächst die Kenntnis seines Zustands, seiner bisherigen Zustandsentwicklung sowie aller das Verschleißverhalten beeinflussender Parameter notwendig. Zur Analyse solcher Zeitreihen werden üblicherweise über einen langen Zeitraum Zustandsdaten erhoben und die künftige Entwicklung für das jeweilige Element durch Extrapolation prognostiziert.

Da im vorliegenden Fall jedoch nur über einen, gemessen an der durchschnittlichen Liegedauer von Fahrweegelementen, kurzen Zeitraum Zustandsdaten verfügbar sind, ist es notwendig, eine andere Methode zu finden, um elementspezifische Aussagen treffen zu können. Diese soll zudem erlauben, bei fortschreitender Datenverfügbarkeit (sowohl hinsichtlich des Umfangs der Daten als auch der Anzahl der verfügbaren Parameter) automatisiert die Prognosegenauigkeit anzupassen, ohne die Systematik der Prognose zu verändern – sozusagen ein selbstlernendes Modell.

## 10.1. Zusammenfassung

Basierend auf einer Analyse der Spezifika von Straßenbahn-Infrastruktur, des rechtlichen Rahmens um die Instandhaltung dieser Infrastruktur sowie bereits verfügbarer Modelle zur Zustands- bzw. Liegedauerprognose wird das Instandhaltungsmanagement der Wiener Linien in Bezug auf den Straßenbahn-Fahrweg dargestellt.

Mittels Literaturrecherche ermittelte Einflussparameter auf den Verschleiß werden auf ihre Verfügbarkeit für das Wiener Netz untersucht. Um ein automatisiertes Prognosemodell zu erstellen, ist es unerlässlich, netzweit verfügbare und zentral erfasste Datensätze heranzuziehen.

Für jedes Fahrweegelement sind die Anlagendaten Gleisgeometrie, Einbaujahr und die Lage von Haltestellen sowie die mittels Simulationen erhobene Fahrgeschwindigkeit und das Beschleunigungsverhalten im betreffenden Element verfügbar. Weichenbereiche werden automatisiert ausgefiltert, da diese aufgrund der abweichenden Schienenprofilgeometrie nicht Teil dieser Betrachtung sind. Die Belastungsgeschichte in jedem Querschnitt wird mittels automatisierter Auswertung der Betriebsdaten aus der zentralen Betriebsdatenerfassung der Wiener Linien rekonstruiert. Die Messdaten für Rillentiefe und Rillenbreite sind aus Messfahrten seit 2015 flächendeckend vorhanden. Zur Bewertung des bisherigen Verschleißes sind zusätzlich Einbauzeitpunkt und der Ausgangszustand erforderlich. Der Einbauzeitpunkt ist netzweit bekannt – der Ausgangszustand nicht, da keine eindeutige Zuordnung des Schienenprofils verfügbar ist.

Nach einer eingehenden Analyse und Aufbereitung der Zustandsdaten, bei der die Messdaten synchronisiert und gefiltert werden sowie auf Basis der Abweichung vom Medianverlauf eine Referenzmessfahrt bestimmt wird, wird im ersten Schritt ein Modell formuliert, um anhand der Belastungsgeschichte, der Anlagendaten und des Zustands zum Messzeitpunkt das

Schienenprofil zu bestimmen. Als Trainingsdaten für das Klassifizierungsmodell, das eine Kombination mehrerer maschineller Lernmethoden darstellt, wurden die Schienenprofile eines Teils des Netzes aus Bauplänen manuell erhoben und zugeordnet. Die Validierung des Modells zeigt, dass eine Klassifizierung der Profilgeometrie für über 95% der Fälle das richtige Ergebnis liefert. Die Kenntnis des Schienenprofils und somit des Ausgangszustands bildet einen wesentlichen Eingangsparameter für die Zustandsprognose.

Neben der Profilgeometrie ist die Kenntnis von Instandhaltungsmaßnahmen, die dem Schienenverschleiß direkt entgegenwirken, erstrebenswert. Das Auftragschweißen wirkt durch Materialauftrag dem horizontalen und vertikalen Verschleiß entgegen. Analog zur Bestimmung des Schienenprofils wird mittels der Daten eines manuell dokumentierten Teilnetzes ein Modell erstellt, um Aufschweißungen als Sprungstellen in den Messschrieben sowie abhängig von relevanten Eingangsparametern zu detektieren. Da eine solche Detektion jedoch nur im Zeitraum vorhandener Messungen (vor und nach dem Ereignis) erfolgen kann, findet diese Methode keinen Eingang in die Zustandsprognose. Dafür müsste die gesamte Liegedauer der betrachteten Elemente betrachtet werden können. Das Modell zeigt eine vielversprechende Prognosegenauigkeit, die verfügbare Datenmenge ist jedoch zu klein, um die Genauigkeit endgültig bewerten zu können.

Anlagendaten, Zustandsdaten sowie Betriebsdaten dienen als Trainingsdaten für die Zustandsprognose. Ein Vergleich unterschiedlicher maschineller Lernmethoden zur Lösung dieses Regressionsproblem führt zur Wahl drei unterschiedlicher Ansätze. Zur Bestimmung des Momentanzustands, welcher mittels Abgleich mit verfügbaren Messdaten validiert werden kann, eignen sich der „Random Forest Classifier“ sowie „künstliche neuronale Netze“ am besten – zwei Methoden, welche ohne Vorgabe von Zusammenhängen Muster aus Datensätzen erkennen und abbilden. Die lineare Regression, welche physikalisch mit dem großteils linearen Verschleißverlauf zusammenpasst, liefert dabei eine geringere Prognosegenauigkeit.

Nutzt man die Modelle jedoch zur Prognose des Erreichens der Grenzzustände, offenbaren die erstgenannten Modelle gravierende Schwächen. Die Extrapolation in Wertebereiche, die in den Trainingsdaten nicht oder kaum vorhanden sind, ist nicht zuverlässig möglich. Bei zunehmender Datenverfügbarkeit, vor allem im Bereich der Grenzzustände, wird eine Steigerung der Prognosegenauigkeit erwartet. Es wird angenommen, dass lineare Modelle, die lineare Regression sowie die lineare Extrapolation (basierend auf Ausgangszustand und Zustand zum Messzeitpunkt), genauere Aussagen über das Erreichen der Grenzzustände bilden. Bei der derzeitigen Datenlage wird daher der maßgebende Fall der linearen Prognosen herangezogen.

Das prognostizierte Erreichen der technischen Liegedauer für jedes Element in einem betrachteten Abschnitt bildet den Ausgangswert für die Optimierung der LCC im betrachteten Abschnitt. Über den gesamten Lebenszyklus werden die Investitionskosten und Instandhaltungsaufwände quantifiziert und zeitlich verortet. Die Quantifizierung basiert einerseits auf statistischen Auswertungen, andererseits auf Abschätzungen von ExpertInnen der Wiener Linien.

Die Darstellung des Annuitätenverlaufs ermöglicht eine Bestimmung des technisch wirtschaftlich optimalen Eingriffszeitpunkts. BEK werden abschnittsweise betrachtet. Die Lage der LFS wird anschließend so bestimmt, dass keine zusätzlichen Fahrzeuge im Regelbetrieb notwendig sind. Ausgehend von dieser Rahmenbedingung wird ein LCC Optimum durch die Summe der Annuitäten der Elemente im Abschnitt berechnet. Das Ergebnis stellt eine

abschnittsweise, LCC-optimierte Ermittlung der technisch-wirtschaftlich optimalen Erneuerungszeitpunkte von Fahrweegelementen dar.

## 10.2. Ausblick

Die vorliegende Arbeit bietet den Rahmen für die LCC-optimierte Instandhaltungsplanung. Eine automatisierte Verknüpfung des Prognosemodells mit der Infrastrukturdatenbank der Wiener Linien ist zielführend. Die Prognose kann eine Hilfestellung zur Planung von Instandhaltungs- und Erneuerungsarbeiten leisten. Mangels Verfügbarkeit von Zustandsdaten über einen längeren Zeitraum als Eingangsdaten weist die Prognose jedoch noch nicht die gewünschte Genauigkeit auf.

Parameter wie die Längsneigung oder die Oberbauform, welche Einfluss auf den Schienenverschleiß haben, sind derzeit nicht zentral erfasst. Es ist zu erwarten, dass eine Erweiterung um diese Parameter die Prognosegenauigkeit erhöhen wird.

Um die Instandhaltungsaufwände auswerten und genauer prognostizieren zu können, ist eine Dokumentation und Zuordnung der Instandhaltungstätigkeiten eines Fahrweegelements sinnvoll. Verfahren wie das Aufschweißen, das einen direkten Einfluss auf die Kenngrößen des Verschleißes darstellt, sind künftig ebenfalls zentral zu erfassen und in die Zustandsprognose einzubinden. Zusätzlich wäre eine Erweiterung des Modells auf Weichen und Vignolschienenabschnitte sinnvoll.

Um ein zuverlässiges Bild der Zustands- und Kostenentwicklung abzugeben, bedarf es weiterer Informationen rund um das System Straßenbahn-Fahrweg. Das vorliegende Modell bietet die Möglichkeit für die Berücksichtigung dieser Informationen und stellt den mathematischen Rahmen dar, der es ermöglicht, aus großen Datenmengen Gesetzmäßigkeiten zu ermitteln und für die Prognose künftiger Zustände anzuwenden.

# Abkürzungen

AS	Aufmerksamkeitsschwelle
BEK	Betriebserschwerungskosten
dtree	Decision Tree (Entscheidungsbaum)
DTW	Dynamic Time Warping (Dynamische Zeitnormierung)
EisBBV	Eisenbahnbau- und Betriebsverordnung
ES	Eingriffsschwelle
EVU	Eisenbahnverkehrsunternehmen
FEM	Finite Elemente Methode
GFT	gemeinsame Fahrflächentangente
GGE	gemeinsame Geometrieebene
GPS	Global Positioning System
ISDB	Infrastrukturdatenbank
knn	K-Nearest Neighbor Algorithmus
LCC	Life Cycle Costs
log_reg	Logistische Regression
LFS	Langsamfahrstelle
mlp	Multi-Layer Perceptron (künstliches neuronales Netz)
naive_bayes	Naive Bayes Klassifizierer
RAMS	Reliability, Availability, Maintainability, Safety
rfc	Random Forest Classifier
SES	Soforteingriffsschwelle
SOK	Schienenoberkante
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences, weitverbreitete Statistik-Software
svm_linear	Support Vector Machine mit linearer Kernfunktion
svm_rbf	Support Vector Machine mit radialer Kernfunktion)
StrabVO	Straßenbahnverordnung
ULF	Ultra Low Floor; erste Niederflurfahrzeuggeneration der Wiener Linien

# Literaturverzeichnis

- Ak, Erdogan (2017): Untersuchung der Lebenszykluskosten von Gleiseindeckungen bei der Straßenbahn. Bachelorarbeit. FH St. Pölten, St. Pölten. Bahntechnologie & Mobilität.
- Arzt, Andreas (2007): Score Following with Dynamic Time Warping. An automatic page-turner. Masterarbeit. Technische Universität Wien, Wien. Institut für Computational Perception. Online verfügbar unter [http://www.cp.jku.at/research/papers/Arzt\\_Masterarbeit\\_2007.pdf](http://www.cp.jku.at/research/papers/Arzt_Masterarbeit_2007.pdf), zuletzt geprüft am 12.09.2019.
- Avaliani, Irakli (2017): Priorisierung von Ersatzinvestitionsmittel für Straßenbahngleise am Beispiel der Wiener Linien. Diplomarbeit. Technische Universität Wien, Wien. Institut für Verkehrswissenschaften.
- ÖVE/ÖNORM EN 50126, 05.01.2000: Bahnanwendungen - Spezifikation und Nachweis der Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit, Instandhaltbarkeit und Sicherheit (RAMS). Online verfügbar unter [https://lesesaal.austrian-standards.at/action/de/private/details/78822/OEVE\\_OENORM\\_EN\\_50126\\_2000\\_05\\_01](https://lesesaal.austrian-standards.at/action/de/private/details/78822/OEVE_OENORM_EN_50126_2000_05_01), zuletzt geprüft am 27.02.2018.
- Bothof, Dirk (2018): Predicting track geometry, a machine learning perspective. Intelligent Rail Summit. RailTech. Malmö, 28.11.2018.
- Bundeskanzleramt Österreich (03.03.2000): Verordnung des Bundesministers für Wissenschaft und Verkehr über den Bau und den Betrieb von Straßenbahnen, Straßenbahnverordnung 1999 - StrabVO, vom 09.08.2017. In: Bundeskanzleramt Rechtsinformationssystem. Online verfügbar unter <https://www.ris.bka.gv.at/GeltendeFassung.wxe?Abfrage=Bundesnormen&Gesetzesnummer=20000465>, zuletzt geprüft am 27.02.2018.
- Chawla, Nitesh V.; Bowyer, Kevin W.; Hall, Lawrence O.; Kegelmayer, Philip W. (2002): SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. In: *Journal of Artificial Intelligence Research* 16, S. 321–357.
- Cotton, Ian; Charalambous, Charalambos; Aylott, Pete; Ernst, Petra (2005): Stray Current Control in DC Mass Transit System. In: *IEEE Transactions on vehicular technology* 54 (2), S. 722–730.
- Ding, Hui; Trajcewski, Goce; Scheuermann, Peter; Wang, Xiaoyue; Keogh, Eamonn (2008): Querying and mining of time series data: experimental comparison of representations and distance measures. In: *Proceedings of the VLDB Endowment* (2), S. 1542–1552.
- Dunn, Patrick F. (2007): Measurement and data analysis for engineering and science. 3rd. pr. Maidenhead: McGraw-Hill Education (McGraw-Hill series in mechanical engineering).
- Fahrmeir, Ludwig; Heumann, Christian; Künstler, Rita; Pigeot, Iris; Tutz, Gerhard (Hg.) (2016): Statistik. Der Weg zur Datenanalyse. 8., überarbeitete und ergänzte Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer Spektrum (Springer-Lehrbuch).
- FCP (2018): Straßenbahnoberbau mit Asphalteindeckung. Vergleichende Untersuchung. Hg. v. Fritsch, Chiari & Partner ZT GmbH. Wien.
- Fendrich, Lothar; Fengler, Wolfgang (Hg.) (2013): Handbuch Eisenbahninfrastruktur. 2., neu bearbeitete Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg.
- Fleischer, Gerd; Gröger, Horst; Thum, Heinz (1980): Verschleiß und Zuverlässigkeit. 1. Aufl. Berlin: VEB Verlag Technik.
- Géron, Aurélien (2017): Hands-on machine learning with Scikit-Learn and TensorFlow. Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. First edition. Sebastopol, CA: O'Reilly Media.
- Hammer, Thomas; Pototschnig, Florian (2013): Das Verschleißverhalten von Rillenschienen in engen Bögen für das Anlagenmanagement der Wiener Straßenbahn. Diplomarbeit. Technische Universität Wien, Wien. Institut für Verkehrswissenschaften, zuletzt geprüft am 16.11.2017.
- He, Haibo; Garcia, Edwardo A. (2009): Learning from Imbalanced Data. In: *IEEE Transactions on knowledge and data engineering* 21 (9), S. 1263–1284.
- Heck, Jennifer (2015): Zur Simulation des Rad-Schiene-Verschleißes bei Straßenbahnen. Dissertation (Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik / Institut für Fahrzeugsystemtechnik, Band 44).
- Hengl, Tomislav; Nussbaum, Madlene; Wright, Marvin N.; Heuvelink, Gerard B.M.; Gräler, Benedikt (2018): Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. In: *PeerJ* (5518).
- Hernández Robles, F. C.; Plascencia, G.; Koch, Kevin (2009): Rail base corrosion problem for North American transit systems. In: *Engineering Failure Analysis* (16), 281-2'94.
- Heyder, René; Brehmer, Marcel (2014): Empirical studies of head check propagation on the DB network. In: *Wear* (314), S. 36–43.

Hierzer, Ruth (2009): Instandhaltungsmanagement für den ÖPNV. Potenziale systemischer Managementansätze für die Instandhaltung des Rad-Schiene Systems. Dissertation. Technische Universität Wien, Wien. Institut für Verkehrswissenschaften.

Hochfellner, Rainer; Prettnner, Lukas; Fischmeister, Edgar; Hammer, Thomas (2016): Latest developments of high-strength grooved rail steels. In: *CORE 2016: Maintaining the Momentum.*, S. 278–283.

Hoffmann, Rüdiger (1998): Signalanalyse und -erkennung. Eine Einführung für Informationstechniker. Berlin, Heidelberg, s.l.: Springer Berlin Heidelberg.

Hu, Li-Yu; Huang, Min-Wei; Ke, Shih-Wen; Tsai, Chich-Fong (2016): The distance function effect on k-nearest neighbor classification for medical datasets. In: *Springerplus* 5 (1).

ÖNORM EN 13306, 15.01.2018: Instandhaltung - Begriffe der Instandhaltung. Online verfügbar unter <https://lesesaal.austrian-standards.at/effect/OnStandardsReader.action?show=&searchTerm=%2Bbegriffe+der+instandhaltung&docLang=de&doc=623612>, zuletzt geprüft am 26.02.2018.

Kehrer, Johannes (29.01.2018): Zustandserfassung im Straßenbahnnetz der Wiener Linien. Interview mit Wehr Werner. Wien. Mitschrift in Notizbuch 2018.

Kehrer, Johannes (23.07.2019): Beantwortung Fragenkatalog: LCC Komponenten. Fachgespräch mit zuständigen Experten. Interview mit Thomas Hammer, Irakli Avaliani, Johannes Girlinger und Volker Hartl-Benz. Wien. Mitschrift.

Kehrer, Johannes; Hansmann, Fabian (2018): Auf "leichten Schienen" - Mobilitätsrückgrat der Städte. In: *Eisenbahntechnische Rundschau* 67 (6), S. 26–30.

Kollenberg, Christian; Siefer, Thomas; Wistube, Michael P. (2017): Konzept für eine systematische Erhaltung der Gleisinfrastruktur von urbanen Schienenverkehrssystemen. Dissertation (EurailScienceEdition, Nr. 77).

Kong, Jiawen; Kowalczyk, Wojtek; Nguyen, Duc Anh; Menzel, Stefan; Bäck, Thomas (2019): Hyperparameter Optimisation for Improving Classification under Class Imbalance. Hg. v. Leiden University. Leiden University. Leiden.

Kuhn, Max; Johnson, Kjell (2016): Applied predictive modeling. Corrected 5th printing. New York: Springer.

Lewis, Roger; Olofsson, Ulf (Hg.) (2009): Wheel-rail interface handbook. Boca Raton, FL, Oxford: CRC Press (Woodhead Publishing in mechanical engineering).

Lücking, Lars, Schilling, Rosemarie (2003): Senkung der Lebenszykluskosten. Standardisierung von Instandhaltungs- und Umbaumaßnahmen am Beispiel der Weichen. In: *Der Eisenbahningenieur* 54 (5), S. 58–72.

Matyas, Kurt (2005): Taschenbuch Instandhaltungslogistik. Qualität und Produktivität steigern. 2., vollständig überarb. Aufl. München: Hanser (Praxisreihe Qualitätswissen).

Mittermayr, Paul (2016): Magic Wear Rate. Messmethoden, Zeitreihen, Prognosemodelle. Betriebsinterne Präsentation Wiener Linien. Wiener Linien GmbH & Co KG. Wien, 2016.

Ömer, Bernhard (2007): Möglichkeiten und Grenzen der Satellitennavigation in urbanen Schienennetzen. Forschungsprojekt Keeping on Track - GNSS. Hg. v. AIT - Austrian Institute of Technology. AIT - Austrian Institute of Technology.

Ossberger, Markus; Kiefer, Alexander (2019): Strategische Modellierung der Priorisierung von Ersatzinvestitionen für Straßenbahngleise. In: *ZEVrail Glasers Annalen* 143 (6-7), S. 240–247.

Ossberger, Markus; Ostermann, Norbert (2004): Prozessorientiertes Rad-Schiene basiertes Instandhaltungsmanagement bei städtischen Nahverkehrsbetrieben. In: *ETR Austria Spezial* (1), S. 845–850.

Ostermann, Norbert; Rollinger, Wolfgang (Hg.) (2016): Handbuch ÖPNV. Schwerpunkt Österreich. Unter Mitarbeit von Johannes Kehrer. Österreichische Verkehrswissenschaftliche Gesellschaft; DVV Media Group GmbH. 1. Auflage. Hamburg: DVV Media Group GmbH.

Österreichischer Nationalrat (07.03.1957): Bundesgesetz über Eisenbahnen, Schienenfahrzeuge auf Eisenbahnen und den Verkehr auf Eisenbahnen, Eisenbahngesetz 1957 - EisbG, vom 27.02.2018. In: Bundeskanzleramt Rechtsinformationssystem. Online verfügbar unter <https://www.ris.bka.gv.at/GeltendeFassung.wxe?Abfrage=Bundesnormen&Gesetzesnummer=10011302>, zuletzt geprüft am 27.02.2018.

Pachl, Jörn (2016): Systemtechnik des Schienenverkehrs. Bahnbetrieb planen, steuern und sichern. 8., überarbeitete und erweiterte Auflage. Wiesbaden: Springer Vieweg.

Pearson, K.: Notes on regression and inheritance in the case of two parents. 1895. In: Proceedings of the Royal Society of London, Bd. 58, S. 240–242.

Polzer, Gottlieb; Meißner, Franz (1979): Grundlagen zu Reibung und Verschleiß. Unter Mitarbeit von Lisa Polzer. 1. Aufl. Leipzig: VEB Deutscher Verlag für Grundstoffindustrie.

Rumelhart, David E.; Hinton, Geoffrey E.; Williams, Ronald J. (1986): Learning representations by back-propagating errors. In: *Nature* 323 (6088), S. 533–536. DOI: 10.1038/323533a0.

Sakoe, Hiroaki; Chiba, Seibi (1978): Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition. In: *IEEE Transactions on acoustics, speec, and signal processing* 26 (1), S. 43–49.

Schönwälder, Arthur (2015): Lebenszyklusanalyse von Schieneninfrastruktur am Beispiel der Wiener Straßenbahn. Dissertation. Technische Universität Wien, Wien. Institut für Interdisziplinäres Bauprozessmanagement.

ÖVE/ÖNORM EN 50162:2004, 01.08.2005: Schutz gegen Korrosion durch Streuströme aus Gleichstromanlagen. Online verfügbar unter <https://lesesaal.austrian-standards.at/effect/OnStandardsReader.action?show=&searchTerm=&docLang=de&doc=200916>, zuletzt geprüft am 09.08.2018.

Sommer, Karl; Heinz, Rudolf; Schöfer, Jörg (2010): Verschleiß metallischer Werkstoffe. Erscheinungsformen sicher beurteilen. 1. Aufl. s.l.: Vieweg+Teubner (GWV).

Thorstensen, Nils (2019): Fahrweginspektion - Ansatz einer objektiven Zustandserfassung. Diplomarbeit. Technische Universität Wien, Wien. Institut für Verkehrswissenschaften.

Trappenberg, Thomas P. (2010): Fundamentals of computational neuroscience. Second edition. Oxford, New York: Oxford University Press.

Veit, Peter (1999): Rechenmodell zur wirtschaftlichen Bewertung von Strategien im Bereich Fahrweg. Habilitation. TU Graz, Graz. Institut für Eisenbahnwesen und Verkehrswirtschaft.

Verband Deutscher Verkehrsunternehmen (2007): Fahrwege der Bahnen im Nah- und Regionalverkehr in Deutschland. Local and regional railway tracks in Germany. Düsseldorf: Alba Fachverl. (Blaue Buchreihe des VDV], 14).

Wiener Linien GmbH & Co KG (Hg.) (2013): Instandhaltungsplan für Anlagen der Abteilung B63 - Bahnbau. DB-B63-110\_01. Wien.

Wiener Linien GmbH & Co KG (2014): Abschlussbericht Gläserner Fahrweg. Grundlage für die Budget-Verhandlungen zum ÖPNV-Finanzierungsvertrag mit der Stadt Wien (2017-2032). Wiener Linien GmbH & Co KG. Wien.

Zaussinger, Josef (2009): Übergangskurven für Straßenbahnen - Verschleißverhalten - Beobachtung und Auswertung. Der Zusammenhang zwischen der Form der Übergangskurve und dem Schienenverschleiß unter Berücksichtigung der Lenkgeometrie des ULF. Hg. v. Wiener Linien GmbH & Co KG (Unternehmensinterne Berichte Wiener Linien).

Zhang, Zheng; Tavenard, Romain; Bailly, Adeline; Tang, Xiaotong; Tang, Ping, Corpetti, Thomas (2017): Dynamic Time Warping Under Limited Warping Path Length. In: *Information Sciences* (393), S. 91–107. Online verfügbar unter <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025517304176>.

# Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Vorgehensweise .....	3
Abbildung 2: Instandhaltungsarten gemäß (ÖNORM EN 13306), eigene Darstellung .....	5
Abbildung 3: Vergleich von Vignol- (links) und Rillenschienenprofil (rechts) .....	6
Abbildung 4: Schematischer Aufbau des Regeloberbaus im Netz der Wiener Linien.....	7
Abbildung 5: Übersicht der Prognosewerkzeuge der Wiener Linien.....	15
Abbildung 6: Systematischer Vergleich der unterschiedlicher Ansätze zur Zustandsprognose.....	24
Abbildung 7: Qualitativer Verlauf verschiedener Verschleißmechanismen, Quelle: (Sommer et al. 2010), eigene Darstellung.....	29
Abbildung 8: Seitenverschleiß verschiedener Schientypen in Abhängigkeit der Radüberfahrten, Quelle: (Hochfellner et al. 2016), eigene Darstellung .....	33
Abbildung 9: Messebenen der gewählten Zustandsgrößen.....	41
Abbildung 10: Gleismesswagen der Wiener Linien (links) mit Laser-Lichtschnitt Messvorrichtung (rechts). Fotos: Arthur Schönwälder bzw. <i>Plasmo</i> .....	42
Abbildung 11: Autokorrelationsanalyse des Rillentiefe-Messsignals zur Detektion tieffrequenter Störsignale. ....	44
Abbildung 12: Autokorrelationsanalyse des Rillenbreite-Messsignals zur Detektion tieffrequenter Störsignale. ...	44
Abbildung 13: Verlauf von Rillentiefe (oben) und Rillenbreite (unten) einer Messfahrt mit gleitenden Mittelwerten unterschiedlicher Einflusslängen. ....	46
Abbildung 14: Zeitnormierung zweier Beispielssignale (links) und ermittelter Pfad (rechts).....	48
Abbildung 15: Rohdaten (1) und mittels normierter Kreuzkorrelation (2) und Dynamischer Zeitnormierung (3) synchronisierte Messdaten des Parameters Rillentiefe. ....	49
Abbildung 16: Synchronisierung von Messsignalen der Rillentiefe (oben) mittels Kreuzkorrelation (Mitte) und zusätzlich angewendetem DTW (unten) .....	51
Abbildung 17: Synchronisierung von Messsignalen der Rillenbreite (oben) mittels Kreuzkorrelation (Mitte) und zusätzlich angewendetem DTW (unten) .....	51
Abbildung 18: Ermittlung der Mediantanz einer Messfahrt in einem betrachteten Element. ....	52
Abbildung 19: Rohdaten (oben) und gefilterte und synchronisierte Messdaten (unten) einer Gerade.....	54
Abbildung 20: Rohdaten (oben) und gefilterte und synchronisierte Messdaten (unten) eines Kreisbogens .....	54
Abbildung 21: Korrelationsmatrizen der ungefilterten (links) und gefilterten und synchronisierten (rechts) Messdaten. ....	55
Abbildung 22: Schienenkopfgeometrien der im Wiener Straßenbahnnetz vorkommenden Rillenschienen.....	56
Abbildung 23: gewählte Systematik der Profilbestimmung .....	57
Abbildung 24: Prognosegenauigkeit der Modelle zur Schienenprofil-klassifizierung (Abkürzungen der Modelle siehe Tabelle 14.) .....	59
Abbildung 25: Ausschnitt eines Decision Trees zur Profilbestimmung .....	61
Abbildung 26: <i>K-nearest neighbor</i> Verfahren für die Profilerkennung mit $k = 7$ (links) bzw. $k = 15$ (rechts) .....	62
Abbildung 27: Modellarchitektur Profilklassifizierung.....	64
Abbildung 28: Einfluss der unterschiedlichen Eingangsparameter auf das Random Forest Classifier Modell und deren Standardabweichung. ....	67
Abbildung 29: Bildung von Profilabschnitten für das Vergleichsset. ....	69
Abbildung 30: Aufschweißung von Fahrkante und Leitkante (rot) .....	71
Abbildung 31: Ermittlung der Eingangsdaten zur Detektion. ....	73
Abbildung 32: Ermittlung neuer Datenpunkte mittels SMOTE-Algorithmus .....	73
Abbildung 33: Prognosegenauigkeit der Modelle zur Detektion von Aufschweißungsmaßnahmen .....	75
Abbildung 34: Einfluss der unterschiedlichen Eingangsparameter auf das Random Forest Classifier Modell und deren Standardabweichung. ....	76

Abbildung 35: Darstellung des Modells zur Detektion von Aufschweißungen .....	76
Abbildung 36: Beispiel zur Abgrenzung der Fahrweegelemente .....	78
Abbildung 37: Grundsätzliche Möglichkeiten zur Wahl der Eingangsdaten für die Zustandsprognose .....	79
Abbildung 38: Verteilung der Zustandsgröße Rillentiefe sowie des abgeleiteten Vertikalverschleißes .....	82
Abbildung 39: Prozessablauf der Zustandsprognose von Fahrweegelementen .....	83
Abbildung 40: Aufteilung des Datensets auf Trainings-, Test- und Validierungsset .....	84
Abbildung 41: Vergleich der Datensets und deren Aufteilung auf Trainings-, Test- und Validierungsdaten .....	85
Abbildung 42: Aufbau eines künstlichen neuronalen Netzes .....	88
Abbildung 43: Mathematische Formulierung eines Neurons in einem neuronalen Netz .....	89
Abbildung 44: Vergleich von Mess- und Prognosewerten für alle gefilterten und synchronisierten Messquerschnitte .....	94
Abbildung 45: Einfluss der unterschiedlichen Eingangsparameter auf das <i>Random Forest</i> Regressionsmodell und deren Standardabweichung .....	95
Abbildung 46: Vergleich von Prognosedaten und Messdaten zum Zeitpunkt der Referenzmessfahrt .....	96
Abbildung 47: Verschleißverlauf des Fahrweegelements bei schrittweiser Steigerung der Gesamtbelastung .....	97
Abbildung 48: Vergleich langfristiger Zustandsprognosen unterschiedlicher Prognosemodelle .....	98
Abbildung 49: Vergleich langfristiger Zustandsprognosen unterschiedlicher Prognosemodelle bei fortgeschrittenem Verschleiß .....	99
Abbildung 50: Verteilung der verfügbaren Messquerschnitte nach Gesamtbelastung (links) und Rillentiefe (rechts) .....	100
Abbildung 51: Ermittlung der technischen Liegedauer unter Annahme idealer Aufschweißungszeitpunkte .....	101
Abbildung 52: Prozessablauf zur Ermittlung der technisch-wirtschaftlichen optimalen Nutzungsdauer .....	102
Abbildung 53: Zahl der Aufschweißungen nach Bogenradien .....	110
Abbildung 54: Ermittlung der Fahrzeitdifferenz durch Langsamfahrstellen auf gegebenem Abschnitt .....	115
Abbildung 55: Vergleich der Annuitätenverläufe eines Fahrweegelements vor (oben) bzw. nach (unten) Erreichen der Schwellenzeit für den Einsatz eines zusätzlichen Fahrzeugs .....	116
Abbildung 56: Bündelung von Fahrweegelementen aufgrund der ermittelten Eingriffszeitpunkte .....	117
Abbildung 57: Fahrzeitverlängerung ohne bzw. mit Optimierung bei einer Schwellenzeit von 10 Sekunden .....	119
Abbildung 58: Planung LFS und Erneuerung vor (oben) und nach der Optimierung (unten) .....	120
Abbildung 59: Geschwindigkeitsverläufe und Fahrzeitverlängerung infolge LFS im Jahr 2038 .....	120

# Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Schematischer Aufbau des Straßenbahnfahrwegs Quelle: (Verband Deutscher Verkehrsunternehmen 2007), eigene Darstellung.....	7
Tabelle 2: Berücksichtigte Parameter des Verschleißes und der Gleislage gemäß (Wiener Linien GmbH & Co KG 2013).....	12
Tabelle 3: Ergebnismatrix der Liegedauerprognose des Gläsernen Fahrwegs für Fahrwegelemente mit Rillenschienen, Quelle (Wiener Linien GmbH & Co KG 2014), eigene Darstellung.....	16
Tabelle 4: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Projekts Gläserner Fahrweg.....	16
Tabelle 5: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Prognosetools.....	17
Tabelle 6: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen des Projekts Magic Wear Rate.....	18
Tabelle 7: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen der Studie zum Verschleißverhalten von Übergangsbögen.....	20
Tabelle 8: Eingangsgrößen, Methodik & Ausgabegrößen der Untersuchung von Versagensmechanismen.....	21
Tabelle 9: Vergleich der Einflussparameter aller Modelle.....	23
Tabelle 10: Tabellarische Gegenüberstellung potentieller Einflussfaktoren.....	35
Tabelle 11: mathematische Formulierung von Einflussparametern.....	38
Tabelle 12: Korrelationsanalyse der Messdaten mit Liegedauer und Gesamtbelastung.....	45
Tabelle 13: Datenprobe Elemente mit bekanntem Schienenprofil im Bezug zum gesamten Netz.....	57
Tabelle 14: Prognosegenauigkeit der verglichenen Modelle.....	60
Tabelle 15: Evaluierung Prognosegenauigkeit in Abhängigkeit der Eingangsparameter.....	67
Tabelle 16: Prognosegenauigkeit in Abhängigkeit der vorhandenen Messpunkte pro Element.....	68
Tabelle 17: Prognosegenauigkeit der verglichenen Modelle.....	75
Tabelle 18: Anzahl der Fahrwegelemente nach Gliederungsebene.....	79
Tabelle 19: Vergleich von Standardabweichung und Mittelwert der Verschleißdaten im Messzeitraum.....	80
Tabelle 20: Prognosegenauigkeit der gewählten Regressionsmodelle für alle Messquerschnitte der synchronisierten und gefilterten Daten.....	86
Tabelle 21: Prognosegenauigkeit der gewählten Regressionsmodelle für die Messquerschnitte der Referenzmessfahrten.....	86
Tabelle 22: Prognosegenauigkeit der optimierten Regressionsmodelle für alle Bögen in Abhängigkeit der Eingangsparameter.....	92
Tabelle 23: Prognosegenauigkeit der optimierten Regressionsmodelle für alle Geraden in Abhängigkeit der Eingangsparameter.....	93
Tabelle 24: Nettoherstellungskosten für unterschiedliche Oberbauformen des Straßenbahn-Fahrwegs; Quelle: (FCP 2018).....	104
Tabelle 25: Kostenaufstellung Inspektion.....	106
Tabelle 26: Kostenaufstellung laufende Wartung durch Sonderfahrzeuge.....	107
Tabelle 27: Kostenaufstellung Instandhaltung von Eindeckungen nach Bauform.....	108
Tabelle 28: Kostenaufstellung Instandhaltung von Eindeckungen nach Bauform.....	109
Tabelle 29: Kostenaufstellung und Einflussparameter für Auftragsschweißungen.....	110
Tabelle 30: Exemplarische Auswertung für gegebene Elementklasse.....	111
Tabelle 31: Kostenaufstellung und Einflussparameter für Schienenschleifen.....	112
Tabelle 32: Kostenaufstellung für den Betrieb zusätzlicher Fahrzeuge.....	114
Tabelle 33: Darstellung der Zeitpunkte für Kostenkomponenten eines Kreisbogens (Liegedauer 22 Jahre).....	115