



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.

# 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 Betriebserschwernisse 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 Fahrweegelementen 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. Betriebserschwerungskosten .....	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>