

**Zustandsüberwachung zur Prognose der Restlebensdauer von
Gummi-Metall-Elementen unter Berücksichtigung systembasierter
Unsicherheiten**

zur Erlangung des akademischen Grades eines
DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)

der Fakultät für Maschinenbau

der Universität Paderborn

genehmigte
DISSERTATION

von

Amelie Bender, M.Sc.RWTH

aus Attendorn

Tag des Kolloquiums: 21. Januar 2021

Referent: Prof. Dr.-Ing. habil. Walter Sextro

Korreferent: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Stefan Bracke

Vorwort

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Lehrstuhl für Dynamik und Mechatronik der Universität Paderborn.

Mein Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Walter Sextro für das entgegen gebrachte Vertrauen diese Arbeit am Lehrstuhl zu verfassen. Zudem bedanke ich mich für das Interesse an meiner Arbeit, die fachlichen Anregungen, die mir gewährten wissenschaftlichen Freiräume und die Übernahme des Erstgutachtens meiner Arbeit. Bei Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. Stefan Bracke bedanke ich mich für die freundliche Übernahme des Korreferats und das Interesse an meiner Arbeit. Ebenso gilt mein Dank Prof. Dr.-Ing. Volker Schöppner und Dr.-Ing. Tobias Hemsel für die Mitarbeit in meiner Promotionskommission.

Meinen Kolleginnen und Kollegen am Lehrstuhl danke ich für die sehr angenehme Arbeitsatmosphäre und die vielfältige Unterstützung. Besonders bedanke ich mich bei Dr.-Ing. Thorben Kaul für die langjährige hervorragende Zusammenarbeit, die unzähligen Diskussionen und die schöne gemeinsame Zeit. Bei Osarenren K. Aimiyeagbon, Dr.-Ing. James K. Kimotho, Collin Dymel und Simon Althoff bedanke ich mich für die fachlichen und anregenden Diskurse. Dr.-Ing. Tobias Meyer danke ich für seine ehrliche und integrierende Art und die wegweisende Betreuung zu Beginn meiner Promotionszeit. Zudem gilt mein Dank Dr.-Ing. Tobias Hemsel für die mannigfaltige Unterstützung und insbesondere für die Teilhabe an seinen wertvollen Erfahrungen. Meinem Bürokollegen Martin Liekenbröcker danke ich für die schöne gemeinsame Zeit und die fachliche sowie praktische Unterstützung. Eduard Kubi danke ich für die praktische Unterstützung im Labor. Unseren „guten Seelen“ Marina Kassühlke und Sandra Siekmann danke ich für ihr verlässliches Engagement und den persönlichen Austausch. Weiterhin gilt mein Dank den von mir betreuten Studierenden für ihr Vertrauen. Insbesondere danke ich Meike Wohlleben, Oliver Hagedorn und Maximilian Hahnenstein für die geleistete Arbeit und ihre wertvolle Unterstützung meiner Forschung.

Meinen persönlichen Dank spreche ich Kai Reinke und seinen Kolleginnen und Kollegen der Jörn GmbH für die sehr gute Zusammenarbeit in den gemeinsamen Projekten, die fachlichen Diskurse und die Bereitstellung der Messdaten aus.

Für den vielseitigen Austausch bedanke ich mich von Herzen bei Andrea Wübbeke, Christina Kolb und Andrea Polzien. Mein aufrichtiger Dank für die Unterstützung bei der Finalisierung dieser Arbeit gilt Dr.-Ing. Katharina Henkel und Tobias Schmidthaus.

Meiner Mutter Michaela und meiner Schwester Susan bin ich sehr, sehr dankbar dafür, dass sie immer an mich geglaubt und mich unterstützt haben. Schließlich gilt mein größter Dank Philipp, ohne seine jahrelange, mannigfaltige Unterstützung und sein Verständnis wäre ich nie an diesem Punkt angekommen.

Paderborn, im Januar 2021

Amelie Bender

Kurzfassung

Eine zustandsbasierte Instandhaltungsstrategie reduziert das Risiko eines Ausfalls eines technischen Systems bei gleichzeitig hoher Ausnutzung und planbaren Instandhaltungsmaßnahmen. Das Ziel dieser Arbeit liegt in der Entwicklung einer Zustandsüberwachung für Gummi-Metall-Elemente. Die Herausforderungen dieser Zustandsüberwachung leiten sich aus dem viskoelastischen Verhalten sowie dem komplexen Degradationsverhalten der Elemente ab. Infolge der daraus resultierenden Unsicherheiten werden die Elemente heutzutage präventiv instandgehalten. In Lebensdauerversuchen der Gummi-Metall-Elemente werden drei Messgrößen detektiert. Dabei wird mit der Temperatur eine Messgröße identifiziert, die am geeignetsten zur Beschreibung des Zustands der Elemente ist. Generell wird die Genauigkeit einer Zustandsüberwachung durch verschiedene Unsicherheiten beeinflusst. Für die Prognose der nutzbaren Restlebensdauer der Gummi-Metall-Elemente wird das Partikelfilter, eine verbreitete modellbasierte Methode zur Zustandsüberwachung technischer Systeme, weiterentwickelt, um Unsicherheiten im Verhalten und der Degradation der Elemente zu berücksichtigen. Anhand der Ergebnisse wird belegt, dass aufbauend auf dieser Zustandsüberwachung die Ausnutzung der Gummi-Metall-Elemente in realen Anwendungen durch eine präventive Instandhaltung erhöht werden kann. Damit bildet diese Arbeit die Basis für zukünftige, prädiktive Instandhaltungskonzepte für diese Elemente. Weiterhin bestätigt die Arbeit, dass eine Berücksichtigung vorliegender Unsicherheiten zu einem frühen Zeitpunkt im Entwicklungsprozess des Zustandsüberwachungssystems empfehlenswert ist.

Abstract

With condition-based maintenance, the risk of system failure is reduced while maximizing system utilization and ensuring a predictable maintenance schedule. The aim of this thesis is the development of a condition monitoring system of rubber-metal-elements. Due to the viscoelasticity and the complex degradation behavior of the elements, they are currently maintained preventively. During lifetime tests of the rubber-metal-elements, three measurement quantities are acquired. Thereby, temperature is identified as the most suitable measurement quantity to describe the rubber-metal-element's state. The accuracy of a condition monitoring system is generally influenced by various uncertainties. To consider available uncertainties within the behavior and the degradation of the elements, the particle filter, a state-of-the-art model-based method for predicting remaining useful life, is enhanced and employed. The results prove that the developed condition monitoring system enables an increased utilization of rubber-metal-elements in real applications through predictive maintenance. This thesis provides the basis for future concepts of predictive maintenance for rubber-metal-elements. Moreover, it is recommended to take uncertainties into account at an early stage of the development process of condition monitoring systems.

Vorveröffentlichungen

Teile der vorliegenden Dissertation oder Vorarbeiten hierzu wurden in den nachfolgenden Artikeln zuerst veröffentlicht.

Begutachtete Beiträge in Tagungsbänden

BENDER, A.; KAUL, T.; SEXTRO, W.: Entwicklung eines Condition Monitoring Systems für Gummi-Metall-Elemente. In: *Wissenschaftsforum Intelligente Technische Systeme (WInTeSys) 2017*. Paderborn: HNI-Verlagsschriftenreihe, Band 369, 2017, S. 347–358

BENDER, A.; SEXTRO, W.: A particle filtering approach for temperature based prognostics. In: *Safety and Reliability - Safe Societies in a Changing World (Proceedings of ESREL 2018)* (Haugen et al., ed.), Taylor and Francis Group (2018), S. 1025–1033

KAUL, T.; BENDER, A.; SEXTRO, W.: Digital Twin for Reliability Analysis During Design and Operation of Mechatronic Systems. In: *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference (ESREL2019)*. Hrsg. Beer and Zio. Singapore: Research Publishing, 2019. S. 2340–2347

BENDER, A.; SCHINKE, L.; SEXTRO, W.: Remaining Useful Lifetime Prediction based on Adaptive Failure Thresholds. In: *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference (ESREL2019)*. Hrsg. Beer and Zio. Singapore: Research Publishing, 2019. S. 1262–1269

AIMIYEKAGBON, O. K.; BENDER, A.; SEXTRO, W.: Evaluation of time series forecasting approaches for the reliable crack length prediction of riveted aluminum plates given insufficient data. In: *Proceedings of the European Conference of the PHM Society*, Vol. 5, Nr. 1, 2020.

Nicht begutachtete Beiträge in Tagungsbänden

BENDER, A.; KIMOTH, J. K.; KOHL, S.; SEXTRO, W.; REINKE, K.: Modellbasierte Prognose der nutzbaren Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen. In: *15. Internationale Schienenfahrzeugtagung 2017*. Dresden, 2017, S. 123–125

BENDER, A.; SEXTRO, W.; REINKE, K.: Neuartiges Konzept zur Lebensdauerprognose von Gummi-Metall-Elementen. In: *Schwingungen von Windenergieanlagen 2017*. Bremen: VDI-Berichte 2301, 2017, S. 49–60

BENDER, A.; SEXTRO, W.; REINKE, K.: Konstruktion und Zustandsüberwachung eines Gummi-Metall-Teils mit integriertem Thermoelement. In: *Schwingungen von Windenergieanlagen 2019*. Bremen: VDI-Berichte 2346, 2019, S. 241–248

Patente

REINKE, K.; BENDER, A.; MEYER, T.; SEXTRO, W.; KIMOTH, J. K.: DE:10 2017 000 925.2 Gerät mit wenigstens einem elastisch verformbaren Bauteil, insbesondere einem Gummi-Metall-Lager und mit einer Einrichtung zur Feststellung des Beginns einer verschleißbedingten Bauteil-Restnutzungsdauer, sowie Verfahren zur Bestimmung der Bauteil-Restnutzungsdauer.

REINKE, K.; BENDER, A.; MEYER, T.; SEXTRO, W.; KIMOTH, J. K.: DE:10 2017 000 926.0 Gerät mit wenigstens einem elastisch verformbaren Bauteil, insbesondere einem Gummi-Metall-Lager und mit einer Einrichtung zur Feststellung des Beginns einer verschleißbedingten Bauteil-Restnutzungsdauer, sowie Verfahren zur Bestimmung der Bauteil-Restnutzungsdauer.

Inhaltsverzeichnis

Nomenklatur	xi
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung der Arbeit	5
1.3 Aufbau der Arbeit	6
2 Grundlagen	9
2.1 Zustandsüberwachung technischer Systeme	9
2.1.1 Vorgehen zur Entwicklung eines Condition Monitoring Systems	9
2.1.2 Aufbau eines Condition Monitoring Systems	12
2.1.3 Unsicherheiten	13
2.2 Elastomer- und Gummi-Metall-Elemente	15
2.2.1 Eigenschaften und Anwendungen	16
2.2.2 Degradation von Elastomer-Elementen	19
2.2.3 Fazit	23
3 Methoden zur Prognose der Lebensdauer technischer Systeme	25
3.1 Zustandsbasierte Diagnose- und Prognosemethoden	25
3.1.1 Datenbasierte Methoden	28
3.1.2 Modellbasierte Methoden	29
3.1.3 Hybride Methoden	36
3.2 Performanzkennzahlen zur Evaluierung der Prognose	37
3.3 Abschätzung der Lebensdauer von Elastomer-Elementen	38
3.3.1 Lebensdauerversuche	39
3.3.2 Vorgehensweisen zur Abschätzung der Lebensdauer	42
3.4 Herausforderungen der Prognose der nutzbaren Restlebensdauer	50
4 Entwicklung einer Methode zur Prognose der nutzbaren Restlebensdauer	53
4.1 Entwicklung und Auswahl eines Messkonzepts für die Zustandsanalyse	55
4.1.1 Anforderungen an die Messkonzepte	55
4.1.2 Versuchsprogramm	57
4.1.3 Messkonzepte	58
4.1.4 Bewertung und Auswahl eines Messkonzepts	67
4.2 Entwicklung der Prognosemethode	70
4.2.1 Modellierung des Degradationsverhaltens der Elemente	70
4.2.2 Entwicklung eines Multi-Modell-Partikelfilters	72
4.2.3 Berücksichtigung von Unsicherheiten im Multi-Modell-Partikelfilter	74
4.3 Abschätzung adaptiver Versagensgrenzen	76

5	Experimentelle Validierung	83
5.1	Auswertung der Lebensdauerversuche	83
5.1.1	Temperaturmessungen	84
5.1.2	Beschleunigungsmessungen	88
5.2	Sensitivitätsanalyse	91
5.2.1	Beschreibung der Unsicherheiten	91
5.2.2	Sensitivitätsanalyse	95
5.3	Auswertung der Diagnosen	101
5.4	Auswertung der Prognosen der nutzbaren Restlebensdauer	102
5.4.1	Prognosen basierend auf festen Versagensgrenzen	105
5.4.2	Prognosen basierend auf adaptiven Versagensgrenzen	107
5.4.3	Umsetzung hybrider Prognosen	114
5.5	Beurteilung der Prognosen	114
6	Zusammenfassung und Ausblick	117
	Literaturverzeichnis	120
A	Anhang	135
A.1	Temperaturmessungen stationärer Lebensdauerversuche	135
A.2	Die lineare Schadensakkumulation	135
A.3	Bewertung der Messkonzepte	137
A.4	Einfluss der adaptiven Versagensgrenze auf die Prognosegüte	139

Nomenklatur

Aus Gründen der Kompaktheit enthält dieses Verzeichnis nur Formelzeichen und Abkürzungen, die an mehreren Stellen verwendet werden oder von wesentlicher Bedeutung sind.

Formelzeichen

α	Fehlerband um die wahre RUL
ζ	Unsicherheit des initialen Zustands
κ	Unsicherheit der Messung
ν	Unsicherheit in der Zustandsschätzung des Partikelfilters
σ	Standardabweichung
ω_k^i	Gewicht, zugehörig zum Partikel i , zum Zeitpunkt k
$\omega_{k,n}^i$	Normiertes Gewicht, zugehörig zum Partikel i , zum Zeitpunkt k
e_k	Der relative Fehler der Prognose zum Zeitpunkt k
F_A	Erregerkraftamplitude des Hydraulikzylinders
f_e	Erregerfrequenz des Hydraulikzylinders
$faktor_{TR}$	Faktor zur Bestimmung der Versagensgrenze basierend auf der stabilen Temperatur
$MAPE$	Mean Absolut Percentage Error
$MAPE_{l,ppi,n_{pv}}$	$MAPE$ des Lagers l für die Variation des Parameters i der Sensitivitätsanalyse zum Schritt n_{pv} der Parametervariation
\mathbf{MK}	Modellkombinationsvektor
N_{eff}	Effektive Partikelanzahl
\hat{N}_{eff}	Schätzwert der effektiven Partikelanzahl
N_s	Anzahl der verwendeten Partikel
\mathbf{P}	Modellparametervektor des Zustandsmodells
$p(x)$	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Zustands x
$p(x z)$	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Zustands x unter der Bedingung, dass die Messung z vorliegt
p_j	Parameter j des Modellparametervektors
$p_{j, \text{MK}i}$	Parameter j der Modellparametervektors der verwendeten Modellkombination i
\mathbf{P}_N	Vektor der Unsicherheit der Modellparameter
$p_{N, j}$	Parameter j des Vektors der Unsicherheit der Modellparameter

PH	Prognosehorizont
pp_j	Parameter j der Sensitivitätsanalyse
$pRUL_k$	Prognostizierte nutzbare Restlebensdauer zum Zeitpunkt k
t	Zeit
t_a	Aktuell vorliegender Zeitpunkt
T_e	Temperatur am Lebensende
t_e	Gesamte nutzbare Lebensdauer
t_k	Zeitpunkt k
t_{k_α}	Prognosezeitpunkt k , ab dem die Prognosen im Fehlerband α liegen
T_L	Temperatur des Lagers
T_s	Mittlere Temperatur während des stabilen Zustands
$T_{s, \max}$	Maximale Temperatur während des stabilen Zustands
$T_{s, \min}$	Minimale Temperatur während des stabilen Zustands
T_U	Umgebungstemperatur
VG	Versagensgrenze, die das Lebensende des Systems beschreibt
$wRUL_k$	Wahre vorliegende nutzbare Restlebensdauer zum Zeitpunkt k
x_k	Zustand zum Zeitpunkt k
x_k^i	Partikel i zur Beschreibung des Zustands x zum Zeitpunkt k
z_k	Messung zum Zeitpunkt k

Abkürzungen

CMS	Condition Monitoring System
FEM	Finite Elemente Methode
ICP	Integrated Circuit Piezoelectric
KNN	Künstliche Neuronale Netze
LWK	Land-Wirtschaftskammer des Bundeslands Schleswig-Holstein
pdf	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
RUL	Nutzbare Restlebensdauer
SIR	Sample Importance Resampling
SVM	Support Vector Machine
WEA	Windenergieanlage
WMEP	Wissenschaftliche Mess- und Evaluierungsprogramm des Förderprogramms „250 MW Wind“

1 Einleitung

1.1 Motivation

Zustandsüberwachung, auch bekannt als Condition Monitoring umfasst nach der Norm DIN ISO 17359 [54] alle Aktivitäten, die das Ziel verfolgen, den technischen Zustand einer Maschine, einer Anlage, einzelner Komponenten oder ganzer Verbände von Systemen zu ermitteln. Im Folgenden wird der Begriff „System“ stellvertretend für all diese Begriffe verwendet. Der technische Zustand ist in der Norm als eine Eigenschaft des überwachten Systems definiert, die in der Lage ist die Funktionsfähigkeit sowie Fehler oder die fortschreitende Degradation des Systems zu beschreiben. Die Überwachung eines Systems ist als ein Aufgabenfeld der Zustandsüberwachung zu verstehen. Zu diesem Aufgabenfeld zählt die Durchführung von Messungen oder Beobachtungen des überwachten Systems während der Betriebsdauer. Weitere Aufgabefelder der Zustandsüberwachung liegen in der Zustandsbeurteilung sowie der Diagnose und Prognose der Zustände. Der Unterschied der Zustandsüberwachung zur Inspektion beruht darin, dass eine Unterbrechung des Betriebs oder eine Demontage des überwachten Systems vermieden werden kann. Generell kann ein Zustandsüberwachungssystem (CMS, nach dem englischen „Condition Monitoring System“) für verschiedene technische Systeme realisiert werden, da es individuell an das jeweilige System mit verschiedenen Sensoren, Modellen und Methoden angepasst werden kann. Der Einsatz unterschiedlicher Sensoren ermöglicht z. B. Schwingungsüberwachungen von Windenergieanlagen (WEAs), akustische Überwachungen von Getrieben oder auch Drucküberwachungen von Gasturbinen [43, 194].

Zustandsüberwachungen werden eingesetzt, um die Instandhaltungsplanung zu verbessern. Im Rahmen der Instandhaltung werden verschiedene Instandhaltungsstrategien definiert [53]. Unterschieden werden reaktive und präventive Instandhaltung, sowie drei verschiedene Ansätze einer zustandsbasierten Instandhaltung. Die Entwicklung der Instandhaltungsstrategien ist in Abbildung 1.1 in Anlehnung an [71] beschrieben. Der klassische Ansatz einer reaktiven Instandhaltung verursacht aufgrund des Austauschs des betrachteten Systems nach seinem Ausfall hohe Stillstandszeiten und hohe Lagerungskosten. Außerdem ist ein erhebliches Risiko mit dieser Instandhaltungsstrategie verbunden, abhängig davon welche Auswirkungen der Ausfall des Systems auf seine Umwelt ausübt. Risiken und Kosten aufgrund ungeplanter Instandsetzungen werden durch eine präventive Instandhaltung reduziert. Diese Strategie definiert anhand statistischer Daten, die z. B. in Dauerversuchen oder realen vergangenen Anwendungen gewonnen worden sind, konservative, feste Instandhaltungsintervalle. Dadurch werden die Systeme teils deutlich vor ihrem Lebensende ausgetauscht, da die individuelle Belastung des Systems nicht nachvollziehbar und eine genaue Zustandsbestimmung ohne Prüftechnik nicht umsetzbar sind [70, 116]. In [114] belegen Kolerus und Wassermann, dass u. a. das geringere Risiko und die geringeren Kosten dazu geführt haben, dass in der Industrie technische Systeme 2011 vorrangig präventiv instandgehalten worden sind.

Auf der einen Seite steigt die Komplexität durch die Umsetzung einer zustandsbasierten

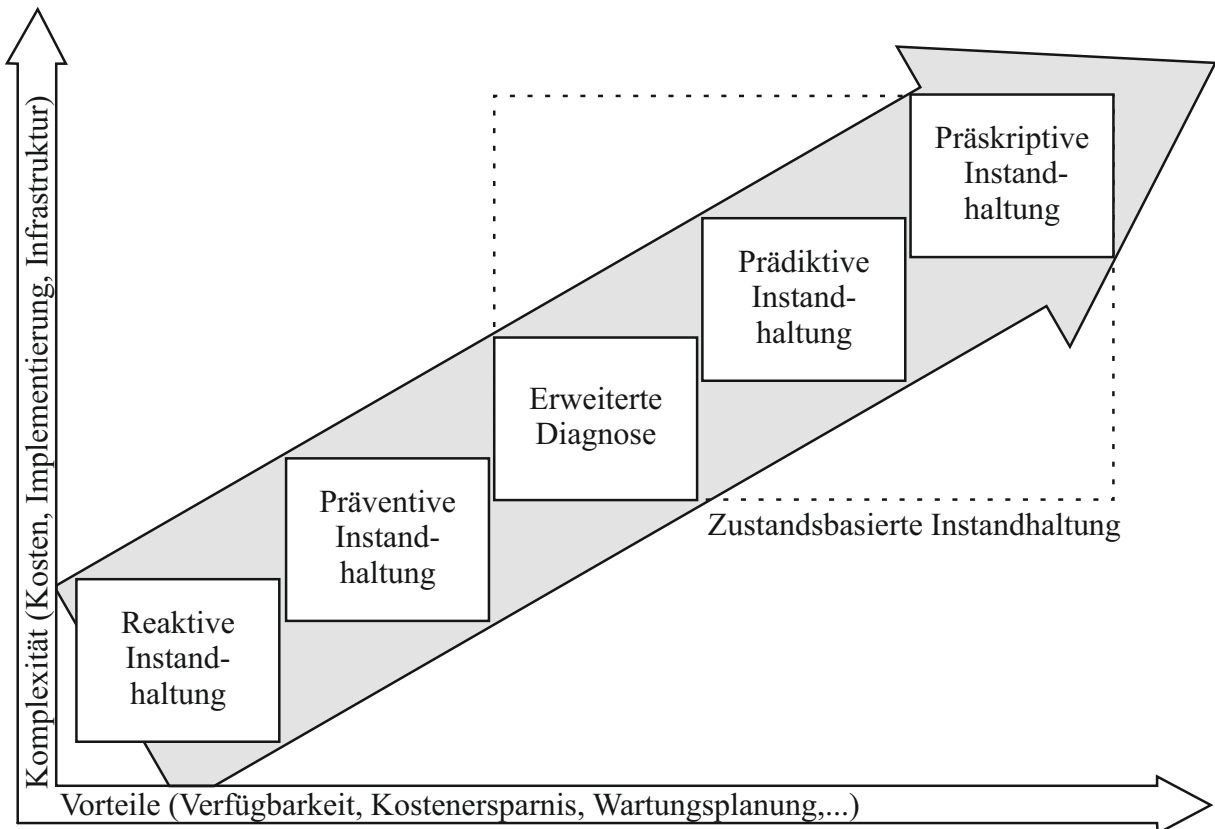


Abbildung 1.1: Entwicklung der Instandhaltungsstrategien (angelehnt an [71])

Instandhaltung. Auf der anderen Seite kompensiert eine zustandsbasierte Instandhaltung die Nachteile einer reaktiven und einer präventiven Instandhaltung. So können die über der gesamten Lebensdauer anfallenden Kosten reduziert und die Verfügbarkeit des Systems durch den Einsatz eines CMS verbessert werden. Verfügbarkeit bedeutet die Bereitschaft des technischen Systems eine gewünschte Funktion zu einem bestimmten Zeitpunkt oder während eines bestimmten Zeitraums im Rahmen der Spezifikationen erfüllen zu können [9]. Damit stellt eine Zustandsüberwachung ein wesentliches Werkzeug dar, um die Instandhaltung eines Systems zustandsbasiert zu planen und umzusetzen [92, 194]. Die zustandsbasierte Instandhaltungsstrategie wird in drei Stufen aufgeteilt. Die erste Stufe sieht eine erweiterte Diagnose des aktuellen Zustands des überwachten Systems mit Hilfe von Sensordaten vor. Darauf aufbauend wird entschieden, ob der Zustand des Elements einen weiteren Betrieb erlaubt oder eine Instandhaltung vorzunehmen ist. In diesem Zusammenhang können im Vorfeld definierte Fehler des Systems identifiziert und lokalisiert werden. Die nächste Stufe der zustandsbasierten Instandhaltung beruht auf einer Prognose der zukünftigen Zustände des Systems aufbauend auf dem aktuellen Zustand. Aus der Entwicklung der zukünftigen Zustände wird i. d. R. eine Zeitgröße abgeleitet, anhand derer eine optimale Instandhaltung geplant werden kann. Diese Instandhaltungsstrategie wird auch prädiktive Instandhaltung genannt und ermöglicht im Vergleich zu der zustandsbasierten Instandhaltungsstrategie basierend auf einer erweiterten Diagnose eine weitere Steigerung der Verfügbarkeit und der Ausnutzung des überwachten Systems [70, 116]. An dieser Stelle sei auf die Norm DIN 31051 [50] verwiesen, die mehrere Begriffsdefinitionen dieses Themenfeldes enthält. In der letzten Stufe der zustandsbasierten Instandhaltung wird eine präskriptive Instandhaltung auf Grundlage einer zuverlässigkeitsbasierten Regelung realisiert. Dabei wird als Regelgröße eine

zuverlässigkeitsbeschreibende Größe verwendet, die in der Zustandsüberwachung ermittelt wird. Damit kann aufbauend auf einer Prognose die Zuverlässigkeit des betrachteten Systems geregelt werden. In diesem Zusammenhang ist die Zuverlässigkeit definiert als die Fähigkeit des Systems eine gewünschte Funktion im Rahmen der Spezifikationen über einen bestimmten Zeitraum zu erfüllen [9].

Die Vor- und Nachteile der reaktiven, der präventiven und der prädiktiven Strategien in Bezug auf die Ausnutzung und die Verfügbarkeit eines Systems werden in Abbildung 1.2 anhand der Betriebs- und der Instandhaltungsdauer verglichen. Die Zeitachse ist auf die nutzbare Lebensdauer des Systems normiert, sodass die nutzbare Lebensdauer des Systems sich über den Zeitraum von 0 bis 1 erstreckt. Die prädiktive Instandhaltung vereint die Vorteile der reaktiven und der präventiven Instandhaltung. Sie erzielt eine hohe Ausnutzung bei gleichzeitig hoher Verfügbarkeit des Systems.

Diesen Vorteilen stehen als häufig aufgeführter Nachteil bei der Umsetzung einer Zustandsüberwachung die anfallenden Kosten gegenüber [23, 42, 116]. Dieser Punkt ist individuell für jedes System zu betrachten. So zeigt bspw. die Anwendung einer Zustandsüberwachung bei WEAs, insbesondere im Offshore Bereich, dass die entstehenden Kosten durch die Vorteile einer Zustandsüberwachung wieder ausgeglichen werden. Eine Gegenüberstellung der Lebenszykluskosten einer WEA mit und ohne CMS über der aktuell maximalen Einsatzdauer der Anlage hebt die finanziellen Vorteile eines CMS hervor. Während eine Anlage mit CMS eine höhere Erstinvestition erfordert, fallen die Lebenszykluskosten mit CMS deutlich geringer aus. Nach der Berechnung von Besnard et al. [23] ergeben sich über die Anwendungsdauer der WEA ohne CMS um 190.000 € höhere Lebenszykluskosten als mit CMS.

Mit dem Ziel, die Kosten gering zu halten, werden in komplexen technischen Systemen nur die kritischen Bauteile durch eine Zustandsüberwachung überwacht. Diese zeichnen sich dadurch aus, dass sie eine geringere Lebensdauer bzw. eine geringere Zuverlässigkeit als andere Bauteile desselben Gesamtsystems aufweisen. Methoden der Prozessanalyse wie Fehler-Möglichkeit- und Einfluss-Analysen oder Fehlerbäume helfen die kritischen Bauteile zu identifizieren [98]. Zwei Studien zu WEAs [88, 179] verdeutlichen beispielhaft, wie kritische Bauteile identifiziert werden.¹ In beiden Studien sind die einzelnen

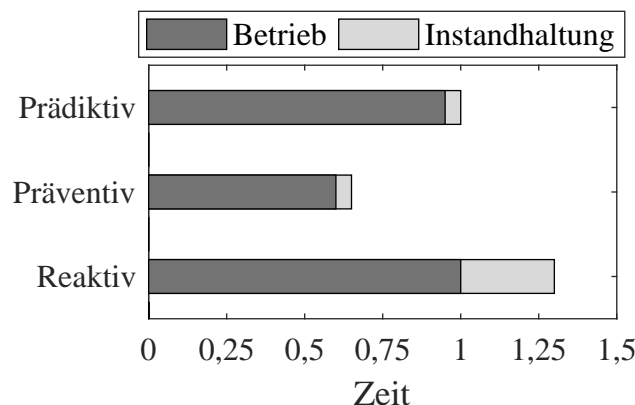


Abbildung 1.2: Vergleich der Instandhaltungsstrategien mit Bezug zu Ausnutzung und Verfügbarkeit (angelehnt an [53, 116])

¹Die erste Studie ist Teil des Wissenschaftlichen Mess- und Evaluierungsprogramms (WMEP) des Förderprogramms „250 MW Wind“ des Instituts für Solare Energieversorgungstechnik e. V. Kassel. Die zweite Studie ist von der Land-Wirtschaftskammer (LWK) des Bundeslands Schleswig-Holstein durchgeführt worden.

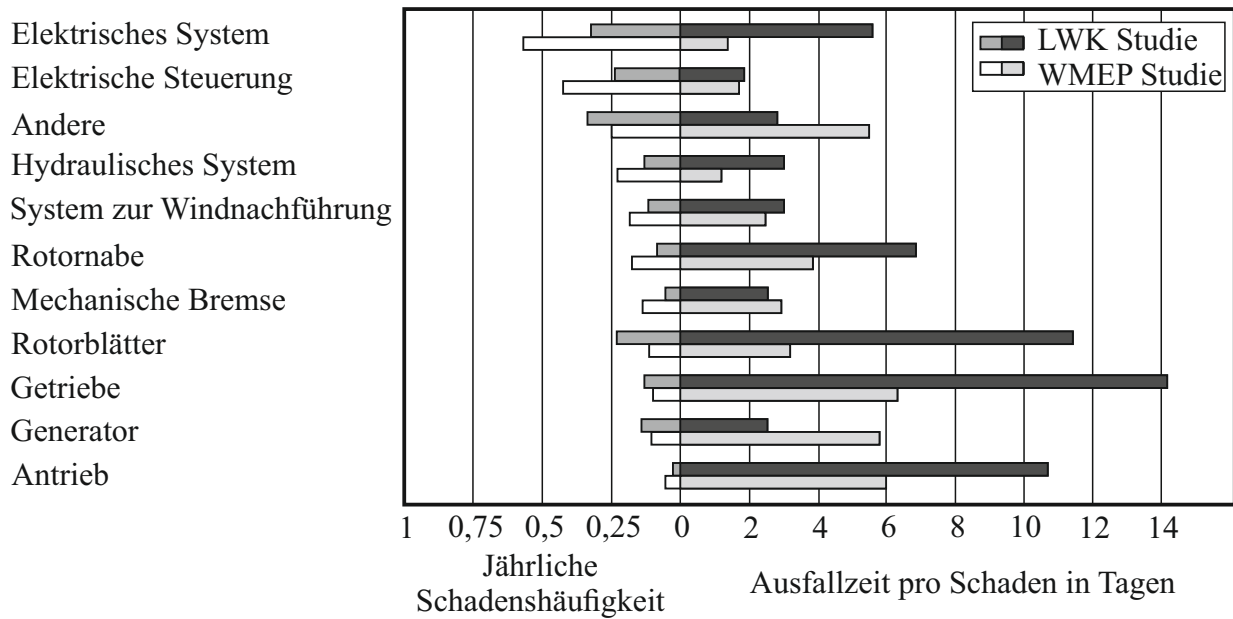


Abbildung 1.3: Gegenüberstellung der Häufigkeit der Ausfälle zur Ausfalldauer der Subsysteme einer WEA [88, 179]

Subsysteme der betrachteten WEAs über mehr als 10 Jahre in Bezug auf ihre Ausfälle beobachtet und analysiert worden. In Abbildung 1.3 werden für verschiedene Subsysteme einer WEA die normierten Ausfälle im Jahr der Ausfalldauer pro Ausfall gegenübergestellt. Aus dieser Abbildung kann geschlossen werden, dass das elektrische System sowie die elektrische Steuerung die meisten Ausfälle verzeichnen, aber innerhalb kurzer Zeit wieder instandgesetzt werden können. Dahingegen verursachen insbesondere Rotorblätter und Getriebe eine relativ lange Ausfallzeit pro Ausfall und damit hohe Kosten, sodass es besonders erstrebenswert ist diese Systeme zustandsbasiert, planbar instand zu halten. Mit den genannten Methoden müssen Ursachen und Auswirkungen der Ausfälle dieser Systeme gefunden werden. Die Funktionsfähigkeit des Getriebes hängt u. a. von dem Zustand der Lager des Getriebes ab. Weisen diese Fehler auf oder fallen aus, wird das Getriebe ebenfalls bei weiterem Betrieb der WEA geschädigt werden. Aus diesem Grund ist es vorteilhaft neben dem Getriebe auch die in einer WEA zur Lagerung des Getriebes eingesetzten Gummi-Metall-Elemente zu überwachen.

Die Windenergieindustrie ist im Bereich Zustandsüberwachung lange einer der Vorreiter gewesen, u. a. da ein verllässlicher Betrieb für die Stromgewinnung notwendig ist, was insbesondere für Offshore Anlagen aufgrund der exponierten Lage eine Herausforderung darstellt [42, 43]. Weiterhin ist ein Stillstand der Anlage mit signifikanten Umsatzeinbußen für den Betreiber verbunden, sodass eine zustandsbasierte Instandhaltung und somit eine gute Verfügbarkeit der Anlage angestrebt werden. In einer realen Anwendung werden WEAs aus Kostengründen, bspw. aufgrund der Organisation der Instandhaltung, zu definierten Zeitpunkten gewartet. Enercon, nach eigenen Angaben eines der weltweit führenden Unternehmen im Bereich Windenergie, hat bspw. 2015 vorgegeben, dass deren WEAs halbjährlich gewartet und instandgesetzt werden [91]. Für die Instandhaltungsplanung ist es wünschenswert, wenn im Vorfeld aufgrund von vorliegenden Sensordaten bekannt ist, welche Bauteile instandgesetzt werden müssen und welche funktionsfähig sind. Vielfach verfügen WEAs bereits über eine vibrationsbasierte Zustandsüberwachung des Antriebsstrangs [141, 150]. Während Getriebe und zugehörige Bauteile überwacht werden, bleiben

Gummi-Metall-Elemente unberücksichtigt. Dabei bietet eine Zustandsdiagnose oder eine Prognose zukünftiger Zustände der Gummi-Metall-Elemente, die kurz vor der geplanten Instandhaltung umgesetzt wird, individuell für jedes Element eine Entscheidungshilfe, ob das Element bei der anstehenden Instandhaltung ausgetauscht oder weiter betrieben wird. Dadurch, dass CMS bereits in WEAs integriert sind, ist die notwendige Infrastruktur für die Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen weitestgehend in WEAs vorhanden, ein spezielles CMS zu ihrer Überwachung fehlt hingegen.

1.2 Zielsetzung der Arbeit

Die Entwicklung eines CMS benötigt ein systematisches Vorgehen, um alle relevanten Punkte zu analysieren und Lösungen für verschiedene Herausforderungen zu finden. Auf der Hardwareseite gilt es das zu betrachtende System und sein Degradationsverhalten zu analysieren. Sowohl an die Messtechnik als auch an die Methodik werden zur Umsetzung eines CMS verschiedene Voraussetzungen gestellt. Eine wesentliche Voraussetzung liegt darin, dass eine geeignete Messgröße identifiziert wird, die zerstörungsfrei während des Betriebs der Gummi-Metall-Elemente ermittelt werden kann. Das Nachrüsten eines Systems oder auch die Ausrüstung von Beginn an mit der notwendigen Messtechnik, Hardware und Software, sowie dem Fachwissen für die problemspezifische Umsetzung sind kostenintensiv. Mit dem Ziel, potenziellen Anwendern die Umsetzung zu erleichtern, wird eine weitere Anforderung in einer möglichst kostengünstig detektierbaren Messgröße gesehen. Auf Softwareseite gilt es geeignete Methoden auszuwählen. Es ist zu entscheiden, ob eine Diagnose oder eine Prognose realisiert werden soll. Einerseits bietet eine Prognose im Vergleich zu einer Diagnose das größere Potenzial. Da die in der Prognose ermittelte nutzbare Restlebensdauer (RUL, nach dem englischen “Remaining useful life”) des betrachteten Elements eine Zeitgröße ist, ermöglicht sie eine genauere Planung der Instandhaltung, als ein diagnostizierter Zustand des Elements. Andererseits sind mit der Umsetzung einer Prognose größere Herausforderungen verbunden. In der Diagnose besteht ein wesentliches Risiko bei der Umsetzung eines CMS darin, dass der vorliegende Zustand des überwachten Systems fehlerhaft klassifiziert wird. In der Prognose zeigt sich ein entsprechendes Risiko darin, dass eine RUL prognostiziert wird, die deutlich von der wahren RUL abweicht. Zur Verfolgung beider Ziele stehen verschiedene Methoden bereit. Für jede Anwendung ist individuell zu entscheiden, welche Methode verwendet wird [97, 194, 208]. Damit bleibt trotz CMS ein Restrisiko für einen ungeplanten Ausfall des überwachten Systems bestehen, das minimiert werden muss. Dafür gilt es vorliegende Unsicherheiten zu beschreiben, wenn möglich zu reduzieren und zu berücksichtigen.

In dieser Arbeit wird systematisch ein CMS von Gummi-Metall-Elementen entwickelt. Diese Elemente werden zur Schwingungsisolierung von sensiblen Systemen wie Getrieben und Motoren eingesetzt. Da es sich dabei um kritische Bauteile von WEAs handelt, trägt eine Überwachung der Gummi-Metall-Elemente zur Steigerung der Zuverlässigkeit der WEA bei. Während die Eigenschaften von Elastomeren in der Entwicklung an die jeweilige Anwendung angepasst werden können, ergeben sich dadurch neben diesen Vorteilen beträchtliche Unsicherheiten, die die nutzbare Lebensdauer der Elemente beeinflussen. So weisen diverse äußere Einflussgrößen einen Effekt auf die Degradation der Gummi-Metall-Elemente auf. Weiterhin führt das komplexe Verhalten von Gummi insbesondere unter dynamischer Belastung zu einer anspruchsvollen Problemstellung hinsichtlich der Umsetzung eines CMS. Die zu betrachtenden systembasierten Unsicherheiten haben so-

mit ihren Ursprung in Materialunterschieden sowie äußeren Einflussfaktoren. Die Unsicherheiten bewirken Abweichungen im Verhalten und der Degradation gleicher Elemente. Daher wird heutzutage die Lebensdauer von Gummi-Metall-Elementen während der Produktentwicklung konservativ für die jeweilige Anwendung abgeschätzt, um Ausfälle zu vermeiden [64, 147, 180]. Eine wesentliche Unsicherheit äußert sich darin, dass nicht für jede Messgröße ein konstanter Messwert am Lebensende des Elements vorliegt, sodass eine geeignete Grenze als Indikator für das erreichte Lebensende des Elements methodisch ermittelt werden muss.

Die Entwicklung eines CMS für diese Elemente unter Berücksichtigung der Unsicherheiten stellt daher das Forschungsthema dieser Arbeit dar. Dabei liegt das Ziel der Arbeit aufgrund des höheren Potenzials in der Entwicklung einer zustandsbasierten Prognose der RUL der Gummi-Metall-Elemente unter Berücksichtigung systembasierter Unsicherheiten. Das Vorgehen zur Entwicklung der Zustandsüberwachung orientiert sich an der üblichen Vorgehensweise aus der Literatur, sodass anwendungsorientiert ein CMS für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente entwickelt wird. Dabei wird eine bekannte Methode aus dem Themenfeld der Zustandsüberwachung weiterentwickelt, sodass die systembasierten Unsicherheiten geeignet integriert werden. Damit schafft die Arbeit die Voraussetzung, die Gummi-Metall-Elemente in Zukunft prädiktiv instand zu setzen und die zugehörigen Vorteile zu erzielen.

1.3 Aufbau der Arbeit

Nachdem das Ziel dieser Arbeit definiert worden ist, werden in Kapitel 2 die Grundlagen aus den Bereichen Zustandsüberwachung und Gummi-Metall-Elemente erläutert. Damit wird das Verständnis für die zu entwickelnde Arbeit und die systembasierten Unsicherheiten in der Überwachung von Gummi-Metall-Elementen vermittelt. Dabei werden zuerst Ursachen von Unsicherheiten beleuchtet, die in der Zustandsüberwachung relevant sind, bevor der Fokus auf Unsicherheiten in der Anwendung von Gummi-Metall-Elementen gesetzt wird.

In Kapitel 3 wird ein Überblick über die Methoden der Zustandsüberwachung gegeben. Dabei liegt ein Schwerpunkt auf Prognosemethoden, insbesondere modellbasierten Prognosemethoden, die im weiteren Verlauf verwendet werden. Dem gegenüber stehen die klassischen Verfahren zur Abschätzung der Lebensdauer von Gummi-Metall-Elementen, die während der Produktentwicklung eingesetzt werden. Darauf aufbauend werden die Herausforderungen bei der Entwicklung des CMS von Gummi-Metall-Elementen abgeleitet und als Forschungsfragen formuliert.

Die Entwicklung einer Methode zur Prognose der RUL von Gummi-Metall-Elementen wird in Kapitel 4 vorgestellt. Aufbauend auf zu definierenden Anforderungen werden geeignete Messgrößen identifiziert und messgrößenspezifische Konzepte für das CMS ausgearbeitet. In einer Nutzwertanalyse werden die entwickelten Konzepte systematisch verglichen und bewertet, sodass das geeignetste Konzept als Grundlage für die Entwicklung der modellbasierten Methode für die Prognose der RUL der Gummi-Metall-Elemente dient. Die ausgewählte Prognosemethode wird so weiterentwickelt, dass sie die vorliegenden Unsicherheiten in der Prognose der RUL der Gummi-Metall-Elemente berücksichtigt. Dabei werden insbesondere Methoden zur Abschätzung einer geeigneten Grenze, die als Indikator für das erreichte Lebensende des betrachteten Elements dient, entwickelt.

Die entwickelte Methode wird in Kapitel 5 für die Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen mit experimentell ermittelten Messdaten validiert. Dafür werden Lebensdauerversuche vorwiegend unter stationären Bedingungen durchgeführt und die ermittelten Messdaten analysiert. Darauf aufbauend werden die systembasierten Unsicherheiten in einer Sensitivitätsanalyse ermittelt und integriert. Die Validierung der entwickelten Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen schließt sich daran an. Das Kapitel wird abgeschlossen, indem die Prognosen unter dem Aspekt der Ausnutzung der Elemente in einer realen Anwendung beurteilt werden.

In Kapitel 6 werden die Forschungsfragen dieser Arbeit zusammenfassend beantwortet und die erzielten Ergebnisse eingeordnet. Darauf aufbauend werden im Ausblick offene Forschungsthemen formuliert.

2 Grundlagen

Nach der Einleitung in die Thematik werden in diesem Kapitel die Grundlagen sowie der Stand der Technik in den Fachgebieten Zustandsüberwachung und technische Elastomere vermittelt. Dies schafft die Basis, um die wissenschaftliche Fragestellung herauszuarbeiten und die Ergebnisse dieser Arbeit in einen größeren Zusammenhang setzen zu können. In diesem Kapitel werden in Abschnitt 2.1 fachspezifische Definitionen, die Entwicklung einer Zustandsüberwachung bis hin zum digitalen Zwilling dargelegt. Dabei werden die Unsicherheiten, die in der Zustandsüberwachung auftreten, beschrieben und in vier Arten eingeteilt. Anschließend wird im Abschnitt 2.2 über das Anwendungsfeld der Schwingungskopplung das Thema der Elastomere erörtert. Dabei liegt der Schwerpunkt auf Gummi-Metall-Elementen, deren Degradationsverhalten und insbesondere den inhärenten Unsicherheiten dieser Elemente. Daher werden insbesondere Einflussfaktoren auf die Degradation der elastomeren Elemente erläutert und anschließend die für diese Arbeit relevanten Einflussfaktoren definiert.

2.1 Zustandsüberwachung technischer Systeme

Zuverlässigkeit, Sicherheit und Verfügbarkeit gewinnen bei der Anwendung von technischen Systemen eine immer größere Bedeutung. Die Sicherheit beschreibt in diesem Kontext einen Zustand, in dem katastrophale Konsequenzen durch Fehler oder Versagens des Systems vom Anwender und der Umgebung ferngehalten werden können [9]. Aufgrund der wachsenden Bedeutung dieser Größen hat sich die Zustandsüberwachung eines technischen Systems in verschiedenen Industriebranchen etabliert. Im Folgenden werden zuerst das Vorgehen und die Bausteine zur Entwicklung eines CMS vorgestellt, wobei Anwendungen sowie die Verbindungen zum digitalen Zwilling beleuchtet wird. Zuletzt werden mögliche Unsicherheiten in Zustandsüberwachungen fokussiert, die im Abschnitt 2.2 in Bezug zu Elastomeren erneut aufgegriffen werden.

2.1.1 Vorgehen zur Entwicklung eines Condition Monitoring Systems

Die Entwicklung eines CMS baut in Anlehnung an die vier Aufgabenfelder aus DIN ISO 17359 [54] auf mehreren Schritten auf. Diese Schritte können dem Vorgehen in Abbildung 2.1 entnommen werden. Sie beruhen auf der Arbeit von Goebel et al. [71]. In der Literatur liegen weitere, ähnliche Vorgehensweisen zur Entwicklung eines CMS vor. So nutzen Javed et al. [98] eine allgemeinere Strukturierung, indem sie das Vorgehen in die drei Phasen „Beobachten“, „Analysieren“ und „Handeln“ unterteilen. Das Vorgehen des CRISP-DM Ansatzes (CROSS-Industry Standard Process for Data Mining) von Chapman et al. [36] beinhaltet ähnliche Schritte wie das Vorgehen nach Goebel et al.. Der CRISP-DM Ansatz fokussiert jedoch Data-Mining Tätigkeiten stärker, unabhängig vom

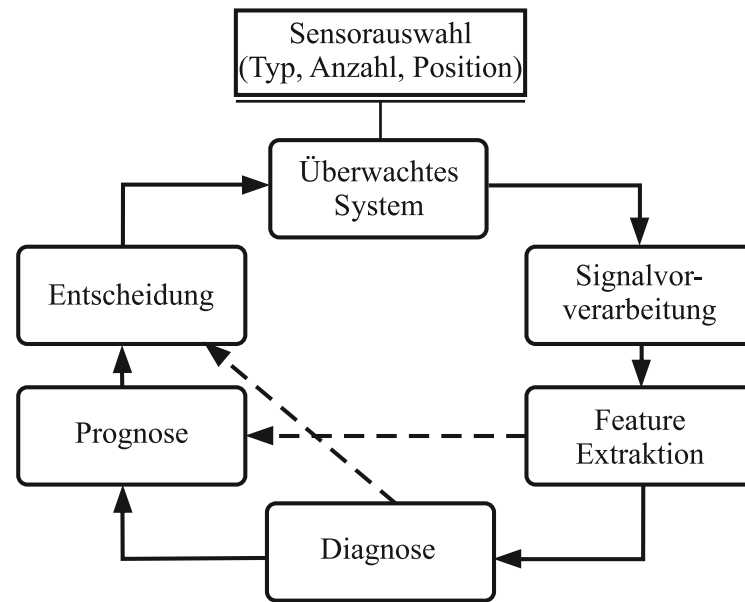


Abbildung 2.1: Vorgehen zur Umsetzung eines Condition Monitoring Systems (angelehnt an [71])

Ziel der Tätigkeiten. Um ein CMS zu realisieren, werden Messdaten des betrachteten Systems benötigt. Bevor erste Daten aufgezeichnet werden, stellt sich eine wesentliche Frage: Welche Messgröße bzw. welche Messgrößen werden am besten detektiert? Dabei werden solche Messgrößen benötigt, die die Degradation des Systems beschreiben können. Eine geeignete Messgröße ist eine essentielle Voraussetzung für eine erfolgreiche Zustandsüberwachung. Verbreitet sind vibrations- oder akustikbasierte Lösungen, aber heutige Lösungen berücksichtigen auch weitere Messgrößen, wie Temperatur, elektrische Größen wie Strom oder Spannung oder auch die Reinheit des im betrachteten System enthaltenen Öls [43, 54, 126, 132, 141, 197]. Aufbauend auf Expertenwissen werden verschiedene geeignete Sensoren ermittelt, indem das dynamische Verhalten und insbesondere der Degradationsprozess des zu beobachtenden Systems analysiert wird. Ist eine geeignete Messgröße für das betrachtete System ermittelt worden, schließt die *Sensorauswahl* und -positionierung diesen Vorbereitungsschritt für die Überwachung des Systems ab. Dabei wird eine Sensorposition angestrebt, die ein optimales Messsignal mit den notwendigen Informationen zur Degradation des Elements ermöglicht. Zusätzlich müssen weitere äußere Randbedingungen wie die Zugänglichkeit der angestrebten Position, der Schutz des Sensors vor Störgrößen und auch der Aufwand der Umsetzung beachtet werden. Hinsichtlich der Datenanalyse beeinflusst bereits dieser Auswahlsschritt die Unsicherheit der Zustandsermittlung.

Ist eine geeignete Sensorik ausgewählt, kann die angestrebte Anwendung oder der angestrebte Versuch umgesetzt und Zustandsüberwachungsdaten ermittelt werden. Bei einer online Umsetzung erfolgt direkt nach Aufzeichnung der Messwerte deren Verarbeitung. In einer offline Umsetzung erfolgt dieser Schritt zeitversetzt. In beiden Fällen wird im Schritt *Signalvorverarbeitung* des Vorgehens aus Abbildung 2.1 zuerst eine Sichtung der Daten vorgenommen. Dabei werden Daten für die Auswertung aufbereitet, sodass anschließend die wesentlichen Informationen bestmöglich vorliegen. Dazu können Filter verwendet werden, um beispielsweise Rauschen aufgrund der Messtechnik oder äußerer Einflüsse aus den Daten zu entfernen.

Als nächstes erfolgt die *Feature Extraktion*. Zustandsbasierte Features beschreiben laut DIN ISO 17359 [54] quantitativ die Symptome, die einen Rückschluss auf den Zustand des überwachten Bauteils erlauben. Bei der Feature Extraktion werden in einem ersten Schritt verschiedenste, charakteristische Merkmale aus den Daten extrahiert, die wesentliche Informationen über den Zustand des Systems enthalten sollen. Die Features können aus dem Zeit-, Frequenz- oder dem Zeit-Frequenz-Bereich stammen [97, 194]. In Abhängigkeit von den vorliegenden Signalen enthalten Features aus einem oder mehreren dieser Bereiche aussagekräftige Informationen zum Zustand des Systems. Beispielsweise werden Temperatursignale mit Features aus dem Zeitbereich geeignet beschrieben, während Vibrationen wesentliche Informationen über den vorliegenden Zustand im Frequenzbereich aufweisen. In der Regel liegen Messsignale im Zeitbereich vor und werden für die Extraktion relevanter Features zusätzlich in den Frequenz- und / oder den Zeit-Frequenz-Bereich übertragen. Zur Übertragung in den Frequenzbereich eignet sich die Diskrete Fourier Transformation, die basierend auf der vorliegenden Abtastrate das Frequenzspektrum des vorliegenden Zeitsignals ermittelt. Zur Zeit-Frequenz-Analyse werden die Zeitsignale mit der Wavelet-Transformation in Basisfunktionen, sogenannte Wavelets unterteilt. Durch diese lineare Transformation wird die Energie des Signals als Feature extrahiert. In der Feature Selektion werden im Anschluss diejenigen Features ausgewählt, die besonders aussagekräftige Informationen in Bezug auf die Schädigung des Systems enthalten. Dadurch werden die Messdaten auf die wesentlichen Elemente reduziert. Damit ist die Beobachtungsphase abgeschlossen. Die ausgewählten Features werden als Eingang in die Zustandsüberwachungsmethode eingegeben. Je nach Ziel wird entweder eine *Diagnose* und / oder eine *Prognose* in der Analysephase umgesetzt. Für eine Diagnose weisen geeignete Features eindeutige Muster oder Kennzeichen auf, nach denen eine Klassifizierung der Daten in verschiedene Fehlerarten oder Schädigungszustände durchgeführt werden kann. Für eine Prognose weisen geeignete Features einen Trend über der Zeit auf, der mit der Degradation des Systems korreliert.

Aufbauend auf dem betrachteten System und den ermittelten Daten wird aus den Merkmalen ein geeignetes Modell für die Umsetzung des CMS entwickelt. In einer *Diagnose* wird mit diesem Modell der Zustand des überwachten Systems basierend auf Messungen bestimmt. Dabei werden die Diagnosedaten mit im Vorfeld klassifizierten Daten aller bekannten Fehler verglichen und einer Klasse zugeordnet. Diese Klassen entsprechen i. d. R. diskreten Zuständen, wie z. B. „Normalzustand“, „Fehlerstufe 1“, „Fehlerstufe 2“ und „Ausgefallen“. Die Messdaten müssen dabei nicht kontinuierlich aufgenommen werden, da der aktuelle Zustand des Systems in der Diagnose ermittelt wird. Soll dahingegen eine *Prognose* umgesetzt werden, wird häufig die RUL als Zielgröße verwendet. Dabei ist die RUL definiert als die Zeit oder die Anzahl der Lastzyklen, die das System vom aktuellen bis zum letzten Lastzyklus am Ende seines nutzbaren Lebens noch verwendet werden kann. Wenn im Folgenden von Zyklen gesprochen wird, sind daher die Lastzyklen des Systems gemeint. Zur Umsetzung einer Prognose der RUL muss die Degradation des Systems anhand der Messungen bzw. der Features erkannt werden, daher werden im Gegensatz zur Diagnose für die Prognose i. d. R. kontinuierlich aufgenommene Daten über die gesamte Lebensdauer einschließlich des Versagens des Systems, sogenannte run-to-failure Daten, für die Modellbildung benötigt [194]. Welche Methode für eine Diagnose oder eine Prognose des überwachten Systems geeignet ist, hängt von verschiedenen Anforderungen, wie den vorliegenden Daten und dem Systemverständnis ab. Javed et al. [98], Kimotho [107] und Uckun et al. [192] haben jeweils Entscheidungshilfen entwickelt, um

eine geeignete Prognosemethode auszuwählen.

Abgeschlossen wird das Vorgehen in der Handlungsphase, indem aufbauend auf dem diagnostizierten Zustand oder der prognostizierten RUL eine *Entscheidung* zur Instandhaltungsplanung getroffen wird, bspw. wann das überwachte System ausgetauscht wird. Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass das Vorgehen eine strukturierte Umsetzung eines CMS unterstützt. So führt eine Zustandsüberwachung zu einer erhöhten Sicherheit und reduziert ungeplante, katastrophale Stillstände des Systems. Dadurch werden u. a. die Instandhaltungskosten sowie weitere sekundäre Kosten reduziert. Somit werden die Verlässlichkeit und die Ausnutzung gesteigert, was wiederum zu einer verbesserten Produktivität führt [92, 194].

2.1.2 Aufbau eines Condition Monitoring Systems

Zur Umsetzung dieser Ziele ist die Zustandsüberwachung in den 1960er Jahren für die Überwachung nuklearer Anwendungen in den USA entwickelt worden, die somit die erste Anwendung von CMS darstellen [139]. Kommerziell sind aufgrund der genannten Vorteile bereits diverse diagnosebasierte CMS im Einsatz, u. a. in WEAs, im Betrieb von Schienenfahrzeugen sowie im Bereich der Metallverarbeitung, der Chemie- und der Papierbranche [25, 43, 48, 177, 202]. Um die genannten Schritte zur Zustandsüberwachung eines technischen Systems realisieren zu können, werden hardwareseitig verschiedene Bausteine benötigt. Dabei setzen sich CMS aus ähnlichen Bausteinen zusammen wie mechatronische Systeme. Ein mechatronisches System besteht aus den in Abbildung 2.2 ersichtlichen Bausteinen: einem Grundsystem, einer Sensorik, einer Aktorik und einer Informationsverarbeitung. Ist die Informationsverarbeitung über ein Kommunikationssystem mit anderen Systemen verbunden, liegt ein vernetztes, mechatronisches System vor. Ein Vergleich dieser Bausteine mit den einzelnen Schritten des Vorgehens der Zustandsüberwachung, vgl. Abbildung 2.1, hebt hervor, dass CMS ähnliche Bausteine benötigen. Diese Bausteine umfassen das überwachte System, die verwendete Sensorik, Module zur Datenerfassung und ggf. -übertragung, Software zur Datenauswertung sowie zur Entscheidungsfindung und ein Datenmanagementsystem [191, 208]. Aufgrund der Analogie

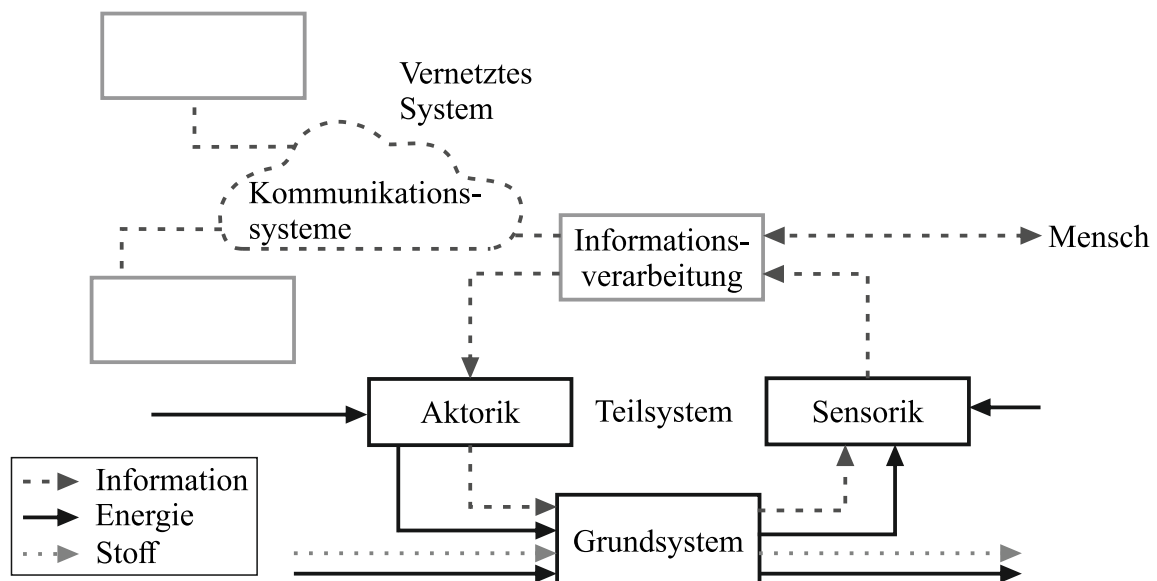


Abbildung 2.2: Aufbau eines vernetzten, mechatronischen Systems [191]

finden sich diese Bausteine auch in anderen Überwachungssystemen wie Structural Health Monitoring Systemen wieder. Structural Health Monitoring Systeme dienen zur Überwachung von Bauwerken bzw. Strukturen, während CMS Maschinen und deren Komponenten überwachen [205]. Eine Zustandsüberwachung wird als Erweiterung der reinen Informationsverarbeitung in das vernetzte, mechatronische System integriert. Dabei sind insbesondere die Module der Zustandsüberwachung zur Datenerfassung, -übertragung und -auswertung sowie die Entscheidungsfindung im Baustein Informationsverarbeitung und angeschlossenen Kommunikationssystemen angesiedelt. Diese für die Zustandsüberwachung notwendigen, zusätzlichen Bausteine führen zu einer steigenden Komplexität des überwachten technischen Systems.

Eine Art Zusatzmodul der Zustandsüberwachung stellt in verschiedenen Anwendungen ein sogenannter digitaler Zwilling dar. Für diesen Begriff finden sich in der Praxis unterschiedliche Definitionen [26, 172, 188]. Gemein haben alle Definitionen, dass der digitale Zwilling ein Hilfswerkzeug ist, mit dem das überwachte System digital abgebildet werden kann. In dieser Arbeit ist unter einem digitalen Zwilling ein verständliches, digitales Modell des realen Systems zu verstehen, das alle Informationen enthält, die für den aktuellen Anwendungsfall relevant sind [26, 123, 185]. Dabei kann ein Modell eines mechatronischen Systems als Grundlage für einen digitalen Zwilling verwendet werden und dabei bspw. Informationen über dessen Architektur, Verhalten und Verlässlichkeit beinhalten. Für die Integration des digitalen Zwillings in die vorausschauende Instandhaltung wird das Modell mit Zustandsdaten des betrachteten Systems kombiniert [105]. Dadurch kann die Verwendung eines digitalen Zwillings die Gewinnung von Systemverständnis, Simulationen, eine bessere Nutzung der Ressourcen, eine verbesserte Betriebssicherheit, eine unkomplizierte, systematische Dokumentation des Produktdatenmanagements und eine Unterstützung verschiedener Bereiche eines Unternehmens durch cloudbasierte Lösungen mit einem reduzierten experimentellen Aufwand ermöglichen [31]. In [106] ist ein digitaler Zwilling entwickelt worden, der über mehrere Lebenszyklusphasen verwendet werden kann. So kann für das Anwendungsbeispiel eines Kugellagerprüfstands der entwickelte digitale Zwilling von der Entwicklungsphase bis in die Betriebsphase verwendet werden. Dabei enthält er eine geeignete Verlässlichkeitsmodellierung aus der Entwicklungsphase des Systems sowie Informationen bzgl. des Zustands aus einer zustandsbasierten Diagnose, die während des Produktlebens aufbauend auf Sensordaten umgesetzt worden ist. Für die Klassifikation der einzelnen Fehlzustände der Kugellager sind datenbasierte Methoden verwendet worden. Das Ziel dieser Arbeit liegt in der Entwicklung einer geeigneten Zustandsüberwachung für Gummi-Metall-Elemente, die in zukünftigen Arbeiten zur Entwicklung des digitalen Zwillings dieser Elemente beitragen kann.

2.1.3 Unsicherheiten

Während das Vorgehen und die Bausteine zur Entwicklung eines CMS bekannte Standards darstellen, liegen heutige Herausforderungen in der Entwicklung einer Zustandsüberwachung, insbesondere einer Prognose der RUL, in verschiedenen Unsicherheiten begründet, die berücksichtigt werden müssen. Dabei werden Unsicherheiten und ihre Ursachen, wie in Abbildung 2.3 erkenntlich wird, in vier Arten unterteilt: Unsicherheit des aktuellen Zustands, Unsicherheit der Zukunft, Modellunsicherheit und Unsicherheit der Prognosemethode [8, 14, 71, 98, 187, 196]. In verschiedenen Arbeiten werden unterschiedliche Aspekte der Unsicherheiten analysiert. So untersuchen Atamuradov et al. [8], Gu

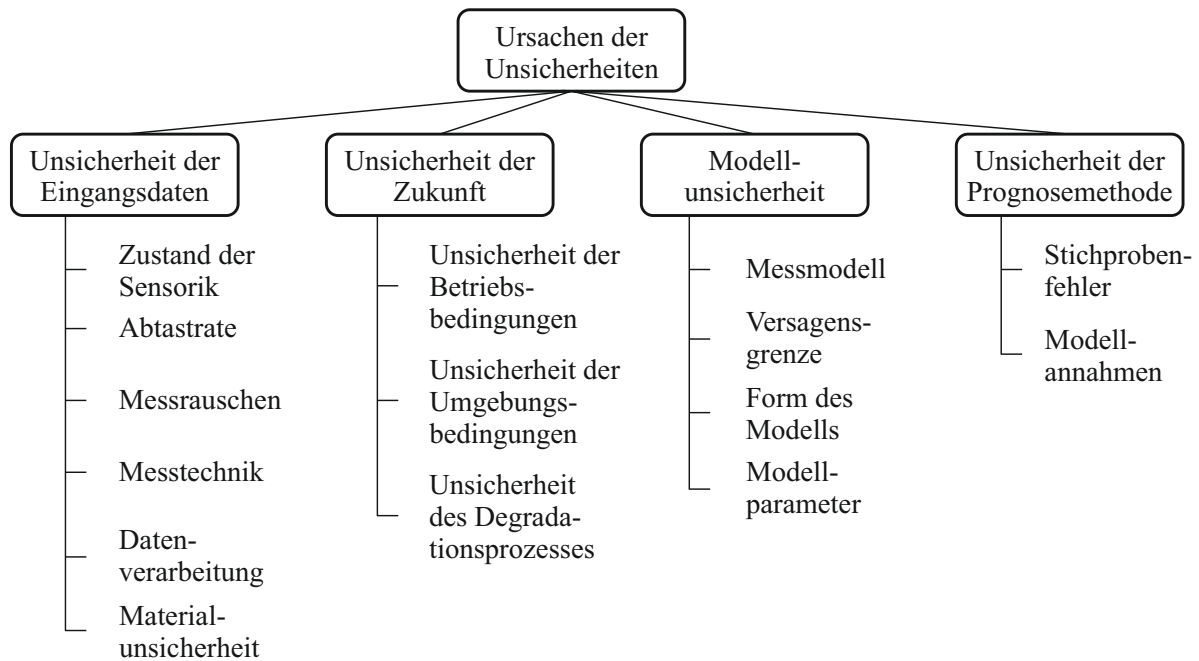


Abbildung 2.3: Unsicherheiten der Zustandsüberwachung und ihre Ursachen (angelehnt an [8, 14, 71, 98, 187, 196])

et al. [72] und Orchard et al. [157] die Unsicherheit der Modellierung einzelner Modelle auf Parameterebene. Chegade et al. [37], Sankararaman [169] und Usynin et al. [193] fokussieren in ihren Arbeiten die Unsicherheit des Degradationsprozesses durch die Versagensgrenze.

Der Umgang mit Unsicherheiten erfordert drei Schritte: die Beschreibung und Modellierung, die Bewertung sowie die Beeinflussung der Unsicherheit. In der Literatur existieren verschiedene Methoden für die einzelnen Schritte. Die Methoden zur Beschreibung der Unsicherheit können aufgeteilt werden in qualitative Methoden, wie die Fehler-Möglichkeiten- und Einfluss-Analyse, und quantitative Methoden, wie die Gaußsche Fehlerfortpflanzung. Die Bewertung der Unsicherheiten erfolgt analytisch, z. B. durch eine Fehlerrechnung, numerisch, bspw. durch eine Sensitivitätsanalyse, oder experimentell, bspw. durch eine statistische Versuchsplanung. Beeinflusst werden die Unsicherheiten, in dem sie z. B. durch bessere Sensoren umgangen, oder angepasst werden, wie eine Änderung der Sensorposition [112]. Zudem ermöglichen manche Prognosemethoden die zuvor ermittelte Unsicherheit zu propagieren, um sie in der Prognose zu berücksichtigen [98].

Eine große Unsicherheit in der Zustandsüberwachung beruht auf der Unsicherheit variierender Betriebsbedingungen, die zur Unsicherheit der Zukunft zählt. Der Einsatz technischer Systeme unter realen Bedingungen ist i. d. R. durch unterschiedliche Umgebungs- und Betriebsbedingungen geprägt, die das Verhalten der Systeme beeinflussen. Da Schwingungen in realen technischen Anwendungen sehr relevant sind, wird die Einteilung von Schwingungen zur Einteilung der Bedingungen herangezogen. In der Schwingungstheorie, vgl. DIN 1311-1 [49] und VDI Richtlinie 4550 [198], werden deterministische und stochastische Schwingungen unterschieden. Die zugehörige Einteilung der Schwingungen wird in Abbildung 2.4 ersichtlich. Deterministische Signale sind nur abhängig von einer Einflussgröße, z. B. der Zeit [161]. Sie können weiter unterteilt werden in periodische und nicht-periodische Schwingungen, während stochastische Schwingungen stationär oder instationär sein können.

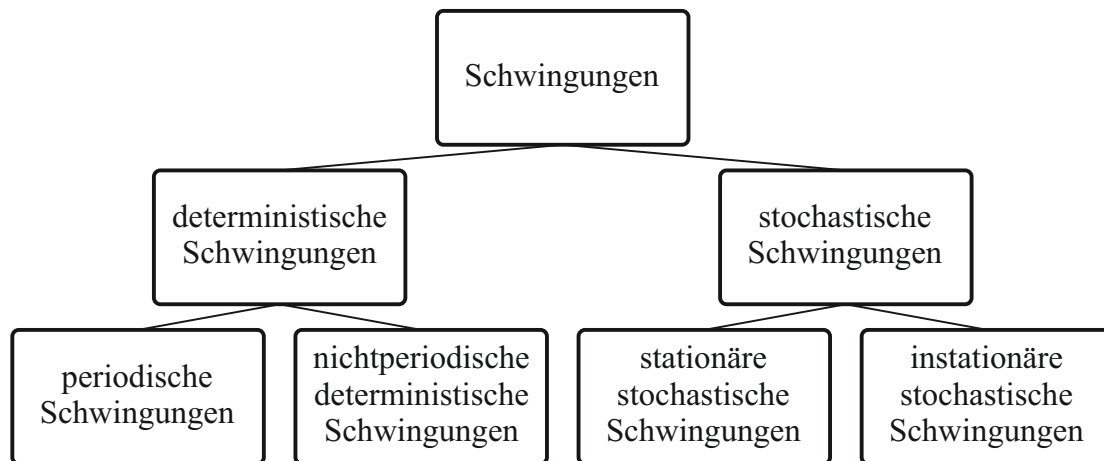


Abbildung 2.4: Einteilung von Schwingungen [49]

Im Bereich der Zustandsüberwachung wird hauptsächlich zwischen den beiden Kategorien stationäre und instationäre Betriebsbedingungen unterschieden [90, 126, 189, 194]. Ein Prozess ist stationär, wenn seine statistischen Eigenschaften über der Zeit konstant bleiben. Damit werden unter stationären Betriebsbedingungen konstante, periodische und/oder Belastungen, die nur geringe Abweichungen zu ihrer mittleren Anregung aufweisen, verstanden. Beispielhaft sei eine sinusförmige Kraftanregung mit konstanter Amplitude und konstanter Frequenz genannt. Dahingegen zeichnen sich instationäre Betriebsbedingungen durch ihr nicht-periodisches Verhalten sowie Anregungssignale aus, die größere Abweichungen zu ihrer mittleren Anregung aufweisen. Dabei können instationäre Betriebsbedingungen mit diskreten Anregungen des Systems, die nicht-periodisch über der Zeit variieren, und solche mit stochastischen Anregungen des Systems unterschieden werden. Letztere Bedingungen zeichnen sich durch messbare, statistische Eigenschaften aus, die über der Einsatzdauer der Systeme nicht konstant sind, sondern zufällige Änderungen durchlaufen. Generell führen instationäre Betriebsbedingungen zu einer größeren Unsicherheit in der Zustandsüberwachung, da die Bedingungen die Messsignale beeinflussen und dabei mögliche Degradationen des Systems maskieren [104, 161].

2.2 Elastomer- und Gummi-Metall-Elemente

Nachdem die Grundlagen der Zustandsüberwachung im letzten Abschnitt dargelegt worden sind, wird in diesem Abschnitt der zweite Themenkomplex dieser Arbeit erläutert. Elastomere zählen zu den Kunststoffen. Sie zeichnen sich durch ihr elastisches Verhalten sowie ihre Anpassbarkeit an die jeweilige Anwendung aus [56]. Im Abschnitt 2.2.1 werden die Eigenschaften von Elastomer- und Gummi-Metall-Elementen unter dem Fokus der technischen Anwendung beschrieben. Dabei werden verschiedene Variationen beschrieben, u. a. im Fertigungsprozess, in Bauformen und in einer aktiven bzw. passiven Umsetzungen. Diese Vielfalt an Möglichkeiten ist eng verbunden mit Unsicherheiten im Materialverhalten und in der Degradation der Elemente. Letztere wird in Bezug auf mögliche Einflussfaktoren in Abschnitt 2.2.2 detailliert betrachtet.

2.2.1 Eigenschaften und Anwendungen

In technischen Anwendungen treten häufig Schwingungen und damit verbundene Geräusche auf. Diese Schwingungen können sowohl durch äußere Einflüsse als auch durch das System selbst verursacht werden. In beiden Fällen beeinträchtigen sie weitere Teile des Systems oder den Anwender. Ist diese Beeinträchtigung unerwünscht, können Elemente zur Schwingungs- und Geräuschkopplung eingesetzt werden. Zu diesem Zweck finden technische Elastomere typischerweise Anwendung in Motoraufhängungen oder Maschinenlagerungen. Für diese Anwendungen liegen diverse Bauformen vor, wie Luftfederung, Gummi-Puffer, Torsionsschwingungsdämpfern, Aggregate- und Maschinenlagerungen aus Gummi-Metall-Elementen häufig als Buchsen, Lager oder Schichtfedern und verschiedene Isolationsmatten.

Der Einsatz von Gummi bzw. Elastomeren in diesen Anwendungen liegt in ihrem viskoelastischen Verhalten begründet. So nehmen die Elemente Bewegungen im Anwendungsbereich elastisch auf und arbeiten quasi wartungsfrei. Dabei wird das nichtlineare viskoelastische Verhalten der Elastomere durch die genaue Zusammensetzung und die inneren Strukturen des Materials geprägt [56, 69, 181]. Ein charakteristisches Kennzeichen dieser Elemente zeigt sich darin, dass ihre Eigenschaften gezielt verändert werden können. Durch das formgebende, chemisch-technische Verfahren der Vulkanisation, in dem die einzelnen Komponenten des Elastomers gemischt und unter Druck erhitzt werden, wird aus der Mischung der Einzelkomponenten ein Elastomer. Erst durch diesen Fertigungsschritt erhalten Elastomere ihre einmaligen Eigenschaften, wie z. B. eine gleichzeitig hohe Zugfestigkeit und hohe Dehnbarkeit, sowie eine geringe Wärmeentwicklung innerhalb ihres Anwendungsbereichs und bemerkenswerte dynamische Eigenschaften auch unter Belastung. Da die dynamischen Eigenschaften abhängig sind von den erfahrenen Betriebsbedingungen, wie z. B. Frequenz und Amplitude der Belastung, ist das Verhalten von Elastomeren als komplex zu beschreiben. Die Anpassung an bestimmte Anforderungen bzw. Anwendungen erfolgt durch Additive und Füllstoffe, die im Fertigungsprozess in den Werkstoff integriert werden und maßgeblich die physikalischen und chemischen Eigenschaften von Elastomeren beeinflussen. Dabei können insgesamt bis zu 20 Komponenten in eine Mischung einfließen, um bspw. das Elastomer besser vor äußeren Einflüssen zu schützen oder es besser verarbeiten zu können [56, 148, 180]. Während des Fertigungsprozesses ergeben sich vielfache Variationsmöglichkeiten, um diese vielfältigen Eigenschaften zu realisieren. So liegen die Komponenten in unterschiedlichen Formen vor und werden in verschiedener Reihenfolge in die Elastormischung eingearbeitet. Weitere Variationsgrößen stellen die Menge der eingesetzten Komponenten und die Verarbeitungsdauer dar. Diese enorme Anzahl an Einflussgrößen wirkt sich auf den Fertigungsprozess aus, sodass die Vorteile des Elastomers auch mit Nachteilen verbunden sind, die sich in einer Unsicherheit im Materialverhalten zeigen. Aufgrund der Wechselwirkungen einzelner Füllstoffe und der großen Zahl an Additiven reagiert das Material sensibel auf kleinste Änderungen im Fertigungsprozess. Aufgrund der Breite an Eigenschaften wird häufig neben der Angabe des Basiswerkstoffs eine spezielle Eigenschaft zur Klassifikation der Materialien herangezogen, die Shore-Härte. Die nach DIN ISO 7619 [55] definierte Shore-Härte ist ein Maß für die Materialhärte, die in einem normierten Versuch durch das Eindringen eines Stahlkegels in das Gummi ermittelt wird.¹ In dieser Arbeit wird die Shore-Härte A verwendet.

¹Unterschieden werden dabei die Härtemessung nach Shore A mit einem Kegelstumpf und die Härtemessung nach Shore D mit einer Kegelspitze als Eindringkörper. Die zugrundeliegende Skala erstreckt sich über einen Wertebereich von 0 bis 100.

Aufgrund der diversen Einflussfaktoren werden in der Realität keine kleinen Toleranzen bzgl. der Shore-Härte des Elastomers umgesetzt, sondern je nach Anwendung Elastomere mit einem Toleranzfenster von ± 5 Shore A ausgelegt. Insbesondere in der seriellen Fertigung über mehrere Jahre variiert die Shore-Härte in einem größeren Toleranzfenster. Elastomere für bspw. sicherheitskritische Anwendungen, die kleinere Toleranzen fordern, lassen sich durch einen deutlich erhöhten Fertigungsaufwand und mit einem größeren finanziellen Aufkommen realisieren [56, 66, 84, 148, 180]. Für detailliertere Beschreibungen von Elastomeren und ihren Eigenschaften sei auf Eyerer et al. [62] und Domininghaus et al. [56] verwiesen. Im Folgenden liegt der Schwerpunkt auf Gummi-Metall-Elementen.

Im Allgemeinen nehmen Gummi-Metall-Elemente vor allem wegen ihrer hohen Verformbarkeit bei relativ kleiner, anliegender Last, ihrem relativ großen Dämpfungsvermögen und ihrer Anpassbarkeit an die jeweilige Anwendung eine besondere Stellung bei den technischen Elastomeren ein [16, 56]. Gummi-Metall-Elemente ermöglichen es darüber hinaus durch ihre Formgebung, insbesondere die Einbringung des Metalls die Eigenschaften des Elastomers zu beeinflussen, sodass verschiedene Bauformen, wie Buchsen, Konuslager, Kabinenlager oder Bügelelemente, auf dem Markt erhältlich sind [27, 181]. In Schienenfahrzeugen werden sie u. a. zur Radsatzführung und in der Federung [77], in WEAs bspw. als Drehmomentstützen zur Aufnahme der Querkkräfte des Getriebes eingesetzt. Diese Anwendung kann in Abbildung 2.5 nachvollzogen werden. In der Abbildung ist der Aufbau der Gondel einer WEA dargestellt, die an verschiedenen Positionen Gummi-Metall-Elemente enthält. Weiterhin nehmen Gummi-Metall-Elemente insofern eine besondere Stellung im Bereich der Schwingungsisololation ein, als dass sie andere Bauteile des Systems beweglich miteinander verbinden und nur eingeschränkte Bewegungen (für ähnliche Bauteile üblicherweise ca. 5 bis 10°, 0,1 bis 3 mm) zulassen. Ihre Aufgabe ist insbesondere die Minderung von Dauerschwingungen, die Schwingungsentkopplung und im Resonanzfall die Verschiebung von Resonanzfrequenzen sowie die Reduzierung von Spitzenbelastungen bei Resonanzdurchfahrten.

Sollen Schwingungen durch Elastomer-Bauteile reduziert bzw. unterbunden werden, gibt es drei unterschiedliche Umsetzungsmöglichkeiten, eine aktive, eine semi-aktive oder ei-

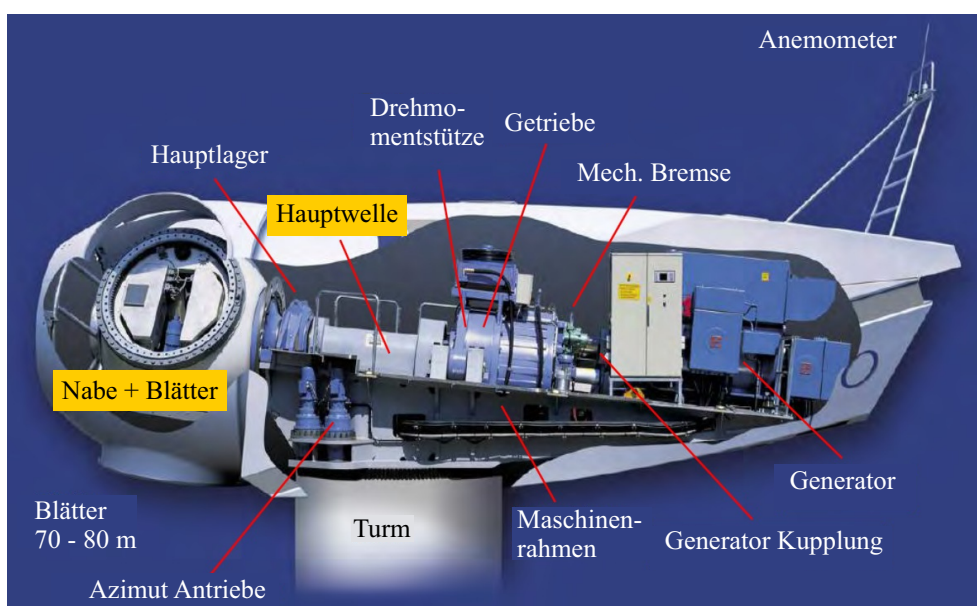


Abbildung 2.5: Aufbau der Gondel einer WEA [Senvion]

ne passive Schwingungsreduktion. Diese unterscheiden sich darin, wie Eigenschaften des Elastomer-Bauteils für die Schwingungsreduktion eingestellt werden. Wenn die Eigenschaften des betrachteten Systems automatisch mit einer externen Energiequelle eingestellt werden, die aktiv eine Kraft in das System einbringt, liegt eine aktive Umsetzung vor. Dabei kann die automatische Einstellung durch eine Überwachung der Umgebungsbedingungen oder der gewünschten Anpassungsfaktoren ausgelöst werden [212]. Semi-aktive Anpassungen der Eigenschaften unterscheiden sich von den aktiven Anpassungen dadurch, dass der Impuls zur Änderung der Eigenschaften ohne eine Krafteinwirkung gegeben wird [80]. Aus diesem Grund benötigen semi-aktive Umsetzungen eine geringere Energiemenge. Weiterhin werden semi-aktive Umsetzungen häufig als adaptiv beschrieben, sodass die steuerbaren Eigenschaften in diskreten Schritten in einem definierten Verstellbereich verändert werden können. Dahingegen ermöglichen aktive Umsetzungen eine kontinuierliche Änderung der Eigenschaften [164]. Passive Systeme hingegen bieten keine einstellbaren Eigenschaften, sodass bereits bei der Fertigung oder spätestens der Montage festgelegt wird, welche Eigenschaften die Systeme aufweisen sollen. Aktive Umsetzungen erfolgen häufig mit Hilfe von smarten Materialien, auch Funktionswerkstoffen genannt. Die Eigenschaften dieser Werkstoffe können während des Betriebs gezielt und reversibel verändert werden, sodass die Werkstoffe eine gewünschte Funktion ermöglichen. Beispielsweise können geometrische oder mechanische Eigenschaften durch eine Änderung der Betriebs- oder Umgebungsbedingungen, z. B. der Temperatur oder eines elektrischen Felds, variiert werden, sodass die Systemeigenschaften an die jeweiligen Forderungen angepasst werden können. Dadurch können bestehende Lösungen optimiert oder aber neue Anwendungen kreiert werden. Im Zusammenhang mit der Schwingungsreduktion ist besonders die technische Eigenschaft Steifigkeit interessant. Eine Variation der Steifigkeit wird bei aktiven Gummi- oder Gummi-Metall-Elementen vielfach durch magneto- oder elektrorheologische Materialien ermöglicht. Diese sind in der Lage auf das Anlegen eines magnetischen bzw. elektrischen Felds durch eine reversible Änderung ihrer Viskosität zu reagieren. Dabei werden sowohl Hydrolager verwendet, die eine rheologische Flüssigkeit enthalten [59, 96, 186, 212] als auch Gummimaterialien, die direkt ferromagnetische oder polarisierbare Teilchen enthalten, und somit ihre Eigenschaften variieren können [45, 73, 131, 133, 213]. Anwendungen finden sich häufig in Automobilen, bspw. sind 2011 im Opel Astra H und im Audi A3 semi-aktive Dämpfer eingesetzt worden [164]. Weiterhin produziert Boge Rubber & Plastics Group elektrisch schaltbare, hydraulisch dämpfende Fahrwerkslager auf Basis von Gummi-Metall-Elementen [1]. Neben magnetorheologischen und elektrorheologischen Umsetzungen existiert eine überschaubare Anzahl anderer Konzepte und Entwicklungen semi-aktiver Elastomere [82, 102]. Heinonen et al. [82] hat eine axiale Elastomerfeder entworfen, deren horizontale Ausdehnung durch einen Ring aus einem smarten Material begrenzt wird. Baron [15] hat einen fliehkraftgesteuerten frequenzvariablen Drehschwingungstilger mit einem Gummi-Federelement entwickelt, das abhängig von der Winkellage eine unterschiedliche Steifigkeit aufweist.

Um eine effiziente Zustandsüberwachung zu realisieren, sollen die vorliegenden Unsicherheiten möglichst reduziert und handhabbar sein [98]. Da Gummi-Metall-Elemente bereits erhebliche Streuungen in ihren Eigenschaften aufweisen, werden in dieser Arbeit passive Elemente betrachtet. Durch die Verwendung semi- oder aktiver Elemente müsste eine weitere Einflussgröße auf den Zustand des Elastomers mitberücksichtigt werden, die zu einer größeren Unsicherheit der Zustandsüberwachung führt. Aufgrund des großen Spektrums an Elastomeren werden in dieser Arbeit nur solche auf Naturkautschukbasis betrach-



Abbildung 2.6: Gummi-Metall-Element: a) ursprünglich (links) und vorgespannt (rechts) sowie b) aufgeschnitten [20]

tet. Alle makromolekularen, vernetzbaren Kunststoffe werden als Kautschuk bezeichnet. Naturkautschuk ist einer der bedeutsamsten Kautschuktypen, der sich durch seine hohe Festigkeit und seine hohe Elastizität kennzeichnet. Ein Großteil der Elastomere auf Naturkautschukbasis wird in Reifen von Automobilen und Lastkraftwagen eingesetzt [16]. Zur Reduktion der Unsicherheiten wird weiterhin festgelegt, dass das Elastomer der verwendeten Gummi-Metall-Elemente im Mittel eine Shore-Härte von 61 Shore A aufweist. Die verwendeten Elemente werden als zylindrische Elastomerbuchsen bezeichnet und sind ein repräsentativer Versuchsträger für dieses Forschungsprojekt. Ihr Aufbau kann in Abbildung 2.6 nachvollzogen werden. Das Element ist links in Abbildung 2.6 a) dargestellt. Es besteht aus zwei konzentrischen Metallrohren (Breite 71 mm), die durch eine vulkanisierte Elastomerspur verbunden sind. Dabei ist das äußere Metallrohr geschlitzt. Rechts in Abbildung 2.6 a) ist das gleiche Element durch einen Bolzen (Länge 180 mm, Durchmesser 30 mm) durch das Innenrohr und einen Hohlzylinder (Breite 71 mm, Außendurchmesser 90 mm) um das geschlitzte Außenrohr vorgespannt. Dieser Aufbau dient der Vorkonditionierung des Gummi-Metall-Elements. So steigt durch das Aufbringen einer Druckspannung die zu erwartende Lebensdauer des Elements. Dieses Verhalten wird mit einer zunehmenden Mittelspannung erklärt [148]. In Abbildung 2.6 b) ist ein gealtertes, aufgeschnittenes Element zu sehen. Dadurch wird der Aufbau des Elements im Inneren ersichtlich, so ist die Gummispur an den Randbereichen schmäler als im mittleren Bereich. Außerdem ist die Schnittfläche (rechts) deutlich glatter als die Gummiwulst an der linken Seite, die im Schlitz stärker gealtert ist, wie die Risse und Fäden zeigen.

2.2.2 Degradation von Elastomer-Elementen

Technische Elastomere unterliegen verschiedenen Degradationsvorgängen [56, 162]. In der Literatur werden dabei Alterung und Ermüdung des Materials unterschieden. So werden unter Alterung nach DIN 50035 [51] alle während des Lebenszyklus in dem Werkstoff irreversibel stattfindenden chemischen und physikalischen Prozesse verstanden, wie bspw. das Abgleiten von Molekülketten oder ein Füllstoffbruch. Ermüdung hingegen bezieht sich auf Änderungen der Struktur bis zur Entstehung von Rissen und deren Wachstum aufgrund dynamischer mechanischer Beanspruchungen [56, 162]. Die betrachteten Gummi-Metall-Elemente werden in den Lebensdauerversuchen größtenteils Ermüdungs-

erscheinungen zeigen, aber auch dem Einfluss der Alterungsmechanismen unterliegen. Da diese Arbeit den Schwerpunkt auf die Zustandsüberwachung und nicht die materialwissenschaftliche Analyse der Degradationsvorgänge legt, wird nicht zwischen den beiden Begriffen unterschieden, sondern unter Degradation werden alle diese Phänomene zusammengefasst. Daher werden die einzelnen Einflussfaktoren auf das komplexe Degradationsverhalten von Elastomeren im Folgenden analysiert.

Nicht nur die dynamischen Eigenschaften von Elastomeren unterliegen verschiedenen Unsicherheiten, sondern auch ihr Degradationsverhalten. Dabei werden diese Unsicherheiten häufig anhand ihrer Ursachen in Unsicherheiten der Werkstoffqualität bzw. innere und äußere Einflüsse unterteilt [3, 99, 148]. Mars und Fatemi [143] nehmen eine weitere Unterteilung der zwei Haupteinflussfaktoren auf die Lebensdauer der Elemente vor. So teilen sie die äußeren Einflussfaktoren auf in mechanische Belastungen und Umgebungsbedingungen und die Werkstoffqualität auf in Effekte aufgrund der Materialzusammensetzung und Effekte aufgrund des dissipativen Antwortverhaltens von Gummi. In dieser Arbeit werden die Einflussgrößen auf das Degradationsverhalten anhand der geläufigeren, ersten Unterteilung wie folgt unterteilt.

Die Werkstoffqualität ist maßgeblich für die Degradation der Elemente verantwortlich. Sie wird insbesondere durch die Herstellungseinflüsse, die Shore-Härte und die Eigenspannung beeinflusst. Diese Eigenschaften streuen stark und führen zu einer beachtlichen Unsicherheit des Degradationsprozesses. Da diese Unsicherheit der Materialeigenschaften bereits in Kapitel 2.2.1 näher erläutert worden ist, liegt in diesem Kapitel der Fokus auf den äußeren Einflussfaktoren. Diese Einflussfaktoren werden beschrieben durch *Zeit*, *mechanische Beanspruchung*, *thermische Beanspruchung* und *Umwelteinflüsse* [99, 148].

Die Zeit hat je nach Degradationsmechanismus einen unterschiedlich großen Einfluss auf die Degradation der Elemente. Da in dieser Arbeit mechanische Degradation im Fokus steht, wird die Einflussgröße Zeit im Folgenden unter diesem Aspekt analysiert. Dabei ist der äußere Einflussfaktor Zeit insofern ein kritischer Parameter, als dass Erholungspausen während Anwendungen oder Lebensdauerversuchen einen Einfluss auf die Lebensdauer der Elemente haben, aber die Relevanz dieses Einflusses umstritten ist. Diese Erholungspausen beeinflussen insbesondere die Risswachstumsraten und die Bauteiltemperatur, da das Elastomer während der Pausen wieder seine Ausgangsform einnimmt [79]. In der Literatur liegen unterschiedliche Auffassungen über einen möglichen Einfluss von Erholungspausen auf die Lebensdauer der Elemente vor. Spitz [180] beschreibt diesen Aspekt des Einflussfaktors Zeit als noch nicht soweit erforscht, als dass dieser Einfluss qualitativ oder quantitativ in heutigen Lebensdauerprognosen einbezogen werden kann. Molls [148] hingegen schätzt den Einfluss aufbauend auf seinen Versuchen als gering bis vernachlässigbar. Generell führen Erholungspausen bei ihm zu einer Reduzierung der Nutzungsdauer von Gummi-Metall-Elementen. Harbour et al. [79] hingegen sehen in ihren Versuchen einen deutlichen Einfluss von Belastungspausen auf die Risswachstumsrate und somit die Lebensdauer der Gummiprobe. Durch die zeitabhängige Erholung der Mikrostruktur des Gummis erklären sie dieses Phänomen. Zusätzlich nimmt der Einfluss des Faktors Zeit unter instationären Betriebsbedingungen zu. Unter diesen Bedingungen wirkt sich die Beanspruchungsdauer unterschiedlich hoher Beanspruchungen auf die Degradation aus.

Der zweite äußere Einflussfaktor auf die Degradation ist *die mechanische Beanspruchung* des Elements. Hierzu zählen sowohl die statische als auch die dynamische mechanische Beanspruchung, die beide eine mechanische Degradation des Elastomers bewirken. Ex-

perimentell ist in verschiedenen Arbeiten belegt worden, dass die Lebensdauer der Lager von der Amplitude der maximalen Lasten und von der Mittellast abhängt [66, 182]. Im Anwendungsfall instationärer Beanspruchungen wird zudem in verschiedenen Forschungsarbeiten [63, 84, 148, 180, 182] der Einfluss der Reihenfolge der Belastungen auf die Degradation des Elements aufgrund widersprüchlicher Ergebnisse der Arbeiten kontrovers gesehen. Während Flamm et al. [63] keinen Einfluss festgestellt haben, sehen Harbour et al. [79] keinen Einfluss der Reihenfolge auf die Degradation des Elastomers bei einer kurzen Sequenz (< 100 Lastwechsel) an wechselnden Kraftamplituden, aber einen möglichen Einfluss, wenn über längere Sequenzen unterschiedliche Amplituden vorliegen. Spitz [180] geht in seiner Arbeit davon aus, dass der Einfluss der Reihenfolge unabhängig vom Einflussfaktor Zeit vorhanden ist, weswegen er die Reihenfolge der Belastungen in seinem mathematischen Modell berücksichtigt. Generell wird Elastomeren häufig ein Gedächtnis zugesprochen, das erfahrene mechanische Belastungen abspeichert [69, 84, 143]. Zudem verursachen mechanische Beanspruchungen in Form von wechselnder, mechanischer Belastung Risse im Material [51, 147]. Es sprechen daher zahlreiche Punkte für einen Einfluss der Reihenfolge der Belastungen auf die Degradation. Weiterhin führt eine mechanische Beanspruchung zu einer thermischen Beanspruchung des Elements, direkt durch die Eigenerwärmung aufgrund der Verformung des Materials und indirekt durch abgegebene Wärme benachbarter Bauteile bzw. Aktoren.

Die thermische Beanspruchung als dritter äußerer Einflussfaktor ergibt sich zum einen aus der genannten Eigenerwärmung des Elements aufgrund einer mechanischen Belastung und zum anderen aus einer Erwärmung aufgrund der Umgebungsbedingungen. Beide Einflüsse führen aufgrund einer Änderung der temperaturabhängigen Materialeigenschaften, wie der Steifigkeit des Elements, durch die Temperatur zu einem Einfluss auf die Degradation [99, 159]. Der Einfluss der Temperatur auf die Lebensdauer der Elemente ist dennoch umstritten. Teils wird eine steigende Temperatur als Ursache für eine Verlängerung, teils als Ursache für eine Kürzung der Lebensdauer der Elastomer-Elemente gedeutet [181]. Die meisten experimentellen Arbeiten legen nahe, dass eine Erhöhung der Temperatur des Elastomers zu einer verkürzten RUL führt [30, 56, 66, 119, 147]. Weiterhin kann unterschieden werden, wie groß der Einfluss einer thermischen Beanspruchung ist, da ab einer bestimmten, werkstoffabhängigen Temperatur die thermischen Degradationsprozesse vorrangig ablaufen. Platt [162] identifiziert für die von ihm betrachteten Elastomere eine kritische Temperatur, ab der aufgrund der chemischen Veränderungen im Material von einer reinen thermischen Degradation ausgegangen wird. Für die von ihm verwendeten Werkstoffe liegt diese Temperatur bei ca. $100\text{ }^{\circ}\text{C}$. Damit stellt sich die Frage nach einer geeigneten Temperatur, die einen geringen Einfluss auf die Lebensdauer der Elastomer-Elemente ausübt. Steinweger [182] hat den Sachverhalt experimentell analysiert und für die von ihm betrachteten Elastomer-Elemente einen Temperaturbereich zwischen 30 und $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ als geeignet identifiziert.

Inwiefern die Temperatur eines Elastomers unter zyklischer Belastung von Belastungsfrequenz und -amplitude abhängt, zeigen Kroth et al. [120], s. Abbildung 2.7. Sowohl eine Erhöhung der Belastungsamplitude als auch eine Erhöhung der Belastungsfrequenz führen zu einem Anstieg der Oberflächentemperatur des Elastomers, eine gleichzeitige Erhöhung beider Größen führt zu einem beschleunigten Anstieg der Oberflächentemperatur. Die Auswertung basiert auf den gemessenen Oberflächentemperaturen sogenannter Hourglass-Proben, Elastomer-Elemente in Form einer Sanduhr. Die Proben sind unter uniaxialer, zyklischer Belastung bei einer Umgebungstemperatur von $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ getestet wor-

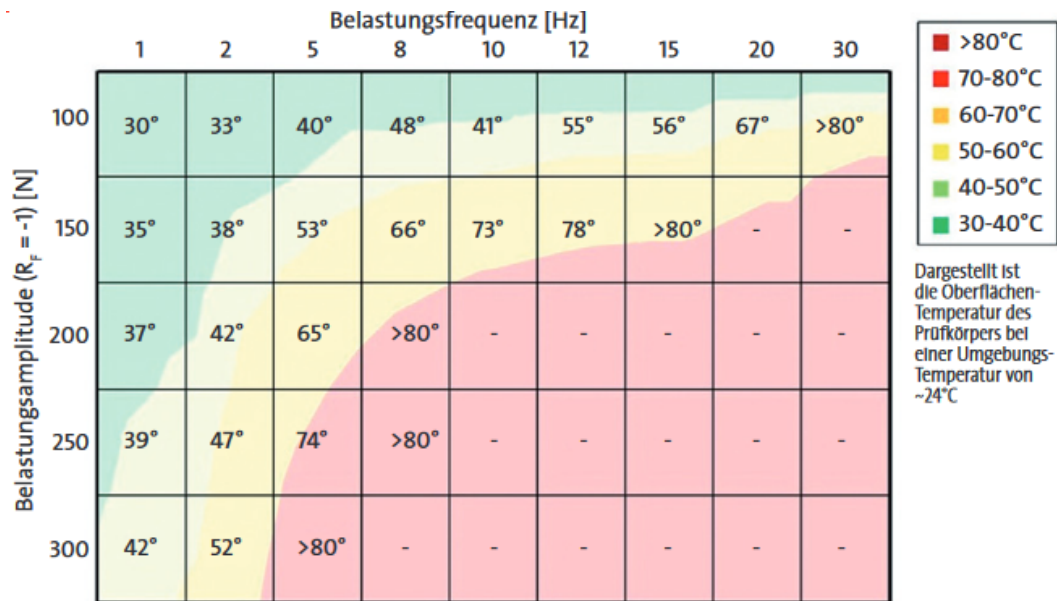


Abbildung 2.7: Abhängigkeit der Oberflächentemperatur des Elastomers von Belastungsamplitude und -frequenz [120]

den. Dabei haben die Proben sowohl Zug- als auch Druckkräfte erfahren. Der Außendurchmesser der Proben beträgt 24,7 mm und der Durchmesser in der Mitte der Probe 12 mm bei einer Höhe von 25 mm. Durch die Sensitivität des Elastomers gegenüber Zugkräften und die Abmessungen der Proben lassen sich die deutlichen Temperaturveränderungen bei relativ geringer Belastungsamplitude erklären. Die aufgezeigten Werte können aufgrund der Unterschiede, wie der Zugbelastung und der geringeren Abmessungen nicht direkt auf die in dieser Arbeit verwendeten Elemente übertragen werden. Die bekannten Gemeinsamkeiten der Proben zu den in dieser Arbeit verwendeten Gummi-Metall-Elementen liegen in der Materialgrundlage Naturkautschuk und der Härte von 60 Shore A. Trotz der Unterschiede ist ein ähnlicher Zusammenhang zwischen Belastungsamplitude, -frequenz und Materialtemperatur für verschiedene Elastomer-Elemente zu erwarten. So hat auch Johlitz [99] ähnliche Ergebnisse in Zugversuchen eines Standard S2-Zugstabs mit einem Querschnitt von 4 x 2 mm² erzielt. Er schlussfolgert, dass die Eigenerwärmung von Polymeren von der Belastungsfrequenz sowie der Belastungsamplitude abhängt. Dieses Verhalten sehen auch Mars und Fatemi [143] sowie Platt [162]. Mars und Fatemi [143] erklären den schnellen Temperaturanstieg des Elastomers durch hohe Frequenzen über einen weiteren Degradationsprozess, bei dem die Rate der internen Energiedissipation deutlich größer als die Rate des Wärmeübergangs an die Umgebung ist. Um dieses Verhalten zu verhindern, fährt Platt [162] seine Lebensdauerversuche mit einer maximalen Erregerfrequenz von 4 Hz.

Umwelteinflüsse, wie UV-Licht oder Chemikalien, die chemische Reaktionen im Elastomer hervorrufen, bewirken ebenfalls eine Degradation des Elastomers [99, 115, 180]. Insbesondere die Rissbildung in Elastomeren, die in realen Anwendungen unter diversen Witterungsbedingungen Dehnungen erfahren, ist auf den Ozonanteil in der Luft zurückzuführen [56]. Weiterhin können UV-Licht und Sauerstoff zu sogenanntem „Crazing“ führen, dabei entstehen Risse in der Oberfläche des Elastomers, die dazu führen, dass das Material versprödet und Füllstoffe auskneiden. Um diesen Effekt zu verhindern, wird vielfach Ruß während der Fertigung der Elastormischung beigelegt [181].

2.2.3 Fazit

Generell haben sowohl die Werkstoffqualität als auch die äußeren Einflussfaktoren eine signifikante Auswirkung auf die Degradation der Elastomere. Dominginghaus et al. [56] gehen so weit, dass sie sagen, dass die äußeren Einflussfaktoren oft eine größere Auswirkung auf die Eigenschaften und die Lebensdauer der Elastomer-Elemente haben, als bspw. die Werkstoffqualität. Aufgrund der Vielzahl an Einflussfaktoren kann diese Arbeit nur eine begrenzte Anzahl an Faktoren berücksichtigen. Als solche werden die Temperatur der Umgebung und des Elements selbst angesehen sowie die Werkstoffeigenschaften. Die Werkstoffeigenschaften werden durch die Shore-Härte betrachtet. Aufgrund der benannten Unsicherheiten wird der Einfluss der mechanischen Beanspruchungen gering gehalten, indem vorrangig stationäre Betriebsbedingungen des Hydraulikaktors umgesetzt werden. Der Schwerpunkt dieser Arbeit wird auf den Einfluss der Temperatur während der mechanischen Belastung auf die Degradation der Elemente gelegt, der in verschiedenen Arbeiten belegt worden ist. Der Faktor Zeit wird hingegen nicht gesondert berücksichtigt, da er noch signifikante Unsicherheiten birgt, deren detaillierte Erforschung den Rahmen dieser Arbeit übersteigt. Die Lebensdauerversuche werden in zwei Laboren durchgeführt, die zu erwartenden Umwelteinflüsse sind daher hauptsächlich Reaktionen mit Sauerstoff und UV-Licht, die in dieser Arbeit nicht näher betrachtet werden, da nur ein geringer Lichteinfall vorliegt. Der Einfluss des Ozons wird als vernachlässigbar betrachtet, da dieses sich in Bodennähe nur unter intensiver Sonnenstrahlung aus Vorläuferschadstoffen bildet und i. d. R. die Elastomere Schutzmittel gegen Ozonbelastung enthalten. Zudem hat Spreckels [181] in Lebensdauerversuchen explizit den Ozoneinfluss auf die Lebensdauer von konventionellen Gummi-Metall-Elementen untersucht, mit dem Ergebnis, dass das Ozon Einfluss auf das Schadensbild der Gummi-Metall-Elemente in Form von Oberflächenrissen genommen hat, hingegen die Lebensdauer durch eine erhöhte Ozonbelastung nicht beeinflusst worden ist. Daher wird davon ausgegangen, dass bei den Lebensdauerversuchen ein geringer Einfluss durch äußere Umwelteinflüsse auf die Gummi-Metall-Elemente vorliegt, der nicht separat betrachtet wird.

3 Methoden zur Prognose der Lebensdauer technischer Systeme

Nachdem im letzten Kapitel eine allgemeine Einführung in das Thema Zustandsüberwachung gegeben und technische Elastomere beschrieben worden sind, werden in diesem Kapitel die Methoden für die Prognose der Lebensdauer technischer Systeme fokussiert. In der Praxis werden verschiedene Methodenarten zur Berechnung der Lebensdauer technischer Systeme verwendet. Grob unterteilen lassen sich die Methodenarten nach ihrer Anwendung in der präventiven und in der zustandsbasierten Instandhaltung. Für die präventive Instandhaltung wird die Lebensdauer im Zuge der Produktentwicklung basierend auf historischen Daten, Lebensdauerversuchen, bekannten Belastungen und Wöhlerlinien berechnet, während für die zustandsbasierte Instandhaltung die Lebensdauer während des Betriebs des Systems basierend auf Messdaten des Systems prognostiziert wird. Durch die unterschiedlichen Zeitpunkte der Prognose stehen verschiedene Zeitgrößen im Vordergrund. Während der Produktentwicklung wird die Gesamtlebensdauer und während der Zustandsüberwachung die RUL ermittelt. Die Analyse der Methoden der jeweiligen Methodenart stellt in Kombination mit den Grundlagen aus Kapitel 2 die Basis dar, um die offenen Forschungsfragen zur Entwicklung einer zustandsbasierten Lebensdauerprognose der Gummi-Metall-Elemente zu formulieren.

Dieses Kapitel ist so aufgebaut, dass in Abschnitt 3.1 zustandsbasierte Methoden unabhängig von dem überwachten System erläutert werden. Dabei werden die einzelnen zustandsbasierten Methodenarten näher betrachtet und insbesondere modellbasierte Methoden zur Prognose der RUL beleuchtet. Nachdem übliche Performanzkennzahlen zur Evaluierung der umzusetzenden Prognosemethoden in Abschnitt 3.2 eingeführt werden, werden in Abschnitt 3.3 Standardmethoden zur Ermittlung der Lebensdauer von Gummi-Metall-Elementen für die Umsetzung einer präventiven Instandhaltung beschrieben. In diesem Zusammenhang werden Lebensdauerversuche der Gummi-Metall-Elemente eingeführt, da sie durch die Akquise von Lebensdauerdaten ein Werkzeug zur Prognose der Lebensdauer der Elemente darstellen. Aufbauend auf den Eigenarten und Unterschieden dieser beiden Methodenarten werden in Abschnitt 3.4 die Herausforderungen der Lebensdauerprognose für Gummi-Metall-Elemente im Kontext der Zustandsüberwachung herausgearbeitet und die Forschungsfragen dieser Arbeit formuliert.

3.1 Zustandsbasierte Diagnose- und Prognosemethoden

Zustandsbasierte Methoden beruhen auf Messdaten, die den aktuellen Zustand des beobachteten Systems beschreiben. In der Literatur werden diese Methoden häufig in *daten-* und *modellbasierte Methoden* unterteilt [4, 8, 13, 98, 104, 154]. Eine Kombination dieser beiden Methoden wird als *hybride Methode* bezeichnet. Diese Einteilung gilt sowohl für

Diagnose- als auch für Prognosemethoden. Daher weisen die Methodenarten unabhängig von dem Ziel einer Diagnose oder einer Prognose ähnliche Eigenschaften auf. Im Folgenden werden diese drei Methodenarten beleuchtet, dabei wird der Schwerpunkt auf die Prognose der RUL gelegt. Da in Kapitel 5 zusätzlich zur Prognose eine Diagnose umgesetzt wird, werden ebenfalls einige Diagnosemethoden betrachtet.

Datenbasierte Methoden für die Prognose der RUL erkennen in einem vorliegenden Datensatz einen Zusammenhang zwischen der Eingangs- und der Zielgröße, z. B. der RUL, welchen sie für die Prognose der RUL neuer Datensätze anwenden. Diese Methoden sind unkompliziert und schnell für verschiedenste Systeme zu implementieren. Häufig werden Maschinelle Lernverfahren eingesetzt. Mit diesen Verfahren werden aus Messdaten die Zusammenhänge zwischen den Eingangsgrößen und der Zielgröße gelernt und in einem Modell abgelegt. Ein derart gelerntes Modell eignet sich für eine Diagnose oder eine Prognose eines gleichen oder ähnlichen Systems, denn das gelernte Modell ist nicht allgemeingültig. Es bildet für den Trainingsfall den Zusammenhang zwischen den Messdaten und dem gewählten Ziel ab. Ändern sich die Randbedingungen, bspw. die Betriebsbedingungen, muss erst ein neues Modell gelernt werden, um das neue Verhalten abbilden zu können. Nachteilig ist damit die erforderliche, große Menge an Daten, wenn alle Anwendungsfälle und Betriebsbedingungen berücksichtigt werden sollen [104, 136, 194].

Eine *modellbasierte Methode* benötigt als Grundlage für die Prognose der RUL dahingegen ein definiertes Modell des Systems, das dessen Verhalten und die betrachtete Degradation des Systems abbildet. Dieses Modell ist entweder ein empirisches bzw. mathematisches oder ein physikbasiertes Modell, das von Experten vorgegeben wird. Physikbasierte Modelle bieten den Vorteil, dass sie auf Systemverständnis beruhen und damit eine vereinfachte Realität abbilden können. Je nach Modellaufbau können Änderungen des Systemverhalten durch Anpassungen des Modells berücksichtigt werden. Die physikbasierte Modellbildung erfordert ein umfassendes Verständnis des Systems, während empirische Modelle weniger Vorwissen zur Umsetzung benötigen. Dies kann zu einer aufwändigen und schwierigen Entwicklung des Modells für komplexe Systeme führen [35, 129, 194]. Systeme, die ein komplexes, noch nicht vollständig erforschtes physikalisches Verhalten aufweisen, wie Elastomere, werden daher häufig durch empirische Modelle oder alternativ durch datenbasierte Methoden beschrieben [163]. Der Übergang zwischen den physikbasierten und empirischen Modellen ist insofern kontinuierlich, als dass der physikalische Anteil der physikbasierten Modelle unterschiedlich ausgeprägt ist. So erzeugt die für das Risswachstum häufig angeführte Paris-Gleichung einen empirischen Zusammenhang zwischen dem Spannungsintensitätsfaktor und dem Risswachstum, das in den zugehörigen Anwendungen als Versagen betrachtet wird [8, 200]. Liu et al. [137] sehen in der physikbasierten Lebensdauerprognose eine Schwäche darin, dass die Unsicherheit im Verhalten und der Degradation der überwachten Elemente i. d. R. nicht einbezogen wird. Mit dem Ziel, diese Schwäche zu beseitigen, werden in letzter Zeit häufiger Zufallsvariablen in das physikbasierte Modell integriert oder der ganze Degradationsprozess als ein zufälliger Prozess implementiert. Mit Hilfe des entsprechenden Modells sind modellbasierte Prognosemethoden in der Lage mit Messdaten eines überwachten Systems eine Prognose der RUL aufstellen. In Abhängigkeit des aufgestellten Modells und der Eignung der Methode kann eine hohe Genauigkeit erzielt werden. Zusätzlich können die Modelle in der Entwicklungsphase eines Systems zur Modellbildung und Simulation, z. B. im Kontext der Verwendung des digitalen Zwillings mit einbezogen werden [35, 71, 140, 194].

Hybride Methoden werden in der Literatur durch verschiedenartige Kombinationen meh-

rerer Methoden umgesetzt. In manchen Arbeiten wird die Kombination von daten- oder modellbasierten Methoden mit heuristischem Wissen bereits als hybride Methode bezeichnet [8, 134]. Dieses Wissen erstreckt sich von einer bekannten Versagensgrenze über vorliegende Umgebungs- und Betriebsbedingungen bis zur physikbasierten Modellierung des Degradationsprozesses. In dieser Arbeit wird unter hybrid die Kombination mindestens einer daten- und einer modellbasierten Methode verstanden, dabei ist ein Ensemble die unkomplizierteste Variante. Eine Integration von heuristischem Wissen ist in beiden Methodenarten, abhängig vom Aufbau der Methode an unterschiedlichen Stellen möglich [8, 35, 58, 98, 134].

Zusammengefasst: *Daten- und modellbasierte Methodenarten* weisen verschiedene Vor- und Nachteile auf. *Datenbasierte Methoden* ermöglichen eine unkomplizierte, schnelle Implementierung. Sie können für ähnliche Systeme eine hohe Prognosegenauigkeit erzielen, jedoch benötigen sie dafür eine große Menge an Daten. Außerdem zählen viele dieser Verfahren zu den Black-Box-Verfahren, deren gelernte Modelle heutzutage vielfach nicht nachvollziehbar sind. Dahingegen können *modellbasierte Methoden* ebenfalls eine hohe Genauigkeit aufbauend auf einer geringeren Datenmenge erzielen und sind leichter an sich ändernde Randbedingungen anpassbar. Ihre Entwicklung beruht auf dem Systemverständnis des Entwicklers, sodass die Ergebnisse intuitiver, die Entwicklung jedoch aufwändiger sein können. Generell kann eine Prognose der RUL mit beiden Methodenarten rechenintensiv sein. *Hybride Methoden* vereinen die Stärken beider Ansätze, aber teils auch deren Nachteile [35, 71, 98, 104, 194].

Das unterschiedliche Vorgehen zur Umsetzung daten-, modellbasierter und hybrider Prognosen ist in Abbildung 3.1 dargestellt. Alle Methoden beziehen sich auf ein System, dessen Degradationsverhalten sie abbilden. Für neue Messdaten des gleichen Systems ist eine Prognose mit jeder dieser Methoden realisierbar. Das jeweilige Vorgehen zur Umsetzung einer Diagnose ist analog zu dem dargestellten Vorgehen. Der Unterschied liegt in dem Ziel, das in einer daten-, modellbasierten oder hybriden Klassifikation des Zustands des betrachteten Systems liegt.

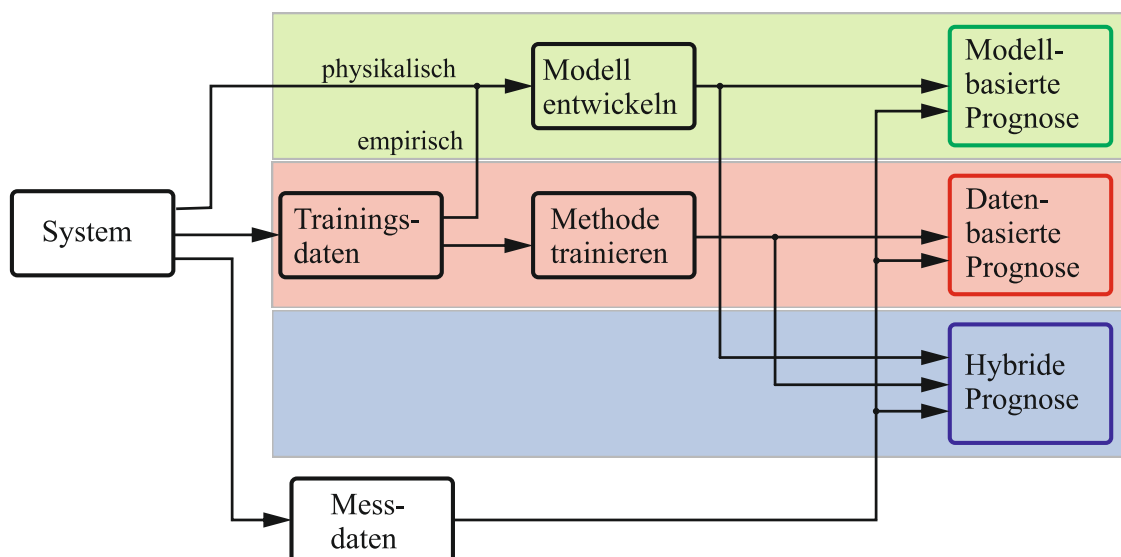


Abbildung 3.1: Vorgehen daten-, modellbasierter oder hybrider Prognosen

Am Lehrstuhl für Dynamik und Mechatronik (LDM) sind verschiedene Methoden für die Merkmalsextraktion, Diagnose und Prognose in der Software MATLAB von MathWorks Inc. implementiert, validiert und weiterentwickelt worden [107]. In den nächsten Kapiteln werden einige dieser daten-, modellbasierten und hybriden Methoden für die Diagnose des Zustands und die Prognose der RUL vorgestellt.

3.1.1 Datenbasierte Methoden

Datenbasierte Methoden lassen sich unterteilen, in solche die auf statistischen Methoden und solchen die auf Künstlicher Intelligenz aufbauen. Dabei sind die statistischen Verfahren, die auf Bayesscher Wahrscheinlichkeitstheorie aufbauen, die ältesten datenbasierten Verfahren [58, 122]. Das generelle Vorgehen einer datenbasierten Methode für das betrachtete Ziel, Diagnose oder Prognose, ist unabhängig von der ausgewählten Methode. Zu Beginn werden die vorliegenden Daten in Trainingsdaten zum Lernen des Modells und Testdaten zum Validieren des Modells aufgeteilt. Aufbauend auf den Trainingsdaten wird mit der jeweiligen Methode ein Modell angelernet, das anschließend mit den Testdaten validiert wird. Offenbart die Validierung zu große Fehler, kann der ganze Vorgang iterativ wiederholt werden, bis die Modellgüte überzeugt. Dann kann das gelernte Modell für neue Daten ähnlicher Systeme eingesetzt werden. In einer Diagnose wird dem neuen System ein vordefinierter Zustand zugeordnet, während in einer Prognose die RUL des Systems ermittelt wird [32, 104, 163]. Im Folgenden werden fünf bekannte Methoden zur Diagnose und Prognose erläutert.

Support Vector Machine (SVM) bildet im einfachsten, binären Fall für ein Zwei-Klassen-Klassifikationsproblem eine lineare Funktion als Grenzkurve zwischen den zwei Klassen der betrachteten Eingangsdaten. Die Parameter der Grenzkurve, der sogenannten Kernel-Funktion werden in einer Optimierung bestimmt, deren Ziel ein möglichst kleiner Fehler der Klassifikation ist. Dabei wird diese Kernel-Funktion durch eine Anzahl an Support Vektoren gebildet, die aufbauend auf den Trainingsdaten bestimmt werden. Auch mehrklassige Daten lassen sich mit Anpassungen dieser Methode und komplexeren Kernel-Funktionen verarbeiten, dabei werden mehrere einzelne SVMs mit dem Ansatz eins-gegen-alle oder eins-gegen-eins trainiert und kombiniert. Generell zählt die SVM zu den verbreitetsten Verfahren des Maschinellen Lernens für Diagnose und Prognose und gilt zudem auch für eine geringe Datenmenge als effektiv. Im Laufe der Zeit sind verschiedene Anpassungen entwickelt worden, die SVM für eine Prognose einzusetzen. Dabei werden die Prognosen als Linear-Kombinationen der auf Trainingsdaten bestimmten Funktionen gebildet. Sollen Wahrscheinlichkeiten statt diskreter Klassen ermittelt werden, wird die Relevance Vector Machine bevorzugt, welche auf Bayesscher Wahrscheinlichkeit aufbaut. Diese Methode ähnelt der SVM, benötigt aber bei ähnlichen Fehlern einen geringeren Rechenaufwand [24, 70, 104, 178].

Lineare Diskriminanzanalyse basiert im einfachsten, binären Fall auf einer linearen Funktion, mit der die Eingangsdaten in zwei Klassen unterteilt werden. Im mehrdimensionalen Raum wird dafür eine Hyperebene benötigt. Die Koeffizienten der Funktion werden Gewichte genannt und sind für die vorliegenden Eingangsdaten optimal zu bestimmen. Dazu finden sich in der Literatur verschiedene Ansätze, in denen die Gewichte iterativ in so genannten Epochen ermittelt werden. Diese Iterationen werden solange wiederholt, bis der Fehler der Klassifikation ein definiertes Minimum erreicht hat. Mehrklassige Daten lassen sich analog zur SVM durch die Kombination mehrerer binärer Klassifikatoren

klassifizieren. Für die Prognose wird die lineare Regression verwendet, die ebenfalls auf einer linearen Funktion beruht. Die Lineare Diskriminanzanalyse ist unkompliziert zu implementieren und benötigt wenig Rechenzeit [122].

Random Forest wird aus einer Kombination von Entscheidungsbäumen aufgebaut. Bei einem Entscheidungsbaum bildet das zu klassifizierende Element die Wurzel des Baums. Ein Test entscheidet, welchem Ast der Prozess von der Wurzel aus folgt. So wird an jedem Knotenpunkt ein weiterer Test durchlaufen, bis ein Blattknoten erreicht ist. Das Blatt stellt die zugeordnete Klasse zu der Wurzel dar. Zur Umsetzung eines Random Forests werden Entscheidungsbäume aus unabhängigen, gleichverteilten, zufälligen Trainingsdaten gebildet, die jeweils nur eine zufällige Teilmenge aller vorliegenden Daten enthalten. Dabei werden die Bäume rekursiv anhand verschiedener Strategien aufgebaut, bis sie eine zuvor definierte Anzahl an Datenpunkten pro Ast oder aber eine maximale Anzahl an Blättern erreicht haben. Jeder Baum ermöglicht eine Diagnose oder eine Prognose. In Random Forests wird das Gesamtergebnis, für das Ziel der Prognose die RUL, aus den ermittelten Ergebnissen der einzelnen Bäume gemittelt oder über eine gewichtete Summe bestimmt. Ein wesentlicher Vorteil dieser Methode liegt in ihrer Interpretierbarkeit, da die Tests entlang der Äste als wenn-dann-Regeln formuliert werden können [28, 70, 122].

Künstliche Neuronale Netze (KNN) sind Datenverarbeitungssysteme, die ähnlich dem menschlichen Gehirn mehrere, mit einander verbundene Verarbeitungselemente, sogenannte Neuronen aufweisen. Diese Elemente schließen sich über gewichtete Verbindungen zu einer großen Struktur zusammen, wobei die Gewichte aus der Relation von Eingangs- und Ausgangsdaten im Training bestimmt werden. Der generelle Aufbau des Netzes setzt sich aus einer Eingangs- und einer Ausgangsschicht, sowie einer beliebigen Anzahl verdeckter Schichten dazwischen zusammen. Die einzelnen Schichten bestehen aus einer definierten Anzahl an Neuronen, die von den Eingangs- und Ausgangsvariablen des Netzes abhängen. In jeder dieser Schichten erfolgt eine nichtlineare funktionale Transformation der Eingangsdaten. Eingesetzt zur Prognose schätzt diese Methode entweder direkt die RUL oder den weiteren Verlauf des betrachteten Merkmals. In der Literatur finden sich zahlreiche verschiedene Typen von künstlichen neuronalen Netzen. Bekannt sind bspw. die feed-forward KNN, in denen die Datenverarbeitung im Netz von der Eingangsschicht über die folgende Schicht bis zum Ausgang des Netzes erfolgt. KNN gelten als leistungsfähig, benötigt jedoch eine große Menge an Daten [68, 70, 122, 163].

Extreme Learning Machine ist eine spezielle Form der KNN, die nur eine verdeckte Schicht aufweisen und aufbauend auf dem feed-forward Ansatz arbeiten. Des Weiteren werden nur die Ausgangsgewichte anhand der Daten angepasst, während die Eingangsgewichte und die versteckten Knoten zufällig und damit schnell generiert werden. Mit der Zeit sind verschiedene Formen der Extreme Learning Machine entwickelt worden, die sich zum Teil von der Struktur der KNN distanzieren. Vorteilhaft an der Extreme Learning Machine ist ihre vergleichsweise kurze Rechenzeit [86].

3.1.2 Modellbasierte Methoden

Mit dem Ziel, einerseits ein möglichst genaues Ergebnis zu erzielen und andererseits eine kostengünstige Umsetzung zu ermöglichen, wird eine modellbasierte Methode implementiert. Weiterhin sind aufgrund der Unsicherheiten im Verhalten und der Degradation der Gummi-Metall-Elemente solche Methoden für Prognosen der RUL dieser Elemente vorteilhafter, die Unsicherheiten miteinbeziehen, wie das Partikelfilter. Das Partikelfil-

ter und das Kalman Filter sowie Erweiterungen dieser beiden Methoden zählen zu den bekanntesten modellbasierten Prognosemethoden. Diese beiden stochastischen Methoden arbeiten, wie der Name sagt, als eine Art Filter. Dabei ist ihre Arbeitsweise nicht mit einem Tiefpassfilter zu vergleichen, der ein definiertes Frequenzband des Messsignals passieren lässt. Vielmehr arbeiten diese rekursiven Filter derart, dass sie die eingegebenen Daten sequentiell verarbeiten, sodass ein Messpunkt nach dem anderen ausgewertet wird. Werden diese Methoden für eine Diagnose eingesetzt, ermitteln sie basierend auf den Messwerten den Zustand des überwachten Systems. Zur Realisierung einer Prognose propagieren diese Filter den Zustand x_k des überwachten Systems zum Zeitpunkt t_k mit $k \in \mathbb{N}$ aufbauend auf stochastischen Schätzungen bis zur Versagensgrenze. Dieses Vorgehen wird in zwei Phasen unterteilt: Zuerst erfolgt die Schätzung des nächsten Zustands x_{k+1} und anschließend kann dieser mit Hilfe des nächsten Messwerts z_{k+1} korrigiert werden. Dabei erfolgt die Schätzung des nächsten Zustands x_{k+1} aufbauend auf dem Zustandsmodell, das in allgemeiner Form als eine möglicherweise nichtlineare Funktion f mit zwei Unbekannten umgesetzt wird

$$x_{k+1} = f(x_k, v_k). \quad (3.1)$$

Diese Unbekannten sind der vorherige Zustand x_k sowie ein Rauschen v_k , das die Unsicherheiten der Zustandsschätzung beinhaltet. In diesen Methoden wird ein zweites Modell berücksichtigt, das sogenannte Messmodell g , das den möglicherweise nichtlinearen Zusammenhang zwischen der Messung z_k und dem Zustand x_k beschreibt

$$z_k = g(x_k, \kappa_k). \quad (3.2)$$

Dabei beschreibt κ_k die Unsicherheit der Messung, die sich bspw. im Messrauschen zeigt. Zusätzlich zu den beiden Modellen beruht das Filter auf bedingten Wahrscheinlichkeiten, um den nächsten Zustand zu schätzen. Die bedingte Wahrscheinlichkeit $P(x|z)$ beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass der Zustand x auftritt, wenn der Messwert z vorliegt. Die bedingte Wahrscheinlichkeit ist nach dem Satz von Bayes definiert als

$$P(x|z) = \frac{P(z|x) P(x)}{P(z)}, \quad (3.3)$$

wobei gelten muss $P(z) > 0$ [7, 74, 101, 110]. Dabei beschreiben $P(x)$ die Wahrscheinlichkeit des Zustands x und $P(z)$ die Wahrscheinlichkeit des Messwerts z . Der Satz von Bayes gilt ebenso für Wahrscheinlichkeitsverteilungen und damit für deren Ableitungen, die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen (pdf, nach dem englischen „probability density function“) [57, 70, 161]. In beiden Phasen des Filters werden pdfs verwendet. Diese werden in Anlehnung an Gleichung 3.3 nach

$$p(x|z) = \frac{p(z|x) p(x)}{p(z)} \quad (3.4)$$

bestimmt. Dabei bilden $p(x)$ die pdf des Zustands x und $p(z)$ die pdf des Messwerts z ab. Die pdf $p(x)$ wird in diesem Kontext a-priori-pdf genannt und gibt das Vorwissen über den nächsten Zustand wieder, das aufgrund vorliegender Daten bekannt ist, bevor die zugehörige Messung vorliegt. Dabei wird angenommen, dass die initiale pdf $p(x_0|z_0) \equiv p(x_0)$ bekannt ist. Die pdf $p(z|x)$ wird auch „Likelihood“ genannt. Sie beschreibt die Wahr-

scheinlichkeit, dass die Messung z auftritt, wenn der Zustand x bekannt ist [7, 57].

Das schematische Vorgehen der Filter ist in Abbildung 3.2 visualisiert. In den zwei Phasen der modellbasierten Lebensdauerprognose wird zum Zeitpunkt t_k zuerst stochastisch der nächste Zustand x_{k+1} unter der Bedingung, dass für die Zeitpunkte t_1 bis t_k die Messwerte z_1 bis z_k (Kurzschreibweise $z_{1:k}$) vorliegen, bestimmt. Die pdf $p(x_{k+1}|z_{1:k})$ ergibt sich nach Gleichung 3.4 zu

$$p(x_{k+1}|z_{1:k}) = \int p(x_{k+1}|x_k) p(x_k|z_{1:k}) dx_k. \quad (3.5)$$

In der zweiten Phase wird der geschätzte Zustand x_{k+1} durch den nächsten Messwert z_{k+1} korrigiert, indem die a-posteriori-pdf $p(x_{k+1}|z_{1:k+1})$ nach Gleichung 3.4 ermittelt wird

$$p(x_{k+1}|z_{1:k+1}) = \frac{p(z_{k+1}|x_{k+1}) p(x_{k+1}|z_{1:k})}{\int p(z_{k+1}|x_{k+1}) p(x_{k+1}|z_{1:k}) dx_{k+1}}. \quad (3.6)$$

Für die detaillierte Herleitung dieser pdfs sei auf [7, 149] verwiesen.

Diese pdfs lassen sich nur für eine begrenzte Zahl an Anwendungen analytisch lösen [7, 101, 167]. Ein Ergebnis dieser Arbeit wird ein nichtlineares Zustandsmodell sein, sodass die in den pdfs enthaltenen Integrale in dieser Arbeit nicht analytisch bestimmt werden können, stattdessen wird eine numerische Lösung des Problems aufbauend auf einem Filter umgesetzt. Die einzelnen stochastischen Filter unterscheiden sich hauptsächlich darin, wie sie die a-posteriori-pdf $p(x_{k+1}|z_{1:k+1})$ in der zweiten Phase berechnen. Um die Unterschiede aufzuzeigen, wird im Folgenden erst das Kalman Filter beschrieben, bevor ausführlich auf das Partikelfilter eingegangen wird.

Das Kalman Filter

Das Kalman Filter schätzt mit Hilfe von Kovarianzmatrizen den Zustand des Systems.¹ Dabei gilt das Kalman Filter als relativ unkompliziert und robust. Nachteilig ist die auf lineare Systeme beschränkte Anwendbarkeit. Für die Lebensdauerprognose von Systemen, die wie Gummi-Metall-Elemente ein nichtlineares Verhalten aufweisen, eignen sich dahingegen Erweiterungen, wie das Erweiterte Kalman Filter und das Unscented Kalman Filter. Das Erweiterte Kalman Filter löst die komplexen Integrale der pdfs, indem es den geschätzten Zustand lokal über den Mittelwert und die Kovarianz linearisiert. Dabei wird die a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsverteilung als Gauß-Verteilung approximiert. Das Unscented Kalman Filter unterscheidet sich in der Handhabung der a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsverteilung. Es propagiert deterministische Punkte der Gauß-Verteilung nichtlinear und korrigiert darauf aufbauend die Abschätzung des nächsten Zustands [7, 204].

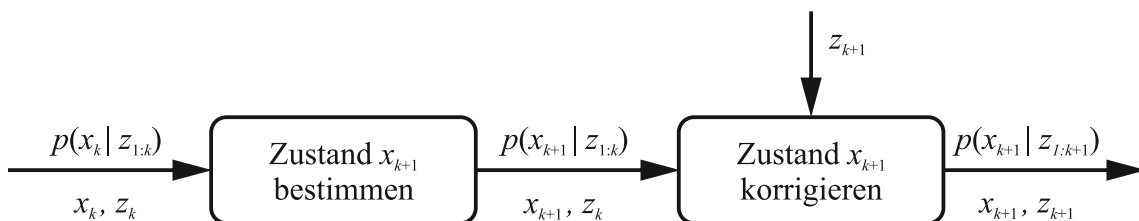


Abbildung 3.2: Schematischer Ablauf eines Filters zur Zustandsbestimmung

¹Die Kovarianz gibt an, inwiefern zwei Variablen linear voneinander abhängen.

Das Partikelfilter

Das Partikelfilter ist eine Methode zur Bayesschen Zustandsschätzung, die auch Sequentielle Monte Carlo Methode genannt wird. Das Hauptziel der Methode liegt in der Ermittlung der a-posteriori-pdf mit Hilfe zufällig aus einer Eingangsverteilung gewählter Samples, sogenannter Partikel. Die Monte Carlo Simulation eignet sich dabei aufbauend auf einer geeigneten Anzahl an Partikel das zuvor beschriebene Integral der a-posteriori-pdf (vgl. Gleichung 3.6) numerisch zu lösen. Dabei werden die einzelnen Partikel basierend auf den realen Messwerten und einer definierten Verteilung gewichtet. Diese Verteilung kann eine Gauß-Verteilung sein, im Gegensatz zu einer großen Anzahl anderer Prognosemethoden, wie bspw. dem Kalman Filter sind auch nicht-Gaußsche Verteilungen implementierbar.

Partikelfilter werden in unterschiedlichen Anwendungsbereichen zur Zustandsschätzung eines betrachteten Systems eingesetzt, z. B. zur Positionsermittlung eines Roboters im Raum. Durch geeignete Anpassungen zählt das Partikelfilter in letzter Zeit zu den etablierten modellbasierten Prognosemethoden zur Bestimmung der RUL [5, 101]. Dabei eignet sich das Partikelfilter auch zur Lebensdauerprognose von Systemen, die ein nicht-lineares Degradationsverhalten aufweisen und somit ein nichtlineares Zustandsmodell für die Zustandsschätzung mit dem Partikelfilter benötigen. Dafür werden die Zustände aufbauend auf Messwerten ermittelt, die den aktuellen Zustand des Elements direkt oder indirekt beschreiben, und sequentiell mit einem Zustandsmodell geschätzt, vgl. Abbildung 3.2 [7, 194]. Um den geschätzten Zustand im zweiten Schritt zu korrigieren, arbeitet das Partikelfilter zusätzlich zu den Partikeln mit Gewichten. Die Gewichte geben an, wie gut der zugehörige Partikel den Zustand des Systems beschreibt bzw. wie nah er am aktuellen Messwert liegt. Nach dem Prinzip der Stichprobenentnahme bzw. Sampling nach Wichtigkeit werden die Gewichte bestimmt. Für die Herleitung und mathematische Bestimmung der Gewichte nach diesem Prinzip sei auf Arulampalam et al. [7] und Baraldi et al. [13] verwiesen. Durch eine Normierung der Gewichte wird sichergestellt, dass die Summe der Gewichte zu jedem Zeitpunkt gleich eins ist, sodass die a-posteriori-pdf aus Gleichung 3.6 zum Zeitpunkt t_k mit

$$p(x_{0:k}|z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_{k,n}^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i). \quad (3.7)$$

approximiert werden kann. Somit ergibt sich die a-posteriori-pdf aus der Dirac Delta Funktion δ der ermittelten Zustände $x_{0:k}$, verschoben um einen zufälligen Partikel $x_{0:k}^i$, und dem normierten Gewicht $\omega_{k,n}^i$ zu dem jeweiligen Partikel i , für $i \in \mathbb{N}$ mit $i = \{1, \dots, N_s\}$.² Wenn die Anzahl der Partikel N_s gegen unendlich strebt, wird die geschätzte a-posteriori-pdf gegen die exakte pdf streben [7, 101].

Ein Nachteil, welchen reine samplingbasierte Partikelfilter aufweisen, ist die Degeneration der Partikel. In dem Fall sind die Gewichtungen der Partikel nach einer überschaubaren Anzahl an Iterationen so verteilt, dass die gesamte Prognose von nur einem Partikel abhängt, da die übrigen Partikel vernachlässigbar kleine Gewichtungen aufweisen. Durch Resampling kann diesem Nachteil durch eine Sortierung der Partikel nach ihren Gewichten und einer neuer Partikelverteilung entgegengewirkt werden. Dabei werden anhand der darauf aufbauenden Wahrscheinlichkeitsverteilung Partikel mit der größten Gewich-

²Die Dirac Delta Funktion δ ist eine Verteilungsfunktion, die mit $c, d \in \mathbb{R}$ vereinfacht definiert ist als $\delta(c - d) = \begin{cases} 0, & \text{wenn } c \neq d \\ \infty, & \text{wenn } c = d \end{cases}$ [168].

tung für die weitere Prognose mehrfach berücksichtigt und solche Partikel mit geringerer Gewichtung fallen heraus. Insgesamt ermöglicht gezielt eingesetztes Resampling, unter der Voraussetzung einer neuen Messung, eine geringere Partikeldegeneration und damit eine geringere Unsicherheit der Prognose des nächsten Zustands als eine reine sampling-basierte Prognose. Verbreitet ist der „Sample Importance Resampling“ (SIR) Ansatz, der das bereits beschriebene Sampling um den auf Gewichten basierten Resamplingschritt zur Korrektur des aktuellen Zustands erweitert [7, 101]. Für weitere mathematische Hintergründe aus den Feldern Wahrscheinlichkeitstheorie und Monte Carlo Algorithmen sei im Speziellen auf Müller-Gronbach et al. [149] und Papoulis und Pillai [161] verwiesen.

In Abbildung 3.3 wird anhand von zehn Partikeln gezeigt, wie sich in einer Restlebensdauerprognose über drei Zeitschritte die Partikel und ihre Gewichte ändern. Damit werden die Auswirkungen des Resamplings in der Abbildung ersichtlich. So findet der Partikel, der am ersten Zeitpunkt den größten Zustandswert von ca. 5 aufweist, zum zweiten Zeitpunkt keine Beachtung mehr, da er zu weit vom realen Messwert abweicht und somit nur ein kleines Gewicht aufweist. In der Literatur [6, 74, 87, 101] existieren mehrere Resamplingansätze, die unterschiedliche Schwerpunkte setzen. Als Beispiel sei das systematische SIR mit konstanter Resamplingfrequenz genannt. Bei diesem erfolgt nach einer definierten Anzahl an Zeitschritten das Resampling aller Partikel, was abhängig von der gewählten Frequenz einen hohen Rechenaufwand verursachen kann [7, 41, 87]. Laut Jouin et al. [101] werden im Anwendungsfeld der Prognose i. d. R. unkomplizierte Resamplingstrategien angewandt.

In einer Prognose des Partikelfilters wird der Zustand aufbauend auf der Messgröße bis zu einer Versagensgrenze prognostiziert. Dabei können mehrere Prognosen nacheinander durchgeführt und kombiniert werden. Darauf aufbauend wird die RUL, wie in Abbildung 3.4 dargestellt, ermittelt. Dabei wird erneut die pdf als probabilistische Größe genutzt. So kann aus der pdf der prognostizierten RULs bspw. der Mittelwert oder ein bestimmtes Perzentil als diskrete prognostizierte RUL gewählt werden, abhängig von der geforderten Sicherheit bzgl. des Erreichens dieses Zeitpunkts durch ein oder mehrere Testsysteme. Beispielhaft ist in der Abbildung der Mittelwert der pdf als prognostizierte RUL ausgewählt worden. Wird für jede Prognose der Mittelwert der pdf als prognostizierte RUL $pRUL$ ausgewählt, tritt durch mehrere Simulationen die Unsicherheit der Wahl der prognostizierten RUL hervor. Diese zeigt sich in Abbildung 3.4 b) darin, dass sich zwischen der minimalen und der maximalen prognostizierten RUL eine Differenz ergibt. Wenn davon ausgegangen wird, dass die Verteilung annähernd einer Gauß-Verteilung entspricht, macht es weiterhin Sinn die Standardabweichung hinzuzuziehen, um eine Aussage

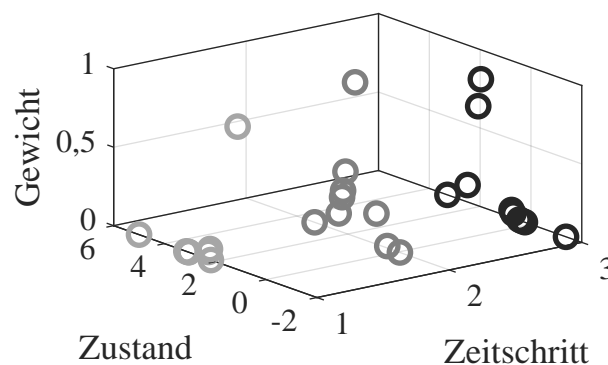


Abbildung 3.3: Zustandsänderung über drei Zeitschritte beschrieben durch zehn Partikel

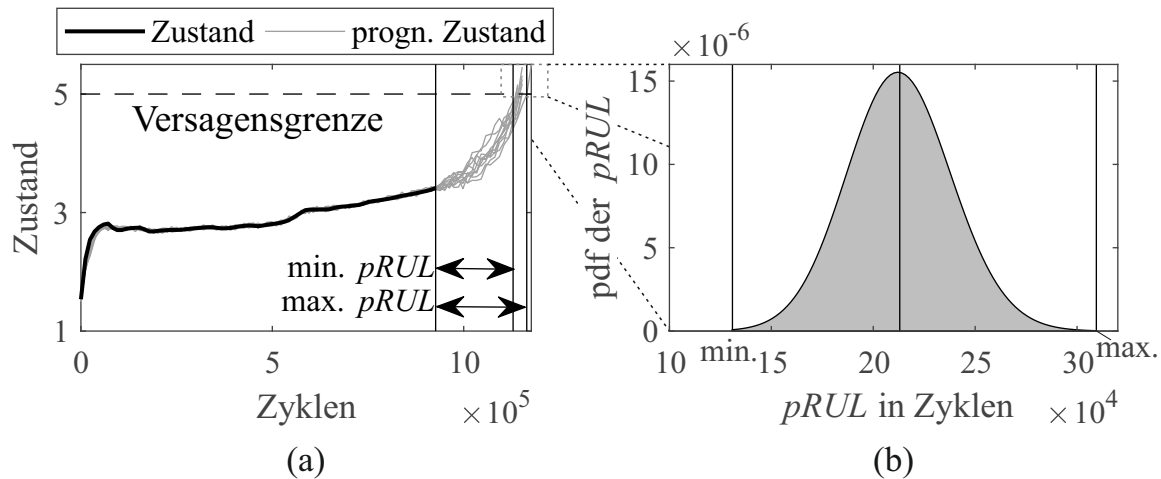


Abbildung 3.4: Prognose der RUL mit dem Partikelfilter: a) Prognose des Zustands bis zur Versagensgrenze sowie b) pdf der prognostizierten RUL

über die Unsicherheit treffen zu können. Diese statistischen Werte werden für die Wahl der prognostizierten RUL für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente in Kapitel 5.4 näher analysiert.

Das SIR-basierte Partikelfilter bietet einige Vorteile in der Lebensdauerprognose wie die Implementierung nichtlinearer Modelle und die online Prognose, die eine unmittelbare Auswertung der aufgenommenen Daten und somit eine zeitnahe Entscheidungsempfehlung an den Anwender ermöglicht. Außerdem können die verschiedenen Unsicherheiten berücksichtigt werden, wie die Unsicherheit der Messung oder die Unsicherheit in der Systemmodellierung. Diese werden in Form eines Rauschens auf die Partikel bzw. auf das Zustandsmodell aufgeprägt, s. Gleichung 3.1 [41]. Die Integration dieser Unsicherheiten in das Partikelfilter wird in Kapitel 4.2 näher betrachtet. Eine weitere Möglichkeit vorliegende Unsicherheiten zu berücksichtigen bzw. eine gewisse Sicherheit in der Prognose zu implementieren, bietet das Partikelfilter durch die Umsetzung der Prognose auf pdfs. Im Bayesschen Ansatz wird die a-posteriori-pdf aus allen vorliegenden Daten bestimmt, sodass eine optimale Prognose aus dieser Funktion ermittelt werden kann. Da alle statistischen Informationen in dieser Funktion vorliegen, kann eine gewisse Sicherheit hinsichtlich der Genauigkeit der Prognose gegeben werden. Nachteilig am SIR-basierten Partikelfilter ist die resultierende Verarmung der Partikelpopulation. Durch die mehrfache Auswahl einzelner, hoch gewichteter Partikel bei gleichbleibender Partikelanzahl verringert sich sukzessive die Partikelvielfalt, sodass die Zielverteilung der Partikel durch den Algorithmus begrenzt ist [7, 101]. Diesem Nachteil wird durch das integrierte Rauschen entgegengewirkt, jedoch muss ein Kompromiss bzw. eine realistische Beeinflussung durch das Rauschen gefunden werden. Der bereits genannten Partikeldegeneration kann durch Resampling entgegengewirkt werden.

Anwendungen des Partikelfilters zur Prognose finden sich vielfach in der Literatur. Dabei werden für die Beschreibung des Zustandsmodells sowohl physikbasierte als auch empirische Modelle verwendet. Kimotho et al. verwenden das Partikelfilter zur Lebensdauerprognose von Wälzlagern aufbauend auf einem physikbasierten Temperaturmodell [107]. Hu et al. [85] verbinden das Partikelfilter mit einem Kernel Smoothing Algorithmus, um sowohl den Systemzustand der Lithium-Ionen-Batterie als auch die Modellparameter zu jedem Zeitschritt zu bestimmen. Oliva Alonso et al. [156] haben ein physikbasiertes Modell für die Lebensdauer bzw. den Ladezustand einer Autobatterie entwickelt und ein

Partikelfilter verwendet, um den zukünftigen Ladezustand der Batterie vorherzusagen. Dabei haben sie diese Methode ausgewählt, um einige Unsicherheiten, die in [155] analysiert werden, bewusst in der Prognose zu integrieren. Jouin et al. [100] prognostizieren mit dem Partikelfilter aufbauend auf einem physikbasierten Modell die benötigte Leistung, die Brennstoffzellen einer realen Anwendung benötigen. Anwendungen, in denen Degradierung durch Risswachstum beschrieben wird, werden häufig ebenfalls mit einem physikbasierten Modell in Partikelfiltern prognostiziert [5, 13]. Auch Vorgänge, die keinen monotonen Trend über der Zeit aufweisen, wie die Degradation von Brennstoffzellen, die während ihrer Einsatzzeit regenerieren, können mit Partikelfiltern nachgebildet werden [108]. Saha und Goebel [166] haben ein empirisches Modell zur Beschreibung des Degradationsverhalten von Lithium-Ionen-Batterien entwickelt, das sie für eine Lebensdauerprognose mit einem Partikelfilter angewandt haben. Dieses empirische Modell wird in weiteren Arbeiten aufgegriffen. Während Guo et al. [74] verschiedene Resamplingstrategien vergleichen, erweitern Arachchige et al. [6] das verwendete Modell, um die Möglichkeit die Modellparameter an verschiedene Belastungen anzupassen. Ein weiteres empirisches Modell für Batterien findet sich in der Arbeit von He et al. [81] und wird dort ebenfalls in ein Partikelfilter integriert. Laayouj et al. [125] haben das Partikelfilter für die Prognose der zukünftigen Zustände einer Autobatterie weiterentwickelt und mit einer vorgestellten Restwertbildung kombiniert. Dieser Rest wird in einer vorgelagerten Diagnose mit einem empirischen Degradationsmodell bestimmt.

Neben den Zustandsmodellen werden in weiteren Forschungsarbeiten unterschiedliche Typen des Partikelfilters thematisiert, wobei das Thema Resamplingstrategie in einigen Arbeiten näher betrachtet wird. So wählen Arulampalam et al. [7] ein numerisches Beispiel um verschiedene Filter sowie die zugehörigen drei Resamplingstrategien SIR, Auxiliar SIR und Regularized Partikelfilter zu vergleichen. In [101] fassen Jouin et al. in einem Review weitere Anwendungen unter Berücksichtigung verschiedener Ansätze, u. a. zur Realisierung verschiedener Resamplingstrategien, zusammen. Andere Ansätze beinhalten kein Resampling, um die Partikelverarmung zu verhindern, sondern bestimmen die Verteilung der Partikel beispielsweise durch das Unscented Kalman Filter [146]. Daroogheh et al. [46] hingegen setzen den Resamplingschritt auch während der Prognosezeitpunkte noch ein, an denen keine Messwerte vorliegen, mit dem Ziel dadurch eine bessere Prognose zu erzielen. Orchard et al. [158] resampeln ebenfalls während weiterer Prognosezeitpunkte basierend auf den Erkenntnissen vorangegangener Messungen. Dieses Vorgehen des Resamplings ohne Messwerte wird in der Literatur teils kritisch hinterfragt. So analysieren Guo et al. [74] verschiedene Arbeiten, die sich mit dem Thema Resampling auseinandersetzen. Sie erachten Resampling als ein bedeutsames Werkzeug des Partikelfilters, kritisieren jedoch, dass die Anwendbarkeit häufig missachtet wird und nur die Performanz der Methode im Vordergrund steht. Hybride Prognosemethoden basierend auf dem Partikelfilter finden sich in verschiedenen Arbeiten. Ein Überblick über diese Arbeiten wird im Kapitel 3.1.3 gegeben.

Abschließend beschreiben Kan et al. [104] das Partikelfilter als eine Prognosemethode mit guter Performanz, die geeignet ist nichtlineares und instationäres Systemverhalten abzubilden. Aber sie heben hervor, dass die Methode im Bereich Rechenaufwand Optimierungspotenzial aufweist. Ähnlich sehen sie das Erweiterte Kalman Filter als geeignet an für die Prognose derartiger Systeme. Im Gegensatz zum Partikelfilter benötigt das Erweiterte Kalman Filter eine geringere Rechenzeit für die gleiche Prognose, aber seine Performanz ist laut dem Review i. d. R. schlechter als die des Partikelfilters. All diese

Anwendungen belegen, dass das Partikelfilter eine leistungsstarke Methode ist, die für unterschiedlichste Anwendungen in der Zustandsüberwachung eingesetzt werden kann.

3.1.3 Hybride Methoden

Hybride Diagnose- und Prognosemethoden ermöglichen eine Verbesserung der einzelnen Methoden durch Einbeziehen weiterer für das betrachtete System relevante Informationen, die durch eine modell- oder datenbasierte Methode bereitgestellt werden. Der Schwerpunkt dieses Kapitels liegt auf hybriden Prognosemethoden.

Neben dem bereits in Abbildung 3.1 vorgestellten Vorgehen einer hybriden Prognose, existieren in der Literatur weitere Umsetzungsmöglichkeiten. Vielfach wird in hybriden Methoden die Trennung zwischen der Modellierung des dynamischen Verhaltens und der Modellierung der Degradation aufgegriffen [134, 144]. Liao und Kottig [134] stellen in ihrem Review vier Ansätze vor, daten- und modellbasierte Methoden zu kombinieren. Dabei werden u. a. die beiden Modellierungen aufgegriffen. Im ersten Ansatz wird das Messmodell einer modellbasierten Methode durch eine datenbasierte Methode angelernt. Dies haben Baraldi et al. [12] für das im Partikelfilter integrierte Messmodell umgesetzt. Im zweiten Ansatz von Liao und Kottig [134] wird das Zustandsmodell, das die Degradation des Systems in der modellbasierten Methode abbildet, durch eine datenbasierte Methode umgesetzt. Chen et al. [38] haben diesen Ansatz verfolgt, indem sie die Degradation eines Systems durch eine Kombination eines Adaptiven Neuro-Fuzzy Interferenz Systems und eines Hidden Markov Models modelliert und im Partikelfilter integriert haben. Adaptive Neuro-Fuzzy Interferenz Systeme werden aus einer Kombination von KNN und Fuzzy-Logik gebildet. Hidden Markov Models zählen zu den statistischen datenbasierten Verfahren, die eine endliche Anzahl an versteckten Zuständen über Wahrscheinlichkeitsfunktionen beschreiben [104]. Yang et al. [207] haben nicht das gesamte Degradationsmodell datenbasiert erlernt, sondern eine Regression Vector Machine verwendet, um die Parameter eines physikbasierten Modells zu bestimmen, das anschließend für die Prognose verwendet wird. Die Regression Vector Machine ist eine Form der SVM, die auf Bayesscher Wahrscheinlichkeitstheorie aufbaut. Der dritten Ansatz von Liao und Kottig [134] betrifft die Unsicherheit in den zukünftigen Messsignalen, die durch eine datenbasierte Methode abgeschätzt werden. Dadurch können diese Signale in der modellbasierten Methode zum Korrigieren des zuvor bestimmten Zustands benutzt werden, vergleiche Abbildung 3.2. Verschiedene Arbeiten berücksichtigen ebenfalls die Unsicherheit der Prognose. So haben Orchard und Vachtsevanos [158] die Unsicherheit der Prognose reduziert, indem sie um den Partikelfilter eine äußere Korrekturschleife gebildet haben, die durch ein lineares, autoregressives Modell umgesetzt worden ist. Ein autoregressives Modell ist ein klassischer, linearer Ansatz der Zeitreihenanalyse [98]. Chang et al. [35] korrigieren mit einer Empirical Mode Decomposition und einer Regression Vector Machine die Prognose der RUL von Lithium-Ionen-Batterien, die mit einem Unscented Kalman Filter ermittelt worden ist. In der Empirical Mode Decomposition wird das Ausgangssignal in intrinsische Modenfunktionen zerlegt, die für ein schwingendes System die einzelnen Schwingungsmoden repräsentieren [198]. Der vierte Ansatz von Liao und Kottig [134] stellt ein Ensemble dar, indem die RULs mit einer modell- und einer datenbasierten Methode unabhängig voneinander prognostiziert und fusioniert werden.

3.2 Performanzkennzahlen zur Evaluierung der Prognose

Die Evaluierung der Prognose erfolgt basierend auf Performanzkennzahlen, die eine Aussage bzgl. der Qualität der Prognose ermöglichen. In der Literatur gibt es keine Standardkennzahlen für diese Aufgabe, stattdessen werden verschiedenste Kennzahlen wie relativer Fehler, Prognosehorizont oder Kriterien der Monotonie herangezogen [70, 85, 192]. Goebel et al. [70] fokussieren dieses Thema und stellen aufbauend auf ihrer Recherche und Analyse drei wesentliche Eigenschaften heraus, die die Performanz der Methode beschreiben und durch Kennzahlen messbar machen. Bei diesen Eigenschaften handelt es sich um die Genauigkeit der Prognose, die Berücksichtigung der Zeit und die Verlässlichkeit der Methode, im Sinne einer robusten Methode. In dieser Forschungsarbeit liegt der Schwerpunkt auf der Genauigkeit der Methode. Die drei ausgewählten Performanzkennzahlen berücksichtigen dabei unterschiedliche Aspekte der Prognose, die einen Vergleich einzelner Methoden bzw. Umsetzungen erlauben und zusätzlich ein interpretierbares Ergebnis liefern. Die Performanzkennzahlen sind der mittlere, absolute Fehler, die Anzahl der negativen Fehler und der Prognosehorizont.

3.2.0.1 Relativer und mittlerer absoluter Fehler

Das Hauptziel der Zustandsüberwachung liegt in einer hohen Prognosegüte. Um die Genauigkeit der Prognose zu beschreiben, wird für jeden Prognosezeitpunkt der relative Fehler der Prognose e_k berechnet.

$$e_k = \frac{wRUL_k - pRUL_k}{wRUL_k} \cdot 100 \% \quad (3.8)$$

Dabei ist $wRUL_k$ die wahre vorliegende RUL und $pRUL_k$ die prognostizierte RUL zum Zeitpunkt t_k . Die zugehörige relative Genauigkeit des Zeitpunkts ergibt sich aus der Differenz von 100 % und dem relativen Fehler. Da Prognosen der RUL zu verschiedenen Zeitpunkten während der Lebensdauer der Gummi-Metall-Elemente umgesetzt werden, wird zur Evaluierung des Gesamtverfahrens über die Fehler zu den einzelnen Prognosezeitpunkten der mittlere absolute Fehler in Prozent (*MAPE*, nach dem englischen „Mean Absolute Percentage Error“)

$$MAPE = \frac{1}{N_P} \sum_{k=1}^{N_P} |e_k| \quad (3.9)$$

bestimmt, wobei N_P die Anzahl der betrachteten Prognosezeitpunkte ist. Dabei werden die Absolutwerte der relativen Fehler betrachtet, damit sich unterschiedliche Vorzeichen nicht gegenseitig revidieren können. Die Performanzkennzahl *MAPE* ist in der Literatur zum Vergleich von verschiedenen Algorithmen verbreitet. Bei der Verwendung dieser Performanzkennzahl ist zu berücksichtigen, dass in der Auswertung alle Prognosezeitpunkte gleich gewichtet werden. Soll die größere Bedeutung der Prognose am Lebensende stärker gewichtet werden, bieten sich relative Performanzkennzahlen an, die Straffaktoren einsetzen [2, 83, 98, 107].

3.2.0.2 Anzahl der negativen Fehler

Der große Schwachpunkt des *MAPEs* liegt darin, dass durch die Mittelung Informationen zu den einzelnen prognostizierten RULs verloren gehen. Außerdem wird der Unterschied einer zu hoch prognostizierten im Vergleich zu einer zu gering prognostizierten RUL durch die absolute Betrachtung der Fehler der einzelnen Prognosezeitpunkte vernachlässigt. Dabei sind insbesondere solche prognostizierten RULs nachteilig, die länger sind als die wahren RULs, und somit mit einem ungeplanten Ausfall des Systems korrelieren, wohingegen durch die Zustandsüberwachung diese Ausfälle vermieden werden sollen. Diese Unterschiede im Vorzeichen werden anhand der Anzahl der negativen Fehler NE (und positiven Fehler) berücksichtigt. Die Anzahl der negativen Fehler ergibt sich aus der Summe aller Prognosezeitpunkte, an denen die Bedingung in Gleichung 3.10 erfüllt ist.

$$wRUL_k - pRUL_k < 0 \quad (3.10)$$

3.2.0.3 Prognosehorizont

Während der *MAPE* und die Anzahl der negativen Fehler zeitunabhängige Aussagen über die Genauigkeit der Prognose treffen, liefert der Prognosehorizont Informationen zur Güte aufeinander folgender Prognosen am Lebensende des Systems. Die Dauer zwischen dem Ende des nutzbaren Lebens t_e und dem Prognosezeitpunkt t_{k_α} , ab dem die Prognose der RUL ein vorgegebenes Kriterium erfüllt, wird Prognosehorizont *PH* genannt.

$$PH = t_e - t_{k_\alpha} \quad (3.11)$$

Das Kriterium ist gegeben durch ein erlaubtes Fehlerband α um die wahre RUL [70]. Durch diese Kennzahl ist es damit möglich zu beschreiben, wie lange vor dem Lebensende alle Prognosen der RUL innerhalb des Fehlerbands α liegen.

3.3 Abschätzung der Lebensdauer von Elastomer-Elementen

In diesem Abschnitt liegt der Schwerpunkt auf der Abschätzung der Lebensdauer von Elastomer- bzw. Gummi-Metall-Elementen. Da vorrangig das Elastomer im Gummi-Metall-Element degradiert, werden insbesondere im Abschnitt 3.3.2 Elastomer-Elemente im Allgemeinen und nicht nur Gummi-Metall-Elemente betrachtet. Dem Stand der Technik entspricht eine präventive Instandhaltung für den Einsatz von Elastomer-Elementen. Dafür benötigen die Anwender die Information, wie lange sie die Elemente einsetzen bzw. wann sie die Instandhaltung planen können. Aus diesem Grund liefert entweder der Entwickler dem Anwender eine Angabe zur Lebensdauer der Elemente oder weist durch Versuche die vom Anwender geforderte Lebensdauer nach. Um die Lebensdauer der Elemente zu bestimmen, benötigt der Entwickler eine Berechnungsmethode und bestimmte Zusatzinformationen zum Material, zur Anwendung und den auftretenden Lasten [64, 147, 180]. In diesem Kapitel werden die beiden wesentlichen Werkzeuge für die präventive Schätzung der Lebensdauer der Gummi-Metall-Elemente erörtert. Zuerst werden Lebensdauerversuche der Elemente sowie der zugehörige Prüfstand vorgestellt, bevor die Vorgehensweisen zur Abschätzung der Lebensdauer fokussiert werden.

3.3.1 Lebensdauerversuche

Mit dem Ziel, die Lebensdauer von Gummi-Metall-Elementen zu ermitteln, führen Entwickler mehrere Dauerversuche unter für den Anwendungsfall spezifischen Lastannahmen durch. Lebensdauerversuche von Gummi-Metall-Elementen werden standardmäßig auf hydraulischen Prüfständen durchgeführt. Werden in experimentellen Arbeiten stationäre Lebensdauerversuche durchgeführt, wird vorrangig ein Degradationsmechanismus des Materials betrachtet [181]. Dies ist für Gummi-Metall-Elemente hauptsächlich die mechanische oder die thermische Degradation. Für beide Degradationsmechanismen können während der Produktentwicklung entsprechende Lebensdauerversuche zur Analyse des Verhaltens und zur Abschätzung der Lebensdauer durchgeführt werden. Aufbauend auf Lebensdauerversuchen und den akquirierten Messdaten wird in dieser Arbeit eine Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen entwickelt.

In den durchgeführten Lebensdauerversuchen liegt der Schwerpunkt auf der mechanischen Degradation der Gummi-Metall-Elemente, sodass der in Abbildung 3.5 visualisierte Prüfstand auf diesen Degradationsprozess ausgerichtet ist. Auf einem luftgefederten Spannfeld wird ein Hydraulik-Gleichlauf-Zylinder der Herbert Hächchen GmbH und Co. KG (statische Erregerkraft min. 40 kN bei einem zulässigen Systemdruck von 300 bar, Nutzhub 200 mm, Auflösung min. 0,01 mm) horizontal ausgerichtet. Für eine Kraftregelung befindet sich eine Kraftmessdose von interface (Messbereich bis 50 kN, Linearitätsfehler bei Nennlast $\pm 0,04\%$, Empfindlichkeit 2,091 mV/V) am Zylinderkopf. Über diese wird der Zylinder mit einem Flansch an der Elementaufnahme des Gummi-Metall-Elements verbunden. Weiterhin kommt ein zweiter Hydraulik-Gleichlauf-Zylinder der Herbert Hächchen GmbH und Co. KG (statische Erregerkraft ca. 90 kN bei einem Nutzhub von 50 mm und einem zulässigen Systemdruck von 300 bar) zum Einsatz. Die zugehörige Kraftmessdose ist ein dauerfester Flansch-Kraftaufnehmer von interface (Messbereich bis 63 kN, Linearitätsfehler bei Nennlast $\pm 0,04\%$, Empfindlichkeit 2,148 mV/V). Die angeschlossene Hydraulik (2 Pumpen, max. Systemdruck 300 bar, max. Volumenstrom 70 l/min) versorgt den jeweiligen Zylinder während des Betriebs mit Hydrauliköl. Zur näheren Erläuterung der bedeutsamen Bauteile wird der in Abbildung 3.6 dargestellte Ausschnitt des Prüfstands herangezogen, der die Einspannung des vorgespannten Lagers

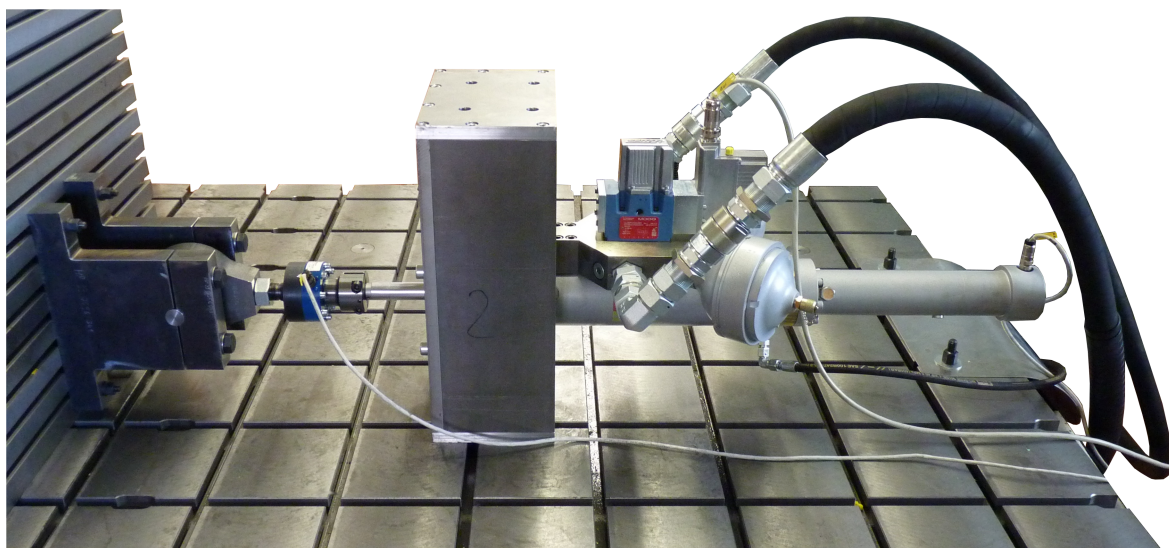


Abbildung 3.5: Prüfaufbau der Lebensdauerversuche [21]

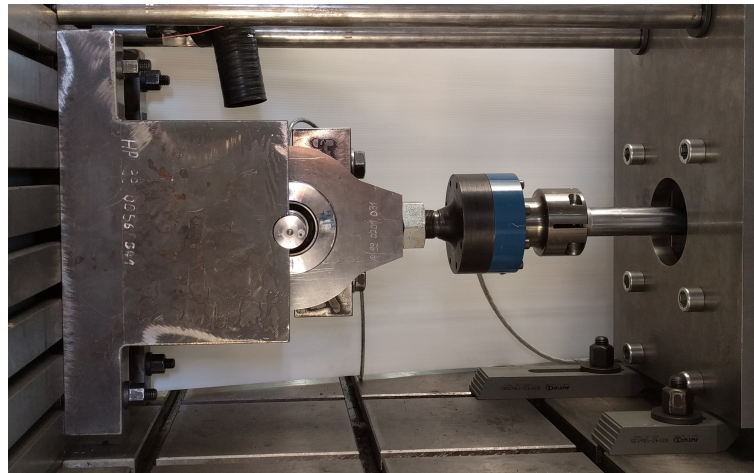


Abbildung 3.6: Verspannung des Lagers im Prüfaufbau (angelehnt an [17])

zeigt. Der Hohlzylinder ist fest verspannt in der Elementaufnahme, die über den Flansch mit dem Hydraulikzylinder verbunden ist. Der Bolzen wird an beiden Enden zwischen zwei Stahlblöcken verspannt, von denen jeweils der größere an einem ortsfesten Winkel verschraubt ist, sodass der Bolzen ebenfalls an seiner Position gehalten wird. Daher ist auch das Innenrohr des Gummi-Metall-Elements fixiert, während das Außenrohr mit dem Hohlzylinder ausgelenkt wird. Zur Stabilisierung des Prüfstands werden zwei Stabilisierungsstäbe zwischen den Winkel und den Turm zur Lagerung des Zylinders geschraubt. Dadurch kann eine Relativbewegung der beiden Komponenten auf ein Minimum reduziert werden. Verschiedene Quellen [56, 66, 120, 143, 162] belegen einen Einfluss der Temperatur auf die Lebensdauer des Elastomers, daher erfährt das Element während des Versuchs eine Luftkühlung durch einen von oben eingeführten Schlauch. Dadurch wird die Lagertemperatur lange unter 30 °C gehalten, um die thermische Degradation des Elastomers aufgrund der Eigenerwärmung und der Wärmestrahlung der umliegenden Bauteile möglichst zu unterdrücken [103]. Weiterhin liegt dadurch eine Annäherung an die Realität vor, da das Gummi-Metall-Element eine Kühlung durch einen Luftstrom auch in einer realen Anwendung wie im Drehgestell eines Schienenfahrzeugs erfahren wird. Für die Detektion verschiedener Messgrößen, die den Zustand des Gummi-Metall-Elements beschreiben, werden unterschiedliche Messsysteme verwendet. Eingesetzt werden u. a. die Messsysteme von der Herbert Hächchen GmbH und Co. KG für die integrierte Kraft- und magnetostruktive Wegmessung, das Messlabor Redpitaya, ein Datenlogger von National Instruments, ein PicoScope von Pico Technology und ein Oszilloskop von Yokogawa sowie Multimeter von Fluke und Peaktech. Die Auswertung der Messsignale erfolgt in der Software MATLAB.

Während des Lebensdauerversuchs wird das Gummi-Metall-Element durch den Hydraulikzylinder dynamisch belastet. Durch das nachgiebige Elastomer ergibt sich eine Relativbewegung zwischen Innen- und Außenrohr des Gummi-Metall-Elements, wenn der Hydraulikzylinder verfahren wird und dabei das Außenrohr verschiebt. In kraftgeregelten Versuchen stellt der verfahrenene Weg, den der Hydraulikzylinder bzw. das Außenrohr des Gummi-Metall-Elements im Versuch zurücklegt, die geläufige Messgröße zur Beschreibung des Zustands des Gummi-Metall-Elements dar. Alternativ ist eine weggeregelte Versuchsdurchführung möglich, in der die notwendige Kraft zur Umsetzung eines vorgegebenen Wegs detektiert werden kann. Die Motivation und Hintergründe der Wahl

der Messgröße Weg werden zusammen mit zwei weiteren relevanten Messgrößen in Kapitel 4.1.3 erörtert. Aus dem verfahrenen Weg wird das Feature Wegamplitude extrahiert, das die Änderung des Weges mit der Degradation des Elements stärker hervorhebt als der gesamte verfahrenene Weg. Die während der Lebensdauer gemessenen Wegamplituden gleicher Gummi-Metall-Elemente weisen alle einen ähnlichen charakteristischen Verlauf auf. Der Verlauf dieses Merkmals für ein Element ist in Abbildung 3.7 über den Zyklen eines Lebensdauerversuchs dargestellt. Der charakteristische Verlauf lässt sich in drei Bereiche einteilen. Zu Beginn steigt die Wegamplitude degressiv an (Phase I), da sich das Gummimaterial während der ersten Belastungszyklen setzt. Im Hauptteil (Phase II) des Lebensdauerversuchs steigt die Wegamplitude mit nahezu konstanter Steigung leicht an. In diesem Bereich weist das Element ein stabiles Niveau auf, das sich durch ähnliches Materialverhalten erklären lässt. Die dritte Phase des Lebensdauerversuchs wird durch einen progressiven Anstieg des Wegamplitudenverlaufs und damit die Degradation des Materials gekennzeichnet. Das Lebensende der Gummi-Metall-Elemente wird anhand einer definierten Wegamplitude durch Experten festgelegt und hängt von der anwendungsspezifischen Belastung und den zugehörigen Anforderungen an das Element ab. Die Darstellung zeigt eine Messkurve zu einem Lebensdauerversuch mit einem definierten Lebensende bei einer Wegamplitude von 1,2 mm. Die zugehörige Steifigkeit lässt sich basierend auf diesen Informationen grob abschätzen, da die statische Steifigkeit anhand der statischen Federkennlinie, die in einem Zug-/Druckversuch detektiert wird, ermittelt wird. Basierend auf der Kenntnis der Erregerkraft und der Kraftangriffsrichtung kann die statische Steifigkeit als Quotient aus Erregerkraftamplitude und Verformung in Kraftangriffsrichtung geschätzt werden. Generell weist die dynamische Steifigkeit für eine dynamische Belastung der Gummi-Metall-Elemente eine größere Relevanz aufweist [180]. Diese wird im Kontext der Versagensgrenzen in Abschnitt 3.3.2.5 beleuchtet.

Aufgrund der starken Streuung der Eigenschaften ergibt sich u. a. ein deutlicher Einfluss auf die Lebensdauer der Elemente, der in Abbildung 3.8 ersichtlich wird. In Abbildung 3.8 a) werden die Lebensdauerdaten gleicher Lager verglichen, die alle in Lebensdauerversuchen unter stationären Betriebsbedingungen, bei gleicher Kraftanregung mit konstanter Erregerkraftamplitude von 40 kN und konstanter Erregerfrequenz von 2 Hz belastet worden sind. Diese Betriebsbedingungen ermöglichen eine mechanische Degradation, die auf reale Anwendungen übertragbar ist und nicht von ungewollten Einflüssen auf die Lebensdauer überlagert wird. Dargestellt ist die Wegamplitude des jeweiligen be-

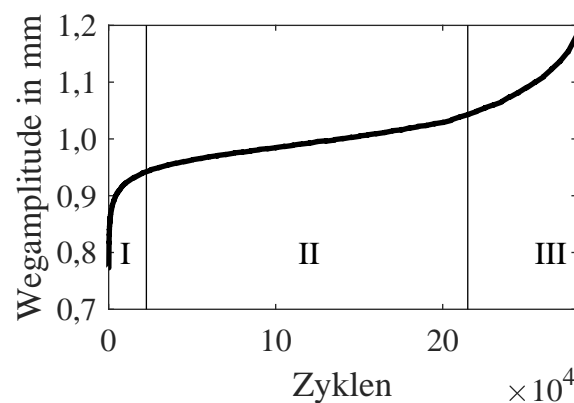


Abbildung 3.7: Wegamplitudenverlauf eines Lebensdauerversuchs

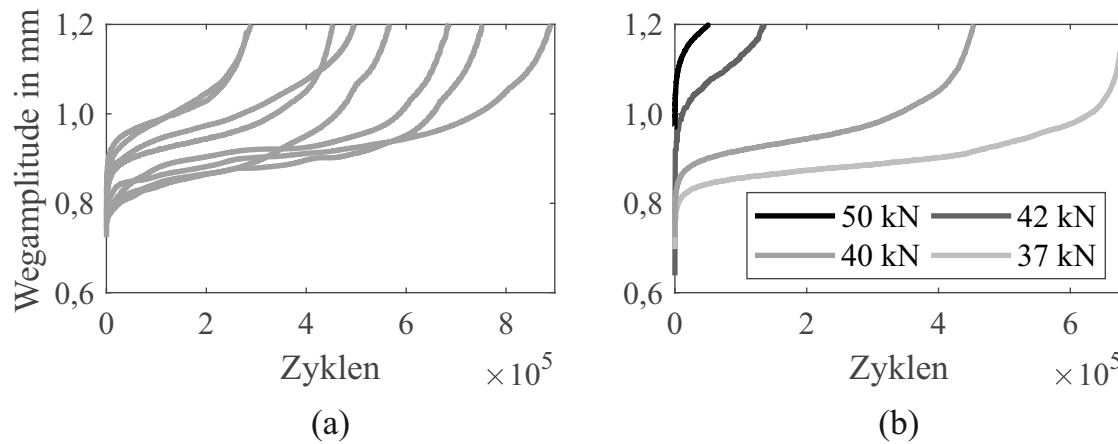


Abbildung 3.8: Wegamplitudenverläufe: a) bei gleicher, stationärer Anregung sowie b) bei stationärer Anregung mit unterschiedlicher konstanter Kraftamplitude

lasteten Lagers über seiner Lebensdauer, die in Zyklen angegeben ist. Dabei weichen die Lebensdauern um einen Faktor von maximal drei voneinander ab. In Abbildung 3.8 b) werden die Lebensdauerkurven einzelner Lager verglichen, die im Lebensdauerversuch eine Kraftanregung mit unterschiedlicher konstanter Erregerkraftamplitude, aber gleicher konstanter Erregerfrequenz erfahren haben. Aufgetragen ist die Wegamplitude des Lagers über den Zyklen. Dabei sind solche Erregerkraftamplituden gewählt worden, die im Bereich der vorherigen Erregerkraftamplitude von 40 kN liegen. Es wird ersichtlich, dass durch unterschiedliche stationäre Betriebsbedingungen größere Schwankungen der Lebensdauer verursacht werden. Zudem offenbart Abbildung 3.8 b), dass kein linearer Zusammenhang zwischen Belastung und Lebensdauer der Elemente vorliegt. Weiterhin unterscheiden sich alle Verläufe hinsichtlich der Steigungen in den drei genannten Phasen, insbesondere die Versuche unter erhöhter Last weisen kein stabiles Niveau in der zweiten Phase auf. Hierbei ist davon auszugehen, dass aufgrund der hohen Belastung chemische Degradationsprozesse im Inneren des Materials ablaufen [143, 181]. Diese Vorversuche zeigen, dass bereits bei stationären Betriebsbedingungen eine erhebliche Unsicherheit in der Zustandsermittlung zu erwarten ist und in der Methode berücksichtigt werden muss.

3.3.2 Vorgehensweisen zur Abschätzung der Lebensdauer

Analog zur zustandsbasierten Lebensdauerprognose basiert die Abschätzung der Lebensdauer während der Produktentwicklung auf Wissen über den Degradationsprozess, einer Methode sowie einem Versagenskriterium zur Beschreibung des Lebensendes der Elemente. Wissen über den Degradationsprozess bringt der Anwender durch eine Zuordnung des betrachteten Degradationsvorgangs zu einer bestimmten Klasse an Degradationsprozessen ein. Diese Prozesse können nach unterschiedlichen Kriterien zur Beschreibung, Modellierung und Analyse der Lebensdauer technischer Systeme klassifiziert werden [151, 180]. Spitz [180] unterteilt die Degradationsprozesse in zwei Klassen. Zum einen nennt er die Klasse der plötzlichen Ausfälle, die durch Bruch oder Abriss gekennzeichnet sind, zum anderen die Klasse des fortschreitenden Ausfalls. Abhängig von der gewählten Messgröße und der betrachteten Klasse muss ein geeignetes Versagenskriterium gewählt werden.

Während in der ersten Klasse der Ausfall das Versagen kennzeichnet, wird das Versagenskriterium für die Klasse des fortschreitenden Ausfalls durch einen Grenzwert beschrieben, der das Lebensende festlegt. Das Lebensende der betrachteten Gummi-Metall-Elemente kennzeichnet kein plötzlicher Ausfall, sondern eine durch den fortschreitenden Degradationsprozess verursachte Veränderung der Eigenschaften, die ab dem Überschreiten eines Grenzwerts in einer Anwendung zu ungewolltem Verhalten der Elemente führt. Da die Wahl der Versagensgrenze einen Einfluss auf die Methode zur Abschätzung der Lebensdauer hat, werden zunächst die Methoden betrachtet, bevor die Versagensgrenze fokussiert wird.

Methodisch wird die Lebensdauer von Gummi-Metall-Lagern klassisch mit zwei Konzepten abgeschätzt. Das erste Konzept beruht auf dem Wöhlerkonzept und das zweite auf der Theorie der Bruchmechanik. Dabei geht das Wöhlerkonzept von in erster Näherung homogenen Werkstoffen aus, die unter zyklischer Belastung degradieren. Dahingegen legt die Bruchmechanik den Schwerpunkt auf Oberflächenmikrorisse bzw. Fehlstellen im Werkstoff, die als Ursache für Risswachstum und das daraus resultierende Versagen gewertet werden [66, 69, 138, 182]. Das Wöhlerkonzept beruht auf empirischen Daten aus Schwingfestigkeitsversuchen und darauf aufbauenden Wöhlerlinien zur Beschreibung der Lebensdauer. Nach DIN 50100 [52] beruhen diese Versuche auf gleichen Bauteilen, die unter konstanter Lastamplitude und Mittellast sowie gleicher Temperatur schwingend belastet werden. Gemein haben beide Konzepte, dass mit konservativen Sicherheitsfaktoren, um die großen Streuungen abzudecken, die Lebensdauer der Elemente abgeschätzt wird [180]. Wie diese Schätzungen der Lebensdauer methodisch umgesetzt werden, wird in den folgenden Abschnitten beleuchtet.

3.3.2.1 Methoden des Wöhlerkonzepts

Die Lebensdauerabschätzung mechanisch belasteter Elemente basiert vielfach auf Wöhlerlinien und einer anschließenden Schadensakkumulation [79, 84, 148, 182]. Diese Methode zur Schätzung der Lebensdauer von mechanisch belasteten Elementen beruht auf der Palmgren-Miner-Regel und einem linearen Modell. Die Palmgren-Miner-Regel beruht auf der Annahme, dass die Lebensdauer des Elements linear über den erfahrenen Belastungen abnimmt. Mit der Methode wird die Schädigung des Elements basierend auf den erwarteten schwingenden Belastungen berechnet. Dabei wird für jede Belastung eine Teilschädigung des Elements ermittelt. Die Akkumulation aller Teilschädigungen ergibt die Gesamtschädigung des Elements. Eine nähere Beschreibung der Methode findet sich im Anhang A.2.

Trotz der breiten Anwendung der linearen Schadensakkumulation weist diese Methode einen erheblichen Nachteil auf, sie berücksichtigt die Reihenfolge der auftretenden, einzelnen Belastungen nicht. Die einzelnen Teilschäden berechnen sich unabhängig von dem bereits vorliegenden Schaden des Elements [75, 162, 180]. Unter der Annahme, dass die Reihenfolge einen Einfluss auf die Lebensdauer hat, folgt, dass diese Lebensdauerabschätzung nur für stationäre Belastungen geeignet zu sein scheint. Da äußere Faktoren wie Anregungsfrequenzen und Belastungsamplituden sowie deren Reihenfolge unter instationären Bedingungen relevant sind. Autoren, die diese Annahme vertreten, haben in verschiedenen Arbeiten Anpassungen und Erweiterungen der linearen Schadensakkumulation durchgeführt, um diesen Nachteil der Methode zu beseitigen [109, 180, 206]. So hat Spitz [180] in seiner Arbeit den Ansatz der Schadensakkumulation für Gummi-Metall-

Elemente ausgebaut, indem er ein nichtlineares Modell für die Lebensdauerabschätzung entwickelt hat, um den Reihenfolgeinfluss einzelner Belastungen auf die Lebensdauer der Elastomere berücksichtigen zu können. Daher wird in der Berechnung der Schädigung zum jeweiligen Zeitpunkt die jeweils vorliegende Teilschädigung mitberücksichtigt. Voraussetzung zur Anwendung dieses Ansatzes ist das Wissen über die vorliegende Belastung, die das Gummi-Metall-Element erfährt, und ein Modell, das die einzelnen Teilschädigungen abschätzt. Aufgrund des komplexen Degradationsverhaltens von Elastomeren werden in einzelnen Arbeiten neben dem Merkmal des Hauptdegradationsmechanismus, z. B. die mechanische Degradation, einzelne weitere Einflussfaktoren, wie die Temperatur berücksichtigt [119, 120, 147]. Um weitere Einflüsse auf die Lebensdauer abbilden zu können, werden häufig unter erhöhtem Versuchsaufwand temperaturkonstante Wöhlerlinien ermittelt. So berechnen Flamm et al. [63] den Temperatureinfluss über eine Referenztemperatur und einzelne temperaturkonstante Wöhlerlinien.

Generell finden sich in der Literatur kaum Wöhlerlinien für Elastomere bzw. Gummi-Metall-Elemente, was durch ihre individuellen Eigenschaften und den großen experimentellen Aufwand der Versuche begründet werden kann, der sich durch das komplexe Verhalten, die starke Abhängigkeit der Materialzusammensetzungen der Elemente und die zeitliche Dauer der Lebensdauerversuche ergibt [3]. Dies deutet an, dass Lebensdauerabschätzungen für thermische und für mechanische Degradationen aufgrund ihrer unkomplizierten Anwendung vermehrt durch empirische Berechnungen ergänzt oder ersetzt werden [66, 180]. Vakulov et al. [195] bestimmen mit der Prognosemethode der Federal State University Enterprise Progress die Lebensdauer von Gummi. Der Versagenszeitpunkt wird mit einer Exponentialfunktion ermittelt. Dabei nutzen Vakulov et al. die relative Längenänderung der Gummiprobe als Versagenskriterium. Dieses Kriterium ist bei Zugversuchen naheliegend, da die Messgröße unmittelbar mit der Degradation korreliert und relativ trivial messbar ist. Die Erprobung mit zwei Gummimischungen bestätigt sein Vorgehen. Liegt der Schwerpunkt auf der thermischen Degradation, so wird die Lebensdauerprognose i. d. R. empirisch umgesetzt [159], häufig aufbauend auf der Arrhenius Beziehung [33, 47, 115, 128]. Die Arrhenius Beziehung ist ursprünglich zur Beschreibung chemischer Reaktionen entwickelt worden, da sie den Zusammenhang zwischen chemischen Veränderungen des Materials und den physikalischen Messgrößen beschreibt. Die Arrhenius Beziehung ist definiert als

$$k_A = Ae^{\frac{-E_a}{RT}}. \quad (3.12)$$

Dabei beschreibt die Reaktionsrate k_A den chemischen Degradationsprozess. A ist der Proportionalitätsfaktor, E_a die Aktivierungsenergie, R die universelle Gaskonstante und T die absolute Temperatur. Unabhängig vom Hauptdegradationsmechanismus ist der Einsatz dieser Beziehung zur Abschätzung der Lebensdauer von Polymeren verbreitet [115]. Daraus ergibt sich der größte Nachteil dieser Abschätzung, der in der begrenzten Gültigkeit dieser Beziehung liegt. So verursachen bspw. große Temperaturunterschiede einen Wechsel des Degradationsmechanismus, den die Beziehung nicht abbildet [181].

3.3.2.2 Methoden des Konzepts der Bruchmechanik

Zur Schätzung der Lebensdauer nach der Theorie der Bruchmechanik werden meistens Finite Elemente Methoden (FEM) verwendet. Diese eignen sich zur simulativen Auswertung der inneren Zustände des modellierten Materials, wie bspw. Fehlstellen und Rissen

im Gummi. Dabei leitet sich der Name der Methode von dem Vorgehen ab, ein komplexes System zur Analyse in kleine Elemente zu unterteilen. Der Vorteil dieses Vorgehens liegt in der unkomplizierteren Analyse der kleinen Elemente im Vergleich zum Gesamtsystem. Der Schwerpunkt der FEM Analyse beruht auf Kontaktproblemen der Elemente aufgrund aufgebrachtter Lasten, Bedingungen und Aktionen mit angrenzenden Elementen.

Für die Modellierung des komplexen, nichtlinearen Verhaltens der Elastomere liegen in der Literatur verschiedene Modelle vor, die einzelne Verhaltensweisen abbilden und teils in kommerziellen FEM Programmen integriert sind. Eine Herausforderung der FEM Analyse von Elastomeren liegt neben der Auswahl des passenden Modells in der Identifikation der Materialparameter, da jede Elastormischung individuell und die genaue Zusammensetzung i. d. R. nur dem Hersteller bekannt ist. Daher sind verschiedene Versuche, wie Zug-, Druck- und Spannungsrelaxationsversuche, notwendig, um die Materialparameter für die Simulation zu bestimmen [10, 183, 206]. Mars und Fatemi [142] unterscheiden zwei Ansätze für FEM Analysen von Elastomeren. Der eine beruht auf der Keimbildung im Material, der andere betrachtet die nächste Phase der Degradation, in der bereits Risse im Material vorliegen, und basiert auf der Risswachstumsrate. Wenn im Zuge des Konzepts der Bruchmechanik das Risswachstum im Elastomer als Zustandsgröße betrachtet wird, erfolgt die Lebensdauerabschätzung entweder mit einem physikbasierten Risswachstumsmodell [79, 210, 211] oder einem empirischen Modell [195]. Auch für die thermische Degradation der Elemente werden FEM Simulationen angewandt, um die Materialeigenschaften zu ermitteln [128].

3.3.2.3 Kombinationen beider Konzepte

In Analogie zu einer zustandsbasierten, hybriden Methode werden in verschiedenen Forschungsarbeiten das Konzept der Bruchmechanik und das Wöhlerkonzept kombiniert, um die Abschätzung der Lebensdauer zu verbessern. So verbindet Meyer [145] eine FEM-Simulation mit Fuzzy-Logik, um bekannte Wöhlerlinien anderer Lastzustände für die vorliegende Beanspruchung zu verschieben. Vielfach werden Kombinationen von Schadensakkumulation und FEM Analysen umgesetzt. In diesen Kombinationen erfolgt die Lebensdauerberechnung simulativ und somit mit reduziertem Aufwand. Dabei wird durch die FEM die Materialbeanspruchung ermittelt, bspw. die vielfach unbekannte Belastungshistorie [65, 210] oder das Risswachstum [79, 195, 210]. So ermitteln Flamm et al. [65] erst durch FEM und Interpolation die Beanspruchungszeitverläufe von Elastomer-Elementen an diskreten Punkten, bevor sie mit der Methode der Rainflow-Zählung und der linearen Schadensakkumulation die Lebensdauer der Elemente berechnen. Die Rainflow-Zählung ist eine verbreitetes Verfahren zum Zählen von Belastungen oder Teilschädigungen [182]. Sie wird im Anhang (s. A.2) näher erläutert. Molls [148] greift in seiner Arbeit die nicht-lineare Schadensakkumulation von Spitz [180] auf und verbindet diese mit einer FEM-Analyse, die zusätzlich zur äußeren Belastung auch den inneren Schädigungszustand des Elements berücksichtigt. Da Klauke [109] der Belastungsreihenfolge eine Relevanz auf die Lebensdauer der Elemente zuordnet, entwickelt er aufbauend auf der doppelt linearen Schadensregel ein Modell, das auf dem Konzept der Bruchmechanik beruht und mit der FEM umgesetzt wird. Weiterhin fokussiert er die Richtungsabhängigkeit der Schädigung von Gummimaterialien, indem er eine tensorielle Schadensgröße einführt. Mistler [147] erweitert die nichtlineare Schadensakkumulation von Spitz [180] um den Temperatureinfluss, sodass er sowohl die mechanische als auch die thermische Beanspruchung des Elas-

tomers in seiner Schadensakkumulation berücksichtigt. Dieses Vorgehen stellt abermals eine Kombination der FEM und der nichtlineare Schadensakkumulation zur Berechnung der Lebensdauer des Elements dar.

Gieses Ansatz [69] zur Lebensdauerprognose von Elastomeren verbindet nicht nur die beiden Konzepte der Bruchmechanik und der Wöhlerlinien, sondern stellt darüber hinaus einen ersten Schritt zu einer zustandsbasierten Lebensdauerprognose dar. Dafür hat er ein physikbasiertes Modell der von ihm betrachteten Gummielemente gebildet, das auf der Risslänge und weiteren Angaben zu Fehlstellen und Mikrorissen in den Elementen aufbaut. Dabei werden die Fehlstellen im Element durch hochauflösende Computertomografie bestimmt. Diese Fehlstellen kennzeichnen den Ursprung der Mikrorisse im Material. Mit seinem physikbasierten Modell schätzt Giese die Wöhlerlinie der Elemente. Drei Vergleichsmessungen bestätigen das Vorgehen für die von ihm betrachteten Elastomer-Elemente unter der Bedingung, dass die Elastomer-Elemente zugänglich sind und mit einem Computertomografen durchstrahlt werden können. Damit liegt der Hauptnachteil dieser Methode in der eingeschränkten Anwendbarkeit und der komplexen und teuren Identifikation der Fehlstellen durch die Messtechnik.

3.3.2.4 Visuelle Zustandsüberwachung während der präventiven Instandhaltung

Zusätzlich zu den beiden klassischen Konzepten zur Lebensdauerabschätzung von Gummi-Metall-Elementen wird in der Praxis häufig eine visuelle Überprüfung der Elemente während einer präventiv durchgeführten Instandhaltung umgesetzt. Der Grund liegt darin, dass zeitlich kurz vor dem Lebensende des Elements dessen Alterung visuell erkennbar ist. So werden in Abbildung 3.9 zwei Ausschnitte der freiliegenden Gummispur eines degradierten Gummi-Metall-Elements am Ende seines Lebenszyklus gezeigt. Insbesondere an den Randbereichen zum Metall (hell dargestellt) löst sich das Gummi vom Metall und weist Risse auf. Dieses Schadensbild ist charakteristisch für mechanisch belastete Gummi-Metall-Elemente, auch in realen Anwendungen [181]. Zusätzlich werden während einer Beanspruchung Gummipartikel aus der degradierten Gummispur abgetrennt, die bei ortsfester Anwendung unter dem Element auf dem Boden liegen und ebenfalls auf die fortgeschrittene Degradation der Elemente hindeuten. Ab dem Zeitpunkt des Auftretens der Gummipartikel kann von einem nahenden Lebensende des Gummi-Metall-Elements ausgegangen werden. Nachteilig an diesem Vorgehen sind der geringe Anteil der freien Oberfläche der betrachteten Gummi-Metall-Elemente im Verhältnis zur Gesamtoberfläche sowie die abhängig von der Anwendung komplizierte Zugänglichkeit der Elemente,

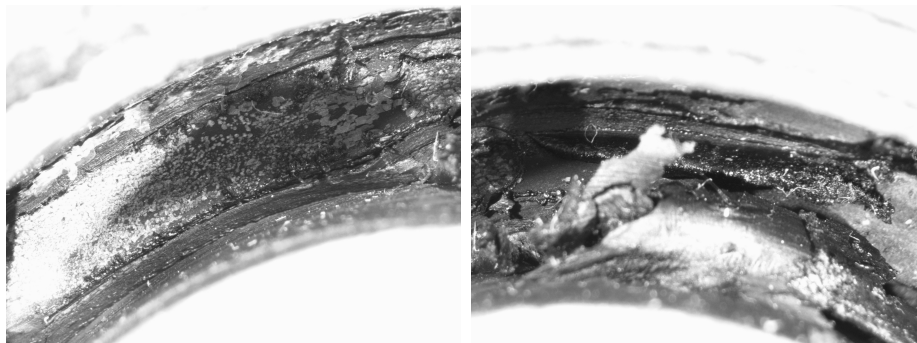


Abbildung 3.9: Elastomerspur eines degradierten Gummi-Metall-Elements

sodass der Zustand des Gummis durch weitere Größen überprüft werden sollte. Da sich diese visuellen Kennzeichen einer Schädigung erst kurz vor Lebensende des Elements zeigen, scheinen sie in Ergänzung zu einer während der Produktentwicklung ermittelten Lebensdauer geeignet zu sein. Dahingegen ist aufbauend auf diesen visuellen Kennzeichen eine Instandhaltungsplanung nur kurzfristig und somit mit einem großen Risiko realisierbar.

3.3.2.5 Versagenskriterium

Allen Methoden zur Ermittlung der fortschreitenden Degradation der Gummi-Metall-Elemente ist gemein, dass sie ein Versagenskriterium zur Beschreibung des Lebensendes benötigen. Die Definition des notwendigen Grenzwerts, der der Versagensgrenze entspricht, gestaltet sich für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente als komplexe Aufgabe. Auf der einen Seite stellt der Anwender an den Entwickler die Anforderung, dass bspw. 95 % der Elemente eine geforderte Lebensdauer erreichen, auf der anderen Seite liegen fertigungsbedingt große Streuungen der Lebensdauer der Elemente vor. In einer zustandsbasierten Lebensdauerprognose sollen diese Unsicherheiten berücksichtigt werden. So ermittelt Molls [148] in vier stationären Versuchen mit radialer Last Abweichungen zwischen der maximalen und der minimalen Lebensdauer der getesteten Elastomerbuchsen von bis zu 204 %. Werden zusätzlich instationäre Bedingungen betrachtet, so wird eine weitere Einflussgröße auf die Degradation der Elemente hinzugefügt, die eine noch größere Streuung der Lebensdauer der Elemente erwarten lässt. Dadurch erhöht sich die Unsicherheit der Zukunft, jedoch führt dies nicht zwangsläufig zu größeren Streuungen wie Steinweger [182] in Lebensdauerversuchen unter instationären Bedingungen mit fünf verschiedenen Anregungssignalen gezeigt hat. So erzielt er in seinen Experimenten Streuungen zwischen 40 und 60 %. Generell sind große Streuungen im Kontext von Elastomer-Elementen bekannt [180, 181, 210]. Vielfach werden sie durch fertigungsbedingte Abweichungen [66], Unsicherheiten in den durchgeführten Lebensdauerversuchen [109] sowie den während der Versuche vorliegenden Umgebungsbedingungen erklärt [128]. Einzelne Arbeiten analysieren den Einfluss der genannten Einflussfaktoren auf die Lebensdauer der Elastomer-Elemente und belegen, dass diese zu unterschiedlich starken Streuungen führen [181]. Es ist daher nicht zielführend die einzelnen Streuungen verschiedener Elastomere aus unterschiedlichen Arbeiten quantitativ zu vergleichen. Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die Messdaten von Elastomer-Elementen Streuungen aufgrund verschiedener innerer und äußerer Einflussfaktoren enthalten und somit Unsicherheiten in der Degradation und damit der Lebensdauerprognose der Elemente vorliegen. Diese Unsicherheiten sollten für die jeweils betrachteten Elastomer-Elemente ermittelt und abhängig von dem gewählten Versagenskriterium berücksichtigt werden.

In der Literatur werden daher verschiedene Versagenskriterien betrachtet. Im Folgenden liegt der Schwerpunkt auf solchen Versagenskriterien, die das Versagen von Elastomer-Elementen unter mechanischer Belastung geeignet beschreiben. In bruchmechanischen Abschätzungen der Lebensdauer von Elastomer-Elementen bietet sich eine physikalische Kenngröße basierend auf dem Risswachstum an, wie die Risswachstumsrate [79] oder die Risslänge [138]. Hinsichtlich dieses Versagensmerkmals zeigt Zarrin-Ghalami [210], dass nicht die Risslänge das entscheidende Feature für die Lebensdauer von Gummi ist, als vielmehr die Risstiefe, die schwieriger zu ermitteln ist. Außerdem nutzen Ziegler et al. [211] und Giese [69] die Weiterreißenergie bzw. die Energiefreisetzungsrates für die

Abschätzung der erwarteten Anzahl an Belastungszyklen. Diese Größen beschreiben die Änderung der im Bauteil gespeicherten Energie bei einer wachsenden Rissfläche.

In Anlehnung an die Anwendung von Elastomer-Elementen zur Schwingungsisolierung charakterisiert die Steifigkeit geeignet den Zustand des Elastomers. In dynamischen Belastungen ist insbesondere die dynamische Steifigkeit relevant, die von der Erregerkraftamplitude und der Erregerfrequenz abhängt [180]. Diese ist in dynamischen Anwendungen der Elemente nicht direkt messbar, sondern wird aufbauend auf der Belastung und der Verformung bestimmt. So stellt sich unter dynamischer Belastung eine zeitliche Phasenverschiebung zwischen der Belastung und der Verformung des Elastomers aufgrund des viskoelastischen Verhaltens des Materials ein. Daher beschreibt die Belastung aufgetragen über der Verformung eine Hysteresekurve. Diese Hysterese verändert sich über der Lebensdauer. In Abbildung 3.10 ist die Veränderung einer gemessenen Hysteresekurve eines Gummi-Metall-Elements über den drei Phasen der Lebensdauer unter stationären Betriebsbedingungen dargestellt. Sowohl zwischen Phase I und II als auch zwischen Phase II und III wird ein Anstieg der normierten Wegamplitude ersichtlich. Zudem verändert sich insbesondere zwischen Phase II und III die Form der Hysteresekurve. Anhand der Hysteresekurve lässt sich die dynamische Steifigkeit des Elastomers als die Steigung der Tangente an die mittlere Federkennlinie beschreiben. Aufgrund des nichtlinearen Verhaltens der Elastomere variiert die betrachtete Tangente und somit die Steigung in Abhängigkeit von der Wegamplitude. Daher dienen verschiedene Linearisierungsansätze zur Ermittlung der dynamischen Steifigkeit basierend auf einer Hysteresekurve. Die Endpunktlinearisierung ist aufgrund ihrer simplen Umsetzung ein verbreiteter Ansatz. Dabei wird eine Verbindungslinie zwischen den beiden Endpunkten der Hysteresekurve gebildet und die Steigung der Verbindungslinie als dynamische Steifigkeit definiert [66, 180]. Ferner vergrößert sich durch die Änderung der Wegamplitude und der Form der Hysteresekurve die von der Kurve eingeschlossene Fläche, die als Dämpfungsarbeit definiert ist. Die Dämpfungsarbeit kennzeichnet die in Wärme umgesetzte Energie pro Zyklus und beschreibt damit die Materialdämpfung. Insgesamt belegen die Hysteresekurven in Abbildung 3.10, dass eine Degradation der Gummi-Metall-Elemente mit einer Abnahme der Steifigkeit und eine Zunahme der Dämpfungsarbeit einherge-

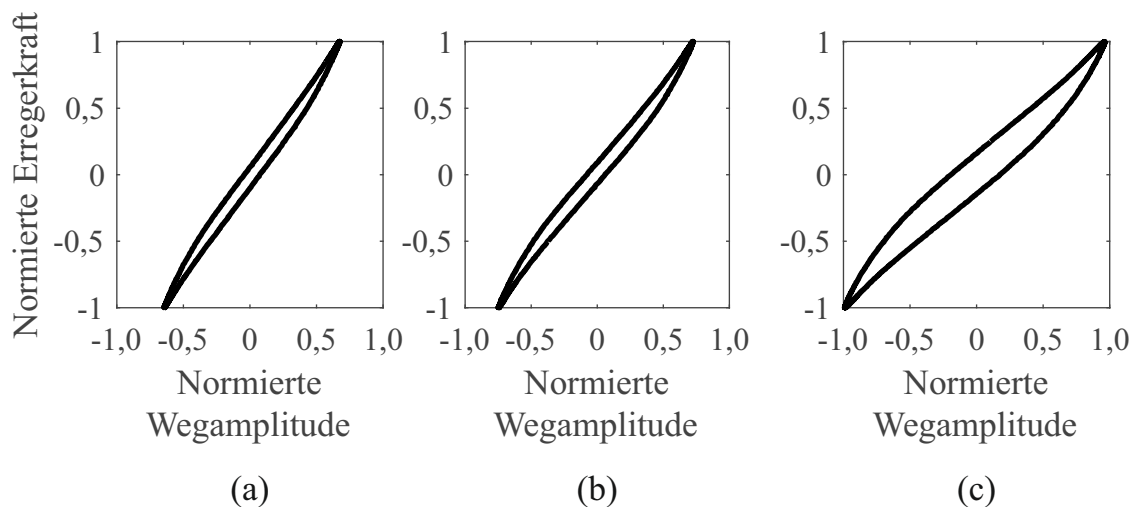


Abbildung 3.10: Hysteresekurven während der drei Phasen der Lebensdauer eines Gummi-Metall-Elements: a) Phase I, b) Phase II sowie c) Phase III

hen. Daher werden sowohl die dynamische Steifigkeit als auch die Dämpfungsarbeit vielfach als Versagenskriterium für die Anwendung von Elastomer-Elementen verwendet [64, 147, 162, 180]. Spitz [180], Molls [148] und Mistler [147] sehen in der Dämpfungsarbeit das geeignetste Kriterium zur Beschreibung der Degradation der von ihnen betrachteten Elastomer-Elemente. Spitz [180] vergleicht in seiner Arbeit drei häufig für Elastomer-Elemente verwendete Kriterien: die Risslänge, die Steifigkeit und die Dämpfungsarbeit. Aufgrund der besseren Anwendbarkeit entscheidet er sich für die Dämpfungsarbeit als Versagenskriterium. Diese zeichnet sich durch ihre Unabhängigkeit von der vorliegenden Belastungsamplitude aus. Molls [148] begründet seine Wahl anwendungsnah. So werden die betrachteten Elastomerbuchsen in realen Anwendungen ausgetauscht, wenn die geforderte Schwingungsisolation aufgrund der veränderten dynamischen Steifigkeit nicht mehr gegeben ist. Dabei beschreiben die dynamische Steifigkeit, die Dämpfungsarbeit und die Lagertemperatur dieses Verhalten. Seine experimentellen Arbeiten deuten darauf hin, dass die Dämpfungsarbeit den Ausfall der Buchsen am präzisesten beschreiben kann. Mistler [147] betrachtet Elastomerkupplungen und wählt die Dämpfungsarbeit aus den gleichen Gründen als Versagenskriterium. Abhängig von der Bauform, der Messgröße und der Methode zur Abschätzung der Lebensdauer finden sich in der Literatur weiterhin die Verformungsenergie, die durch die Belastung im Elastomer elastisch gespeicherte Energie [3], die relative Längenänderung [47] sowie die Spannungsamplitude [120, 145, 182] als Versagenskriterium. Eine Übersicht der Versagenskriterien von mechanisch belasteten Elementen ist in Tabelle 3.1 gegeben. Alles in allem liegt ein breites Spektrum an Versagenskriterien für Elastomere und keine Einigkeit darüber vor, welches Kriterium am besten geeignet ist [180]. Welches Versagenskriterium in dieser Arbeit verwendet wird, wird durch die Entwicklung verschiedener Konzepte in Kapitel 4.1 erarbeitet.

Kriterium	Bauform des Elements	Quellen
Dämpfungsarbeit	Elastomerbuchsen, Elastomerkupplungen	[147, 148, 180]
Dynamisch gespeicherte Energie	Hantelprüfkörper	[3]
Relative Längenänderung	Elastomerproben	[47]
Risslänge	Hantelprüfkörper	[138]
Risstiefe	Fahrwerkslager	[210]
Risswachstumsrate	Quaderförmige Proben	[79]
Spannungsamplitude	Hourglasproben, Elastomerpuffer	[120, 145, 182]
Steifigkeit	Elastomerpuffer, Elastomerkupplungen, zylindrische Proben	[63, 64, 162, 206]
Weiterreißenenergie	Quaderförmige Proben	[69, 211]

Tabelle 3.1: Übersicht vorliegender Versagenskriterien

3.4 Herausforderungen der Prognose der nutzbaren Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen

Nachdem Methoden zur Ermittlung der Lebensdauer aus beiden Themenkomplexen vorgestellt worden sind, wird aufbauend auf einem kurzen Fazit begründet, warum keine klassische Methode zur Abschätzung der Lebensdauer realisiert wird. Daran angeschlossen werden die Forschungsfragen dieser Arbeit formuliert.

Die im vorherigen Abschnitt vorgestellten Ansätze zur Berechnung der Lebensdauer für die präventive Instandhaltung basieren abgesehen von dem Ansatz von Giese [69] alle auf Lebensdauerabschätzungen, die im Vorfeld zur realen Anwendung der Elemente und nicht während des Betriebs umgesetzt werden. Der in dieser Arbeit erläuterte Zustandsüberwachungsansatz wird daher im Anwendungsfeld der Gummi-Metall-Elemente als neu angesehen. Im Gegensatz zu den bislang üblichen Methoden zur präventiven Instandhaltung berücksichtigt dieser Ansatz die Zustände des überwachten Elements zu unterschiedlichen Zeitpunkten und ermöglicht somit eine zustandsbasierte Prognose der RUL während des Betriebs. Die bereits vorgestellten Vorteile einer zustandsbasierten Instandhaltung gegenüber einer bislang üblichen präventiven Instandhaltung, wie bspw. eine größere Ausnutzung der Lebensdauer, können dadurch realisiert werden. Generell hat FEM das Potenzial für eine zustandsbasierte Abschätzung der Lebensdauer basierend auf aktuellen Fehlstellen im Elastomer. Die Realisierbarkeit einer zustandsbasierten FEM Abschätzung für das verwendete Gummi-Metall-Element hängt einerseits von der Messtechnik ab, die benötigt wird, um die Fehlstellen und Risse für die Zustandsüberwachung zu detektieren. Die in [69] eingesetzte Computertomographie zur Detektion von Fehlstellen und Rissen im Elastomer ist aufgrund der finanziellen Aspekte keine Technik für eine realistische Umsetzung der verwendeten Gummi-Metall-Elemente. Zudem ist die Ermittlung der materialabhängigen Parameter in einer FEM Analyse mit einem großen Versuchsaufwand verbunden, um diese Parameter bestimmen zu können. Größere Datenmengen würden ebenfalls benötigt, um Wöhlerlinien für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente aufstellen zu können. Außerdem müsste eine geeignete Art und Weise gefunden werden, wie die vorliegenden, großen Streuungen in der jeweiligen Methode berücksichtigt werden können. Aus diesen Gründen wird in dieser Arbeit weder ein Ansatz auf dem Wöhlerkonzept noch ein FEM-basierter Ansatz für die Zustandsüberwachung der Gummi-Metall-Elemente gewählt. Das Ziel dieser Arbeit, die Entwicklung einer zustandsbasierten Lebensdauerprognose für Gummi-Metall-Elemente, ist somit an die Lösung einiger Herausforderungen geknüpft, die sich aus den vorherigen Kapiteln ergeben. Diese werden im Folgenden als Forschungsfragen definiert.

Definition der Forschungsfragen

Die *erste Forschungsfrage* lautet: Ist eine robuste Prognose der RUL für Gummi-Metall-Elemente unter stationären Bedingungen realisierbar? Diese Frage bezieht sich auf die erfolgreiche Entwicklung des CMS. Die Herausforderungen in der Realisierung der Prognose für Gummi-Metall-Elemente liegen zum einen im nichtlinearen Verhalten und den erheblichen fertigungsbedingten Streuungen der Eigenschaften der Gummi-Metall-Elemente, die ihr Verhalten zusätzlich beeinflussen. Aus diesem Grund existiert bislang keine zufriedenstellende physikbasierte Modellierung des Degradationsverhaltens der Elemente. Zum anderen stellt eine geringe Anzahl an Versuchen eine Herausforderung für die Entwicklung des Modells dar. Eine Prognose der RUL der Elemente ist daher mit Unsicher-

heiten verbunden. Das Ziel besteht daher in der Berücksichtigung der systembasierten Unsicherheiten in dem zu entwickelnden CMS für Gummi-Metall-Elemente. Da Lebensdauerprognosen unter instationären Betriebsbedingungen selbst von Systemen, die geringere Unsicherheiten aufweisen, nur vereinzelt in der Forschung realisiert worden sind [6, 134, 154, 200], soll die erste Forschungsfrage aufgrund der systembasierten Unsicherheiten der Elemente hauptsächlich für stationär belastete Elemente beantwortet werden. Daher wird eine Prognosemethode benötigt, die Unsicherheiten berücksichtigt und robuste Prognosen für akquirierte Messdaten erzielt.

Die *zweite Forschungsfrage* schließt direkt daran an und lautet: Kann eine geeignete Messgröße für die Prognose der RUL von Gummi-Metall-Elementen identifiziert und in Lebensdauerversuchen realisiert werden? Da die Entwicklung eines CMS für Gummi-Metall-Elemente über den Stand der Technik und der Forschung hinaus geht, liegt keine Literatur vor, die Sensorik zur Zustandsermittlung der Elemente in realen Anwendungen betrachtet. Die auf Rissen im Gummi basierte Umsetzung von Giese [69] stellt eine Ausnahme dar, die aufgrund der finanziellen Hürden seiner Lösung sowie dem fehlenden Nachweis, dass eine computertomografische Zustandsüberwachung den Anforderungen realer Anwendungen hinsichtlich Integration und Robustheit der Messtechnik genügt, nicht verfolgt wird. Weitere Herausforderungen in der Detektion einer geeigneten Messgröße werden in den systembasierten Unsicherheiten [180, 181, 210] gesehen, sowie in der Berücksichtigung weiterer technischer und wirtschaftlicher Anforderungen zur Auswahl der Sensorik, die in Kapitel 4.1 erläutert werden.

Die *dritte Forschungsfrage* beruht auf der für die Prognose notwendigen Versagensgrenze, die abhängig von der ausgewählten Messgröße ist. Die dritte Forschungsfrage lautet: Wie kann eine geeignete Versagensgrenze für die auszuwählende Messgröße gefunden werden? Da in der Literatur keine einheitliche Versagensgrenze für Elastomer-Elemente vorliegt [180], orientiert sich die Wahl der Versagensgrenze an der zuvor ausgewählten Messgröße. Klassisch werden in der Zustandsüberwachung unabhängig von der Messgröße feste Versagensgrenzen verwendet [39]. Insbesondere für Systeme, die wie Elastomer sensibel auf diverse äußere Einflussfaktoren reagieren, können auch Unsicherheiten in der Versagensgrenze auftreten. Während bei einer stationären Belastung gleiche Betriebsbedingungen vorliegen, können neben den Umgebungstemperaturen fertigungsbedingte Unsicherheiten zu kleinen Abweichungen des Degradationsprozesses führen. Analog führen die systembasierten Unsicherheiten zu Streuungen der dynamischen Eigenschaften, die sich bspw. in Abhängigkeit der Temperatur verändern und die Elemente damit unterschiedlich auf äußere Anregungen reagieren [56, 128, 181, 210].

4 Entwicklung einer Methode zur Prognose der nutzbaren Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen

In den vorherigen Kapiteln ist herausgearbeitet worden, worin die Herausforderungen in der Umsetzung einer Zustandsüberwachung für Gummi-Metall-Elemente liegen. Darauf aufbauend wird in diesem Kapitel die Grundlage geschaffen, um die im letzten Kapitel definierten Forschungsfragen dieser Arbeit zu beantworten und das CMS für Gummi-Metall-Elemente zu realisieren. Als wesentliche Bestandteile dieser Entwicklung werden eine geeignete Messgröße zur Zustandsüberwachung der Elemente und die Weiterentwicklung der Prognosemethode für die vorliegende Anwendung fokussiert. Damit wird in diesem Kapitel die Methodik erarbeitet, die anschließend in Kapitel 5 validiert wird. Dieses Kapitel wird durch zwei große Themenfelder strukturiert, die Konzeptentwicklung und -auswahl der in der Zustandsüberwachung eingesetzten Messgröße sowie die methodische Umsetzung der Zustandsüberwachung unter Berücksichtigung der Unsicherheiten. Im Folgenden werden erst die Ansätze zur Beantwortung der Forschungsfragen vorgestellt, bevor diese detailliert in den beiden Themenfeldern erarbeitet werden.

Das erste Themenfeld bietet die Grundlage zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage. Dafür werden drei Messkonzepte in Abschnitt 4.1 entwickelt. Deren Entwicklung basiert auf Verständnis der physikalischen Phänomene, insbesondere des Degradationsverhaltens unter mechanischer Belastung, sowie auf ersten experimentellen Versuchen. Dabei ergeben sich aus der Messgröße, der Position der Sensorik und der Realisierbarkeit des Konzepts in einer realen Anwendung, wie der WEA, Bewertungskriterien für die Auswahl des Messkonzepts. Die drei Messkonzepte setzen unterschiedliche Schwerpunkte. Während das erste Konzept auf der Temperatur des Elements sowie dem Einfluss der Umgebungstemperatur beruht, bildet das zweite Konzept durch die Messgröße Verformung bzw. verfahrenere Weg einen unmittelbaren Zusammenhang zur Degradation des Gummis über dessen Nachgiebigkeit ab. Daran angelehnt beruht das dritte Konzept auf den vielfach für die Zustandsüberwachung von schwingenden Systemen eingesetzten Beschleunigungssensoren. Während eine zustandsbasierte Lebensdauerprognose basierend auf Risswachstum als ungeeignet erachtet wird, soll mit Hilfe der drei Konzepte eine andere, geeignete Messgröße identifiziert werden, die in Lebensdauerversuchen detektiert wird und die Datenbasis zur Beantwortung der ersten und dritten Forschungsfrage stellt. Im zweiten Themenfeld dieses Kapitels wird in Abschnitt 4.2 die Grundlage zur Beantwortung der ersten und der dritten Forschungsfrage geschaffen. Der Schwerpunkt dieses Themenfelds liegt auf der methodischen Entwicklung des CMS. Dafür wird eine zustandsbasierte Methode entwickelt, die eine Prognose der RUL aufbauend auf einer geringen Anzahl an vorliegenden Daten aus Lebensdauerversuchen der Gummi-Metall-Elemente

ermöglicht. Das Partikelfilter wird als modellbasierte Prognosemethode für diese Aufgabe herangezogen, da es das nichtlineare Verhalten sowie verschiedene Unsicherheiten berücksichtigen kann. Generell kann das Kalman Filter in Form des Erweiterten oder Unscented Kalman Filter auch verwendet werden. Da erste Ergebnisse [18, 184] für das Partikelfilter sprechen und diese Methode zudem Unsicherheiten geeignet berücksichtigen kann [170], ist diese Methode ausgewählt worden. Zur Abbildung des Zustands des Elements wird ein empirisches Modell aus Lebensdauerdaten realisiert. Weiterhin werden mit Bezug zu Abbildung 2.3 aus allen vier Arten Unsicherheiten berücksichtigt. Aus der Unsicherheit der Eingangsdaten werden Messrauschen und Materialunsicherheit betrachtet. Dabei wird der Materialeinfluss durch die Wahl einer möglichst konstanten Shore-Härte und Vorspannung des Gummi-Metall-Elements reduziert. Vollständig reduzieren lässt sich diese materialbedingte Unsicherheit aus den bereits genannten Gründen nicht. Hinsichtlich der Unsicherheit der Zukunft liegt der Schwerpunkt auf der Abbildung der Degradation des Elastomers, wobei die Unsicherheit der Umgebungsbedingungen im temperaturbasierten Messkonzept durch die Umgebungstemperatur berücksichtigt wird. Die Modellunsicherheit wird über Modellparameter und eine geeignete Versagensgrenze abgebildet. So wird ein Multi-Modell-Partikelfilter entwickelt, das die Modellunsicherheit durch die Integration mehrerer parametrischer Zustandsmodelle abbildet. Schließlich wird die Unsicherheit der Prognosemethode durch die Größe der Stichproben sowie verschiedene Modellannahmen beschrieben. Die Analyse der vorliegenden Unsicherheiten sowie die Validierung der Methode anhand von Messdaten werden in Kapitel 5 umgesetzt.

Die Betrachtung einer charakteristischen Modellunsicherheit, der Versagensgrenze erfolgt detaillierter, um die dritte Forschungsfrage zu beantworten. Dafür werden in Abschnitt 4.3 Ansätze aus der Literatur herangezogen, um die Versagensgrenzen für die ausgewählte Messgröße adaptiv zu bestimmen [37, 93]. Zusätzlich zu den Ansätzen aus der Literatur werden weitere Ansätze entwickelt. Insgesamt werden in dieser Arbeit fünf verschiedene Ansätze gewählt, um die Versagensgrenze der ausgewählten Messgröße zu schätzen. Die Methoden werden in MATLAB implementiert. Die durchgeführten Versuche zeigen, für welche Messgröße eine konstante Versagensgrenze definiert werden kann und für welche adaptive Versagensgrenzen zu favorisieren sind. Darauf aufbauend erfolgt die Evaluierung anhand von Messdaten, die keine konstante Versagensgrenze am Lebensende der Gummi-Metall-Elemente aufweisen, sowie über einen Vergleich basierend auf Performanzkennzahlen in Kapitel 5.

Das generelle Vorgehen dieser Arbeit zur Beantwortung der Forschungsfragen ist angelehnt an das Vorgehen zur Umsetzung eines CMS für ein technisches System, vgl. Abbildung 2.1. Die Schritte zur Umsetzung des CMS für Gummi-Metall-Elemente mit dem Ziel einer Prognose der RUL werden in Abbildung 4.1 aufgezeigt. In Lebensdauerersuchen werden Messdaten gewonnen, die unter dem Einfluss innerer und äußerer Einflussfaktoren stehen. Die akquirierten Daten z_k werden anschließend vorverarbeitet, indem in Abhängigkeit von der Messgröße die Daten geglättet, gefiltert und ggf. kombiniert werden. Im nächsten Schritt werden geeignete Features y_k aus den vorverarbeiteten Daten \tilde{z}_k gewonnen. Im letzten Schritt werden die ausgewählten Features y_k in das Partikelfilter gespeist, das aufbauend auf einem Zustandsmodell die nächsten Zustände bis zur Versagensgrenze schätzt. Anhand der für die Schätzung benötigten Zeitschritte wird die prognostizierte RUL $pRUL$ bestimmt. In dem Vorgehen werden ein nichtlineares, empirisches Zustandsmodell verwendet, Unsicherheiten berücksichtigt und die belastungsabhängigen Zustandsdaten zur Beantwortung der Forschungsfragen ausgewertet.

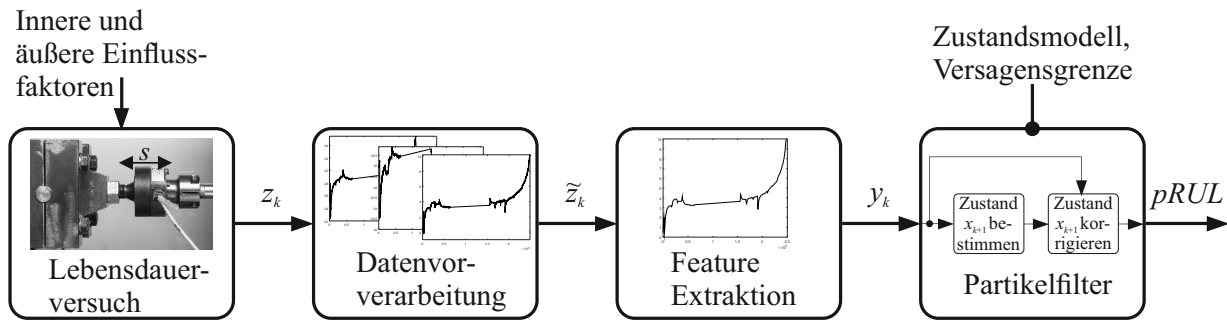


Abbildung 4.1: Methodisches Vorgehen zur Umsetzung des CMS für Gummi-Metall-Elemente

4.1 Entwicklung und Auswahl eines Messkonzepts für die Zustandsanalyse

Ein wesentliches Element einer akkuraten Zustandsüberwachung ist eine Sensorik, mit der eine geeignete Messgröße am Gummi-Metall-Element detektiert werden kann. Aufbauend auf der Messgröße werden die einzelnen Schritte aus dem Vorgehen zur Umsetzung einer Zustandsüberwachung für das überwachte Element realisiert. In diesem Kapitel werden erst die Anforderungen an die Sensorik festgelegt, bevor das Versuchsprogramm vorgestellt wird und drei mögliche Messgrößen in einzelnen Konzepten ausgearbeitet werden. Anschließend werden die Konzepte analysiert und in einer Nutzwertanalyse bewertet, sodass schließlich das geeignetste Konzept verfolgt wird.

4.1.1 Anforderungen an die Messkonzepte

Bei der Auswahl geeigneter Messgrößen werden verschiedene anwendungsbezogene Anforderungen berücksichtigt. Diese werden vorläufig in Forderungen und Wünsche unterteilt. Eine detailliertere Gewichtung durch einen paarweisen Vergleich erfolgt aufbauend auf den ausgearbeiteten Konzepten in Abschnitt 4.1.4.

Die wesentliche Forderung für die Zustandsüberwachung ist eine Korrelation zwischen der Messgröße und dem Zustand des betrachteten Elements. Durch diese Korrelation kann die Degradation bzw. die Änderung des Zustands des Elements bestimmt werden. Durch instationäre Betriebsbedingungen ist diese Korrelation nicht immer gegeben, für stationäre Bedingungen gilt sie hingegen bis zum Lebensende. Konstruktiv ist es vorteilhaft, die Messgröße im oder am Element zu messen, sodass das technische System als Ganzes, inklusive CMS, eine Einheit bildet und als solches vom Hersteller vertrieben werden kann. Wesentliche Voraussetzung ist dabei, dass sich der Sensor und das System nicht negativ beeinflussen oder zerstören. So darf der Sensor das Elastomer nicht verletzen, denn eine Schwachstelle im Material könnte eine Keimstelle für einen Riss darstellen und somit die Degradation des Materials beschleunigen. Andererseits darf auch das Elastomer den Sensor in seinem Verhalten weder beeinflussen noch verfälschen. Weiterhin ist eine Lebensdauer der Sensorik gefordert, die länger als die Lebensdauer der Elemente ist, damit diese durch den Einbau der Sensorik keine kürzere nutzbare Lebensdauer aufweisen. Um geeignete Betriebsbedingungen für die Auslegung und die angesetzten Lebensdauerersuche anwendungsorientiert festzulegen, wird der Einsatz der Gummi-Metall-Elemente in einer Windkraftanlage angestrebt, bspw. als Drehmomentstütze. Die dort zu erwartenden

Belastungsfrequenzen liegen bei maximal 10 Hz. Messungen an Windkraftanlagen, die Lachmann [126] ausgewertet hat, zeigen über mehrere Jahre Temperaturwerte zwischen $-16\text{ }^{\circ}\text{C}$ und $+55\text{ }^{\circ}\text{C}$. Mit dem Ziel, eine größere Sicherheit bei der Zustandsüberwachung aufzuweisen, soll der dauerhaft ertragbare Temperaturbereich der Sensoren bei -30 bis $70\text{ }^{\circ}\text{C}$ liegen. Die Montage der Sensorik soll unkompliziert umzusetzen und kostengünstig sein, um den Anschaffungspreis des mit Sensorik ausgestatteten Gummi-Metall-Elements möglichst gering zu halten. Für die Zustandsüberwachung wird eine zerstörungsfreie Messung gefordert sowie eine Messung ohne Ausbau des Elements. Im Idealfall sind die Messungen automatisierbar und weisen eine gute Wiederholbarkeit auf, sodass sie auch an abgelegenen oder schwer zugänglichen Orten unkompliziert durchzuführen sind. Für eine einwandfreie Umsetzung des CMS sollen die Sensoren robust gegenüber hohen Montagekräften sein und möglichst eine geringe Größe sowie ein geringes Gewicht aufweisen [22].

Zusätzlich zu den zuvor definierten Forderungen sind folgende Voraussetzungen wünschenswert. Um die Kosten gering zu halten, sollte neben den Anschaffungskosten auch der Energiebedarf der Sensorik gering sein. Ebenfalls wünschenswert ist ein elektrischer Anschluss mit flexibler Verkabelung, sodass das System unkompliziert und möglichst in beliebigen Anwendungen, d. h. an unterschiedliche Hardware angeschlossen werden kann. Diese Wünsche erleichtern die reale Anwendung [22].

Zusammengefasst liegen folgende Anforderungen an die Messkonzepte vor:

1. Korrelation Messgröße - Zustand vorhanden,
2. Sensorik im / am Gummi-Metall-Element positionierbar,
3. Keine gegenseitige Beeinflussung von Sensor und Gummi-Metall-Element,
4. Lebensdauer der Sensorik $>$ Lebensdauer der Elemente,
5. Temperaturbereich $[-30; 70]\text{ }^{\circ}\text{C}$ ertragbar,
6. Unkomplizierte Montage,
7. Kostengünstige Umsetzung (W),
8. Zerstörungsfreie Messung ohne Demontage des Elements,
9. Messung automatisierbar,
10. Sensorik robust gegen hohe Montagekräfte,
11. Geringe Maße und geringes Gewicht der Sensorik,
12. Geringer Energiebedarf der Sensorik (W) und
13. Sensorik unkompliziert elektrisch anzuschließen (W).

Die drei Kriterien, die sich aus Wünschen ableiten, sind durch ein „W“ gekennzeichnet.

Für eine erfolgreiche Zustandsüberwachung muss die Funktionalität der Sensorik gewährleistet werden. Dafür werden häufig redundante Sensorsysteme verwendet, sodass im Fall des Versagens eines Sensors der zweite Sensor unmittelbar den Ersten ersetzen kann. Eine Alternative zu einer redundanten Umsetzung wird in einer messtechnischen Überwachung der Sensorik gesehen. Mögliche Überwachungsstrategien werden in einem funktionalen Vergleich verschiedener Sensoren, einer signalbasierten Fehlererkennung oder einer elektrischen Stimulation gesehen [89, 175, 203]. Die Messkonzepte sollen die Sicherstellung der Funktionalität der Sensorik über eine dieser Möglichkeiten berücksichtigen.

4.1.2 Versuchsprogramm

Für die Evaluierung des entwickelten CMS werden Lebensdauerdaten der Elemente benötigt. Die Lebensdauerdaten werden in Lebensdauerversuchen generiert, da keine Daten aus realen Anwendungen vorliegen. Für die Datenakquise werden die beschriebenen Gummi-Metall-Elemente in Lebensdauerversuchen auf dem hydraulischen Prüfstand, vgl. Abbildung 3.5, dynamisch bis zu ihrem Versagen belastet. Eine sinusförmige, wechselnd harmonische Kraft des Hydraulikzylinders belastet die Gummi-Metall-Elemente in allen Versuchen. Diese Erregerkraft F wird als Funktion der Zeit t durch

$$F(t) = F_A \sin(2\pi f_e t) \quad (4.1)$$

beschrieben. Im Versuchsprogramm werden verschiedene Erregerkraftamplituden F_A sowie eine geeignete Erregerfrequenz f_e über die Lebensdauerversuche konstant gehalten. Dabei werden beschleunigte Lebensdauerversuche durchgeführt, indem mit deutlich höheren Belastungen gearbeitet wird, als sie in realen Anwendungen vorliegen. Bei der Wahl der höheren Belastung muss berücksichtigt werden, dass der Hauptdegradationsmechanismus bestehen bleibt und keine weiteren Einflussfaktoren das Ergebnis verfälschen. Daher werden zum Vergleich unter Laborbedingungen drei verschiedene Erregerkraftamplituden umgesetzt. Die Umgebungstemperatur ist i. d. R. den Schwankungen der Temperatur des Labors unterworfen. Die Wahl der Erregerfrequenz und der Umgebungstemperaturen orientiert sich an der angestrebten Anwendung in einer WEA und zielt auf einen geringen Einfluss der Erregerfrequenz auf die Degradation ab. So wird die Erregerfrequenz in allen Versuchen auf 2 Hz eingestellt. Da Gummi-Metall-Elemente in WEAs größere Temperaturen erfahren, als sie im Labor realisiert werden können, werden zwei Lebensdauerversuche in einer Wärmekammer gefahren. Dabei wird die Umgebungstemperatur den Anforderungen an die maximal ertragbare Temperatur entsprechend bis 70 °C erhöht. Durch diese Lebensdauerversuche in der Wärmekammer wird der Einfluss der erhöhten Umgebungstemperatur auf die Lebensdauer näher betrachtet. Das Programm der durchgeführten Lebensdauerversuche ist in Tabelle 4.1 dargestellt.

Bei allen durchzuführenden Lebensdauerversuchen wird die Messgröße Weg bzw. das von dieser Messgröße abgeleitete Feature Wegamplitude verwendet, um das Lebensende der Gummi-Metall-Elemente im Versuch durch eine zuvor definierte maximale Wegampli-

Versuch	F_A in kN	f_e in Hz	T_U in °C	Versuch	F_A in kN	f_e in Hz	T_U in °C
1	40	2	-	8	50	2	22–25
2	40	2	23–28	9	42	2	22–23
3	40	2	23–26	10	42	2	21–26
4	40	2	23–25	11	38	2	59–60
5	40	2	17–22	12	38	2	59–69
6	40	2	19–27	13	40	2	24–37
7	40	2	25–26				

Tabelle 4.1: Versuchsprogramm der Lebensdauerversuche

tude zu definieren. Das entwickelte Versuchsprogramm dient in der Entwicklungsphase des CMS neben der Analyse des Einflusses verschiedener Betriebsbedingungen auf die Degradation des Elastomers auch der Entwicklung der Messkonzepte. Daher werden verschiedene Messgrößen akquiriert, die im Folgenden erläutert werden.

4.1.3 Messkonzepte

Ein Überblick über die Literatur hat gezeigt, dass verschiedene Messgrößen zur Zustandsbeschreibung von Elastomer- bzw. Gummi-Metall-Elementen verwendet werden. Vielfach finden die dynamische Steifigkeit oder die Dämpfungsarbeit Verwendung. Beide Kriterien benötigen die Messung von Belastung und Wegamplitude des Elements. In einer realen Anwendung, wie der WEA ist insbesondere die Messung der Belastung einzelner Elastomer-Elemente kompliziert. Außerdem sind zwei zusätzliche Sensoren mit weiteren Kosten verbunden. Daher werden im Folgenden Messkonzepte entwickelt, die nur auf einer Messgröße beruhen. Diese Messkonzepte tangieren die Erkenntnisse aus der Hysterese. So werden zum einen Messkonzepte basierend auf der Verformung entwickelt, die bei konstanter Erregerkraftamplitude eine ähnliche Aussage wie die Steifigkeit liefern. Zum anderen wird ein Messkonzept basierend auf der Temperatur des Materials entwickelt, das den Gedanken der Dämpfungsarbeit aufnimmt. Die über der Lebensdauer ansteigende Dämpfungsarbeit verweist darauf, dass bei dynamischer Belastung eine Korrelation zwischen Degradation und Lagertemperatur vorliegt.

Ferner existiert keine allgemein gültige Versagensgrenze, mit der das Versagens des Elements beschrieben wird. Die Wahl der Versagensgrenze ist stark abhängig von der Messgröße. Daher werden zuerst in diesem Kapitel Messkonzepte zur Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen unabhängig von der Versagensgrenze entwickelt, bevor die Unsicherheit der Versagensgrenze methodisch in Kapitel 4.3 thematisiert wird.

4.1.3.1 Messkonzepte basierend auf der Verformung

In dieser Arbeit werden zur Beschreibung der sich ändernden Verformung des Elastomers die Messgrößen Weg und Beschleunigung in Betracht gezogen. Daher wird im Folgenden für jede dieser Messgrößen ein Konzept zur Umsetzung einer Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen entwickelt.

Messgröße Weg

Die Messgröße Weg ist aufgrund der Relation zur Steifigkeit des Materials eine geläufige Messgröße zur Beschreibung des Zustands von Gummi-Metall-Elementen und wird dazu häufig in Lebensdauerversuchen verwendet. Durch die mechanische Belastung des Elements sinkt dessen Steifigkeit mit der Prüfzeit, was zu einem Anstieg der Nachgiebigkeit führt. Dies führt in einem kraftgeregelten Lebensdauerversuch zu einem über der Lebensdauer ansteigenden Weg, den der Hydraulikzylinder zurücklegt, um das Element durchgehend mit der gleichen Kraftamplitude zu belasten. Dabei erfährt das Element eine ansteigende Dehnung. In den Versuchen wird ein magnetostriktiver Wegsensor, der intern im Hydraulikzylinder verbaut ist, genutzt, um den zurückgelegten Weg des Zylinders und damit indirekt die Dehnung des Elements automatisiert mit einer festen Abtastrate zu messen. Bei diesem Messprinzip handelt es sich um eine kontaktlose, verschleißfreie Messung des Weges basierend auf der Überlagerung zweier magnetischer

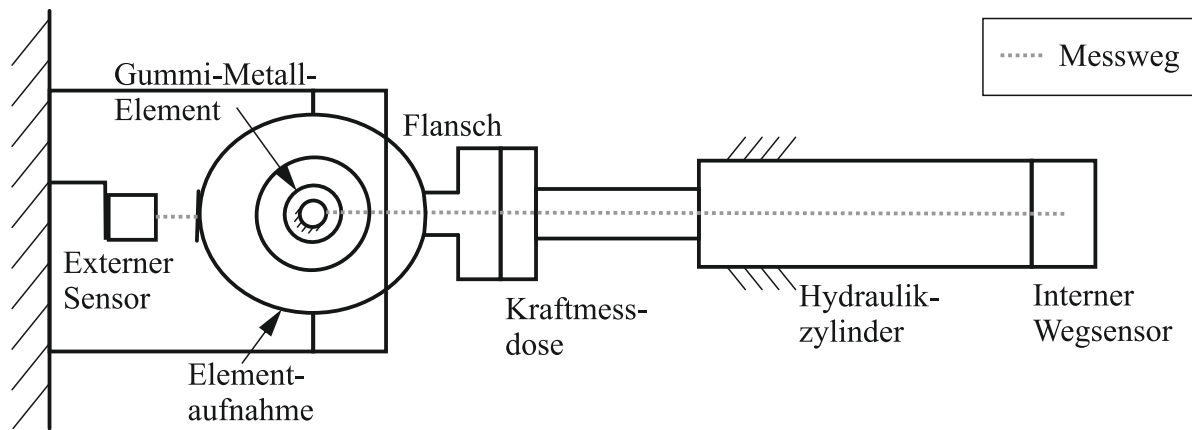


Abbildung 4.2: Messaufbau zur Messung des Wegs mit internem und externem Sensor am Prüfstand

Felder, die eine elastische Verformung im Wellenleiter verursachen. Um mögliche Elastizitäten im Messaufbau zu überprüfen, wird zur Kontrolle gleichzeitig ein externer Wirbelstromsensor hinter dem Lager am ortsfesten Winkel verbaut, der die Bewegung der Elementaufnahme und damit die des Lagers misst. Dieses Messprinzip bietet ebenfalls eine kontaktlose, verschleißfreie Messung des Weges basierend auf einem hochfrequenten, elektromagnetischen Feld. Dieses wird vom Sensor in Richtung des Objekts, dessen Abstand zum Sensor gemessen werden soll, erzeugt. Das Objekt, in diesem Fall die Elementaufnahme beeinflusst abhängig von ihrem Abstand vom Sensor das elektrische Feld, sodass dessen Änderung vom Sensor erfasst werden kann [114]. Der prinzipielle Messaufbau beider Messsensoren am Prüfstand ist in Abbildung 4.2 dargestellt.

Ein geeignetes Feature zur Beschreibung der Degradation durch diese Messgröße ist die Amplitude des Wegs. In Abbildung 4.3 werden die beiden Wegamplituden, die aus den zwei verschiedenen Wegsensordaten abgeleitet werden, für einen Lebensdauerversuch gegenübergestellt. Beide Kurven zeigen den charakteristischen Verlauf der Wegamplitude eines degradierenden Gummi-Metall-Elements. Über weite Teile des Versuchs besteht ein nahezu konstanter Abstand von 0,22 mm zwischen den beiden Kurven, der am Ende zunimmt. Dieser Abstand wird durch die Elastizität des Hydraulikzylinders erklärt, wobei ein Schwachpunkt in der eingesetzten, weichen Kraftmessdose gesehen wird, die sich bei Belastungen von 40 kN elastisch verformt (vgl. Abbildung 3.5). Der größere Abstand am Lebensende wird durch einen Eingriff am Prüfstand erklärt, nachdem der externe Wegsensor nicht neu kalibriert worden ist. Aufbauend auf den ähnlichen Verläufen der Messkurven wird geschlussfolgert, dass beide Sensoren in der Lage sind die Degradation des Gummi-Metall-Elements zu detektieren. Um die Komplexität des Versuchs möglichst gering zu halten, wird der interne statt des externen Sensors verwendet, da dieser eine geringe Sensitivität gegenüber äußeren Einflüssen aufweist.

Basierend auf der Messgröße Weg kann das Ende der Lebensdauerversuche und damit das Lebensende der Gummi-Metall-Elemente über eine maximal erlaubte Wegamplitude definiert werden. Dabei ist zu beachten, dass dieser Grenzwert abhängig von der Sensorposition zu wählen ist. In [180] wird das Lebensende der Elastomer-Elemente durch einen von einem Referenzwert gemessenen Anstieg des Ausfallkriteriums um 20 % angesehen. Dabei wird der Referenzwert zeitlich nach dem Einschwingvorgang erreicht. Flamm et al. [66] verwenden einen Abfall ihres steifigkeitsbasierten Ausfallkriteriums um 10 % als Versagenskriterium. In dieser Arbeit wird das Ende des nutzbaren Lebens der

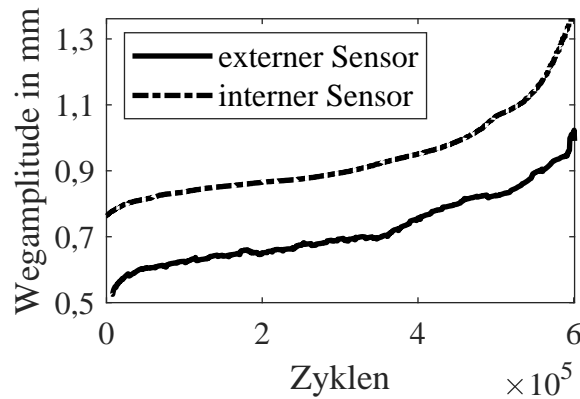


Abbildung 4.3: Vergleich der internen und externen Wegamplitude

Gummi-Metall-Elemente für die ausgewählten Belastungen und die ausgewählte Shore-Härte durch Experten auf eine Wegamplitude von 1,2 mm gelegt. Das entspricht einem Anstieg der Wegamplitude um ca. 30 % in Bezug zu einer Referenz-Wegamplitude, vgl. Abbildung 4.3. Diese Referenz-Wegamplitude ist zeitlich nach dem Einschwingvorgang und somit zu Beginn der Phase II zu bestimmen. In einer realen Anwendung wird häufig eine maximal zulässige Schwingungsamplitude bzw. eine Schwingungsisolierung gefordert [148, 173]. Daher wird in dieser Arbeit aufbauend auf der Messgröße Wegamplitude mit einer konstanten Versagensgrenze gearbeitet, bei der insbesondere die Lebensdauerversuche enden. Je nach Belastung muss der Wert der Versagensgrenze diskutiert werden, daher wird das Thema in Kapitel 5.1 wieder aufgegriffen.

In realen Anwendungen ist einerseits die Zugänglichkeit der Elemente für eine Wegmessung mit einem externen Sensor nicht zwingend gegeben und andererseits i. d. R. keine derartige Sensorik in der Anbindung des Elements enthalten. Um den durch das Gummi-Metall-Element realisierten Weg messen zu können, wird ein alternatives Sensorkonzept zu dem im Hydraulikzylinder integrierten Wegsensor konzipiert. Dabei muss der Sensor der Anforderung entsprechend in oder am Gummi-Metall-Element montiert werden. Daher wird ein Konzept basierend auf Hallsensoren entwickelt. Diese Sensoren basieren auf dem Halleffekt, der besagt, dass in einem stromdurchflossenen Leiter, eine Hallspannung anfällt, wenn senkrecht zum Stromfluss ein magnetisches Feld auf den Leiter einwirkt. Dabei ist die Hallspannung abhängig vom Magnetfeld, sodass die Entfernung zwischen Magnet und Sensor indirekt bestimmt werden kann. Nachteilig ist die notwendige Sensorpositionierung im Inneren des Lagers, bspw. am Außenrohr und die Magnete gegenüber am Innenrohr, sodass sie nur von der Elastomerspur getrennt sind. Diese Sensorpositionierung lässt einen sicheren Rückschluss der gemessenen Spannungsänderung auf die Verformung des Elements zu. In Modellversuchen ist ein Modell aus zwei Rohren gebaut worden, die sich relativ zueinander bewegen lassen. Am Außenrohr ist der Hallsensor und der zugehörige Magnet am Innenrohr befestigt worden. Damit die Forderung nach der Korrelation zwischen Mess- und Zustandsgröße garantiert werden kann, ist es für die wegbasierte Zustandsüberwachung notwendig, alle translatorischen und rotatorischen Bewegungen des Elements im Raum detektieren zu können. Da das inhomogene Material nicht an jeder Position im Element gleiche Degradationskennzeichen in Form von Rissen zeigt, kann durch diese Forderung die Degradation des Elements vollständig erfasst werden. In Modellversuchen ohne Elastomer ist gezeigt worden, dass diese Bewegungen durch das Zusammenspiel von Hallsensor und Magnet detektierbar sind. Um alle Richtungen

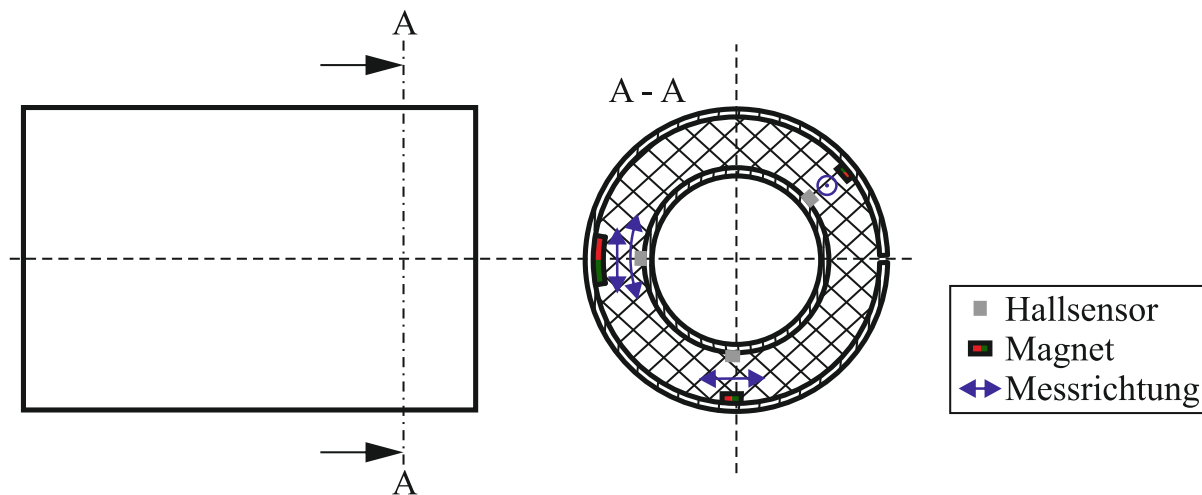


Abbildung 4.4: Aufbau des Gummi-Metall-Elements im wegbasierten Konzept

überwachen zu können, ist eine große Anzahl an Sensoren und Magneten notwendig. Der Aufbau des Gummi-Metall-Elements mit den Hallensensoren und zugehörigen Magneten ist in einer Schnittdarstellung in Abbildung 4.4 skizziert. Dabei messen die Hallensensoren entweder in vertikaler oder horizontaler Richtung. Die Hallensensoren und die Magnete sind sowohl an einem Ende als auch am anderen Ende des Gummi-Metall-Elements vorzusehen, um eine ungleichmäßige Degradation sowie eine Verkipfung des Elements detektieren zu können. In den Modellversuchen haben die Detektion der Verschiebungen und Verdrehungen im Vordergrund gestanden [17]. Wird das Messkonzept ausgewählt, wird im nächsten Entwicklungsschritt der Einfluss des Gummis und des Metalls auf die Magnetfelder und damit die Genauigkeit der Wegmessung mit den Hallensensoren im realen Aufbau analysiert. Aufgrund der notwendigen großen Anzahl an Sensoren ist eine redundante Auslegung für dieses Messkonzept nachteilig zu bewerten. Vielmehr bietet es sich an, die Messgrößen methodisch durch eine der genannten Überwachungsstrategien zu überwachen.

Messgröße Beschleunigung

Abgeleitet aus der Messgröße Weg ergibt sich die Beschleunigung, die eine geläufige Messgröße zur Zustandsanalyse von schwingenden und rotierenden Systemen darstellt [114, 116, 190]. Dabei wird davon ausgegangen, dass eine physikalisch erklärbare Änderung des Wegs sich ebenfalls in der verwandten Messgröße Beschleunigung wiederfinden lässt. Die Idee das Potenzial dieser Messgröße einzuschätzen besteht in einem ersten Schritt in einer Messung der Beschleunigungen des Gummi-Metall-Elements analog zu einer Modalanalyse. Experimentelle und simulative Modalanalysen dienen der Schwingungsanalyse von Systemen. Sie stellen ein bedeutsames Werkzeug zur Beschreibung des dynamischen Verhaltens des Systems aufbauend auf Eigenschwingungsformen und -frequenzen dar [61]. Für die Beschleunigungsmessungen wird das Gummi-Metall-Element aus dem Prüfstand ausgebaut und frei schwingend in zwei elastischen Bändern positioniert. Dieser Messaufbau, visualisiert in Abbildung 4.5, ermöglicht eine Reduktion äußerer Einflussfaktoren auf die gemessenen Schwingungen des Systems. In einer Modalanalyse werden Masse und Trägheitsgrößen des Systems aus Beschleunigungssignalen

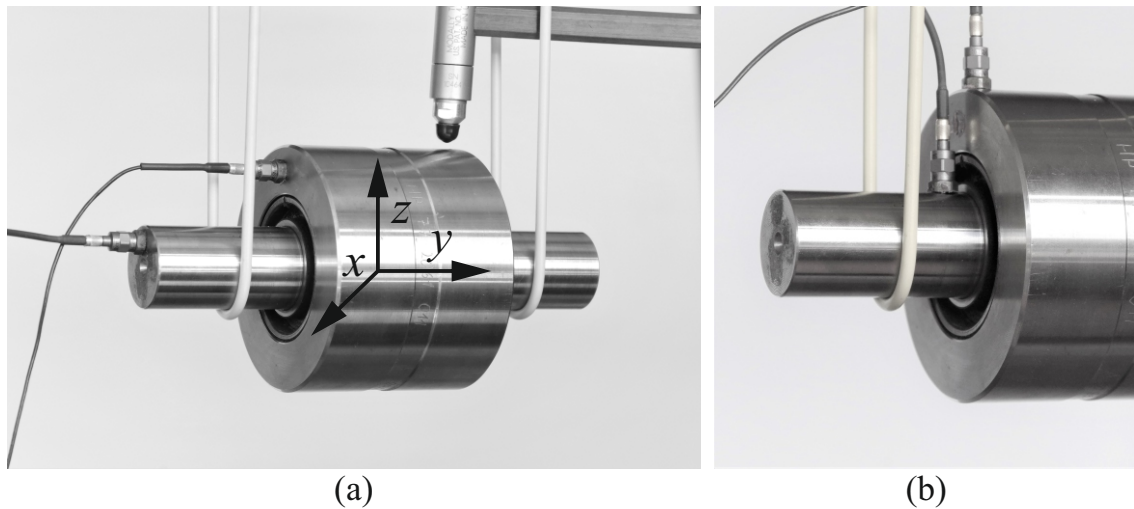


Abbildung 4.5: Aufbau der Beschleunigungsmessungen eines ausgebauten Lagers mit zwei Beschleunigungssensoren: a) in Position 2 sowie b) in Position 1

freischwingend gelagerter Systeme abgeleitet [11, 61, 117].¹ Aufbauend auf derartigen Beschleunigungsmessungen wird in dieser Arbeit evaluiert, inwiefern diese Schwingungsanalyse Informationen bzgl. der Degradation der Gummi-Metall-Elemente aufdeckt.

Zur Schwingungserregung wird das Gummi-Metall-Element manuell mit einem Modalhammer angeregt. Die Schwingungsantwort wird mit Beschleunigungssensoren gemessen. Eingesetzt werden piezoelektrische Beschleunigungssensoren, die zur Maschinenüberwachung aufgrund ihrer verschleißfreien Nutzung, ihres großen Dynamik- und Frequenzbereichs sowie einer exzellenten Langzeitstabilität prädestiniert sind [114]. Diese Sensoren basieren auf dem piezoelektrischen Effekt, der dazu führt, dass sich im Material unter mechanischer, richtungsabhängiger Belastung elektrische Ladungen an der Oberfläche bilden. Diese Ladung ist streng proportional zur erfahrenen Kraft und kann als elektrische Spannung abgegriffen werden. Die Beschleunigungssensoren werden mit Wachs außen am Hohlzylinder oder am Bolzen positioniert. Die steifen Stahlbauteile leiten die Beschleunigungen weiter, sodass diese auf und durch das Gummi geleitet werden. Ob und wo die Schwingungsantwort des Gummis gemessen werden kann, wird evaluiert. Daher werden mit zwei einachsigen ICP-Beschleunigungssensoren (ICP: integrated circuit piezoelectric; Sensorempfindlichkeit von 50 g) in zwei Richtungen die Beschleunigungen am Gummi-Metall-Element gemessen: parallel zur Anregungsrichtung in y -Richtung (Position 1), vgl. Abbildung 4.5 b), und orthogonal zur Anregungsrichtung in negative z -Richtung des körperfesten Koordinatensystems (Position 2), vgl. Abbildung 4.5 a). Die Anregungsrichtung ist stets parallel zur Aufhängung von oben und erfolgt wie dargestellt am rechten Rand des Hohlzylinders. Die Ausrichtung des Lagers wird über die Position des Schlitzes im äußeren Metallrohr variiert. Dieser zeigt entweder in Anregungsrichtung oder 90° versetzt dazu.

Die ersten Ergebnisse der beschriebenen Messung der Beschleunigungen eines Elements weisen einen deutlichen Unterschied zwischen einem neuen Element in Phase I und einem degradierten Element in Phase III auf. In Abbildung 4.6 sind die in den Frequenzbereich übertragenen Messungen beider Sensoren für Position 1 (y -Richtung) an einem Gummi-

¹Durch die elastische Aufhängung weisen die Starrkörpermoden des Testsystems niedrige Eigenfrequenzen auf, die i. d. R. deutlich geringer als die Eigenfrequenzen der relevanten Biegemoden des Systems sind.

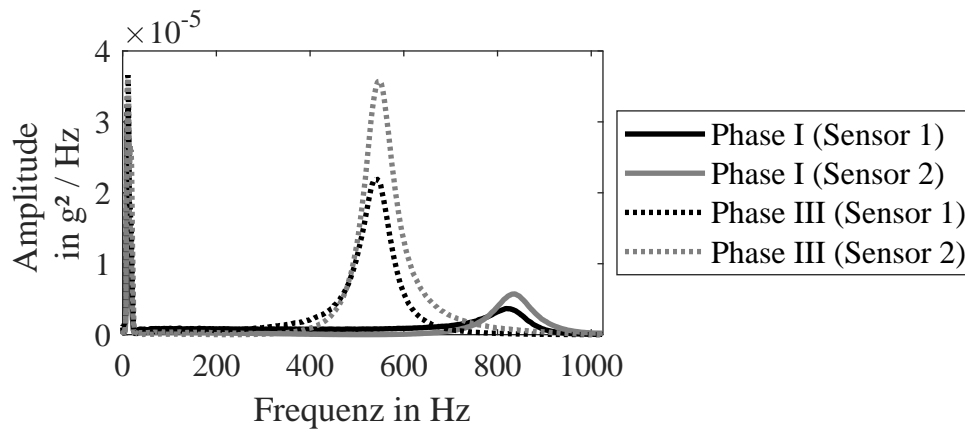


Abbildung 4.6: Ergebnis der Beschleunigungsmessung mit zwei Sensoren

Metall-Element in Phase I und III seines Lebens dargestellt. Die Kraftanregungen variieren in einem engen Wertebereich zwischen 48,8 N und 52,4 N. Die Anregungsamplitude des gealterten Lagers weicht somit um 7 % von der Anregung des neuen Lagers ab. Dabei werden für das neue Element hohe Frequenzen über 800 Hz angeregt, während eine Alterung des Elements zu einer Verschiebung der angeregten Frequenzen hin zu kleineren Frequenzen mit einem Maximum bei ca. 500 Hz führt. Ein Erklärungsansatz basiert auf der degradationsbedingt abnehmenden Steifigkeit des Lagers: Je kleiner die Steifigkeit des Gummis wird, desto kleiner wird die Frequenz der angeregten Schwingungsmode.

Zur Bestätigung dieser These sind experimentelle Modalanalysen in Position 1 mit der Software LMS Test Lab der Siemens Aktiengesellschaft durchgeführt worden. Dabei sind die angeregten Frequenzen der Beschleunigungsmessung mit den ermittelten Eigenfrequenzen des Lagers verglichen worden. An zwei getesteten Lagern sind Beschleunigungsmessungen und Modalanalysen in dem frei schwingenden Messaufbau vor und nach den Lebensdauerversuchen durchgeführt worden. Dabei wird die Messung vor dem Versuch der ersten Phase und die Messung nach Lebensende der dritten Phase des Lebens der Gummi-Metall-Elemente zugeordnet. Die ermittelten Frequenzen sind in Tabelle 4.2 aufgeführt. Dabei zeigt sich, dass die angeregten Frequenzen in der Beschleunigungsmessung f_B mit jeweils einer der detektierten Eigenfrequenzen f_{EM} des Lagers zusammenfallen. Einerseits enthält das Messsignal des zweiten Sensors in Position 2 in 50 % der Fälle eine Frequenz, die einer ermittelten Eigenfrequenz einer Schwingungsmode in y -Richtung entspricht. Andererseits wird in Position 1 von Sensor 1 i. d. R. eine Frequenz detektiert, die einer Schwingungsmode des Lagers in z -Richtung zuzuordnen ist. Dieses Ergebnis hat sich für weitere Gummi-Metall-Elemente bestätigt. Die Abweichung der ermittelten Frequenzen spiegelt eine Unsicherheit dieser Messgröße wider, deren Ursache sowohl auf innere als auch äußere Einflussfaktoren zurückzuführen ist.

Eine größere Anzahl derartiger Messungen ermöglicht eine Diagnose der Phasen I und III. Für die Realisierung einer Prognose sind weitere Messungen, insbesondere auch in Phase II notwendig, die einen Trend in die aufgezeigte Richtung aufweisen. Da eine Anforderung darin liegt, die Zustandsüberwachung ohne Demontage des Elements umzusetzen, wird geprüft, inwiefern sich diese Ergebnisse im Prüfstand wiederholen lassen. Dafür werden die gleichen Sensoren mit Wachs außen am Hohlzylinder des in den Prüfstand eingebauten Elements befestigt. Die großen Trägheiten der Komponenten des Prüfstands sowie die durch die Hydraulik verursachten Schwingungen des Prüfstands beeinflussen die Anregung und die Schwingungsantwort des Elements. Daher werden diese

Lager (Phase)	f_B in Hz (Sensor 1)		f_B in Hz (Sensor 2)		f_{EM} in Hz
	Position 1	Position 2	Position 1	Position 2	
3 (Phase I)	835	871	819	871	861
3 (Phase III)	546	546	542	337	537; 355
4 (Phase I)	-	860	867	522	871; 512
4 (Phase III)	486	489	486	483	473

Tabelle 4.2: Vergleich der Frequenzen aus Beschleunigungsmessung f_B und Modalanalyse f_{EM} für zwei freischwingende Lager

Herausforderungen durch die Umsetzung einer zusätzlichen Aktorik angegangen, die das Gummi-Metall-Element mit einer gleichbleibenden, stationären Anregungskraft anregt. Wie im ausgebauten Zustand sollte sich über der Lebensdauer des Elements das mit Beschleunigungssensoren am Element gemessene Antwortsignal aufgrund der Degradation des Elements verändern. Durch eine stationäre Anregung des Elements wird eine direkte Korrelation zwischen Anregung und Schädigungszustand des Elements erzielt, sodass der Zustand des Elements direkt aus dem Antwortsignal ermittelt werden kann. Diese Korrelation liegt unter der Bedingung vor, dass sich das Gesamtsystem in einem definierten stationären Zustand befindet. Daher werden Beschleunigungsmessungen während eines Stillstands des Hydraulikzylinders durchgeführt, sodass analog zur Messung des ausgebauten Lagers nur eine Anregung durch den Modalhammer erfolgt.

Wird dieses Konzept ausgewählt, werden die Messpositionen optimiert und anhand von Datenanalysemethoden geeignete Features in den Daten gefunden, die sich für die Zustandsüberwachung der Elemente eignen. Dabei stellen die Abmessungen der Sensorik eine Herausforderung dar, da selbst kommerziell erwerbbare Miniatur-Beschleunigungssensoren Abmessungen von mehr als 10 mm in mehr als zwei Richtungen aufweisen. Eine Integrierbarkeit ins Gummi-Metall-Element ist damit fraglich. Außen am eingebauten Element ist die Befestigung der vorhandenen einachsigen Beschleunigungssensoren eingeschränkt möglich, da der Prüfaufbau einzelne freie Positionen am Hohlzylinder oder Bolzen des Elements bietet. Hinsichtlich der Funktionalität der Sensorik sind sowohl eine redundante Umsetzung als auch eine messtechnische Überwachung vorstellbar. Redundante Lösungen sind für dieses Messkonzept aus Preisgründen realisierbar, wenn die Sensoren nicht fest integriert sind, sondern bei jeder Instandhaltung vor Ort installiert, verwendet und wieder abgebaut werden. In allen anderen Fällen ist eine Überwachung der Sensoren vorzuziehen. Weiterhin wird evaluiert, wie eine geeignete Versagensgrenze für diese Messgröße zu bestimmen ist, wenn dieses Konzept verfolgt wird. Diese wird von weiteren Größen abhängen, wie der Vorspannung des Lagers, die im Vorfeld ermittelt werden muss, und einer geeigneten Anregung des Gummi-Metall-Elements.

4.1.3.2 Messkonzept basierend auf der Temperatur

Die dritte zu untersuchende Messgröße ist die Temperatur. Diese Messgröße wird erst in den letzten Jahren zur Zustandsüberwachung technischer Systeme eingesetzt, wie

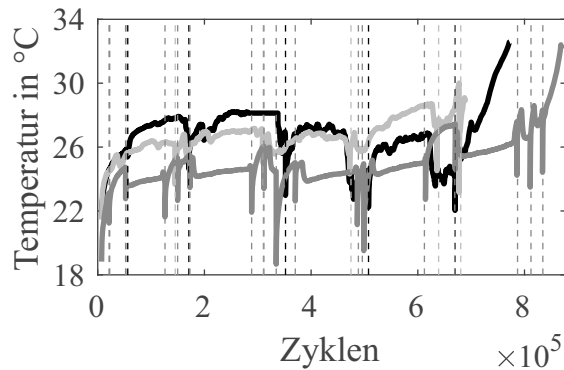
zur Überwachung von Pumpen [44]. Gegenüber den verbreiteten Beschleunigungssensoren weisen Temperatursensoren Vorteile, wie eine unkompliziertere Montage und geringere Investitionskosten auf [190]. Ein weiterer Vorteil der Temperaturmessung liegt in der geringeren notwendigen Abtastfrequenz, da die Temperatur sich vergleichsweise langsam verändert. Generell ist die Temperatur bei mechanisch belasteten Systemen eine charakteristische Größe zur Beschreibung der Degradation, da mit steigendem Verschleiß die Verlustleistung zunimmt und meistens durch Wärmeenergie abgeführt wird. Bei Elastomer-Elementen wird bspw. durch die Reibung in den degradationsbedingt entstehenden Rissflächen eine größere Wärmeentwicklung mit fortschreitender Degradation gesehen. Dabei wird in der Lebensdauerabschätzung von mechanisch belasteten Elastomer-Elementen die Temperatur teils als zusätzlicher Einflussfaktor berücksichtigt [63, 120, 147]. Ferner hat die Analyse einer sich über der Lebensdauer verändernden Hysterese in Abbildung 3.10 dargelegt, dass die Dämpfungsarbeit und damit die in Wärme umgesetzte Energie mit der Degradation des Gummi-Metall-Elements ansteigt. Die Temperatur des Elastomers kann somit eine charakteristische Größe zur Beschreibung des Zustands der Elemente sein. Die Wärmeleitfähigkeit des vorliegenden Elastomers befindet sich in einem ähnlichen Bereich wie die Wärmeleitfähigkeiten von Naturkautschuk, etwa $0,15 \text{ W/(mK)}$ und rußgefülltem Gummi, etwa $0,2$ bis $0,4 \text{ W/(mK)}$. Damit leitet das Elastomer die Wärme deutlich schlechter als die umliegenden Stahlbauteile (Wärmeleitfähigkeit etwa 55 W/(mK)) [165].

Mit dem Ziel, die Temperaturentwicklung zu überwachen, ist ein Temperatursensor Pt100 in ersten Versuchen eingesetzt worden. Dieser Sensor basiert auf der Widerstandsänderung von Halbleitern und Metallen, die durch eine Temperaturänderung verursacht wird. Darauf aufbauend kann die Temperatur aus der Messung des Widerstands ermittelt werden. Ein Pt100 ist ein Platinwiderstandsthermometer, das bei einer Temperatur von 0°C einen Nennwiderstand von 100 Ohm aufweist. Dieser Temperatursensor ist für erste Versuche mit einem wärmeleitenden Zweikomponentenklebstoff auf einen metallischen Einstellring geklebt worden. Dieser Ring ist auf den Bolzen des Elements geschoben und möglichst nah am Elastomer positioniert worden. In dieser Messung ist die Messgröße Temperatur als eine geeignete Größe zur Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen identifiziert worden. In Abbildung 4.7 a) ist ein Ausschnitt des Lebensdauer Versuchsaufbaus abgebildet, in dem der Bolzen noch nicht für den Versuch fixiert worden ist, der Hohlzylinder hingegen schon in der Elementaufnahme fixiert ist. Der Einstellring liegt direkt am Innenrohr des Elements an, sodass die Spitze des Temperatursensors zum Gummi-Metall-Element ausgerichtet und nur wenige Millimeter von diesem entfernt ist. Ähnlich wie die Messgröße Weg wird die Temperatur automatisch mit einer definierten Abtastfrequenz während des Versuchs erfasst.

In Abbildung 4.7 b) sind drei Temperatursignale aus drei Lebensdauer Versuchen zu sehen, in denen die Lager eine gleiche stationäre Belastung erfahren haben. Die ersten $1,8$ bis $4,7 \times 10^4$ Zyklen steigt die Temperatur stark an, bevor sie ein Plateau erreicht, das im Folgenden als stabiles Temperaturniveau bezeichnet wird. Die Temperaturschwankungen während dieser Zyklen charakterisieren verschiedene Unsicherheiten, wie eine sich ändernde Umgebungstemperatur oder Versuchsstillstände. In den meistens kurzen Stillstandszeiten, die analog auch in realen Anwendungen vorliegen, kühlen die Lager ab. Diese Zeitpunkte sind durch die Minima in den Temperatursignalen und in dieser Abbildung zusätzlich durch die senkrechten, gepunkteten Linien gekennzeichnet. Die Temperaturmessung setzt während des Stillstands aus und startet bei Wiederbeginn des



(a)



(b)

Abbildung 4.7: Temperaturmessung am Bolzen während der Lebensdauerversuche:
a) Aufbau sowie b) Messsignale dreier Lebensdauerversuche [21]

Versuchs erneut. Im Vergleich zum Beginn des Lebensdauerversuchs steigt die Temperatur innerhalb weniger Zyklen auf ein ähnliches Temperaturniveau wie zuvor. Dass nach Wiederbeginn des Versuchs nicht zwangsläufig die gleiche Temperatur erreicht wird, wird den Unsicherheiten zugerechnet. Gegen Ende der Lebensdauer der Lager steigt die Temperatur progressiv an und gibt damit einen Hinweis auf das nahende Lebensende. Somit kann geschlussfolgert werden, dass die Lagertemperatur am Bolzen einen charakteristischen Trend aufweist, der insbesondere in der letzten Phase des Lebensdauerversuchs markant ist [21]. Molls [148] unterteilt die Lebensdauerversuche von Elastomerbuchsen in drei Phasen, die Aufwärmphase, die Beharrungsphase und die Phase des Bauteilversagens. Diese Beschreibung lässt sich sowohl für die Messgröße Wegamplitude als auch für die Lagertemperatur adaptieren. Insbesondere die Temperatur prägt die erste und die letzte Phase des Lebensdauerversuchs. Die sichtbar gewordenen Unterschiede im Verlauf der Lagertemperatur werden näher untersucht, wenn dieses Konzept ausgewählt wird.

In weiteren Lebensdauerversuchen sollen die Temperaturen im bzw. näher am Gummi-Metall-Element gemessen werden, um die Temperatur des Elastomers möglichst ohne überlagerte, äußere Einflüsse zu detektieren. Dafür werden Thermoelemente eingesetzt. Diese sind aufgrund ihres Aufbaus kleiner als Temperatursensoren und daher besser für den Einsatz in den Gummi-Metall-Elementen geeignet. Thermoelemente setzen sich aus zwei Drähten aus unterschiedlichen Materialien zusammen, die am Kopf des Elements miteinander verbunden werden. Dadurch bildet sich am Kopf des Elements aufgrund der vorliegenden Temperaturdifferenz zwischen den beiden Materialien eine Thermospannung, die für zunehmende Temperaturen ansteigt. Der Typ des Thermoelements kennzeichnet die vorliegende Materialkombination. Die eingesetzten Thermoelemente des Typs K bestehen aus Nickel und Chrom.

Der ausgewählte Sensor soll die Temperatur des Elements detektieren. Dafür wird eine geeignete Messposition benötigt. Zur Wahl stehen die Integration eines Thermoelements in das Elastomer oder in das Außenrohr des Gummi-Metall-Elements. Einerseits ermöglicht eine Integration des Thermoelements in das Elastomer eine Messung der Materialtemperatur in unmittelbarer Nähe der Wärmequelle, bspw. die am stärksten verformte Stelle des Elements. Andererseits ist die Positionierung des Thermoelements im Mate-

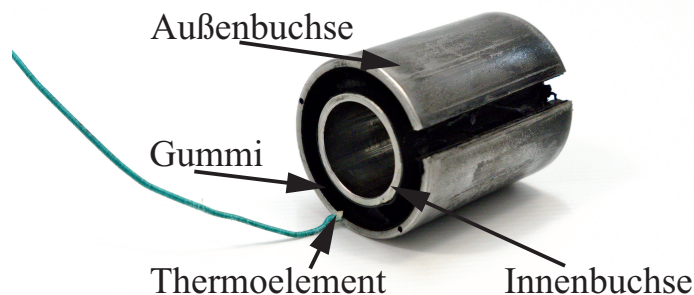


Abbildung 4.8: Gummi-Metall-Element mit integriertem Thermoelement

rial kritisch. So kann das Thermoelement nicht bereits im Vulkanisationsprozess in das Material integriert werden, weil der Sensor den hohen Temperaturen von über 140 °C während dieses Prozesses nicht standhält. Wird der Sensor nachträglich in das Elastomer geführt und dort nicht fixiert, wird der Sensor nach wenigen Zyklen aus dem Gummi-Metall-Element gedrückt, wie ein Vorversuch bestätigt hat. Neben einer Schädigung des Materials verursacht ein bewegliches Thermoelement im sich unter Belastung verformenden Elastomer Reibung, die wiederum die gemessene Temperatur verfälscht. Dahingegen wird ein Thermoelement im Außenrohr des Gummi-Metall-Elements zeitversetzt eine Temperaturänderung des Elastomers messen, die ggf. geringer ausfällt als im Material selbst. Dafür kann das Thermoelement geschützt im Außenrohr appliziert werden ohne dem Elastomer mögliche Schwachstellen zu zufügen. Da zusätzliche Reibung durch ein Thermoelement im Elastomer sowie ein Sensor, der während des Betriebs aus dem Elastomer gedrückt wird, keine robuste Zustandsüberwachung ermöglichen, werden die Thermoelemente in Zukunft im Außenrohr des Gummi-Metall-Elements positioniert, wenn dieses Konzept ausgewählt wird. Dafür wird in das Außenrohr ein kleines Loch gebohrt, in das ein Thermoelement gelegt und mit wärmeleitendem Klebstoff fixiert wird. Dieser Aufbau ist in Abbildung 4.8 zu sehen. Um zu überprüfen, inwiefern die Lage des Sensors im Außenrohr in Relation zum Schlitz einen Einfluss auf die detektierte Temperatur hat, werden in den Versuchen i. d. R. Messungen mit zwei Thermoelementen in und orthogonal zur Belastungsrichtung durchgeführt. Dadurch wird neben der Analyse der Temperaturen des Elements eine redundante Sensorik integriert, falls der Temperaturunterschied marginal oder konstant ist. Wird dieses Konzept ausgewählt, wird evaluiert, wie in einer realen Anwendung eine geeignete Versagensgrenze unabhängig von der Wegamplitude bestimmt werden kann. Dabei ist davon auszugehen, dass diese Versagensgrenze von verschiedenen Faktoren, wie der Umgebungstemperatur abhängt.

4.1.4 Bewertung und Auswahl eines Messkonzepts

Zur Umsetzung des CMS wird die Messgröße ausgewählt, die sich am besten für die Realisierung der Zustandsüberwachung der Gummi-Metall-Elemente eignet. Dazu fließen die Anforderungen gewichtet als Bewertungskriterien in eine Nutzwertanalyse der drei Konzepte ein. Die Nutzwertanalyse zählt zu den bedeutsamsten multidimensionalen Methoden zur Bewertung von Lösungen. Sie ermöglicht eine systematische Bewertung einzelner Konzepte unter Berücksichtigung des angestrebten Ziels und der jeweiligen Anforderungen. Dabei können sowohl quantitative als auch qualitative Eigenschaften berücksichtigt werden [160, 209]. Für die Auswahl der Kriterien werden die Anforderungen auf ihre

Unabhängigkeit untereinander überprüft, da nur unabhängige Kriterien in die Nutzwertanalyse einfließen sollen. Bei der Prüfung auf Unabhängigkeit sind einige Abhängigkeiten der Kriterien erkannt worden. Die kostengünstige Umsetzung (7) weist eine Abhängigkeit von der zerstörungsfreien Messung (8) und dem geringen Energiebedarf der Sensorik (11) auf. Weiterhin befindet sich auch die Sensorposition im / am Gummi-Metall-Element (2) in einem Abhängigkeitsverhältnis zu den Anforderungen Beeinflussung (3), robuste Sensorik (10) sowie Abmessungen und Gewicht der Sensorik (11). Die Anforderungen unkomplizierte Montage (6) und unkomplizierter elektrischer Anschluss (13) sind ebenfalls abhängig voneinander. Zudem sind die Anforderungen hinsichtlich der Beeinflussung (3) und der unkomplizierten Montage (6) von der Anforderung an die Abmessungen und das Gewicht der Sensorik (11) abhängig. Daher werden die Anforderungen Sensorposition (2), kostengünstige Umsetzung (7), Abmessungen und Gewicht der Sensorik (11) und unkomplizierter elektrischer Anschluss der Sensorik (13) nicht in den Katalog der Kriterien aufgenommen.

Die neun ausgewählten unabhängigen Kriterien werden schematisch anhand eines Paarweisen Vergleichs gewichtet. Dadurch ist eine transparente Gewichtung der Kriterien gegeben. Der Vergleich kann im Anhang (s. Tabelle A.1) nachvollzogen werden. Jedes Kriterium erhält durch die Summe der zu seinen Gunsten ausgefallenen Vergleiche eine Aussage über seine Wichtigkeit für das definierte Ziel. Aufbauend auf diesen Größen werden die Rangfolge und die Gewichtung der Kriterien bestimmt. In der Nutzwertanalyse liegen die Gewichte im Bereich von 0 bis 1. Weiterhin muss gelten, dass die Summe der Gewichte 1 ergibt. Daher werden die Gewichte aus dem Verhältnis der positiven Vergleiche der einzelnen Anforderungen zur Summe aller positiven Vergleiche berechnet. Drei Kriterien heben sich dabei durch ihr Gewicht hervor, das sind die Kriterien Korrelation (1), zerstörungsfreie Messung ohne Demontage des Elements (8) und Sensorposition (2). Diese drei Kriterien weisen die größte Bedeutung auf und sollen in jedem Fall erfüllt werden. Weiterhin zeigt ein Abgleich mit der vorläufigen Einteilung in Forderungen und Wünsche aus Kapitel 4.1.1, dass die Anforderung an einen geringen Energiebedarf (12), als einziger verbliebener Wunsch, durch den Paarweisen Vergleich die geringste Gewichtung erhalten hat. Damit passt die vorherige Einteilung in Forderungen und Wünsche zu den Ergebnissen des Vergleichs.

Die darauf aufbauenden drei Nutzwertanalysen findet sich in Tabelle 4.3. Die zugehörigen Eigenschaften können in der detaillierter Darstellung im Anhang (s. Tabellen A.2 bis A.4) eingesehen werden. Es wird eine Grobeinschätzung der Konzepte aufbauend auf einem Wertespektrum von 0 bis 4 umgesetzt. Der Nutzwert der zu bewertenden Konzepte ergibt sich aus der gewichteten Summe der Bewertungen. Das erste Kriterium zeichnet das weg- und das temperaturbasierte Konzept als gleichwertig aus, während das beschleunigungsbasierte Konzept eine nur halb so große Wertigkeit erzielt. Das achte Kriterium ermöglicht keine Unterscheidung, da es bei allen Konzepten eine gleiche Wertigkeit erzielt. Das dritte Kriterium zeichnet das weg- und das beschleunigungsbasierte Konzept als gleichwertig und besser geeignet als das temperaturbasierte Konzept aus. Insgesamt zeigen die drei Kriterien mit dem größten Gewicht keinen Trend. Dieser ergibt sich aus der Betrachtung aller Kriterien in der Nutzwertanalyse. Die Reihenfolge, die sich aus den einzelnen Wertigkeiten ableitet, sieht das auf der Temperatur basierende Konzept mit einer Wertigkeit von 3,50 an erster Stelle. Alle Anforderungen sind mit 3 oder 4 Punkten bewertet worden. Das auf der Verformung basierende Konzept der Messgröße Beschleunigung erreicht Position zwei mit einer Wertigkeit von 3,09 und die Messgröße Weg wird

Kriterium	Konzept: Weg			Konzept: Beschleunigung			Konzept: Temperatur		
	Wert	Gewicht	Wertigkeit	Wert	Gewicht	Wertigkeit	Wert	Gewicht	Wertigkeit
1	4	0,22	0,88	2	0,22	0,44	3	0,22	0,66
3	1	0,17	0,17	4	0,17	0,68	4	0,17	0,68
4	1	0,08	0,08	1	0,08	0,08	3	0,08	0,24
5	4	0,11	0,44	4	0,11	0,44	4	0,11	0,44
6	1	0,06	0,06	3	0,06	0,18	3	0,06	0,18
8	4	0,19	0,76	4	0,19	0,76	4	0,19	0,76
9	4	0,03	0,12	3	0,03	0,09	4	0,03	0,12
10	3	0,14	0,42	3	0,14	0,42	3	0,14	0,42
12	2	0,00	0,00	1	0,00	0,00	3	0,00	0,00
Summe			2,93			3,09			3,50

Tabelle 4.3: Nutzwertanalyse der drei Konzepte

als schwächstes Konzept mit 2,93 bewertet. Aus diesem Grund wird die Messgröße Temperatur als erste Wahl fokussiert. Weiterhin wird die Messgröße Beschleunigung näher analysiert, um diese Rangfolge aufbauend auf experimentellen Ergebnissen und der Betrachtung der Unsicherheiten zu verifizieren. Das Konzept auf der Messgröße Weg wird als Rangletztes nicht weiter berücksichtigt.

4.2 Entwicklung der Prognosemethode

Für die Entwicklung des CMS wird aufbauend auf akquirierten Messdaten eine methodische Bestimmung der RUL angestrebt. Die Auswertung erster Lebensdauerexperimente hat gezeigt, dass sich die Temperaturverläufe der einzelnen Lager hinsichtlich des generellen Verlaufs stark ähneln, sich hingegen durch ihre Steigung in den drei Bereichen, das Niveau des mittleren Bereichs und die Lebensdauer unterscheiden. Während in der modellbasierten Prognosemethode die Gemeinsamkeit im zugrunde liegenden Zustandsmodell berücksichtigt wird, werden die Unterschiede in Form verschiedener Unsicherheiten abgebildet. Dafür wird in diesem Kapitel zunächst das empirische Zustandsmodell betrachtet, bevor das Partikelfilter für die Prognose der RUL der Elemente angepasst und dabei verschiedene Unsicherheiten integriert werden.

4.2.1 Modellierung des Degradationsverhaltens der Elemente

In dieser Arbeit wird eine empirische Modellierung der Degradation der Gummi-Metall-Elemente angestrebt. Zwar liegen physikbasierte Modelle zur Abbildung des Materialverhaltens in Abhängigkeit von der Frequenz und der Amplitude vor, wie ein generalisiertes Maxwell-Modell mit einer nichtlinearen Feder [113], diese beinhalten aber weder die großen Streuungen in den Eigenschaften der Elastomere noch die Degradation des Elastomers. Zudem basiert dieses Modell auf der Messgröße Weg. Eine Modellierung mit der FEM aufbauend auf Risswachstum basiert auf physikalischen Zusammenhängen, ist aber für das vorgegebene Element aufgrund der geringen Datenlage und der messtechnischen Herausforderungen nicht realisierbar. Ein physikbasiertes Modell, das mechanische Degradationsvorgänge des Elastomers durch die Messgröße Temperatur und die systembasierten Unsicherheiten abbilden kann, existiert noch nicht und seine Entwicklung ist nicht Teil dieser Arbeit.

Bei der Entwicklung des empirischen Modells zur Beschreibung des Degradationsverhaltens werden die Lebensdauerdaten der Elemente ausgewertet, die die Degradation abbilden. Für die genaue Definition des empirischen Modells müssen folgende Anforderungen berücksichtigt werden. Das Partikelfilter benötigt ein rekursives Modell, sodass der aktuelle Zustand mit dem Modell aus dem vorherigen Zustand ermittelt werden kann. Erste Versuchsergebnisse heben hervor, dass der nächste Zustand des betrachteten Elements insbesondere von der Lebenszeit und dem vorherigen Zustand abhängt. Diese werden daher beide in dem entwickelten Zustandsmodell berücksichtigt. Dadurch kann insbesondere die lange Phase des stabilen Temperaturniveaus (Phase II), in der über mehrere Zeitschritte nur kleine Änderungen der Messgröße vorliegen, umgesetzt werden, vgl. Abbildung 3.7. Das in dieser Arbeit umgesetzte Zustandsmodell ist eine erweiterte Form des allgemeinen Zustandsmodells, vgl. Gleichung 3.1, und ist gegeben durch

$$x_{k+1} = f(x_k, t_{k+1}, \mathbf{P}, v_{k+1}). \quad (4.2)$$

Die Eingangsparameter des Modells sind der vorherige Zustand x_k , der nächste Zeitpunkt t_{k+1} , ein Parametersatz \mathbf{P} sowie ein Rauschen v_{k+1} , das die Unsicherheit in der Zustandsbestimmung beschreibt. Aufgrund des charakteristischen Verlaufs der Temperaturen ist es möglich zur Beschreibung mehrerer, ähnlicher Lebensdauerdaten eine mathematische Gleichung mit unterschiedlichen Parametersätzen heranzuziehen. Durch die Parameter werden die Unterschiede in den einzelnen Verläufen realisiert. Mit Hilfe mathematischen Verständnisses wird abgeleitet, welche empirische Funktion den Degradationsverlauf der Messgröße beschreibt. In der Literatur [13, 33, 115, 153, 171] werden Modelle für die Prognose der RUL häufig auf Exponentialfunktionen aufgebaut, wie bspw. anhand der Arrhenius Beziehung, im Coffin-Manson Risswachstumsmodell oder im Eyring Modell. Dabei liegen die Ursprünge des Coffin-Manson Risswachstumsmodell in der Materialwissenschaft oder Mechanik und die des Eyring Modells in der Chemie. Beide beziehen zur Modellierung der Schadensausbreitung auch die Temperatur mit ein. Das Eyring Modell berücksichtigt zusätzlich noch die Belastung. Da sich der Verlauf der gemessenen Temperaturkurven, vgl. Abbildung 4.7, durch eine Kombination von zwei e-Funktionen beschreiben lässt, wird dieser Ansatz in dieser Arbeit verfolgt. Andere Modellierungsansätze, wie bspw. durch eine Polynomfunktion haben sich nicht als geeigneter erwiesen [111, 118]. Nach der mathematischen Formulierung der Modellgleichung müssen die unbekannten Modellparameter bestimmt werden. Dabei wird für jeden Lebensdauerversuch und somit für jedes Lager ein Parametersatz mit Hilfe des Optimierungsalgorithmus Differential Evolution ermittelt, einem populationsbasierten, stochastischen Algorithmus für reale Parameter [60]. Das Ziel der Optimierung liegt in der Minimierung des mittleren quadratischen Fehlers, der die Abweichung des gefitteten Modells von den realen Lebensdauerdaten beschreibt. Die zugrunde liegenden Modelle benötigen fünf Parameter, die pro Element bestimmt werden und in dem Parametersatz \mathbf{P} zusammengefasst werden. Das verwendete Zustandsmodell f für die Schätzung des nächsten Zustands ist definiert als

$$f(x_k, t_{k+1}, \mathbf{P}, v_{k+1}) = \frac{x_k}{2} \cdot \left(e^{\left(p_2 \left(\frac{t_{k+1}}{p_3}\right)^{p_4}\right)} + e^{\left(\frac{p_1}{p_5 t_{k+1} + 1}\right)} \right) + v_{k+1}. \quad (4.3)$$

Durch diese Form des Zustandsmodells f wird der Einfluss der Zeit t_k genutzt, um zwischen den beiden überlappenden e-Funktionen zu unterscheiden. Während für geringe Zeiten t_k der zweite Term in der Klammer in Gleichung 4.2 dominiert, da die Zeit t_k im Nenner des Exponenten steht, nimmt der Anteil des ersten Terms für längere Zeiten t_k zu und der Anteil des zweiten Terms ab. Dabei werden die Modellparameter $p_{1:5}$ genutzt, um den Verlauf des Zustands über der Zeit für alle Lager geeignet zu beschreiben. In Abbildung 4.9 wird für ein Beispiellager die relative Temperatur und die mit dem Zustandsmodell ermittelte Temperatur über den einzelnen Messpunkten verglichen. Das Modell weist nur geringe Abweichungen zu der geglätteten relativen Temperatur auf. Die mittlere quadratische Abweichung zwischen Modell und Messung über alle Punkte liegt bei $0,5 \text{ } ^\circ\text{C}^2$. Die mittleren quadratischen Abweichungen über alle Lager weisen einen Mittelwert von $0,8 \text{ } ^\circ\text{C}^2$ bei einer Standardabweichung von $0,7 \text{ } ^\circ\text{C}^2$ auf. Das Modell vernachlässigt kurze Anstiege und Abfälle der Temperatur. Bedeutsam ist hingegen, dass die Steigung am Ende des Lagerlebens abgebildet wird. Die Streuungen werden im Partikelfilter durch die Partikel und verschiedene Unsicherheiten realisiert.

Die einzelnen Modelle bilden den Temperaturverlauf der einzelnen Lager ab. Diese Modelle werden nach dem Lebensende des Lagers anhand der run-to-failure Daten ermittelt, sodass sie vorher in der Anwendung nicht zur Lebensdauerprognose des zugehörigen La-

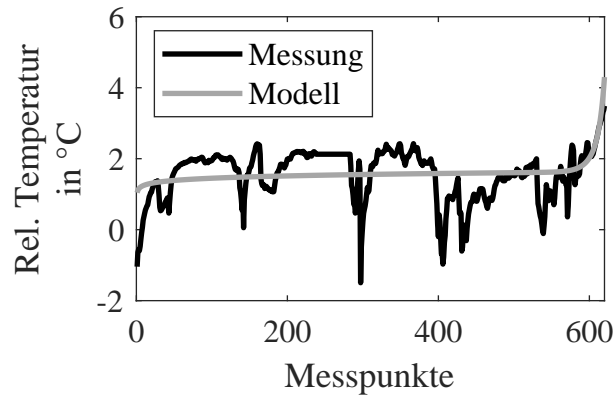


Abbildung 4.9: Vergleich Modell und Messung für ein Beispiellager

gers verwendet werden können. Daher stellt sich die Frage, ob eines dieser Modelle in der Lage ist, die beschriebenen Streuungen abzubilden. Analog zu einer datenbasierten Methode wird in dieser Arbeit von *Trainingsdaten* gesprochen, wenn die Messgrößen und Modelle der vorliegenden, degradierten Lager betrachtet werden, und von *Testdaten*, wenn die Messgröße des aktuell betrachteten Lagers gemeint ist. Da die Streuungen sich in unterschiedlichen Steigungen, Anfangswerten, Wendepunkten, Niveaus des mittleren Bereichs, Lebensdauern, etc. zeigen, führt kein einzelnes Modell eines Trainingslagers eingesetzt in eine modellbasierte Prognosemethode zur exakten RUL eines Testlagers. Für die Messgröße Weg ist in [18] gezeigt worden, dass sich keiner der Modellparametersätze der Testlager für die Prognose des aktuell betrachteten Lagers eignet. Eine Umsetzung basierend auf einem Modell mit einem festen Satz an Modellparametern führt zu ungenauen Ergebnissen. Daher wird im Folgenden das Partikelfilter so angepasst, dass es in der Lage ist Prognosen der RUL unter Berücksichtigung der Unsicherheiten aufbauend auf diesem Zustandsmodell aufzustellen.

4.2.2 Entwicklung eines Multi-Modell-Partikelfilters

Da alle Modelle auf der gleichen rekursiven Zustandsgleichung beruhen, wird geprüft, ob für alle Lager geeignete Modellparameter durch Skalierung eines vorliegenden Satzes an Modellparameter bestimmt werden können. Dafür sind für die Messgröße Temperatur die Modellparameter von drei Zustandsmodellen, verglichen worden. In Abbildung 4.10 werden die auf den jeweiligen maximalen Wert normierten Parameterwerte für drei Beispiellager visualisiert. In dem dargestellten Boxplot stellen die horizontalen Linien in den Boxen den Median der Werte, die Enden der Box das 25 bzw. 75 %-Perzentil und die von den Enden der Box ausgehenden Whisker bzw. Barthaare die Extremwerte der fünf Parameter dar. Bereits die normierten Werte unterscheiden sich deutlich voneinander, wie die unterschiedlich großen Boxen im Boxplot zeigen. Zusätzlich variieren die Wertebereiche ebenfalls deutlich für die einzelnen Parameter. Zur Einordnung werden die Standardabweichungen der ursprünglichen Parameter herangezogen. Diese liegen in einem Bereich zwischen 0,01 und 45,90. Teils ähneln sich die Parameter der Parametersätze zweier Zustandsmodelle, teils weichen sie deutlich voneinander ab. Dies liegt zum einen am Verlauf der Temperaturdaten, aber auch in dem Optimierungsalgorithmus Differential Evolution zur Bestimmung der Parameter begründet. Diese sucht einen Parametersatz aus einem vorgegebenen Wertebereich, der eingesetzt in das Modell die

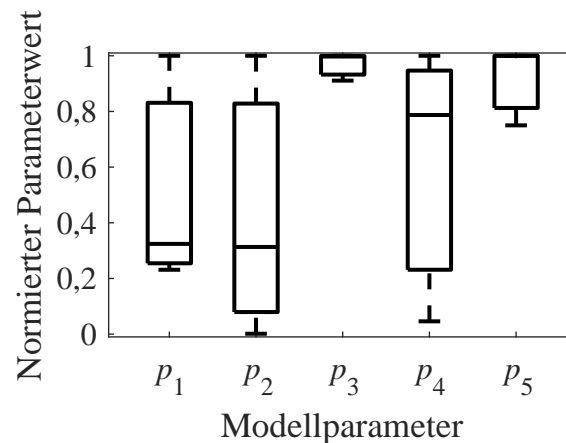


Abbildung 4.10: Vergleich der fünf Modellparameter auf der Basis von drei Parametersätzen

Messdaten mit einem möglichst kleinen Fehler abbilden kann. Dabei führen verschiedene Parametersätze zu geringen Abweichungen zwischen Modell und Messdaten. Da fünf Parameter pro Lager benötigt werden, führt dies zu einer großen Anzahl an möglichen Parametersätzen und damit zu einer relativ hohen Varianz. Hinzu kommt, dass die vorgegebenen Wertebereiche nicht verkleinert werden können, da experimentell für kleine Wertebereiche keine geeigneten Modellparameter gefunden werden konnten. Eine Skalierung der Modellparameter ist aufbauend auf diesen Werten nicht möglich.

Alternativ findet sich in der Literatur der Ansatz optimale Parameter aufbauend auf Verteilungen zu finden [85, 153]. Diese zufällige Wahl der Parameter aus einer Verteilung ist auf einen kleinen Parameter-Wertebereichen beschränkt und damit in dieser Arbeit nicht realisierbar. Aus diesem Grund wird eine Prognose mit mehreren Modellen umgesetzt, sodass für die Lebensdauerprognose eines Testelements die Modelle mehrerer Gummi-Metall-Elemente herangezogen werden. Dabei können Modelle mit unterschiedlichen Parametern verschiedene Verläufe berücksichtigen. In einer Voruntersuchung hat dieser Ansatz aufbauend auf der Messgröße Weg zu einer besseren Prognose der RUL als die Verwendung von einzelnen Modellen geführt [18].

Implementierungen mehrerer Modelle in das Partikelfilter sind vereinzelt in der Literatur zu finden. Seifzadeh et al. nennen drei Generationen an Multi-Modell-Filtern [174]. Die erste Stufe ist das autonome Multi-Modell-Filter. Wie in einem klassischen Ensemble werden die einzelnen Filter unabhängig voneinander durchlaufen und anschließend kombiniert [108]. Die zweite Stufe ist der interagierende Multi-Modell-Algorithmus, in dem die einzelnen Filter miteinander interagieren, um die Performanz zu steigern [174]. Dieser Algorithmus wird vielfach verwendet [34, 187, 200]. Bspw. haben Su et al. [187] das Partikelfilter mit einem interagierenden Multi-Modell kombiniert, um drei verschiedene Modelle zur Prognose des Ladezustands von Lithium-Ionen-Batterien zu nutzen und die Ergebnisse durch Kombination zu optimieren. Die höchste Stufe ist das variable Multi-Modell-Filter, das mehr Flexibilität ermöglicht, wie bspw. die Anpassung der Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen einzelnen Modellen [174]. Lafaye de Micheaux et al. [127], Arulampalam et al. [7] und Seifzadeh et al. [174] nutzen dieses Filter für ein Ortungsproblem, bei dem unterschiedliche Modelle für verschiedene Aufgaben zur Objektortung oder -verfolgung hinterlegt sind. Oliva Alonso [154] nutzt für die Prognose des Zustands einer Autobatterie ein Particle Flow Partikelfilter, eine andere Form des Partikelfilters, in das er ebenfalls drei verschiedene Modelle integriert, deren Übergän-

ge durch Übergangswahrscheinlichkeiten bestimmt werden. Weitere Umsetzungen, die nicht direkt diesen drei Stufen zugeordnet werden können, finden sich ebenfalls in der Literatur. So basiert das Multi-Modell-Filter von Arachchige et al. [6] auf einem Modell, dessen Modellparameter abhängig von dem Belastungsprofil, dem Zeitpunkt und dem Ladezustand der Batterie angepasst wird.

Ein Vorteil des variablen Multi-Modell-Filters liegt darin, dass ein Modell, das zu einem Zeitpunkt keine Berücksichtigung findet, zu einem späteren Zeitpunkt verwendet werden kann, indem Übergangswahrscheinlichkeiten definiert werden. Für diese Übergangswahrscheinlichkeiten müssen Bedingungen formuliert werden, wann das eine oder das andere Modell genutzt wird. Vielfach werden die Übergangswahrscheinlichkeiten aus vergangenen Daten ermittelt [127, 154]. Für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente ist dies aufgrund einer zu geringen Datenbasis nicht möglich. Der in dieser Arbeit verfolgte Ansatz teilt die vorliegenden Daten in unterschiedliche Gruppen ein, die aufbauend auf Betriebsbedingungen gebildet werden. Für jede Gruppe i wird eine Modellkombination $\mathbf{MK}i$ aus den Parametersätzen \mathbf{P}_{Mj} der zu dieser Gruppe gehörigen Lager j zur Verfügung gestellt, die in der Prognose im parametrischen Zustandsmodell aus Gleichung 4.3 verwendet werden. Die Einteilung der Gruppen erfolgt in Zusammenhang mit den Lebensdauerversuchen in Kapitel 5. In der Umsetzung erhält das Multi-Modell-Partikelfilter in Form der Zustandsgleichung und der ermittelten Parameter Zugriff auf das Zustandsmodell. Dabei werden die in der jeweils betrachteten Gruppe vorliegenden Parametersätze zu gleichen Teilen zur Zustandsermittlung verwendet.

4.2.3 Berücksichtigung von Unsicherheiten im Multi-Modell-Partikelfilter

Die allgemeine Vorgehensweise des Partikelfilters ist bereits in Kapitel 3.1.2 erläutert worden, in Abbildung 4.11 wird nun im Speziellen das Vorgehen zur Ermittlung der RUL zu einem Zeitpunkt t_k mit der entwickelten Methode visualisiert. Es ist die Umsetzung einer Lebensdauerprognose mit dem angepassten Partikelfilter mit dem verbreiteten SIR Ansatz inklusive der Modellentwicklung für empirische Modelle dargestellt, sodass vorliegende Daten ähnlicher Systeme analysiert und zur Modellentwicklung genutzt werden. So muss für das Partikelfilter vor der Prognose das zu verwendende Zustandsmodell definiert werden. Dafür werden anhand von Trainingsdaten Parametersätze für das parametrierbare Zustandsmodell bestimmt. Analog zur Definition des Zustandsmodell wird im Partikelfilter eine Unsicherheit in der Modellierung berücksichtigt.

$$p_j^i = f(p_{j, \mathbf{MK}i}, p_{N,j}^i). \quad (4.4)$$

Damit werden die Parameter p_j für $j \in \mathbb{N}$ mit $j = \{1, \dots, 5\}$ im Partikelfilter als eine Funktion des Parameters $p_{j, \mathbf{MK}i}$ der verwendeten Modellkombination $\mathbf{MK}i$ und der Unsicherheit der Parameter $p_{N,j}$ bestimmt. In der Prognose werden die initialisierten Modellparameter durchgehend für eine Prognose der RUL verwendet, wie im klassischen Partikelfilter vorgesehen und in der Mehrheit der Anwendungen umgesetzt [35, 101]. Aufbauend auf der initialen Partikelpopulation bestimmt das Partikelfilter die vorliegenden Zustände bis zum aktuellen Zeitpunkt mit Hilfe von Partikeln. Die Prognosegüte basiert neben dem Zustandsmodell auch auf der Initialpartikelpopulation [101]. Da bereits die ersten Messpunkte für jedes Gummi-Metall-Element während der Lebensdauerversuche

unterschiedlich aussehen, wird eine möglichst geeignete Initialpartikelpopulation aufbauend auf den ersten Messdaten erstellt, die den initialen Zustand des betrachteten Systems widerspiegeln. Daher wird der initiale Zustand x_1 aus dem ersten Messwert z_1 und der Unsicherheit ζ des initialen Zustands bestimmt.

$$x_1^i = f(z_1, \zeta^i). \quad (4.5)$$

Neben dem Zustandsmodell wird im Partikelfilter ein zweites Modell, das Messmodell integriert, vgl. Gleichung 3.2. Da die relative Temperatur sowohl als Messgröße als auch direkt zur Beschreibung des Zustands des Elements gehandhabt wird, wird kein kompliziertes Messmodell benötigt, das diesen Zusammenhang abbildet. Die geglätteten Messwerte werden daher direkt zur Berechnung der Gewichte verwendet, in der zusätzlich die Unsicherheit der Messung berücksichtigt wird. Die Gewichte der einzelnen Partikel werden zu jedem Zeitpunkt anhand einer Gauß-Verteilung ermittelt, die standardmäßig von zwei Parametern abhängt, dem Erwartungswert und der Varianz [149]. Der Erwartungswert entspricht in der Prognose dem ermittelten, nächsten Zustand, während die Varianz die Unsicherheit der Messung widerspiegelt. Damit ergibt sich in Abhängigkeit von dem vorherigen Zustand x_{k-1} , dem vorherigen Messwert z_{k-1} und der Unsicherheit der Messung κ das zu dem i -ten Partikel zugehörige Gewicht ω_k^i zum Zeitpunkt t_k zu

$$\omega_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\kappa^2}} \cdot e^{\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{z_{k+1} - x_{k+1}^i}{\kappa}\right)^2\right)}. \quad (4.6)$$

Während die Unsicherheit der Messung durch die Varianz eingeht, symbolisieren die anderen Unsicherheiten, die Unsicherheit in der Zustandsbestimmung, die Unsicherheit der Modellparameter und die Unsicherheit des initialen Zustands jeweils die Standardabweichung einer Gauß-Verteilung um einen Mittelwert von 0. Aus dieser Verteilung wird zufällig eine Zahl generiert, die auf die von dieser Unsicherheit betroffene Größe, bspw. den ersten Messwert (s. Gleichung 4.5) addiert wird. Diese Methode die Modellparameter zu korrigieren, in der Arbeit von Corbetta et al. [41] als künstliche Dynamik bezeichnet, wird mit Bezug auf eine genaue Prognose als unkompliziert implementierbare, geeignete Methode beschrieben.

Die Umsetzung der Prognose der RUL zu einem beliebigen Zeitpunkt ist in Abbildung 4.11 visualisiert. Die Prognose baut auf den ermittelten Zustandsmodellen und der Versagensgrenze auf. Die Versagensgrenze beschreibt das Ende der nutzbaren Lebensdauer des Systems und muss für die Prognose definiert werden. Zur Zustandsbeschreibung werden im Partikelfilter die Partikel zu gleichen Teilen aus den Zustandsmodellen der vorliegenden Modellkombination generiert. Da die Zustandsmodelle eine starke Abhängigkeit von der Zeit aufweisen, werden nur solche Parametersätze \mathbf{P}_{Mj} der betrachteten Modellkombination $\mathbf{MK}i$ für die Prognose zum Zeitpunkt t_k berücksichtigt, deren zugehörige Trainingsdaten folgende Bedingung erfüllen:

$$z_k(\text{Lager}_j) > VG_h. \quad (4.7)$$

Dabei gilt als Bezugsversagensgrenze VG_h die Versagensgrenze des aktuellen Testelements h . Abhängig vom Prognosezeitpunkt t_k reduziert sich die Anzahl der verwendeten Zustandsmodelle. Aufbauend auf den verbleibenden Modellen werden im Partikelfilter die Zustände des betrachteten Systems geschätzt. Für die Ermittlung des Zustands x

werden alle vorliegenden Partikel verwendet, sodass ein Zustand durch eine Punktwolke von Partikeln und somit durch eine Verteilung beschrieben wird. In Abbildung 4.11 symbolisiert die Größe des dargestellten Partikels die Anzahl der Partikel N_s , die den dargestellten Zustand beschreiben. Aufbauend auf den vorherigen Zuständen $x_{1:k}$ wird mit den Partikeln der nächste Zustand x_{k+1} anhand von Gleichung 3.7 prognostiziert. Wenn ein neuer Messwert z_{k+1} detektiert wird, kann die Gewichtung der einzelnen Partikel ermittelt werden. Anschließend werden sie normiert und in einem Resamplingschritt ihrer Größe entsprechenden sortiert, sodass eine neue Partikelverteilung aufbauend auf der korrigierten Sortierung gebildet wird. Schließlich kann der nächste prognostizierte Zustand x_{k+1} korrigiert werden. Anschließend wird überprüft, ob die Versagensgrenze VG mit dem prognostizierten Zustand x_{k+1} erreicht bzw. überschritten worden ist. Ist das Ergebnis dieser Abfrage positiv, so kann die RUL aus dem prognostizierten Versagenszeitpunkt t_e und dem Zeitpunkt der Prognose t_k bestimmt werden. Ist das Ergebnis der Abfrage negativ, so wird basierend auf dem ermittelten Zustand x_{k+1} der nächste Zustand x_{k+2} prognostiziert und ggf. korrigiert. Dieser Vorgang wiederholt sich bis die Versagensgrenze VG von einem prognostizierten Zustand x_e erreicht wird.

4.3 Abschätzung adaptiver Versagensgrenzen

Eine genaue Ermittlung der RUL hängt neben den Daten hauptsächlich von einem verlässlichen und genauen Prognosealgorithmus und einer geeigneten Versagensgrenze ab. Heutzutage legen zahlreiche Forschungsarbeiten den Schwerpunkt auf die Verbesserung des Prognosealgorithmus, während eine Auseinandersetzung mit der Versagensgrenze vielfach vernachlässigt wird [85, 125, 135, 176]. Dabei ist eine Hauptunsicherheit im Zusammenhang mit der Ermittlung der RUL durch die Versagensgrenze gegeben. So können gleiche technische Systeme unter ähnlichen stationären Bedingungen unterschiedliches Degradationsverhalten aufweisen, das durch verschiedene innere und äußere Einflussfaktoren verursacht wird. Aus diesem Grund erreichen gleiche Systeme nach unterschiedlichen Belastungszyklen ihr Lebensende [37, 152]. Daher ist eine feste Versagensgrenze schwierig so zu definieren, dass sie für mehrere gleiche Systeme realisierbar ist, ohne zu falschen Alarmen zu führen. Insbesondere für die Anwendung von Gummi ist eine derartige Ermittlung der Lebensdauer herausfordernd, aufgrund des nichtlinearen dynamischen Verhaltens und der inhärenten Unsicherheiten [182, 199]. Nichtsdestotrotz sind feste Versagensgrenzen im Bereich der Zustandsüberwachung Stand der Technik [39], sodass in realen Anwendungen meistens von Experten a-priori definierte Versagensgrenzen verwendet werden. Dies mag an ihrer vorteilhaften schnellen Implementierung und dem größeren Aufwand bei der Umsetzung einer adaptiven Versagensgrenze liegen, der sich bspw. durch eine größere Rechendauer, notwendige Systemkenntnis und finanzielle Kosten bemerkbar macht.

In der Literatur werden drei Arten von Versagensgrenzen unterschieden, neben den festen Grenzen werden entweder Versagenszonen oder variable Grenzen betrachtet. Die Versagenszonen enthalten häufig eine Art Sicherheitsfaktor, wie bspw. Sicherheitsbereiche oder Gefahrenzonen [40, 71, 152, 158]. Während der Sicherheitsbereich eine nach unten abgeschätzte Versagensgrenze darstellt, deren Überschreiten als Warnung des baldigen Versagens verstanden werden kann, beinhaltet eine Gefahrenzone eine Unsicherheit der Versagensgrenze in beide Richtungen, so stellt sie einen möglichen Ausfallbereich um einen festen Wert dar. Sowohl Sicherheitsbereiche als auch Gefahrenzonen benötigen

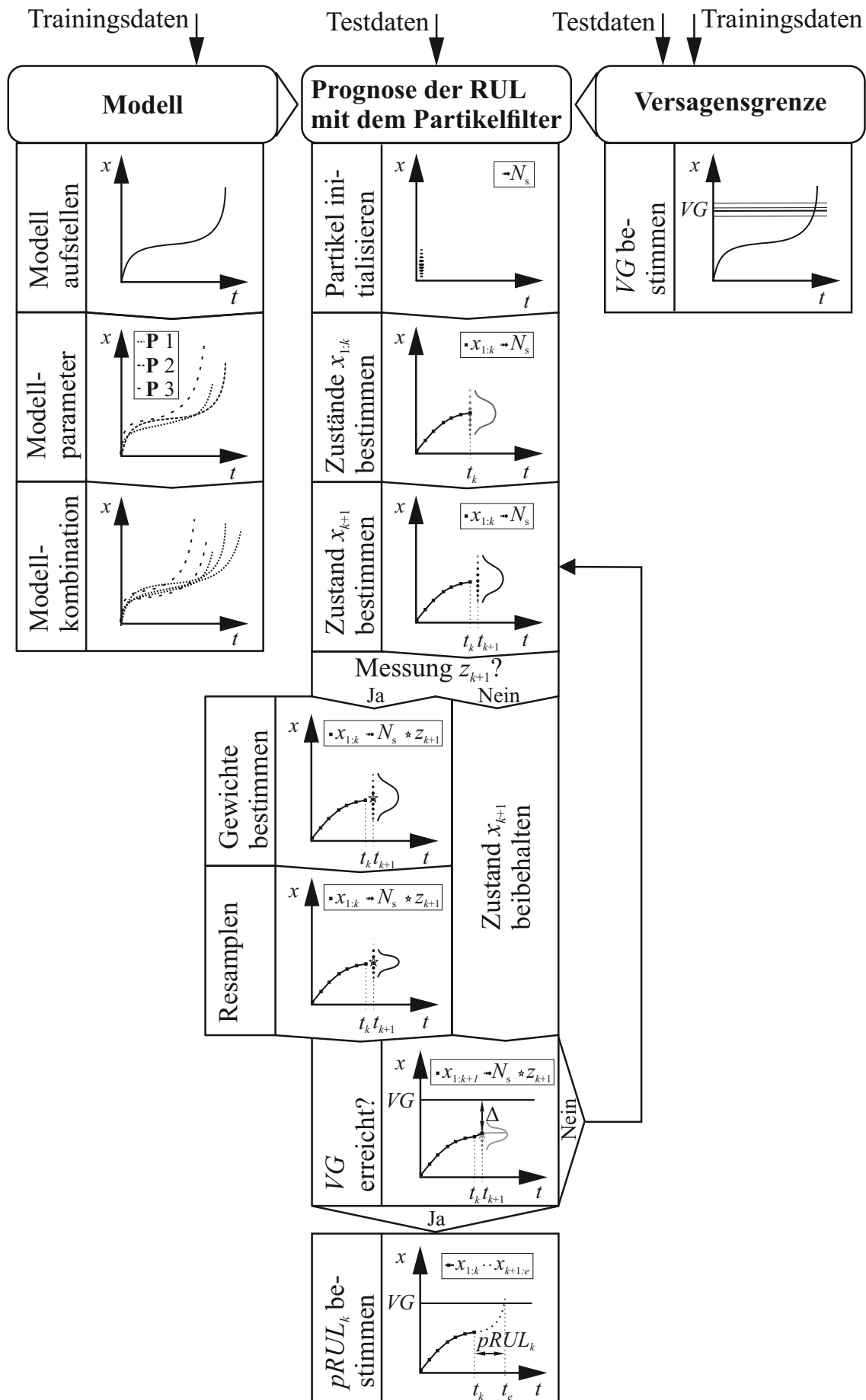


Abbildung 4.11: Ablauf der Prognose der RUL zu einem Zeitpunkt anhand des Partikelfilters

einen festen Wert der Versagensgrenze für ihre Definition. Für die Messgröße Temperatur kann keine feste Versagensgrenze für die Gummi-Metall-Elemente definiert werden, da sie von einer Vielzahl an Einflussgrößen wie der Umgebungstemperatur, dem Material und der Belastung abhängt. Aus diesem Grund werden die Methoden näher betrachtet, die eine Definition einer variablen Versagensgrenze ermöglichen. Diese werden im Folgenden „adaptive Versagensgrenzen“ genannt, da diese Versagensgrenzen an vorliegende Messdaten und dadurch indirekt auch an verschiedene Betriebsbedingungen angepasst werden.

Die in der Literatur verwendeten Methoden zur Bestimmung einer variablen Versagensgrenze können in zwei Kategorien unterteilt werden. Die einen Methoden ermitteln aufbauend auf der aktuellen Messung deren Ähnlichkeit zu bereits vorliegenden Messungen gleicher Systeme [37]. Die anderen Methoden beruhen auf der Theorie der Verlässlichkeit und ziehen nur vorherige Messungen gleicher Systeme für die Definition der Versagensgrenze der aktuellen Messung heran [93, 193, 201]. Eine wesentliche Voraussetzung liegt darin, dass die vorherigen Messungen run-to-failure Daten sind, sodass Informationen bzgl. des Lebensendes des Systems aus den Daten gewonnen werden können. Für diese Arbeit wird eine Methode zur Bestimmung der adaptiven Versagensgrenze benötigt, die für jedes Lager aufbauend auf vorliegenden Daten eine temperaturbasierte Versagensgrenze bilden kann. Dazu werden die bereits vorliegenden Messdaten gleicher Elemente als Trainingsdaten verwendet. Dabei wird eine Abschätzung der Versagensgrenze mit verschiedenen Methoden umgesetzt und evaluiert. Die erste Methode nach Chehade et al. [37] gehört den Methoden an, die auch die aktuellen Daten berücksichtigen. Sie basiert auf einer Optimierung, deren Gewichte aus der Ähnlichkeit der Trainings- und Testmesskurven ermittelt werden. Jablonski et al. [93] nutzen nur die Trainingsdaten, aus denen sie Verteilungen erstellen, anhand derer die Versagensgrenze bestimmt wird. Weiterhin werden Methoden aufbauend auf den vorliegenden Messdaten entwickelt. Die erste dieser Methoden berücksichtigt zusätzlich zu den Trainingsdaten die aktuellen Messdaten. Sie baut eine Verbindung zwischen der stabilen Temperatur und der Temperatur am Lebensende in Form eines Verhältnisses auf, das auf die Testdaten angewendet wird. Ein weiterer Ansatz, der die aktuellen Daten berücksichtigt, baut auf der Ähnlichkeit der Verläufe auf, die durch die Methode der kleinsten Fehlerquadrate abgeschätzt wird. Der letzte Ansatz ist eine Kombination der beiden besten Ansätze in Form eines gleich gewichteten Ensembles. Im Folgenden werden die betrachteten Methoden vorgestellt, die zum Teil bereits in [19] veröffentlicht worden sind.

Eine Methode, die die Ähnlichkeit der aktuellen und der bereits vorliegenden Messungen betrachtet, haben Chehade et al. [37] entwickelt. Die sensorbasierte Zustandsermittlung beruht auf der Annahme, dass ähnliche Messverläufe zu ähnlichen Versagensgrenzen führen. Daher wird in der Methode ein Gewicht w_{sbse} ermittelt, das eine Aussage über die Ähnlichkeit zweier Messkurven und somit des Elements i zu dem Element j erlaubt. Für die Berechnung der Gewichte wird eine konvex quadratische Optimierungsmethode umgesetzt. Dafür werden die Testdaten einmal mit den vorliegenden Modellen der Trainingsdaten und einmal mit den in der Optimierung ermittelten Gewichten rekonstruiert. So werden in der Optimierung die Differenz der mit den vorliegenden Modellen rekonstruierten Testdaten und den Trainingsdaten sowie die mittlere quadratische Abweichung der rekonstruierten Messdaten des Testelements berücksichtigt. Mit numerischen Solvern wird das Optimierungsproblem gelöst und somit das Trainingselement i gefunden, das zum aktuellen Zeitpunkt die größte Ähnlichkeit zum Testelement j aufweist. Dabei geht

die Optimierung von gleichen Anfangsgewichten sowie Gewichten im Bereich zwischen 0 und 1 aus. Die Versagensgrenze VG für Element j wird mit einer gewichteten Summe der vorliegenden, letzten Messpunkte s_i der Trainingselemente 1 bis m , mit $m \in \mathbb{N}$, durch

$$VG_j = \sum_{i=1}^m (w_{\text{sbse},ij} s_i) \quad (4.8)$$

ermittelt. Vorteilhaft an dieser Methode sind die mögliche automatische Ermittlung der Versagensgrenze, die keine manuelle Eingabe von Expertenwissen benötigt, sowie die Ermittlung der RUL ohne Kenntnisse über mögliche, verschiedene Degradationsmechanismen der betrachteten Elemente. So kann diese Methode auch für Systeme verwendet werden, die verschiedenen Degradationsmechanismen unterliegen. Außerdem beruht diese Berechnung der Versagensgrenze auf den gesamten, zum aktuellen Zeitpunkt vorliegenden Daten des Elements j . Damit ist es möglich, dass sich die ermittelte Versagensgrenze über der Zeit ändert. Unabhängig von der Ursache der Änderung der betrachteten Messdatenverläufe wirkt sich diese auf die Versagensgrenze aus, sodass auch instationäre Betriebsbedingungen berücksichtigt werden können, falls die durch sie verursachte Veränderung ähnlich in vorliegenden Trainingsdaten vorliegt.

Eine Methode, die nur die bereits vorliegenden Trainingsdaten zur Definition der Versagensgrenze verwendet, ist die wahrscheinlichkeitsbasierte Methode von Jablonski et al. [93]. Basierend auf pdfs der vorliegenden Trainingsdaten wird mit dieser Methode unabhängig von den aktuell vorliegenden Testdaten eine Versagensgrenze ermittelt. In der Methode wird durch die kumulierte Wahrscheinlichkeitsdichte der Trainingsdaten ein Referenzwert für die Versagensgrenze definiert. Dieser Referenzwert ist das 96 %-Perzentil der pdf. Weiterhin kann als weitere Sicherheit noch ein gewisser Abstand der Versagensgrenze von diesem Referenzwert definiert werden. Jablonski et al. haben für die Berechnung der Wahrscheinlichkeitsdichte verschiedene zugrunde liegende Verteilungen getestet, dabei hat sich gezeigt, dass sich die allgemeine Extremwertverteilung zur Bestimmung der Versagensgrenze am besten eignet. In dieser Arbeit wird daher mit dieser Verteilung gearbeitet. Weiterhin wird der Referenzwert direkt als Versagensgrenze angesehen, da diese bereits so festgelegt worden ist, dass sie eine Sicherheit enthält. Damit wird auf einen weiteren Abstand zum Referenzwert zur weiteren Absicherung verzichtet. In Abbildung 4.12 werden anhand eines Beispiels die Auswahl des Referenzwerts bei 96 % (a) durch die allgemeine Extremwertverteilung (b) und die kumulierte pdf (c) visualisiert. Abbildung 4.12 a) zeigt dabei alle betrachteten Temperaturen, ihrem Betrag nach sortiert in ansteigender Reihenfolge, sodass der Referenzwert abgelesen werden kann. Die Vorteile dieser Methode liegen in der schnellen Implementierung und der Übertragbarkeit der Methode auf andere Systeme. Die mit dieser Methode ermittelten Versagensgrenzen für einzelne Elemente ähneln sich stark, da sich die Grundgesamtheit der Daten, die die pdf ausmachen, durch den Wechsel eines Testelements nur geringfügig verändert. Dadurch werden extreme Versagensgrenzen nicht berücksichtigt.

Weiterhin sind drei Methoden entwickelt worden, die sowohl die Trainingsdaten als auch die Testdaten zur Bestimmung der Versagensgrenze berücksichtigen. Die erste dieser Methoden wird steigungs-basierte Methode genannt und baut auf einer Analyse der Steigungen der Temperaturkurven auf. In Abbildung 4.13 a) zeigt ein Vergleich der relativen Temperaturkurve und der daraus abgeleiteten Steigung, wie letztere eine Möglichkeit bietet, die Temperaturkurve in drei charakteristische Phasen einzuteilen. Darauf aufbauend werden zwei charakteristische Temperaturen bestimmt: die stabile Temperatur T_s , die

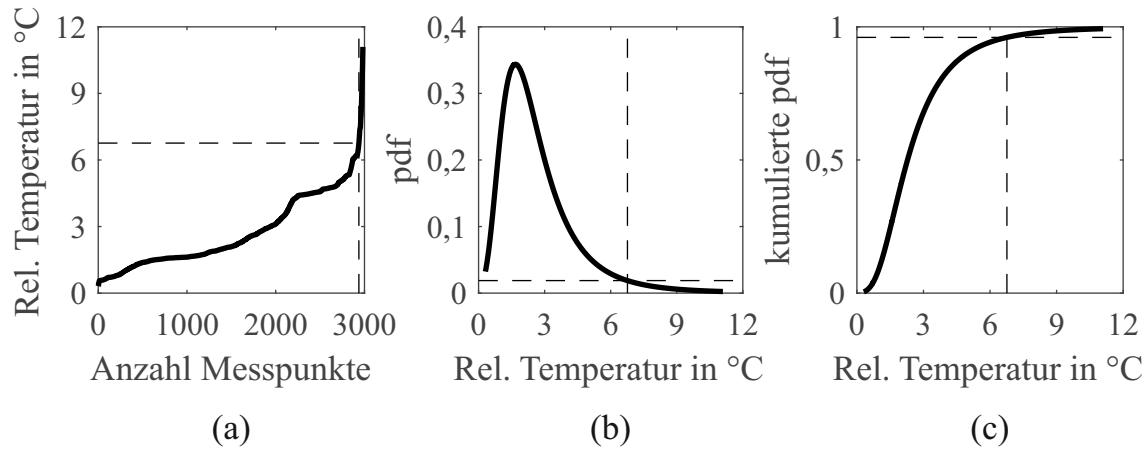


Abbildung 4.12: Bestimmung der Versagensgrenze nach Jablonski et al. anhand des 96 % Perzentils der pdf: a) ansteigende relative Temperaturdaten aller Trainingsdaten, b) pdf der relativen Temperaturen sowie c) kumulierte pdf der relativen Temperaturen

den stabilen Zustand beschreibt, und die Endtemperatur T_e , die bei einem vorgegebenen Weg von 1,2 mm erreicht wird. Dabei wird die stabile Temperatur als Mittelwert, des in Phase II betrachteten Temperaturbereichs ermittelt. Dieser Temperaturbereich wird durch die maximale Temperatur des Bereichs $T_{s,max}$ und die minimale Temperatur des Bereichs $T_{s,min}$ gebildet. Anschließend wird für alle vorliegenden Lager der Faktor $faktor_{TR}$ aus dem Verhältnis der Endtemperatur zur stabilen Temperatur gebildet

$$faktor_{TR} = T_e/T_s. \quad (4.9)$$

Exemplarisch wird in Abbildung 4.13 b) der Verlauf der relativen Temperatur eines Beispiellagers grafisch beschrieben. Die Einteilung in die drei Phasen ist basierend auf den Temperaturdaten und der Steigung der Temperaturkurve getroffen worden. Eingetragen sind zudem die maximale und die minimale Temperatur der zweiten Phase sowie die Endtemperatur dieses Temperaturverlaufs.

In der Anwendung der Methode wird evaluiert, welcher Faktorwert sich für die Ermittlung der Versagensgrenze neuer Testelemente am besten eignet. Denn in [19] ist gezeigt worden, dass der gewählte Faktor einen großen Einfluss auf das Ergebnis, insbesondere auf die Anzahl der negativen Fehler hat. Auch diese Methode lässt sich unkompliziert umsetzen und benötigt einen überschaubaren Rechenaufwand. Obwohl sie für die vorliegende Anwendung entwickelt worden ist, ist eine Übertragbarkeit auf andere Systeme möglich, bspw. auf mechanisch arbeitende Systeme, die am Lebensende eine deutlich ansteigende Wärmeenergie aufgrund von degradationsbedingter Reibung abgeben.

Die zweite entwickelte Methode basiert auf der Ähnlichkeit der Messdaten, weswegen sie Ähnlichkeitsbasierte Methode genannt wird. Diese unterscheidet sich insofern von der sensorbasierten Zustandsermittlung nach Chegade et al., als dass sie die Ähnlichkeit zwischen den Messungen der Trainings- und des Testelements anders abschätzt. In der Ähnlichkeitsbasierten Methode wird die mittlere Abweichung zwischen den Verläufen der Test- und Trainingsdaten ermittelt. Dafür werden die Startpunkte der Verläufe in einem ersten Schritt auf 0 gesetzt. Anschließend wird aufbauend auf jedem Vergleich zweier Verläufe ein Gewicht gebildet, das die Ähnlichkeit des Testelements zu dem jeweiligen

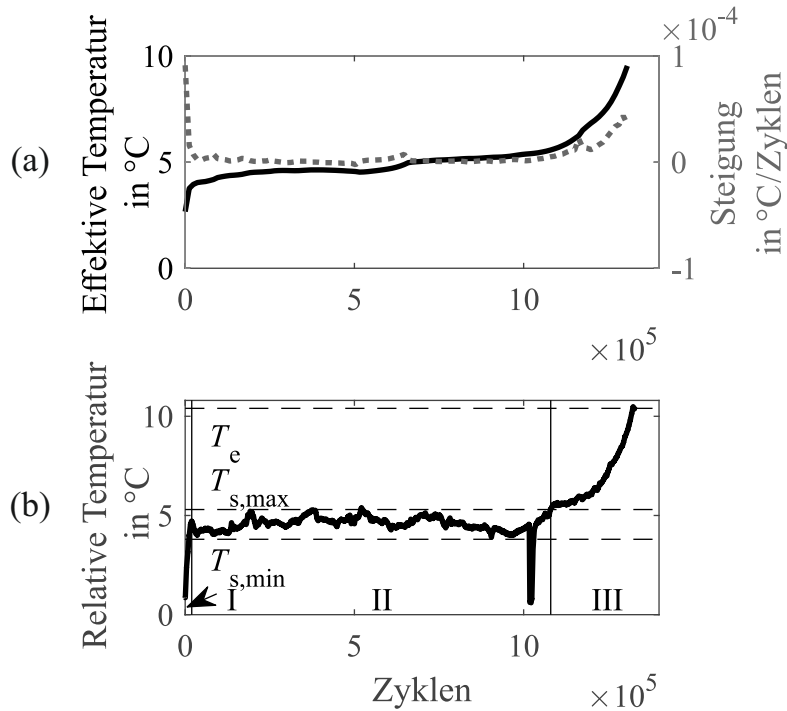


Abbildung 4.13: Bestimmung der charakteristischen Temperaturen in Phase II für die steigungs-basierte Methode: a) Vergleich der effektiven Temperatur und ihrer Steigung sowie b) Einteilung des zugehörigen Verlaufs der relativen Temperatur in die drei Phasen der nutzbaren Lebensdauer eines Gummi-Metall-Elements (angelehnt an [19])

Trainingselement beziffert. Alle Gewichte werden anschließend normiert, bevor die adaptive Versagensgrenze als gewichtete Summe der Endtemperaturen der Trainingsdaten, analog zu Gleichung 4.8, bestimmt wird. Im Vergleich zu der sensorbasierte Zustands-ermittlung nach Chehade et al. benötigt diese Bestimmung der Versagensgrenze eine geringere Rechenzeit. Weiterhin zeichnet sich die Methode durch eine schnelle und unkomplizierte Implementierung sowie die Übertragbarkeit auf andere Systeme aus.

Die letzte Methode ist ein Ensemble der beiden besten Methoden. Bei der Umsetzung werden beide Methoden gleich gewichtet, sodass sich die Versagensgrenze zu dem jeweiligen Prognosezeitpunkt als Mittelwert der mit den beiden einzelnen Methoden ermittelten Versagensgrenzen ergibt. Die Vorteile in dieser Methode liegen in der Kombination der unterschiedlichen berücksichtigten Eigenschaften der beiden enthaltenen Methoden. Nachteilig ist der größere Implementierungs- und Rechenaufwand.

5 Experimentelle Validierung

Im vorangegangenen Kapitel ist mit der Auswahl der Messgröße und der Entwicklung einer geeigneten Prognosemethode die Basis der Zustandsüberwachung von Gummi-Metall-Elementen erarbeitet worden. Die Validierung der Zustandsüberwachung der betrachteten Elemente erfolgt anhand der Messdaten der Elemente, die in Lebensdauer-versuchen akquiriert werden. Diese Versuche, die auf hydraulischen Prüfständen unter stationären Bedingungen im Labor und unter instationären Bedingungen in der Wärmekammer umgesetzt worden sind, werden anhand der ausgewählten Messgrößen beschrieben und analysiert. Darauf aufbauend werden mit dem Multi-Modell-Partikelfilter zu verschiedenen Zeitpunkten RULs der betrachteten Lager prognostiziert. Damit werden in diesem Kapitel die in Kapitel 3.4 definierten Forschungsfragen beantwortet. Das Kapitel ist so aufgebaut, dass in Abschnitt 5.1 die Lebensdauerversuche ausgewertet werden. Die gemessenen Temperatur- und Beschleunigungssignale werden analysiert und daran angeschlossen wird in Abschnitt 5.2 eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt, in der die vorliegenden Unsicherheiten identifiziert und beschrieben werden. Anschließend wird der Einfluss der Unsicherheiten auf die Prognose der RUL in einer Parameterstudie analysiert. Darauf aufbauend werden die Unsicherheiten in die Prognosemethode integriert. Während in Abschnitt 5.3 auf Beschleunigungsmessdaten basierende Diagnosen analysiert werden, werden in Abschnitt 5.4 basierend auf Temperaturmessdaten Prognosen der RULs für feste und adaptive Versagensgrenzen betrachtet und ausgewertet. Abgeschlossen wird das Kapitel mit der Beurteilung der Ergebnisse unter dem Aspekt der Ausnutzung der Elemente in einer realen Anwendung in Abschnitt 5.5.

5.1 Auswertung der Lebensdauerversuche

Die Versuche werden für die Auswertung entsprechend der vorliegenden Betriebsbedingungen gruppiert, vgl. Tabelle 5.1 und 4.1. Der Schwerpunkt liegt auf Versuchen bei einer Erregerkraftamplitude von 40 kN, demgegenüber stehen Versuche bei einer höheren konstanten Erregerkraftamplitude von 42 und 50 kN sowie Lebensdauerversuche bei erhöhter Umgebungstemperatur von über 50 °C in der Wärmekammer bei einer geringeren konstanten Erregerkraftamplitude von 38 kN. Die Abgrenzung der dritten Gruppe, durch eine Umgebungstemperatur von mehr als 50 °C, wird dadurch begründet, dass Umgebungstemperaturen bis zu diesem Wert noch einen vernachlässigbaren Einfluss auf die Lebensdauer von Elastomer-Elementen aufweisen [182].

Während der Versuche sind die drei Messgrößen Weg, Temperatur und Beschleunigung aufgezeichnet worden. Die Verläufe der Wegamplitude für stationäre Bedingungen sind zuvor in Kapitel 2.2 betrachtet worden. Bereits für gleiche Shore-Härten und gleiche, konstante Erregerkraftamplituden weichen die Lebensdauerdaten deutlich voneinander ab. Ein Vergleich eines Weg- und eines Temperatursignals über den Zyklen eines Versuchs ist in Abbildung 5.1 gegeben. Zwar weisen die Verläufe der Wegamplitude und

Gruppe	Charakteristische Betriebsbedingung	Versuche
1	stationär, $F_A = 40 \text{ kN}$	1–7, 13
2	stationär, $F_A > 40 \text{ kN}$	8–10
3	(in-) stationär, $T_U > 50 \text{ °C}$	11–12

Tabelle 5.1: Einteilung der drei Versuchsgruppen

der Temperatur eine ähnliche Form auf, aber ein Vergleich des Weg- mit dem Temperaturverlauf hebt hervor, dass die drei Phasen des Lebensdauerversuchs nicht exakt übereinander liegen. Die Wegamplitude zeigt insbesondere am Lebensende einen etwas früheren Anstieg und damit einen früheren Übergang in die dritte Phase. Ein weiterer Unterschied liegt in dem unterschiedlichen Verhalten der Messgrößen nach einem Versuchsstillstand bei ca. 10^6 Zyklen. Wie zu erwarten war, erreicht die Wegamplitude nach wenigen Zyklen ihr vorheriges Niveau. Dahingegen benötigt die Lagertemperatur eine größere Anzahl an Zyklen um ein ähnliches Niveau wie zuvor zu erreichen. Da das weg-basierte Konzept insbesondere aufgrund der Problematik der Sensorintegration in der Nutzwertanalyse in Kapitel 4.1.4 die letzte Position im Vergleich der drei Messkonzepte erzielt hat, werden im Folgenden die Messgrößen Temperatur und Beschleunigung näher betrachtet. Dabei wird u. a. analysiert, inwiefern ihr Potenzial zur Zustandsüberwachung der Gummi-Metall-Elemente gehoben werden kann.

5.1.1 Temperaturmessungen

Mit dem Ziel sicherzustellen, dass die Versuche und somit auch die Messgrößen eine gewisse Unabhängigkeit voneinander aufweisen, sind die Lebensdauerversuche auf zwei verschiedenen Prüffeldern mit drei verschiedenen Hydraulikzylinder, beim Projektpartner und im Labor des Lehrstuhls durchgeführt worden.

Insgesamt sind in den Versuchen die Lagertemperaturen an bis zu drei Positionen gemessen worden, am Bolzen direkt neben der sichtbaren Oberfläche des Elastomers und an zwei Positionen im Außenrohr des Gummi-Metall-Elements. Der eine Sensor ist 90° versetzt zum Schlitz in das Außenrohr geklebt worden und sitzt somit in Belastungsrichtung, vgl. Abbildung 4.8. Die Position des zweiten Sensors befindet sich 180° zum Schlitz versetzt und somit im rechten Winkel zur Belastungsrichtung. In Abbildung 5.1 b) werden die drei Temperaturverläufe anhand von Lager 7 verglichen. Es wird ersichtlich, dass sich die drei Verläufe stark ähneln. Demnach leitet das Metall die vom Gummi abgegebene Temperatur zu allen drei Sensoren weiter, sodass diese eine ähnliche Lagertemperatur detektieren. Über den gesamten Lebensdauerversuch unterscheiden sich die drei Messsignale zu den einzelnen Zeitpunkten um maximal 2 °C , während sie alle den gleichen Verlauf beschreiben. Weil diese maximale Abweichung ungefähr der Messunsicherheit der Sensoren entspricht, die laut dem Hersteller, der ES Electronic Sensor GmbH $1,5 \text{ °C}$ beträgt, werden diese Unterschiede auch aufgrund des ähnlichen Temperaturverlaufs als nicht relevant angesehen. Inwiefern die beiden Temperatursignale im Inneren des Gummi-Metall-Elements gleichwertige Informationen zum Zustand des Elements enthalten, wird im Kapitel 5.2.1 in einer Sensitivitätsanalyse untersucht. Da der Sensor am Bolzen äußeren Einflüssen stärker ausgesetzt ist und leichter beschädigt werden kann, wird das

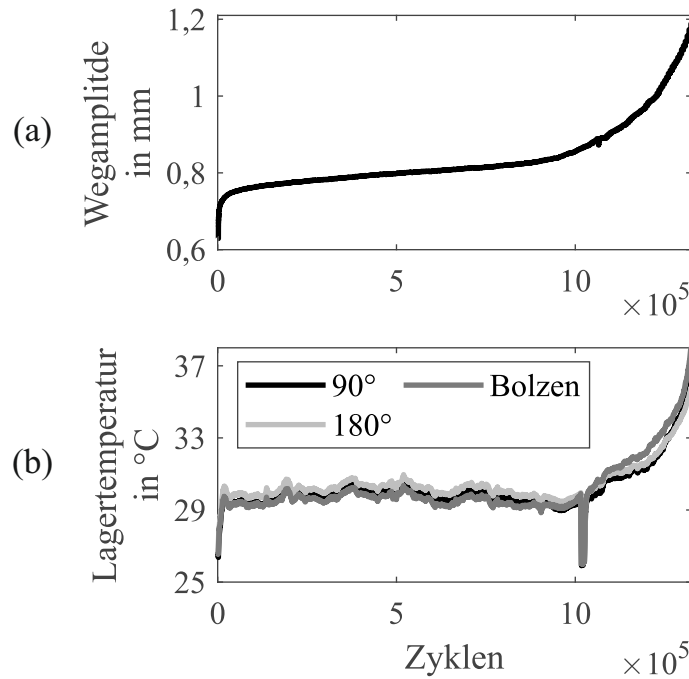


Abbildung 5.1: Vergleich der Messgrößen: a) Wegamplitude sowie b) Lagertemperatur, gemessen im Lager 90 und 180° versetzt zum Schlitz sowie am Bolzen direkt neben dem Innenrohr des Lagers [20]

interne Thermoelement in Belastungsrichtung zur Auswertung genutzt.

Als externer Haupteinfluss auf die gemessene Lagertemperatur ist die nicht konstante Umgebungstemperatur identifiziert worden, die bereits die Starttemperatur beeinflusst [99]. Daher ist die Umgebungstemperatur berücksichtigt worden, indem sowohl die Lager- als auch die Umgebungstemperatur am Prüfstand gemessen worden sind. Diese beiden Temperaturen sind in Abbildung 5.2 a) über der Lebensdauer von Lager 7 dargestellt. Insgesamt zeigen sich ein markanter Temperaturverlauf der Lagertemperatur in den drei Phasen und eine nahezu konstante Umgebungstemperatur. Es fällt auf, dass der Abfall der Lagertemperatur bei 10^6 Zyklen sich nicht in der Umgebungstemperatur zeigt. Die Ursache des Temperaturabfalls liegt in einem Versuchsstillstand, während dem das Lager abgekühlt ist, die Umgebungstemperatur hingegen nicht. Für die weitere Auswertung werden beide Messungen zu einer zusammengeführt, der relativen Temperatur, die als Differenz zwischen der Lager- und der Umgebungstemperatur gebildet wird. Dadurch liegt ein Signal für die Zustandsüberwachung vor, das Informationen der Degradation des Gummi-Metall-Elements, aber eine geringere Unsicherheit aufgrund der Umgebungsbedingungen enthält. Der Verlauf dieses Signals ähnelt dem der Lagertemperatur, vgl. Abbildung 5.2 b). So sind die drei Phasen durch diese Messgröße ebenfalls beschreibbar. Insbesondere in der zweiten Phase stellt sich auch für den Verlauf der relativen Temperatur ein stabiles Temperaturniveau ein. Generell ist der Wertebereich für die relativen Temperaturen geringer als für die Lagertemperaturen. Die Verläufe der relativen Temperaturen der anderen Lager dieser Gruppe finden sich im Anhang A.1.

In der zweiten Gruppe an Lebensdauerversuchen ist der Einfluss der Erregerkraftamplitude auf die relative Temperatur und die Lebensdauer des Elements untersucht worden. In Abbildung 5.3 a) zeigt ein Vergleich der relativen Temperaturdaten bei zwei höheren, konstanten Erregerkraftamplituden und einer konstanten Erregerfrequenz von 2 Hz, dass

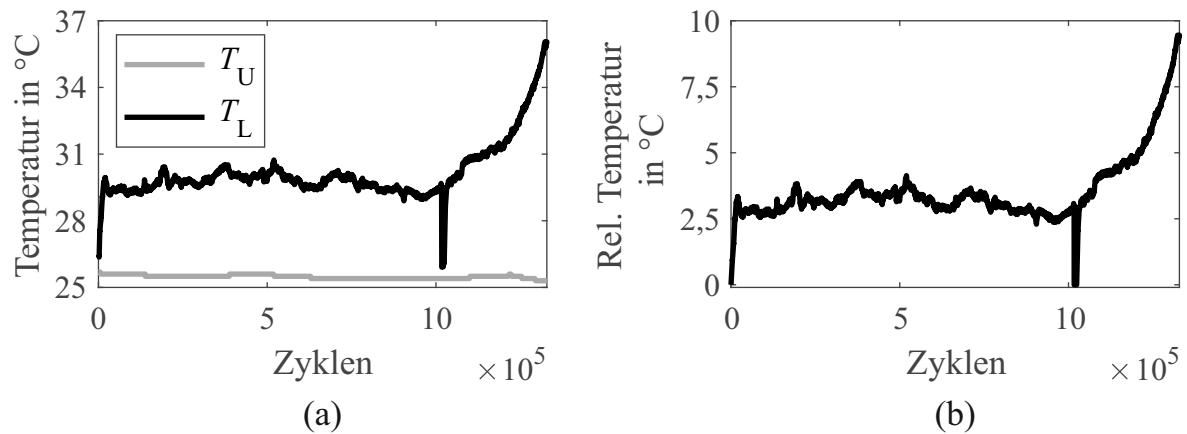


Abbildung 5.2: Vergleich der Temperaturverläufe von Lager 7: a) Verlauf der Lager- und der Umgebungstemperatur sowie b) Verlauf der relativen Temperatur (angelehnt an [22])

die zeitlichen Verläufe der relativen Temperatur unterschiedlich stark belasteter Elemente sich zwar ähneln, aber diese hohen Erregerkraftamplituden zu einer Stauchung der Lebensdauer um Faktoren von mehr als acht im Vergleich zu den niedrigeren Erregerkraftamplituden führen. Außerdem verhält sich die Temperatur am Lebensende anders. Alle drei Temperaturkurven enden bei einer maximalen Wegamplitude von 1,2 mm und weisen erneut keine identischen relativen Temperaturen am Lebensende auf. Auffällig ist, dass die drei Temperaturverläufe zu diesem Zeitpunkt nur gering ansteigen. Dies ist auf den Verlauf der Wegamplitude übertragbar. Elemente, die stationär bei einer höheren Erregerkraftamplitude, wie bspw. 50 kN belastet worden sind, weisen bei einer Wegamplitude von 1,2 mm noch keinen markanten Anstieg der Wegamplitude oder der Temperatur auf, wie in den Abbildungen 5.3 a) und b) ersichtlich wird. Da der Versuch bei 50 kN aus dem Grund bis zu einer Wegamplitude von 1,7 mm gefahren worden ist, kann der weitere Verlauf analysiert werden. In dem Versuch steigt die Wegamplitude auch in Phase II weiter an, sodass keine eindeutige stabile Wegamplitude bestimmt werden kann. Wird 1,15 mm als Referenz gewählt, führt ein relativer Anstieg dieser Messgröße um 30 % auf eine Versagensgrenze von 1,50 mm. Bei dieser Versagensgrenze ist ein deutlicher Anstieg der Messgröße am Lebensende zu erkennen. Dadurch ist gezeigt worden,

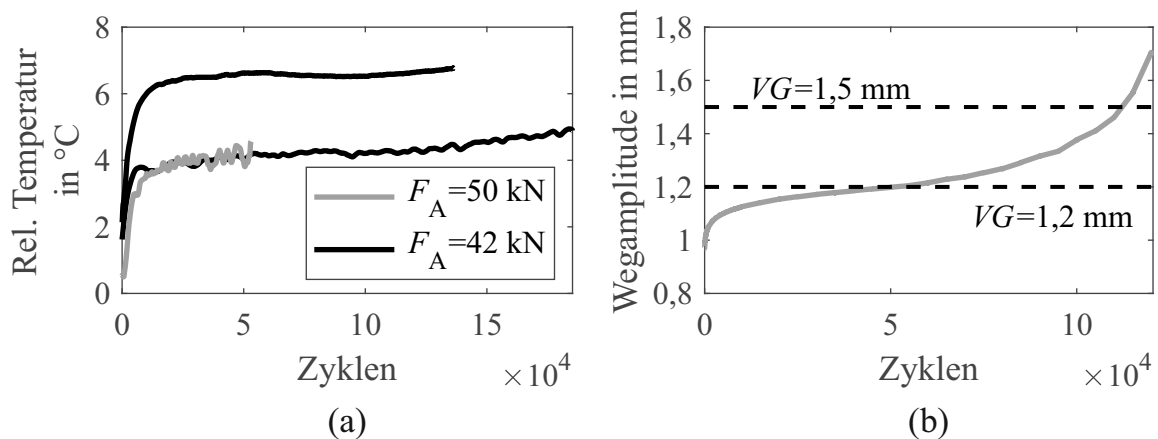


Abbildung 5.3: Einfluss der Erregerkraftamplitude: a) Temperaturverläufe bei unterschiedlichen Erregerkraftamplituden sowie b) Vergleich der Versagensgrenzen bei einer Erregerkraftamplitude von $F_A = 50$ kN

dass die Wahl einer festen Versagensgrenze von den Betriebsbedingungen abhängig ist. In dieser Arbeit werden Erregerkraftamplituden von mehr als 40 kN als zu hoch für diese Anwendung eingestuft, da diese u. a. eine deutlich zu kurze Lebensdauer der Gummi-Metall-Elemente verursachen und der charakteristische Anstieg der Temperatur bei der gewählten Versagensgrenze ausgeblieben ist. Daher werden die Lebensdauerversuche 8 bis 10 für die Umsetzung der Zustandsüberwachung nicht weiter berücksichtigt. Wenn für ähnliche Anwendungen so hohe Belastungen charakteristisch sind, muss entweder eine andere feste Versagensgrenze oder eine relative Versagensgrenze gewählt werden, die sich auf einen Referenzwert bezieht. Für die beschriebenen Elemente erweisen sich damit stationäre Betriebsbedingungen von einer Erregerkraftamplitude von 40 kN und einer Erregerfrequenz 2 Hz als geeignet für die Umsetzung der Versuche auf dem Prüfstand.

Im Weiteren wird der Einfluss der Umgebungstemperatur untersucht. Die Lebensdauerversuche sind unter Laborbedingungen bei Umgebungstemperaturen zwischen 17 und 37 °C durchgeführt worden. Dabei variiert die Umgebungstemperatur in einigen Versuchen ausgeprägter als in anderen, vgl. Tabelle 4.1. Dies ist durch die Außentemperatur zu begründen. Dadurch kann die Umgebungstemperatur nicht zwingend als stationär angenommen werden. Da sie i. d. R. nur langsame Änderungen vollzieht, kann ihre Änderung durch die relative Temperatur abgedeckt werden. Kontrolliert höhere Umgebungstemperaturen werden anhand von zwei Versuchen in einer mobilen Wärmekammer durchgeführt. Die Wärmekammer umfasst den Prüfaufbau und ermöglicht eine Steuerung der Umgebungstemperatur. In diesen Versuchen ist mit einem stärkeren Einfluss der Temperatur auf die Degradation des Lagers zu rechnen. Mit dem Ziel, die Lebensdauer der Elemente nicht zu stark zu stauchen, ist eine geringere Erregerkraftamplitude von 38 kN für diese Versuche gewählt worden. Die Erregerfrequenz ist unverändert auf 2 Hz eingestellt worden. In einem ersten Versuch ist die Umgebungstemperatur stationär auf 60 °C eingestellt worden, da Umgebungstemperaturen von unter 50 °C laut Steinweger [182] einen vernachlässigbaren Einfluss auf die Lebensdauer von Elastomer-Elementen aufweisen. In Abbildung 5.4 sind die Temperaturverläufe des unter diesen Bedingungen durchgeführten Lebensdauerversuchs von Lager 11 visualisiert. In Abbildung 5.4 a) zeigt sich das konstante Niveau der Umgebungstemperatur, während die Lagertemperatur den charakteristischen Verlauf mit den drei Phasen aufweist. Der Verlauf der relativen Temperatur, in Abbildung 5.4 b) dargestellt, ist dem der Lagertemperatur ähnlich und kann ebenfalls in die drei Phasen eingeteilt werden. Obwohl das Lager bereits vor Versuchsbeginn zum Temperieren in die aufgeheizte Wärmekammer gelegt worden ist, fallen zu Beginn des Versuchs die negativen relativen Temperaturen auf. Dies wird vermutlich dadurch verursacht, dass die Wärmekammer auf den Bereich des Prüfstands begrenzt ist, in dem sich das Lager befindet. Die Wärmekammer deckt den Bereich von den Stahlblöcken bis zum Flansch vor der Kraftmessdose in Abbildung 3.6 ab. Aufgrund der guten Wärmeleitfähigkeit von Metall wird die Wärme des Lagers und der angrenzenden Komponenten des Prüfstands über den Hydraulikzylinder und die Stahlblöcke zur Fixierung des Bolzens an die Umgebung außerhalb der Wärmekammer abgegeben, sodass das Gummi-Metall-Element im Stillstand eine Temperatur von weniger als 60 °C aufweist und damit kälter als die Umgebungstemperatur in der Wärmekammer ist. Wie erwartet fällt die Lebensdauer des Lagers im Vergleich zu den stationär bei 40 kN Erregerkraftamplitude unter Laborbedingungen belasteten Lagern deutlich kürzer aus. Dies wird durch die abnehmende Festigkeit der Gummi-Metall-Elemente bei erhöhter Temperatur und durch eine mögliche zusätzliche thermische Degradation der Elemente in diesem Umgebungstempe-

raturbereich erklärt [30, 56, 119].

Mit dem Ziel, den Einfluss der Umgebungstemperatur auf die Degradation der Gummi-Metall-Elemente weiter zu analysieren, ist der Lebensdauerversuch für Lager 12 in der Wärmekammer mit variiertem Umgebungstemperatur in einem Bereich von 59 bis 69 °C durchgeführt worden. Dabei resultiert die Maximaltemperatur aus der Anforderung an die maximal ertragbare Temperatur der Sensoren. Die Variation der Umgebungstemperatur wurde über 88 % der Lebensdauer des Elements umgesetzt. Während der letzten 12 % der Lebensdauer ist eine konstante Umgebungstemperatur von 60 °C eingestellt gewesen, sodass ab diesem Zeitpunkt die Änderung der Lagertemperatur unmittelbar auf die Degradation des Lagers zurückzuführen ist. Der Einfluss der instationären Umgebungstemperatur auf die Lagertemperatur wird in Abbildung 5.5 a) visuell beschrieben. Variationen der Umgebungstemperatur wirken sich unmittelbar auf die Lagertemperatur aus, insbesondere in der ersten und zweiten Phase der Lebensdauer. Erst bei ca. $1,3 \times 10^5$ Zyklen nimmt der Einfluss ab. Zu dem Zeitpunkt zeigt sich der Abfall der Umgebungstemperatur in der Wärmekammer nur noch geringfügig in der Lagertemperatur. Die dritte Phase der Lebensdauer des Elements ist erreicht. In dieser Phase scheint der Degradationsprozess gegenüber derartigen Änderungen der Umgebungsbedingungen zu überwiegen. Daraufhin ist die Umgebungstemperatur konstant auf 60 °C gestellt worden. In Abbildung 5.5 b) ist der Verlauf der sich aus den beiden Temperaturen ergebenden relativen Temperatur für diesen Versuch abgebildet. Im Vergleich zu Lager 11 weisen die Temperaturverläufe stärkere Schwankungen auf, die sich durch die Umgebungstemperatur erklärt werden. Außerdem fällt die Lebensdauer bei diesem Versuch unter variiertem Umgebungstemperatur nochmals kürzer aus, als die vorherige bei konstant 60 °C Umgebungstemperatur. Der generelle Verlauf der relativen Temperatur unter instationären Umgebungsbedingungen ähnelt dem Temperaturverlauf des Lagers bei konstanter Umgebungstemperatur. Zusammenfassend zeichnen sich die Lebensdauerversuche in der Wärmekammer im Vergleich zu den Versuchen unter Laborbedingungen durch eine negative relative Temperatur zu Versuchsbeginn sowie eine kürzere Lebensdauer aus.

5.1.2 Beschleunigungsmessungen

Die Beschleunigungsmessungen werden im Folgenden für die Lebensdauerversuche unter einer stationären Belastung mit einer Erregerkraftamplitude von 40 kN und einer Erregerfrequenz von 2 Hz ausgewertet. Die Beschleunigungsdaten der unter Laborbedingungen belasteten Elemente werden entsprechend der beiden Einbausituationen, eingebaut und im Versuchsstand eingebaut, einzeln betrachtet. Für ausgebaute Lager, die freischwingend in Gummibändern durch eine Impulsanregung getestet worden sind, ist eine deutliche Veränderung über der Lebensdauer zu erkennen, vgl. Abbildung 4.6. Je weiter der Lebensdauerversuch fortschreitet, desto kleiner wird die durch den Modalhammer angeregte Frequenz mit der größten Amplitude. Daher gilt die Frage zu klären, ob diese Beobachtungen auch im eingebauten System zu beobachten sind, wo die Schwingungen des Systems durch weitere Massen bzw. Massenträgheiten verändert und im Versuchsaufbau über andere Verbindungen abgeleitet werden können. Im ausgebauten Zustand konnten die durch den Hammer aufgeprägten Schwingungen nur über den Bolzen zu der elastischen Aufhängung abgeleitet werden und sind daher durch die Sensoren am Bolzen und am Hohlzylinder messbar. Im Prüfstand können die Schwingungen nicht nur über den Bolzen, sondern zusätzlich über die Elementaufnahme in den fest verbundenen Hy-

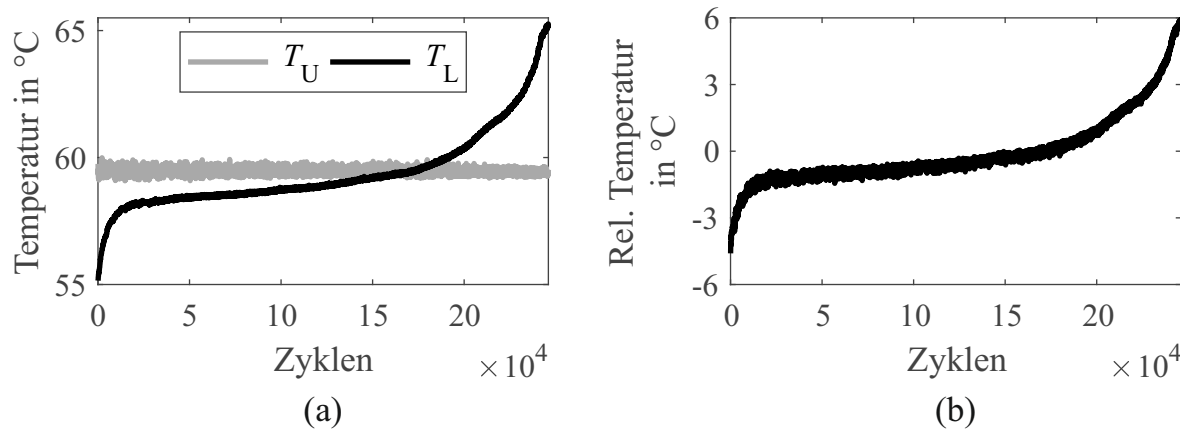


Abbildung 5.4: Vergleich der Temperaturverläufe von Lager 11, das bei erhöhter Umgebungstemperatur geprüft worden ist: a) Verlauf der Lager- und der Umgebungstemperatur sowie b) Verlauf der relativen Temperatur (angelehnt an [22])

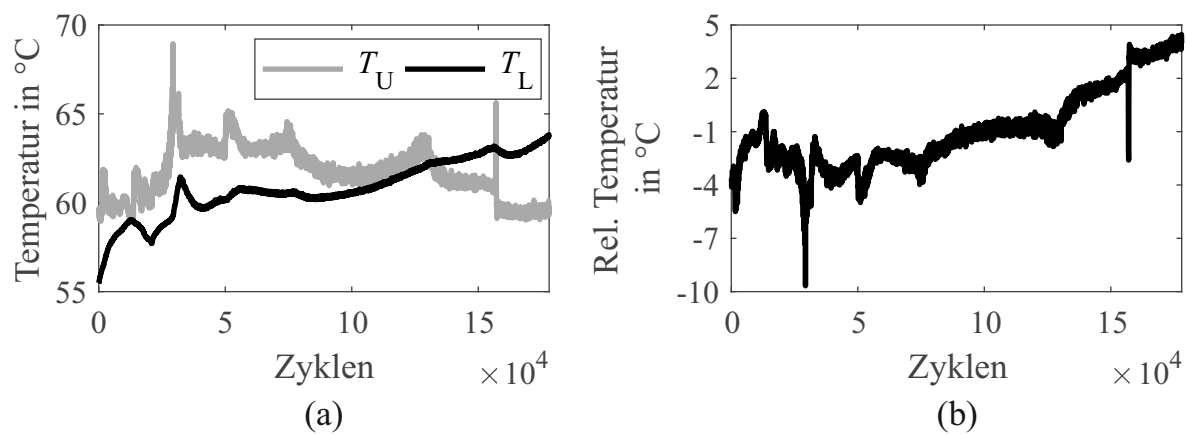


Abbildung 5.5: Vergleich der Temperaturverläufe von Lager 12, das unter instationärer, erhöhter Umgebungstemperatur geprüft worden ist: a) Verlauf der Lager- und der Umgebungstemperatur sowie b) Verlauf der relativen Temperatur (angelehnt an [22])

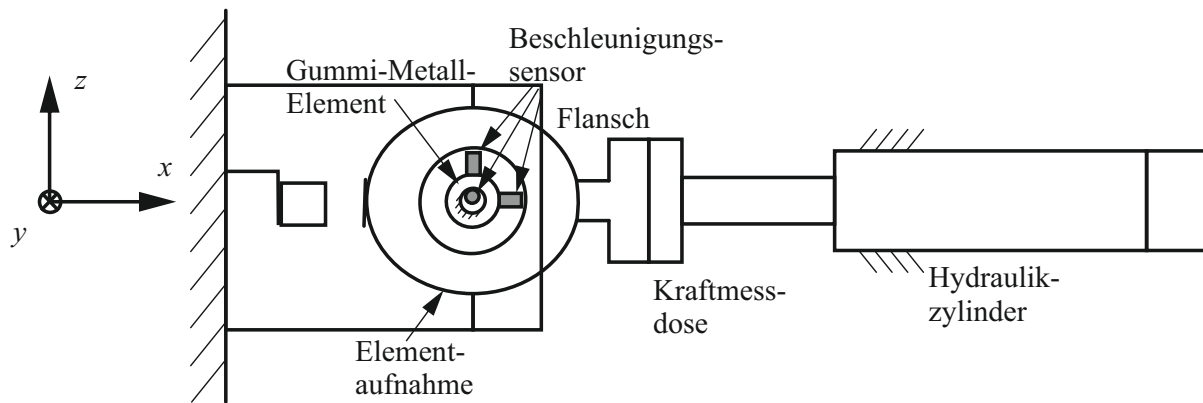


Abbildung 5.6: Messpositionen der Beschleunigungssensoren am Prüfstand

draulikzylinder abgeführt werden. Zudem stellt sich die Frage, ob eine vergleichsweise kleine Kraftanregung mit dem Modalhammer bei den großen Massen des Prüfstands und der deutlich höheren Erregerkraftamplitude des Hydraulikzylinders überhaupt von den Sensoren wahrgenommen wird. Mit dem Ziel, diese Unsicherheiten zu reduzieren, sind während der Lebensdauerversuche 5, 6 und 13 Beschleunigungsmessungen im Stillstand mit einer impulsartigen Anregung durch einen Modalhammer durchgeführt worden. Die Sensorpositionen sind in die Skizze des Prüfstands in Abbildung 5.6 eingezeichnet. In Belastungsrichtung (negative x -Richtung) und 90° versetzt dazu in negative z -Richtung sind eindimensionale ICP-Beschleunigungssensoren am Hohlzylinder positioniert worden. Weiterhin ist 90° versetzt zur Belastungsrichtung in y -Richtung an der Stirnseite des Bolzens ein eindimensionaler oder ein dreidimensionaler ICP-Sensor platziert worden. Weitere Unsicherheiten in den Messungen finden sich in der manuellen Anregung, die eine gleichbleibende Kraftamplitude sowie eine identische Krafteinleitungsstelle nicht gewährleisten kann. Außerdem sind die Sensoren in den Versuchen nur mit Wachs befestigt, sodass sie zu ihrem Schutz nach jeder Messung abgebaut werden, sodass ihre Sensorposition eine weitere Unsicherheit enthält.

Im Vergleich zu den Temperaturmessungen ist die Anzahl der vorliegenden Beschleunigungsmessungen deutlich geringer, da dieses Konzept nicht die höchste Priorität genießt. Diese Messungen sind ca. alle zwei Stunden vier Mal pro Tag manuell durchgeführt worden. Die Abtastfrequenz liegt bei 2.048 Hz. Die deutlichsten Schwingungsantworten im Prüfstand zeigen Beschleunigungsmessungen am Hohlzylinder in Belastungsrichtung (negative x -Richtung) und in negative z -Richtung. Der Verlauf einer Beschleunigungsmessung in negative z -Richtung für eine Dauer von 0,2 s ist in Abbildung 5.7 zu Versuchsbeginn (Phase I) und vor dem Ende des Versuchs (Phase III) für ein eingebautes Beispiellager zu sehen. Bei beiden Messungen haben ähnliche Bedingungen vorgelegen. Die Anregung durch den Modalhammer ist mit einer Kraftamplitude von ca. 300 N erfolgt. Die Umgebungstemperatur ist hingegen nicht identisch gewesen, zu Beginn hat eine Umgebungstemperatur von 25°C und am Ende eine von 29°C vorgelegen. Die Lagertemperatur ist im Laufe des Lebensdauerversuchs ebenfalls deutlich angestiegen. Beide Messungen zeigen zu Beginn eine deutliche Schwingung des Systems aufgrund der Anregung. Diese weist unterschiedliche Amplituden auf, die innerhalb einer Dauer von 0,2 s abklingen. Dabei zeigt die Antwort des Lagers am Lebensende größere Amplituden als die Antwort des Lagers zu Versuchsbeginn. Ob sich dieses Feature über mehrere Messzeitpunkte als geeignet erweist, wird die Feature Extraktion und Selektion in Kapitel 5.3 zeigen.

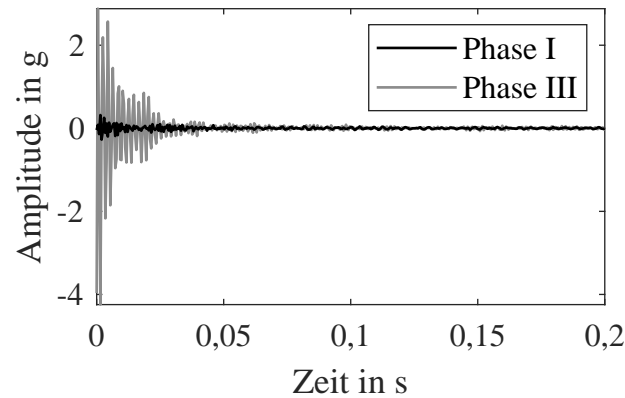


Abbildung 5.7: Gemessene Beschleunigungen am im Prüfstand eingebauten Lager infolge einer Impulsanregung

5.2 Sensitivitätsanalyse

Gummi-Metall-Elemente, die durchgeführten Lebensdauerversuche, die Modellbildung und die Prognose sind mit einer Vielzahl an Unsicherheiten verbunden. Daher werden neben der Versagensgrenze weitere Unsicherheiten berücksichtigt, um eine genaue Prognose der RUL der Gummi-Metall-Elemente zu realisieren. Ein geeignetes Werkzeug zur Bewertung der Unsicherheit ist eine Sensitivitätsanalyse. Diese Analyse bewertet den Einfluss einer variablen Eingangsgröße auf eine definierte Zielgröße. Dafür muss die betrachtete Unsicherheit in den Größen beschreibbar sein [112]. Zuerst werden in Abschnitt 5.2.1 die Unsicherheiten in den Messgrößen quantifiziert, bevor in Abschnitt 5.2.2 die Einflüsse verschiedener methodischer Parameter auf die Prognosegüte mit einer Sensitivitätsanalyse ermittelt werden. Die Analyse erfolgt anhand der Messdaten der getesteten Lager.

Aus dem Grund, dass das im Partikelfilter eingesetzte Monte Carlo Sampling als die bekannteste Methode zum Propagieren von Unsicherheiten gilt, stellt das Partikelfilter eine geeignete Prognosemethode zur Berücksichtigung verschiedener Unsicherheiten dar [170]. Daher werden die in Abschnitt 5.2.1 beschriebenen und analysierten Unsicherheiten der Temperatursignale und der Lebensdauer durch unterschiedliche Parameter im Partikelfilter abgebildet. Diese Parameter sowie die Unsicherheit der Prognosemethode selbst werden in Abschnitt 5.2.2 fokussiert. Die beiden Parameter, die den größten Einfluss auf die Prognosegüte ausüben, werden mit dem Ziel, den *MAPE* zu reduzieren, in einer Parameterstudie fokussiert.

5.2.1 Beschreibung der Unsicherheiten

Mit Bezug zu Abbildung 2.3 werden in dieser Arbeit aus allen vier Arten Unsicherheiten berücksichtigt. Die *Unsicherheit der Eingangsdaten* zeigt sich im Messrauschen der Messsignale und der Materialunsicherheit. Mit dem Ziel, den Einfluss des Materials zu reduzieren, werden Gummi-Metall-Elemente auf einer naturkautschukbasierten Elastormischung verwendet. Ihre mittlere Shore-Härte beträgt 61 ± 2 Shore A. Die Vorspannung wird durch das Zusammendrücken des Gummi-Metall-Elements durch Bolzen und Hohlzylinder erzielt. Eine identische Vorspannung aller Elemente ist aufgrund fertigungsbedingter Toleranzen nicht realisierbar. Die mittlere Vorspannung über den stationär belasteten Lagern liegt bei 1,72 mm, die Standardabweichung der Vorspan-

nung beträgt 0,02 mm. Dennoch weisen die Lebensdauern der betrachteten Elemente eine deutliche Streuung auf. So variieren die Lebensdauern der stationären Elemente zwischen $4,96 \times 10^5$ und $1,33 \times 10^6$ Zyklen. Die äußeren Einflussfaktoren auf das Elastomer ergeben sich aus den Betriebsbedingungen der Lebensdauerversuche, dabei wird die Unsicherheit der Umgebungsbedingungen durch die Umgebungstemperatur berücksichtigt. Dieser Einfluss zeigt sich bspw. in einer deutlich geringeren Lebensdauer der in der Wärmekammer bei geringerer Kraftamplitude belasteten Elemente, die zwischen $1,78$ und $2,46 \times 10^5$ Zyklen bis zum Lebensende erfahren. Die *Unsicherheit der Zukunft* wird hauptsächlich durch die Unsicherheit der Degradation des Elastomers unter den Betriebs- und Umgebungsbedingungen abgebildet. Dabei wird deutlich, dass die Unsicherheit der Zukunft in der Degradation und den instationären Betriebsbedingungen in der Wärmekammer nicht losgelöst von den Unsicherheiten der Eingangsdaten zu betrachten ist. Die *Modellunsicherheit* wird durch Modellparameter des Zustandsmodells charakterisiert. So weisen die Modelle eine mittlere quadratische Abweichung von $0,54^\circ\text{C}^2$ von den Temperaturdaten auf. Weiterhin spiegelt auch die adaptive Versagensgrenze eine Modellunsicherheit wider, die in Kapitel 5.4.2 ausgewertet wird. Durch unterschiedlich große Stichproben in Form von variierenden Partikelanzahlen sowie verschiedenen Modellannahmen, insbesondere die Bildung von Modellkombinationen, wird die *Unsicherheit der Prognosemethode* analysiert.

Im Folgenden liegt der Analyseschwerpunkt auf der Unsicherheit der Eingangsdaten.

5.2.1.1 Unsicherheiten der Temperatursignale

Die Streuungen der gemessenen Temperaturen der einzelnen Lager werden in mehreren Schritten analysiert. In einem ersten Schritt werden die beiden im Gummi-Metall-Element gemessenen Temperaturen verglichen. Dafür wird ein Bereich des Temperaturverlaufs aus Phase II ausgewählt, in dem die Lagertemperatur nahezu konstant ist. Über diesen Zeitbereich werden die beiden Temperatursignale, die 90° und 180° zum Schlitz in dem Außenrohr des Elements gemessen worden sind, in Abbildung 5.8 a) betrachtet. Die beiden ähnlichen Signale sind geprägt von einem Messrauschen und unterscheiden sich zudem durch einen Offset. Dieser wird ermittelt, indem die Effektivwerte der beiden Temperatursignale bestimmt und voneinander abgezogen werden. Für die dargestellten Signale ergibt sich der Offset zu $0,1^\circ\text{C}$. Dieser Offset ist vergleichsweise klein und liegt im Bereich der Messunsicherheit der Thermoelemente. Die Verwendung der Effektivwerte ist ein probates Mittel, um das Messrauschen in den Daten zu reduzieren. Aus diesem Grund wird in der Prognosemethode statt dem Temperatursignal der Effektivwert verwendet. In Abbildung 5.8 b) und c) wird das Messrauschen der beiden Signale gegenübergestellt, indem das Messsignal in einzelne Temperatúrausprägungen unterteilt und die Häufigkeit, in der diese Temperatúrausprägungen im Signal vorkommen, betrachtet werden. In Abbildung 5.8 b) ist die Häufigkeitsverteilung für die 90° versetzt zum Schlitz im Element gemessene Lagertemperatur und in Abbildung 5.8 c) die Häufigkeitsverteilung der 180° versetzt zum Schlitz gemessenen Lagertemperatur dargestellt. Abgesehen von dem beschriebenen Offset ähneln sich die Verteilungen. Die Annahme, dass sich das Messrauschen entsprechend einer Gauß-Verteilung um den Mittelwert des Signals aufbaut, kann durch die an die Häufigkeitsverteilung gefittete Gauß-Verteilung bestätigt werden. Die daraus resultierende Standardabweichung ergibt sich für beide Signale zu $0,02^\circ\text{C}$. Aufgrund dieser beiden Erkenntnisse ist davon auszugehen, dass beide Messsignale im

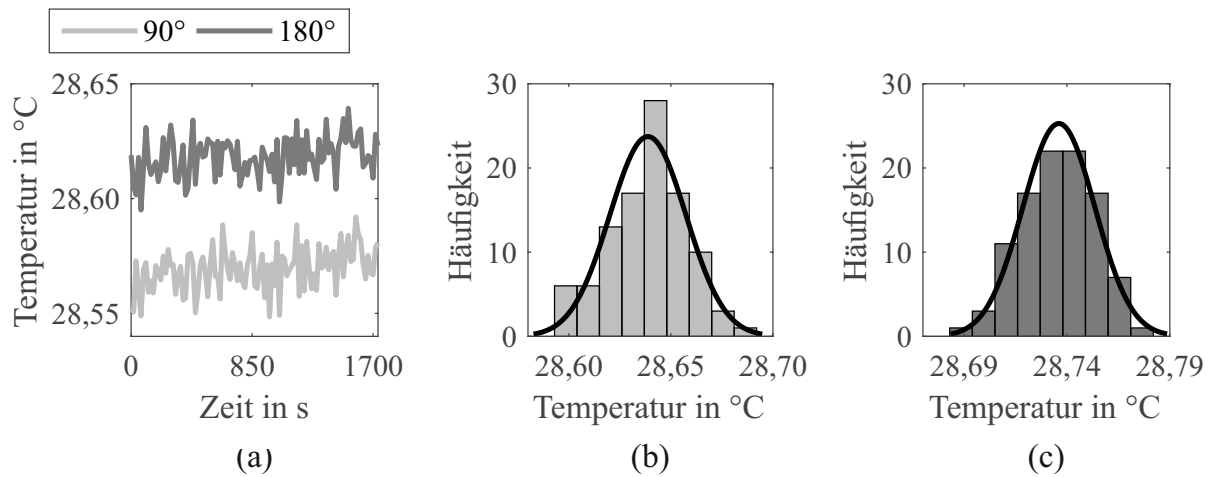


Abbildung 5.8: Vergleich der beiden internen Lagertemperaturen: a) Lagertemperaturen der beiden internen Sensoren, b) Häufigkeitsverteilung der Lagertemperaturen, die mit dem 90° versetzt zum Schlitz des Gummi-Metall-Elements positionierten Sensor gemessen worden sind, sowie c) Häufigkeitsverteilung der Lagertemperaturen, die mit dem 180° versetzt zum Schlitz positionierten Sensor gemessen worden sind

Gummi-Metall-Element die gleichen Informationen in Bezug auf den Zustand des Elements liefern. Da nicht in allen Versuchen die gleichen beiden Thermoelemente eingesetzt werden, variieren der Offset und die Standardabweichung der gefitteten Gauß-Verteilung über den in dieser Arbeit getesteten Elementen. Die generelle Aussage bleibt die gleiche.

Nachdem gezeigt worden ist, dass die Signale der beiden Thermoelemente im Inneren der Gummi-Metall-Elemente gleichwertig sind, werden im Folgenden nur die Temperatursignale in Belastungsrichtung betrachtet. Im Folgenden werden die Abweichungen in den Temperaturverläufen aller betrachteten Lebensdauerversuche fokussiert. Besonders relevant sind die Temperaturen an definierten Zeitpunkten während der Lebensdauer. Daher wird in Abbildung 5.9 anhand eines Boxplots gezeigt, wie sich die relativen Temperaturen zu Beginn des Lebens und am Lebensende verteilen. Darüber hinaus wird als dritte Größe der Mittelwert der Temperatur des gesamten Lebensdauerversuchs betrachtet. In schwarz sind die Ergebnisse für die stationären Versuche unter Laborbedingungen (Stat.)

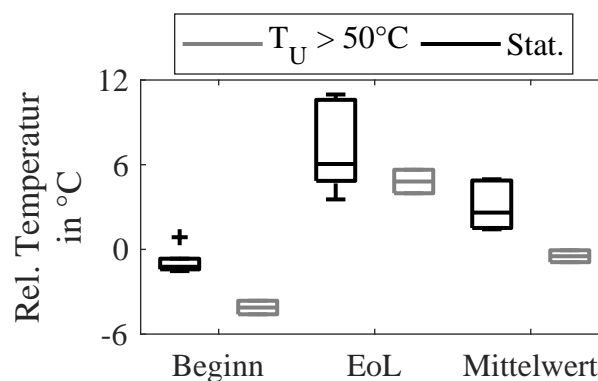


Abbildung 5.9: Streuungen der relativen Temperaturen der beiden Versuchsgruppen zu verschiedenen Zeitpunkten (Beginn und Lebensende (EoL)) sowie der Mittelwert über die gesamte Lebensdauer

mit Umgebungstemperaturen um $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ und in grau die Ergebnisse für die in der Wärmekammer bei Umgebungstemperaturen von mehr als $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ durchgeführten Versuche abgebildet. Zuerst werden die Streuungen der relativen Temperaturen der stationär unter Laborbedingungen belasteten Lager betrachtet. Zu Beginn der Lebensdauer schwanken die relativen Temperaturen um $-1\text{ }^{\circ}\text{C}$, was dadurch zu erklären ist, dass die Elemente vor Versuchsbeginn ungefähr die Temperatur der Umgebung angenommen haben. Dabei kennzeichnet das „+“-Zeichen, dass es einen Ausreißer in den Messungen gegeben hat, der eine geringe positive relative Temperatur zu Versuchsbeginn aufweist. Am Lebensende liegen die Mediane der relativen Temperaturen in einem Bereich um $7\text{ }^{\circ}\text{C}$. Auffällig ist die deutlich größere Streuung am Lebensende im Vergleich zum Beginn des Lebens der Elemente, obwohl sie eine gleiche Belastung erfahren haben. Die mittlere Temperatur streut über einen Bereich von 2 bis $5\text{ }^{\circ}\text{C}$, mit einem Median von $3\text{ }^{\circ}\text{C}$. Die Messergebnisse der Gruppe der Elemente, die bei Umgebungstemperaturen von über $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ in der Wärmekammer belastet worden ist, unterscheiden sich von denen der stationären Versuche unter Laborbedingungen. Zu Lebensbeginn ist die relative Temperatur geringer, da kleine Abweichungen zwischen der Temperatur der Elemente und der Umgebungstemperatur der Wärmekammer vorliegen. Insbesondere aufgrund der deutlich geringeren Temperaturen zu Beginn der Lebensdauer ist der ähnliche Temperaturbereich am Lebensende um einen Median von $5\text{ }^{\circ}\text{C}$ hervorzuheben. Der Temperaturbereich der Mittelwerte erstreckt sich dennoch über ein niedrigeres Temperaturniveau um $0\text{ }^{\circ}\text{C}$.

5.2.1.2 Unsicherheiten der Beschleunigungssignale

Nachdem die Unsicherheit in den Temperaturverläufen und der Lebensdauer betrachtet worden ist, bleibt noch die Unsicherheit in den Beschleunigungsmessungen zu prüfen. Analog zu der Analyse des Rauschens in den Temperatursignalen sind die Beschleunigungssignale analysiert worden. Dafür werden die im Stillstand detektierten Beschleunigungssignale betrachtet, nachdem die Schwingungsantwort abgeklungen ist, vgl. Abbildung 5.7. Beispielhaft werden in Abbildung 5.10 die Häufigkeit der einzelnen Amplituden der Beschleunigungssignale in x - und z -Richtung sowie die gefitteten Gauß-Verteilungen veranschaulicht. Die Annahme, dass sich das Messrauschen entsprechend einer Gauß-Verteilung um den Mittelwert des Signals aufbaut, ist demnach auch für diese Messgrö-

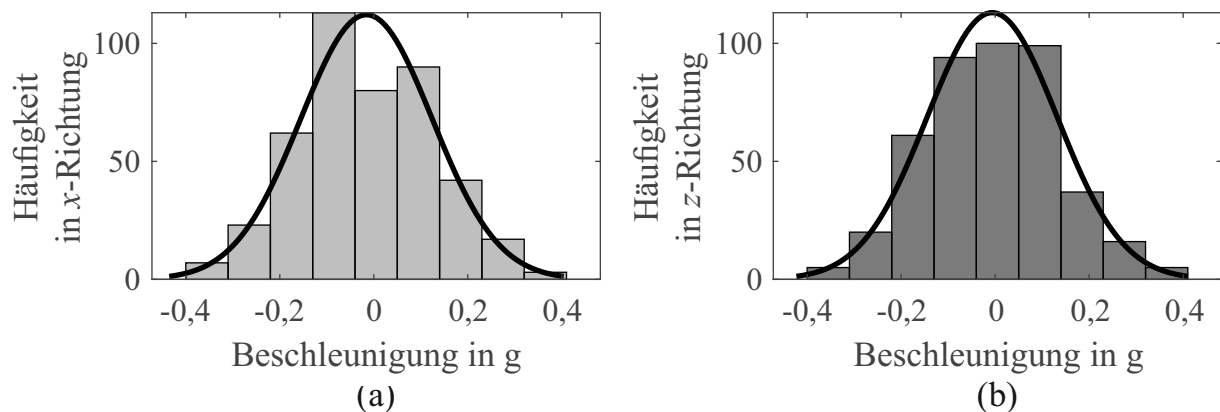


Abbildung 5.10: Vergleich der Beschleunigungsmessungen: a) Häufigkeitsverteilung der Beschleunigungen in x -Richtung sowie b) Häufigkeitsverteilung der Beschleunigungen in z -Richtung

ße valide. Die daraus abgeleitete Standardabweichung des Beschleunigungssignals in x -Richtung beträgt 0,140 g bei einem Mittelwert von -0,016 g. Die Standardabweichung des Beschleunigungssignals in z -Richtung beträgt 0,139 g bei einem Mittelwert von -0,006 g. Damit weisen die Signale unabhängig von der Messrichtung eine nahezu ideale Schwingung um die Nulllage sowie eine gleichgroße Standardabweichung auf.

Um den Einfluss leicht variierender Sensorpositionen über verschiedenen Messungen und insbesondere mehreren Lebensdauerversuche zu analysieren, ist die Auswertung für alle Messungen im Stillstand der drei Lebensdauerversuche durchgeführt worden. Die Ergebnisse sind vergleichbar. Es ergibt sich in x -Richtung eine mittlere Standardabweichung der gefitteten Gauß-Verteilungen von 0,099 g bei einem Mittelwert von -0,02 g. Die mittlere Standardabweichung der Messungen in z -Richtung beträgt 0,106 g bei einem Mittelwert von -0,024 g. Damit ergibt sich in beiden Richtungen ein ähnliches Rauschen, das den Sensoren und den Schwingungen der Hydraulik zugeschrieben wird.

5.2.2 Sensitivitätsanalyse

Das Partikelfilter baut für die Umsetzung der Lebensdauerprognose neben den Modellen auf verschiedenen Parametern auf, die einen Einfluss auf die Prognosegüte haben. Diese Parameter werden unterteilt in Parameter zur Beschreibung der Unsicherheit der Prognosemethode und solche zur Beschreibung der Unsicherheit der Eingangsdaten und der Modelle. In dieser Reihenfolge werden die Parameter im Folgenden betrachtet.

5.2.2.1 Analyse der Unsicherheit der Methode

Parameter des Partikelfilters zur Beschreibung der Unsicherheit der Methode sind

- die Anzahl der Simulationen,
- die Anzahl der Partikel und
- die Resamplingstrategie.

Durch die richtige Wahl der drei Parameter ist es möglich eine geringe Unsicherheit der Methode zu erzielen. Dabei ist die Resamplingstrategie kein Parameter, aber eine Möglichkeit die Unsicherheit der Methode einzustellen, die abhängig von den Eingangsdaten ist. Der zugehörige Parameter wird in Abhängigkeit der verfolgten Resamplingstrategie gewählt. So können im SIR Partikelfilter sowohl ein kontinuierliches Resampling mit einer festen Resamplingfrequenz als auch ein grenzwertbasiertes Resampling realisiert werden.

Eine geeignete Anzahl an Partikeln zu bestimmen ist stark von der Anwendung und den zugehörigen Daten abhängig. Krupa [121] sieht eine Herausforderung des Partikelfilters in der Bestimmung einer geeigneten Partikelanzahl, daher variiert er diese im Bereich von 15 bis 120. Jouin et al. [101] haben in ihrem Review verschiedene Quellen ausgewertet, in denen mindestens 30 und maximal 10.000 Partikel umgesetzt worden sind. Darauf basierend geben sie die Empfehlung mit einer kleinen Anzahl zu starten und diese adaptiv anzupassen, bis die Ergebnisse konvergieren. Weitere Anwendungen des Partikelfilters arbeiten mit Partikelanzahlen zwischen 500 und 1.000 [29, 130].

Der Einsatz des Resamplings wird mit Fokus auf die Partikelvielfalt und den Rechenaufwand analysiert [101, 196]. Für die Durchführung einer geeigneten Resamplingstrategie im SIR Partikelfilter muss festgelegt werden, zu welchem Zeitpunkt das Resampling durchgeführt wird. Verglichen werden in dieser Arbeit das kontinuierliche Resampling,

das zu jedem Zeitschritt der Lebensdauerprognose durchgeführt wird, und das grenzwertbasierte Resampling. Laut Jouin [101] führt zu häufiges Resampling zu einer geringeren Vielfalt, sodass die Resamplingfrequenz nicht zu hoch sein soll. Andererseits erhöht Resampling die Wahrscheinlichkeit den Zustand geeignet abzubilden. Häufig wird ein grenzwertbasiertes Resampling umgesetzt [6, 196], da dieses im Vergleich zur kontinuierlichen Resamplingstrategie weniger rechenintensiv ist, weil der Resamplingschritt nicht mit einer festen Frequenz durchgeführt wird, sondern nur wenn eine Bedingung erfüllt ist. Diese Bedingung wird mit Hilfe eines Grenzwerts aufgestellt. Daher wird der Grenzwert in Abhängigkeit von den Daten oder häufig auch in Abhängigkeit der verwendeten Partikelanzahl N_s gewählt, bspw. $N_s/2$ oder $N_s/3$ [70]. In der Bedingung wird der gewählte Grenzwert i. d. R. mit der effektiven Partikelanzahl verglichen, da diese ein Messwert für die Verarmung der Partikelpopulation ist. Die effektive Partikelanzahl \hat{N}_{eff} wird wie folgt abgeschätzt

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (\omega_{k,n}^i)^2}, \quad (5.1)$$

dabei ist $\omega_{k,n}^i$ das normierte Gewicht zugehörig zum Partikel i . Wenn die effektive Partikelanzahl kleiner als der Grenzwert ist, werden die Partikel resampled [7, 196].

Mit dem Ziel, den Einfluss der drei Parameter Anzahl der Partikel, Anzahl der Simulationen und der Resamplingstrategie auf die prognostizierte RUL zu ermitteln, werden diverse Prognosen der RUL ausgewertet. Dabei stellt die Analyse dieser drei Parameter in dieser Arbeit eine Erweiterung der Vorstudie [20] dar, indem eine größere Anzahl an Gummi-Metall-Elementen betrachtet wird, um den Einfluss der Parameter mit einer größeren Sicherheit beschreiben zu können. Die resultierende Modellkombination setzt sich aus den Parametersätzen alle betrachteten Elemente zusammen. Die durchgeführten Prognosen basieren auf 5 oder 10 wiederholten Simulationen in Kombination mit 100, 500 oder 1.000 Partikeln. Eine geringere Anzahl an Partikeln wird aus zwei Gründen nicht gewählt. Einerseits konvergiert eine Prognose mit 50 Partikeln nicht für alle betrachteten Lager. Andererseits werden im Multi-Modell-Partikelfilter mehrere Zustandsmodelle berücksichtigt, die alle durch eine ausreichend hohe Zahl an Partikeln abgebildet werden sollen.

Die Simulationsergebnisse für die Variation der Parameter Anzahl der Simulationen und Anzahl der Partikel werden in Abbildung 5.11 a) ersichtlich. Der Boxplot zeigt die Variationen der Absolutwerte der relativen Fehler der prognostizierten RUL über alle Prognosezeitpunkte. Der Boxplot bietet eine geeignete Darstellungsform, um möglichst alle Fehler sowie deren Streuung aufzuzeigen. Daher werden in der Abbildung die relativen Fehler anstelle des *MAPEs* betrachtet, da dieser bereits eine Mittelung der Daten beinhaltet. Während die Variation der Anzahl der Partikel auf der x -Achse aufgetragen ist, kennzeichnen die schwarzen Boxplots die Simulationen mit 5 Wiederholungen und die grauen Boxplots die mit 10 Wiederholungen. Über alle Variationen zeigen die Ergebnisse kleine Abweichungen. So liegt der Median bei allen Variationen um einen relativen Fehler von 35 %. Außerdem weisen alle Boxen Ausreißer in Form von „+“-Zeichen auf. Die 25- bzw. 75 %-Perzentile heben hervor, dass bei 100 Partikeln die Abweichungen zwischen 5 und 10 Wiederholungen deutlicher ausfallen als für eine größere Anzahl an Partikeln. Die Unterschiede zwischen 500 und 1.000 Partikeln sind gering. Aufgrund der Unsicherheiten in den Daten und der daraus resultierenden Berücksichtigung mehrerer Modelle wird

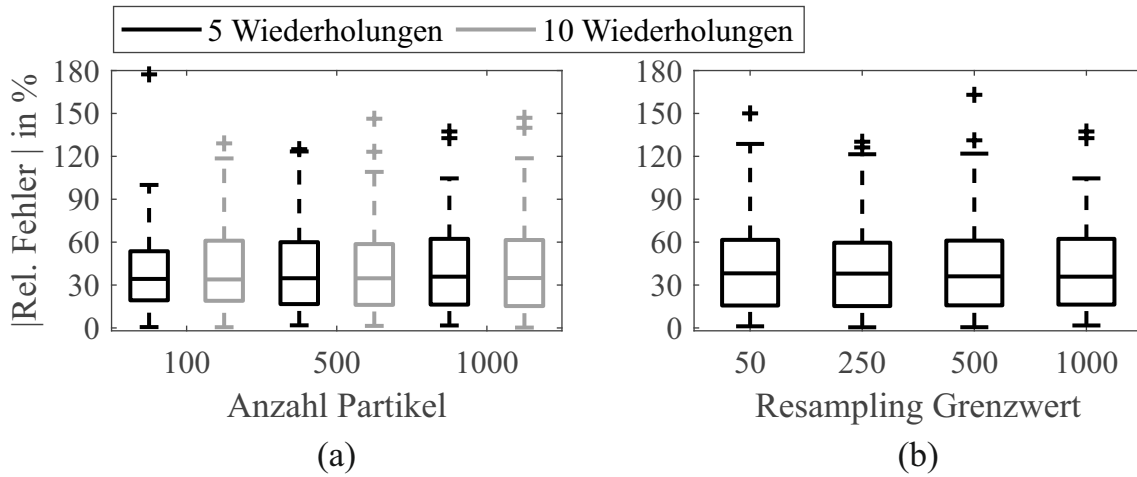


Abbildung 5.11: Analyse der Unsicherheiten der Methode: a) Einfluss der Anzahl der Partikel auf den relativen Fehler sowie b) Einfluss der grenzwertbasierten Resamplingstrategie auf den relativen Fehler

im Folgenden mit 1.000 Partikeln gearbeitet. Für diese Anzahl an Partikeln zeigen sich ebenfalls nur geringe Unterschiede in den Simulationen mit 5 oder 10 Wiederholungen. Da 5 Wiederholungen zu geringeren Extremwerten und Ausreißern führen, bauen die folgenden Analysen auf diesen beiden Parameterwerten auf. Damit bestätigt diese Analyse die Aussage aus [20].

Weiterhin wird evaluiert, ob eine grenzwertbasierte Resamplingstrategie das Ergebnis verbessern kann. Es werden Grenzwerte zwischen 50 und 1.000 gewählt, die zu einem Resampling führen, wenn die effektive Partikelanzahl diesen Grenzwert nicht erreicht. Dabei bedeutet ein Grenzwert von 1.000, dass in diesem Fall alle 1.000 verwendeten Partikel effektiv sein sollen und damit zu jedem Zeitschritt resampled wird. Dieser Grenzwert ist gleichbedeutend damit, dass kontinuierlich bzw. zu jedem Zeitpunkt resampled wird. In Abbildung 5.11 b) wird anhand eines Boxplots die Streuung der Absolutwerte der relativen Fehler der gleichen Lager wie zuvor über den gleichen Zeitpunkten über den jeweils umgesetzten Grenzwerten gezeigt. Es fällt auf, dass die Boxplots geringfügige Variationen über den vier dargestellten Grenzwerten aufweisen. Alle Mediane der relativen Fehler streuen um 37 %. Dabei verschiebt sich der Median um maximal 2 %. Eine Abweichung von 2 % liegt im Rahmen der statistischen Unsicherheit der Methode, sodass sie als vernachlässigbar erachtet wird. Während ein Grenzwert von 1.000 zu den geringsten Extremwerten führt, weist ein Grenzwert von 250 die geringsten Ausreißer auf. Zur Überprüfung wird die Anzahl der auszuwertenden Fehler durch die Bildung der *MAPEs* über den einzelnen Lagern reduziert. Dadurch heben sich die Unterschiede der einzelnen Lager stärker hervor, die Aussage der Sensitivitätsbetrachtung ändert sich hingegen nicht. Die Ergebnisse über den vier Grenzwerten unterscheiden sich minimal. Da die Partikelvielfalt bei einer geringen Resamplingfrequenz vorteilhafter ausfällt, wird ein Grenzwert von 250 effektiven Partikeln als Bedingung für das Durchführen des Resamplingsschritts gewählt.

Abschließend sei bemerkt, dass in realen Anwendungen die Simulationszeit häufig berücksichtigt wird. Aufgrund des Zusammenhangs zwischen der Simulationszeit und der Anzahl an Simulationen und Partikeln werden für die betrachteten Elemente die Simulationszeiten der möglichen Kombinationen 5 oder 10 Wiederholungen und 1.000 Partikel für eine grenzwertbasierte Resamplingstrategie mit einem Grenzwert von 250 verglichen. Da-

bei werden die Simulationen auf einem Desktop-PC (Intel Core i7, 3,4 GHz, 16 GB RAM) durchgeführt. Abhängig von der Anzahl der Messpunkte liegen die Simulationszeiten für 5 Wiederholungen zwischen 56 und 80 s, während für 10 Wiederholungen 99 bis 136 s benötigt werden. Diese Simulationszeiten bieten somit keinen entscheidenden Grund die 5 den 10 Wiederholungen vorzuziehen, da in einer prädiktiven Instandhaltung der Gummi-Metall-Elemente keine Echtzeitleösungen notwendig sind.

5.2.2.2 Analyse der Parameter zur Beschreibung der Unsicherheit der Eingangsdaten und Modelle

Aufbauend auf den Ergebnissen der vorangegangenen Analyse der Unsicherheiten der Methode wird in diesem Abschnitt der Einfluss unterschiedlicher Größen auf die Prognosegüte in den Fokus gestellt. Aufgrund der großen Streuung der Daten ist das Zustandsmodell mit einer bestimmten Parameterkombination nicht gleich gut für alle Messungen geeignet ist. Daher werden im Folgenden in einer Sensitivitätsanalyse über fünf Lager die Parameter des Partikelfilters zur Beschreibung der Unsicherheiten der Eingangsdaten und der Modelle analysiert. Dabei wird erneut der Grenzwert der Partikelanzahl berücksichtigt, da dieser nicht nur von der gewählten Partikelanzahl, sondern auch von den Eingangsdaten und deren Unsicherheiten abhängt. Daher werden die folgenden Parameter in diesem Unterabschnitt fokussiert:

- Grenzwert der Partikelanzahl für Resampling N_t ,
- Unsicherheit in der Zustandsbestimmung ν ,
- Unsicherheit der Messung κ ,
- Unsicherheit des initialen Zustands ζ und
- Unsicherheit der Modellparameter \mathbf{P}_N .

Für die bereits zuvor verwendete Modellkombination der Modellparameter aller betrachteten Lager werden in der Untersuchung die fünf Parameter zur Beschreibung der Unsicherheit in der Ausgangslage empirisch und basierend auf den im vorherigen Kapitel beschriebenen Unsicherheiten definiert. Der Grenzwert der Partikelanzahl wird entsprechend der Ergebnisse der vorangegangenen Studie auf 250 gesetzt. Die Unsicherheit in der Zustandsbestimmung wird empirisch ermittelt, da die Ableitung aus der Streuung der effektiven Temperaturen, welche den Zustand beschreiben, häufig nicht zu einer Konvergenz des Algorithmus geführt hat. Um eine Konvergenz des Partikelfilters zu erzielen, ist daher die Unsicherheit soweit reduziert worden, dass Prognosen mit geeigneter Prognosegüte erzielt werden können. Die so ermittelte Unsicherheit in der Zustandsbestimmung beläuft sich auf 0,1. Die Unsicherheit der Messung wird entsprechend der Analyseergebnisse aus Abschnitt 5.2.1.1 auf die Varianz des Messrauschens der Temperaturmessungen, auf 0,0004 °C² gesetzt. Dahingegen wird die Unsicherheit des initialen Zustands aus der Varianz der relativen Starttemperaturen der einzelnen Versuche gebildet. Diese beträgt 0,9791 °C². Die zu definierende Unsicherheit der Modellparameter soll trotz der starken Streuung der fünf Modellparameter für alle Parameter gleich ermittelt werden. Daher wird empirisch durch Prognosen der RUL der Gummi-Metall-Elemente ein geeigneter Ansatz entwickelt, vgl. Gleichung 5.2.

$$p_{N,j} = (0,001 \cdot p_{j,MK})^2 \quad (5.2)$$

Diese Berechnung ist darauf zurückzuführen, dass die Parameterwerte $p_{j,MK}$ für $j \in \mathbb{N}$

mit $j = \{1, \dots, 5\}$ stark streuen und eine Quadrierung des ermittelten Anteils bei großen Parametern einen stärkeren Einfluss durch eine größere Unsicherheit ermöglicht.

Während Parameter, die auf physikalischen Größen beruhen, in einem Wertebereich mit Realitätsbezug variiert werden können, wird in dieser Arbeit auf Basis von Gu et al. [72] eine andere Möglichkeit gefunden, alle Parameter auf einer Stufe zu vergleichen. Gu et al. haben in ihrer Arbeit den größten Einflussfaktor auf die modellbasierte Prognose der Schädigung einer Elektronikplatine identifiziert. Dafür haben sie die Parameter in ihrer Sensitivitätsanalyse um 1 % variiert und anschließend den prozentualen Einfluss auf den akkumulierten Schaden berechnet. Ein ähnliches Vorgehen wird in dieser Arbeit umgesetzt. Dabei werden die einzelnen Parameter in einem Wertebereich von bis zu $\pm 50\%$ um die Ausgangslage variiert. Dabei wird eine Variation von maximal 50 % aufgrund der geringen Parameterwerte angestrebt. Zudem wird um die einzelnen Parameter ein Wertebereich aus insgesamt fünf Werten aufgespannt. Zur Beurteilung des Einflusses der Parameter wird einerseits die Prognosegüte anhand der Performanzkennzahl *MAPE* und andererseits die relative Änderung der *MAPEs* aufgrund dieser Variation untersucht. Letztere wird ermittelt, indem die über den fünf Schritten der Parametervariation des Parameters pp_i gemittelten *MAPEs* der einzelnen Testelemente l in Bezug zu den *MAPEs* der gleichen Elemente, die aufbauend auf den Parametern der Ausgangslage ermittelt worden sind, gesetzt werden

$$dMAPE_{l,pp_i} = \frac{\frac{1}{5} \sum_{n_{pv}=1}^5 MAPE_{l,pp_i,n_{pv}}}{MAPE_{l,pp_i,1}}. \quad (5.3)$$

Die Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse finden sich als Boxplot der minimalen und maximalen *MAPEs* aller Elemente über den einzelnen Parametern in Abbildung 5.12 a). Die Boxen enthalten die minimalen und maximalen *MAPEs* aller Elemente. Der Einfluss der Parameter auf die ermittelte RUL zeigt sich darin, inwiefern die minimalen und maximalen *MAPEs* durch die Parametervariation verändert werden. Anhand von Abbildung 5.12 a) wird gezeigt, dass eine Variation der Parameter in einem Band von $\pm 50\%$ für alle fünf Parameter zu einem ähnlichen Wertebereich über alle *MAPEs* über alle Lager führt. Die Mediane aller Parameter liegen bei 40 %. Auffällig sind die Ausreißer, die sich als „+“-Zeichen über den Boxen zeigen. Unabhängig von der Wahl der Parameter weisen die Prognosen eines Lagers *MAPEs* um 67 % auf, während eine Betrachtung aller Lager zu 25 %-Perzentilen der *MAPEs* von 36 % und 75 %-Perzentilen von 46 % führt. Eine detaillierte Analyse der Prognosen der einzelnen Lager erfolgt in Abschnitt 5.4. Um beurteilen zu können, wie sich die einzelnen *MAPEs* einzelner Testelemente durch die Parametervariation verändern, wird in Abbildung 5.12 b) die relative Änderung der über die Parametervariation gemittelten *MAPEs* der einzelnen Lager aufgetragen. In dieser Abbildung wird ersichtlich, dass die Parameter bei gleicher Variation zu deutlich abweichenden Änderungen führen. So erzielt die Unsicherheit in der Zustandsbestimmung Änderungen der *MAPEs* von bis zu 120 % im Vergleich zur Ausgangslage, wohingegen die Unsicherheit der Modellparameter Änderungen des *MAPEs* bis -55 % erzielt. Die drei anderen Parameter führen zu Änderungen von -34 bis 80 %. Da eine Reduzierung des *MAPEs* angestrebt wird, weisen die Parameter der Unsicherheit des initialen Zustands und die Unsicherheit der Modellparameter das größte Potenzial auf.

Daher werden im Folgenden diese beiden Parameter zur Beschreibung der Unsicherheit in einer Parameterstudie näher betrachtet. Die drei Parameter mit dem kleinsten Einfluss

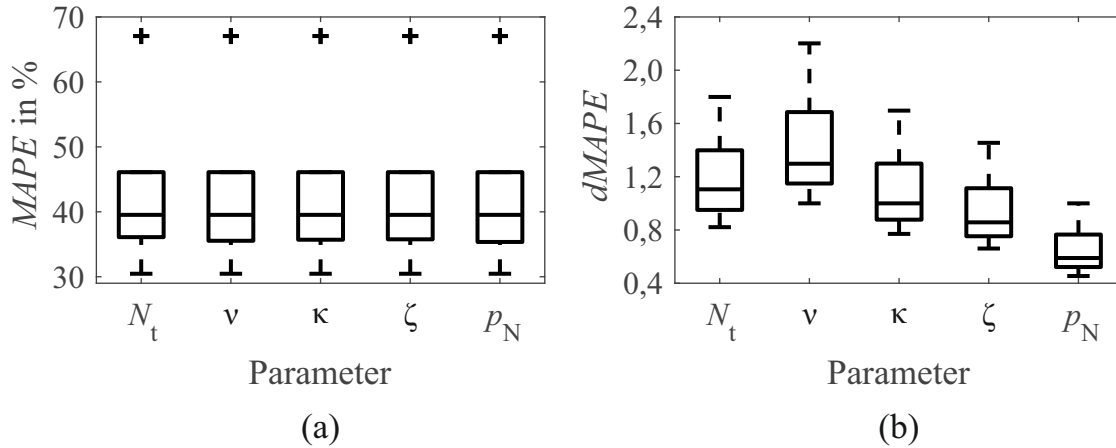


Abbildung 5.12: Sensitivitätsanalyse der Parameter zur Beschreibung der Unsicherheiten: a) Einfluss der Parameter zur Beschreibung der Unsicherheit auf den MAPE der Lager sowie b) relative Änderung der MAPEs durch diese Parameter

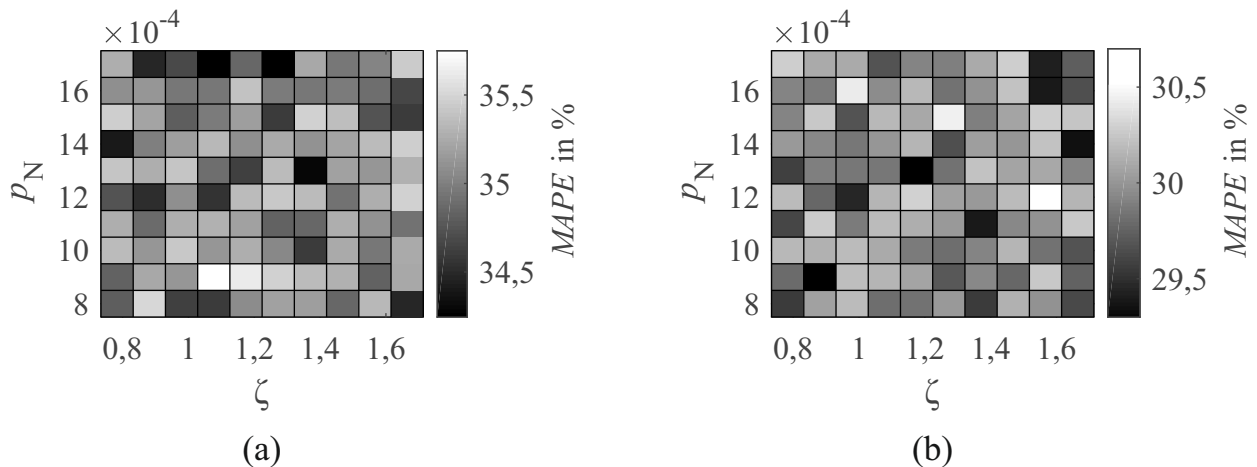


Abbildung 5.13: Ergebnis der Parameterstudie der einflussreichsten Parameter, der Unsicherheit des initialen Zustands ζ und der Unsicherheit der Modellparameter p_N : a) für Lager 3 sowie b) für Lager 4

auf die Prognosegüte, der Grenzwert der Partikelanzahl für das Resampling, die Unsicherheit in der Zustandsbestimmung und die Unsicherheit der Messung bleiben dabei auf den zuvor definierten Werten. Dahingegen werden die Parameter mit dem größten Einfluss, der Parameter der Unsicherheit des initialen Zustands und der Parameter der Unsicherheit der Modellparameter kleinschrittiger variiert, um optimale Werte zu ermitteln. Das Ergebnis dieser Parameterstudie ist anhand der Lager 3 und 4 in Abbildung 5.13 a) und b) dargestellt. Über dem Wertebereich variieren die erzielten *MAPEs* geringfügig und ohne Trend. So weist der *MAPE* für jedes Lager über dem aufgespannten Wertebereich ein relativ konstantes Niveau mit einer maximalen Streuung von 3 % auf. Eine derartige Reduktion des *MAPEs* ist zu gering, sodass von einer weiteren Parameterverbesserung aus Kostengründen abgesehen wird. Daher werden in den in Kapitel 5.4 umgesetzten Prognosen diese fünf Parameter aufbauend auf den Werten der Ausgangslage definiert.

5.3 Auswertung der Diagnosen

Die durchgeführten Beschleunigungsmessungen weisen Unterschiede über der Lebensdauer der Gummi-Metall-Elemente auf. Aufgrund der geringen Anzahl der vorliegenden Datensätzen sowie Messungen an diskreten Messzeitpunkten ist eine Klassifikation der Daten umgesetzt worden. In [78] hat Hanselle verschiedene Features aus allen Bereichen extrahiert, die eine Klassifikation der Beschleunigungsdaten in die drei Phasen der nutzbaren Lebensdauer ermöglichen. Im Gegenteil zur Schwingungsamplitude zeigen die in Abbildung 5.14 visualisierten Features einen Trend über der Lebensdauer. Dabei sind aus jedem Bereich der Featuredomäne jeweils ein Feature über den jeweiligen Messzeitpunkten der drei betrachteten Lebensdauerversuche dargestellt. Während der Formfaktor (ff) als Feature aus dem Zeitbereich ausgewählt worden ist, zählen die Frequenz der maximalen Amplitude der Leistungsspektraldichte (f_{psd}) zu den Features des Frequenzbereichs und die relative Energie (E_{rel}) zu den Features aus dem Zeit-Frequenz-Bereich. Die drei Features weisen jedoch keinen streng monoton fallenden bzw. steigenden Verlauf auf, stattdessen kennzeichnen vereinzelte Sprünge die in den Messdaten verbliebene Unsicherheit.

Zum Training verschiedener Maschinelles Lernverfahren, wie SVM, Lineare Diskriminanzanalyse und Entscheidungsbäume, sind die sechs geeignetsten Features als Trainingsdaten verwendet worden. Eine Validierung der angelerten Modelle ist aufbauend auf den Features des Testlagers realisiert worden. Die besten Ergebnisse erzielt die SVM. Für ein anhand der Lager 6 und 13 angelerntes und anhand von Lager 5 getestetes Modell der SVM findet sich die zugehörige Konfusionsmatrix, eine Darstellungsform zur Analyse von Klassifikationen, in Abbildung 5.15. Die Zeilen der 3×3 Matrix spiegeln die wahren Klassen wider und die Spalten entsprechen den mit dem angelerten Modell geschätzten Klassen. Dabei entsprechen die drei Klassen den drei Phasen des nutzbaren Lebens der Gummi-Metall-Elemente. Die Einträge der Matrix entsprechen der Anzahl der vorliegenden Messungen. Die Summe der Einträge einer Zeile gibt an, wie viele Messungen in der jeweiligen Phase betrachtet worden sind. Da sich die drei Phasen über unterschiedliche Zeiten erstrecken, fanden die meisten Messungen in Phase II statt. In der Konfusionsmatrix zeigt die Diagonale die Anzahl der korrekt klassifizierten Messungen. Auf der rechten

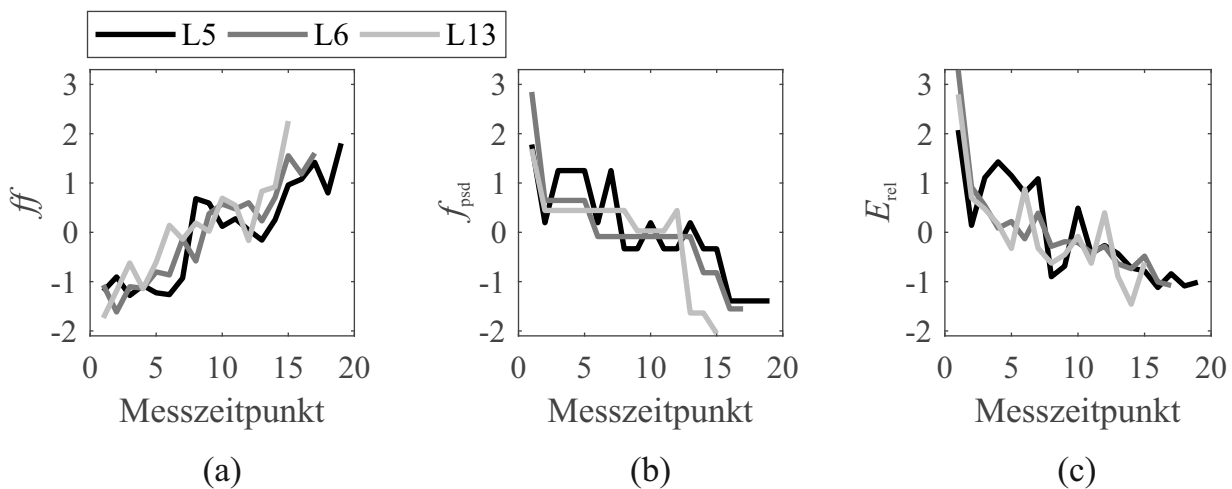


Abbildung 5.14: Features der Beschleunigungssignale für die Lager 5, 6 und 13: a) Formfaktor ff , b) Frequenz mit der maximalen Amplitude der Leistungsspektraldichte f_{psd} sowie c) relative Energie E_{rel}

		Geschätzte Klasse				
		1	2	3		
Wahre Klasse	1	6	1		85,7%	14,3%
	2	2	14		87,5%	12,5%
	3	1	1	7	77,8%	22,2%
		66,7%	87,5%	100,0%		
		33,3%	12,5%	0,0%		

Abbildung 5.15: Konfusionsmatrix der Klassifikation der Beschleunigungsmessungen

Seite der Matrix sind in der ersten Spalte die Rate der richtig positiv geschätzten Klassen und in der zweiten Spalte der zugehörige Fehler abgebildet. Analog sind unterhalb der Matrix in der ersten Zeile die Genauigkeiten der ermittelten Klassen, die sogenannte Präzision, und in der zweiten Zeile die zugehörigen relativen Fehler eingetragen. Insbesondere die richtige Klassifikation der Phase III ist für die Instandhaltung bedeutsam, diese wird mit einer Rate von 77,8 % richtig klassifiziert. Die anderen beiden Phasen werden mit Raten von über 85 % richtig klassifiziert. Die erzielten Genauigkeiten für die drei Phasen liegen zwischen 66 und 100 %. Angelernte Modelle, die durch Variationen der Trainings- und Testdaten gebildet worden sind, erzielen im Mittel Raten positiv getesteter Klassen von 79 % und Genauigkeiten von 79 %.

Durch weitere Messungen können diese Ergebnisse validiert und ggf. verbessert werden. Aber schon der aktuelle Kenntnisstand lässt die Einschätzung zu, dass das erzielte Klassifikationsergebnis dem Instandhaltungsingenieur eine wesentliche Hilfe zur Umsetzung einer zustandsbasierten Instandhaltung bieten kann.

5.4 Auswertung der Prognosen der nutzbaren Restlebensdauer basierend auf Temperaturmessungen

In diesem Kapitel wird die entwickelte Methode eingesetzt, um anhand der Temperaturdaten der Lebensdauerversuche der betrachteten Gummi-Metall-Elemente die RULs zu prognostizieren. Die Evaluierung erfolgt anhand eines Vergleichs der wahren und der prognostizierten RULs. Dabei liegen beide RULs in den run-to-failure Daten vor. Dieser Vergleich beruht auf den charakteristischen Performanzkennzahlen: Anzahl der negativen Fehler, Prognosehorizont und *MAPE*. Unterschieden werden Prognosen basierend auf einer festen und einer adaptiven Versagensgrenze. Darauf aufbauend wird die Rangfolge der Messkonzepte aus Kapitel 4.1 verifiziert. Abschließend werden hybride Prognosen der RUL betrachtet.

Wie die Auswertung der Temperaturmessungen der Lebensdauerversuche gezeigt hat,

wird die Lagertemperatur stark durch die Umgebungstemperatur beeinflusst. Daher wird davon ausgegangen, dass Prognosen der RUL der Gummi-Metall-Elemente aufbauend auf der relativen Temperatur robuster sind als Prognosen der RUL basierend auf der Lagertemperatur. Auswertungen der Prognose für beide Messgrößen sind in [20] umgesetzt worden. Die Annahme hat sich bestätigt. Im Vergleich ist der relative Fehler bei der auf der relativen Temperatur basierten Prognose geringer als der auf der Lagertemperatur basierten Prognose. Außerdem weisen Prognosen basierend auf der relativen Temperatur bei zwei von drei Testlagern eine geringere Anzahl negativer Fehler auf als Prognosen basierend auf der Lagertemperatur. Damit ist auch methodisch belegt, dass die relative Temperatur die robustere Eingangsgröße für die Prognosen mit dem Multi-Modell-Partikelfilter ist. Wie in der Sensitivitätsanalyse ermittelt, werden für die Lebensdauerprognose folgende methodenspezifische Parameter im Partikelfilter definiert. Die Anzahl der Simulationen wird auf 5 gelegt, die Anzahl der Partikel auf 1.000 und der Grenzwert der grenzwertbasierten Resamplingstrategie auf 250. Die Parameter zur Beschreibung der Unsicherheit der Eingangsdaten und der Unsicherheit der Modellparameter werden anhand der im Kapitel 5.2.2 beschriebenen Werte der Ausgangslage definiert.

Anhand von Abbildung 5.16 können die propagierten Verläufe des Zustands beschrieben durch die effektive relative Temperatur zu drei verschiedenen Zeitpunkten während der Lebensdauer eines repräsentativen Lagers verglichen werden. Dabei wird in der Methode während der Feature Extraktion der Effektivwert aus mehreren, aufeinander folgenden relativen Temperaturen gebildet. Während die Partikel nicht zu erkennen sind, verdeutlichen die grauen Linien, dass mehrere Simulationen durchgeführt worden sind. Diese stellen die mit dem Partikelfilter propagierten Werte der effektiven relativen Temperatur dar. Die schwarze Linie hingegen entspricht den auf den Messwerten ermittelten effektiven relativen Temperaturen. Aus diesen Verläufen wird analog zu Abbildung 3.4 die RUL an dem jeweiligen Prognosezeitpunkt bestimmt.

Für die Auswertung der Prognose wird i. d. R. ein Wert als prognostizierte RUL einer Verteilung vorgezogen, weil dieser direkt mit der wahren RUL verglichen und somit in verschiedenen Performanzkennzahlen berücksichtigt werden kann. Dabei stellt sich die Frage, welcher diskrete Wert der pdf der prognostizierten RUL diese am besten beschreibt. In Abbildung 5.17 a) werden unterschiedliche statistische Werte der pdf als

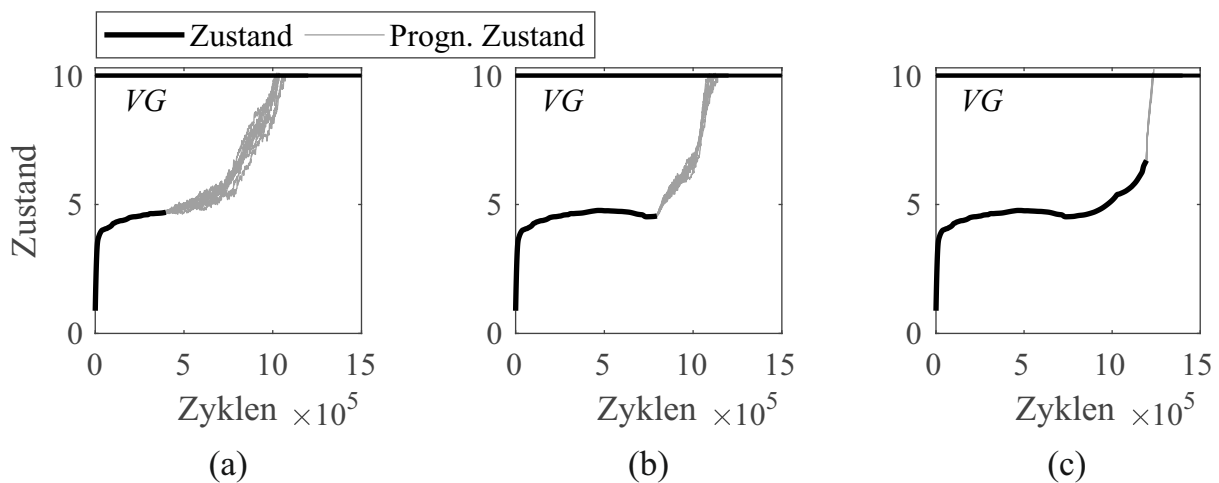


Abbildung 5.16: Prognose des zukünftigen Temperaturverlaufs eines Lagers: a) nach 4×10^5 Zyklen, b) nach 8×10^5 Zyklen sowie c) nach 12×10^5 Zyklen

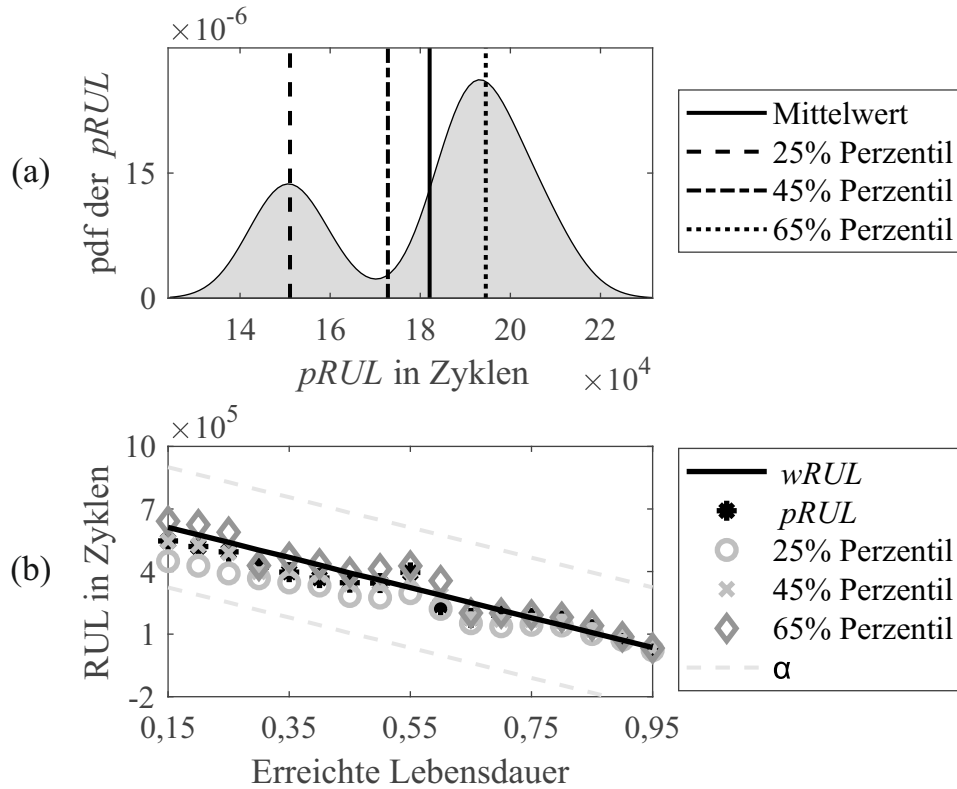


Abbildung 5.17: Bestimmung der prognostizierten RUL aus statistischen Werten: a) pdf der prognostizierten RUL mit Mittelwert und dem 25 %, 45 % und 65 % Perzentil sowie b) Gegenüberstellung der abgeleiteten prognostizierten RULs im Vergleich zur wahren RUL $wRUL$ und dem Fehlerband α

mögliche prognostizierte RUL zu einem Prognosezeitpunkt verglichen. Betrachtung finden der Mittelwert, das 25 %-, 45 %- und 65 %-Perzentil der pdf. In dieser Abbildung kennzeichnen sowohl das 25 %- als auch das 65 %-Perzentil einen Peak der pdf, während die anderen beiden Werte in dem Übergangsbereich zwischen den beiden Peaks liegen. Da aufbauend auf einem Zeitpunkt schwer zu beurteilen ist, welcher diskrete Wert der pdf die prognostizierte RUL am besten beschreibt, wird in einem weiteren Schritt der Verlauf der prognostizierten RULs für ein Lager veranschaulicht. Um einen aussagekräftigen Verlauf zu erzeugen, werden die RULs zu definierten, relativen Zeitpunkten der jeweiligen Lebensdauer bestimmt. Diese verteilen sich von 0,15 bis 0,95 der normierten erreichten Lebensdauer des Lagers und werden in 0,05er Schritten ermittelt. So wird in Abbildung 5.17 b) der Verlauf der verschiedenen statistischen Werte als prognostizierte RUL über den unterschiedliche Prognosezeitpunkten der normierten erreichten Lebensdauer eines Lagers dargestellt. Mit der Zeit wird die pdf der prognostizierten RUL schmaler, sodass die statistischen Werte am Lebensende näher beieinander liegen als zu Beginn des Lebens. Dieser Effekt wird dadurch begründet, dass zu Beginn eine größere Unsicherheit hinsichtlich der Lebensdauer vorliegt, und die pdf daher eine größere Standardabweichung aufweist. Für das in Abbildung 5.17 b) betrachtete Lager ist das 45 %-Perzentil bzw. der Mittelwert am besten als prognostizierte RUL geeignet, weil das Perzentil die geringsten Abweichungen zur wahren RUL aufweist. In einem letzten Schritt wird dieser Vergleich für alle betrachteten Lager durchgeführt. Hinsichtlich der Auswahl einer der statistischen Größen als prognostizierte RUL ergibt sich kein eindeutiges Ergebnis. Für die Lager, deren RUL zu gering geschätzt wird, eignet sich das 65 %-Perzentil am besten,

während die Lager, deren RUL zu lang geschätzt wird, den kleinsten Fehler aufweisen, wenn die RUL auf dem 25 %-Perzentil beruht. Da eine geringe Anzahl negativer Fehler in Kombination mit einem geringen *MAPE* erzielt werden soll, wird die prognostizierte RUL im Folgenden basierend auf dem Mittelwert der pdf der RUL bestimmt.

5.4.1 Prognosen basierend auf festen Versagensgrenzen

In diesem Abschnitt werden die Prognosen der RUL für die getesteten Lager unter der Annahme umgesetzt, dass die temperaturbasierte Versagensgrenze für jedes Gummi-Metall-Element durch einen festen, vor Beginn der Prognose bekannten Wert definiert ist, der bspw. durch einen Experten gesetzt wird. In der vorliegenden Umsetzung wird der letzte Messpunkt der Temperatur des jeweiligen Versuchs, der bei einer gefahrenen Wegamplitude von 1,2 mm gemessen worden ist, als Versagensgrenze gewählt. Zur Veranschaulichung der Auswertung werden die folgenden Abbildungen die prognostizierten RULs an allen auszuwertenden Prognosezeitpunkten zeigen und die prognostizierten mit den wahren RULs in Vergleich setzen. Als zusätzliche Information zur prognostizierten RUL ist in grau die Standardabweichung der prognostizierten RUL um die mittlere prognostizierte RUL aufgetragen. Das Fehlerband α bildet sich aus der Standardabweichung der Lebensdauern der betrachteten Lager und dient der Bewertung der Prognose, insbesondere für die Performanzkennzahl Prognosehorizont. Damit erstreckt sich das Fehlerband α für die stationären Lager über einen Bereich von $3,0 \times 10^5$ Zyklen. Aufgrund der geringen Datenlage wird das Fehlerband für die Versuche in der Wärmekammer auf eine geschätzte Standardabweichung von $5,0 \times 10^4$ Zyklen gesetzt. Die Auswertung orientiert sich an der Struktur des Versuchsprogramms, sodass die unter Laborbedingungen belasteten Lager und die in der Wärmekammer belasteten Lager nacheinander analysiert werden.

In Abbildung 5.18 werden die prognostizierten sowie die wahren RULs der unter Laborbedingungen belasteten Lager visualisiert. Die mittlere Lebensdauer liegt bei $8,6 \times 10^5$ Zyklen. Über alle betrachteten Lager zeigt sich eine geringe Anzahl negativer Fehler. So weisen drei Prognosen weniger als fünf negative Fehler auf, eine der Prognosen 13 negative Fehler und nur die Prognose für Lager 4 führt zu 17 von 17 negativen Fehler. Die prognostizierten RULs sind demnach mehrheitlich kürzer als die wahren RULs. Ob diese Abweichung in einem angemessenen Bereich liegt, wird anhand des Prognosehorizonts evaluiert. Der Prognosehorizont für die beiden Lager mit mehr als fünf negativen Fehlern startet spätestens bei 0,2 der normierten erreichten Lebensdauer, sodass die zu lang prognostizierten RULs innerhalb des Fehlerbands liegen. Ebenso weist Lager 6 mit den größten Abweichungen der RULs keine negativen Fehler auf. Zudem startet der Prognosehorizont bei 0,45 der normierten erreichten Lebensdauer. Den kleinsten Prognosehorizont weist Lager 7 bei nur einem negativen Fehler auf. Die kritischen Prognosezeitpunkte am Lebensende werden damit abdeckt. Es zeigt sich, dass die Lager, die eine längere Lebensdauer aufweisen, eher zu kürzeren Prognosehorizonten mit wenigen negativen Fehlern führen. Dahingegen erzielen Prognosen der RUL von Lagern, die eine geringere Lebensdauer aufweisen, eher negative Fehler und einen langen Prognosehorizont. Diese Unterscheidung zeigt sich hingegen nicht in den *MAPEs*. Diese erstreckten sich für die Lager von 25 bis 57 %, wobei der Mittelwert bei 43 % liegt.

Werden die Daten der in der Wärmekammer getesteten Lager in Prognosen mit der gleichen Modellkombination wie die stationär unter Laborbedingungen belasteten Lager

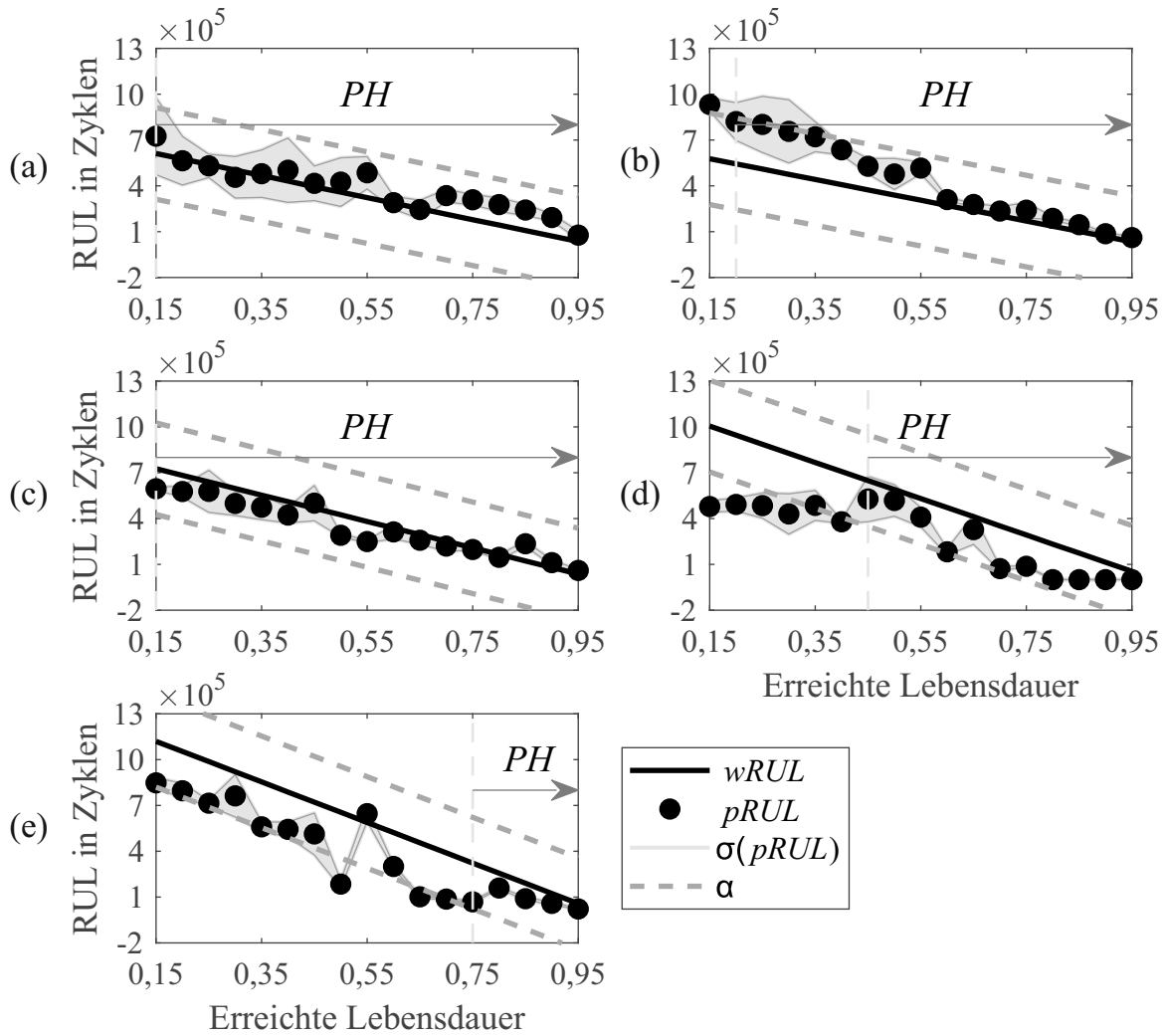


Abbildung 5.18: Prognosen der RUL für die unter Laborbedingungen belasteten Lager mit dargestellter Standardabweichung der Prognose $\sigma(pRUL)$, Fehlerband α und dem sich daraus ergebenden Prognosehorizont $PH = t_e - t_{ka}$: a) Lager 3, b) Lager 4, c) Lager 5, d) Lager 6 sowie e) Lager 7

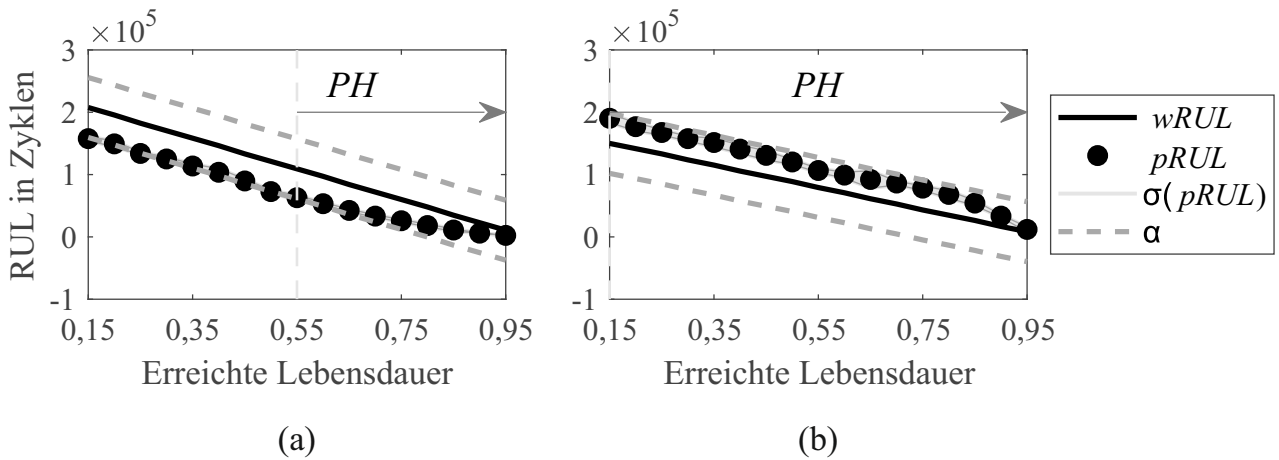


Abbildung 5.19: Prognosen der RUL für die in der Wärmekammer belasteten Lager mit dargestellter Standardabweichung der Prognose $\sigma(pRUL)$, Fehlerband α und dem sich daraus ergebenden Prognosehorizont $PH = t_e - t_{ka}$: a) Lager 11 sowie b) Lager 12

ausgewertet, werden wie erwartet deutlich zu lange RULs erzielt. Die mittlere Lebensdauer dieser Gruppe ist mit ungefähr $2,1 \times 10^5$ Zyklen geringer als die der vorherigen Gruppe. Die Auswertung erfolgt daher auf einer eigenen Modellkombination dieser Gruppe an Versuchen, die basierend auf demselben Zustandsmodell nur die Modellparameter der beiden in der Wärmekammer belasteten Lager enthält. In Abbildung 5.19 werden die prognostizierten RULs zu den Prognosezeitpunkten für die beiden Lager visuell beschrieben. In Bezug auf die Anzahl der negativen Fehler unterscheiden sich die beiden Prognosen deutlich. Während Lager 12 durchgehend zu negativen Fehlern führt, weisen die Prognosen für Lager 11 keinen negativen Fehler auf. Dafür beginnt der Prognosehorizont für Lager 12 bei 0,15 der normierten erreichten Lebensdauer, sodass alle negativen Fehler innerhalb des Fehlerband liegen. Dahingegen beginnt der Prognosehorizont für Lager 11 erst ab einer normierten erreichten Lebensdauer von 0,55. Zuvor streuen die prognostizierten RULs minimal um das untere Fehlerband. Dieses Ergebnis ist nachvollziehbar, da die Modellkombination auf den beiden Modellen dieser Lager aufbaut, sodass die Prognose des einen Lagers jeweils nur auf dem Modell des anderen Lagers beruht. Wenn die Prognose des relativen Temperaturverlaufs von Lager 11 mit dem Modell der kürzeren Lebensdauer von Lager 12 realisiert wird, fallen die prognostizierten RULs erwartungsgemäß zu gering aus. Für Lager 12 kehrt sich das Ergebnis um. Die *MAPEs* der beiden Lager liegen nah beieinander. Der *MAPE* von Lager 11 beträgt 45 %, Lager 12 erzielt einen *MAPE* von 50 %. Damit ergibt sich ein mittlerer *MAPE* von 47 %.

Für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente ist in einem ersten Schritt gezeigt worden, dass Prognosen der RUL von diesen Elementen aufbauend auf der relativen Temperatur mit einer individuellen, aber vorher bekannten, festen Versagensgrenze realisierbar sind. Die Prognosen aller Versuche weisen spätestens ab 0,75 der normierten erreichten Lebensdauer einen Prognosehorizont auf. Außerdem ist die Gesamtanzahl der negativen Fehler gering. Sie liegt bei 52 von 119 möglichen negativen Fehlern. Das entspricht einem Anteil von 44 %. Weiterhin weisen Prognosen mit mehreren negativen Fehlern lange Prognosehorizonte auf, sodass die zu langen RULs innerhalb des definierten und damit abschätzbaren Fehlerbands liegen. Der mittlere *MAPE* über alle in den Abbildungen 5.18 und 5.19 visualisierten Prognosen beträgt 45 %.

5.4.2 Prognosen basierend auf adaptiven Versagensgrenzen

Die modellbasierte Prognosemethode benötigt zur Ermittlung der RUL eine Versagensgrenze, die beschreibt, dass das Lebensende des jeweiligen beobachteten Systems erreicht ist. Im Feld kann eine Prognose der RUL wie im vorherigen Kapitel nicht durchgeführt werden, da selbst unter gleichen, stationären Betriebsbedingungen keine gleichen relativen Temperaturen am Lebensende auftreten, wie in Kapitel 5.2 gezeigt worden ist. Daher werden in diesem Kapitel die in Kapitel 4.3 vorgestellten Methoden verwendet, um in der Prognosemethode die Versagensgrenze individuell für jedes Element zu ermitteln. Dabei wird mit der wahrscheinlichkeitsbasierten Methode nach Jablonski eine Methode verwendet, die hierfür nur die vorliegenden Trainingsdatensätze anderer Elemente verwendet. Weiterhin werden vier Methoden eingesetzt, die zusätzlich zu den Informationen der Trainingsdatensätze auch die aktuell vorliegenden Temperaturdaten des betrachteten Elements berücksichtigen. Dies sind die sensorbasierte Zustandsermittlung nach Chehade, die steigungs-basierte Methode, die ähnlichkeitsbasierte Methode und ein Ensemble der beiden besten Methoden. In einem ersten Schritt wird analysiert, wie gut die ermit-

telten Versagensgrenzen die real vorliegenden Endtemperaturen der betrachteten Elemente treffen. Im Folgenden werden diese real vorliegenden Endtemperaturen als wahre Versagensgrenzen bezeichnet. Darauf aufbauend wird mit der besten ermittelten Versagensgrenze eine Prognose der RUL für die Lager durchgeführt. Analog zum vorherigen Kapitel werden die Prognosen separat für die beiden Versuchsgruppen analysiert.

5.4.2.1 Vergleich der ermittelten Versagensgrenzen

Mit den vorgestellten Methoden werden für beide Gruppen der Gummi-Metall-Elemente Versagensgrenzen ermittelt. Um beurteilen zu können, welche Methode am besten die wahre Versagensgrenze schätzt, werden in Abbildung 5.20 a) die Versagensgrenzen gegenübergestellt. Die Gegenüberstellung zeigt die mit den fünf Methoden ermittelten Versagensgrenzen im Vergleich zu den wahren Versagensgrenzen über den fünf unter Laborbedingungen und den zwei in der Wärmekammer belasteten Lagern. Dabei sind die über alle Prognosezeitpunkte gemittelten Versagensgrenzen verwendet worden. Die gemittelten Versagensgrenzen liegen in einem Wertebereich von 3 bis 10 °C. Die wahren Versagensgrenzen erstrecken sich über einen ähnlichen Wertebereich von 3 bis 11 °C. Die mittlere Abweichung der gemittelten Versagensgrenzen zu den wahren Versagensgrenzen liegt in einem Bereich von 1,1 bis 2,8 °C, die mittlere Abweichung über alle Methoden liegt bei 1,8 °C. Insgesamt weisen die Lager 5, 7 und 11 durchweg zu geringe prognostizierte Versagensgrenzen auf, während für die anderen Lager sowohl zu geringe als auch zu hohe Versagensgrenzen ermittelt worden sind. Bspw. führt die steigungs-basierte Methode für Lager 3 zu einer geeigneten, während alle anderen Methoden zu einer zu hohen Versagensgrenze im Vergleich zur wahren Versagensgrenze führen. Die Methoden, die auch die Temperaturdaten des betrachteten Elements mit einbeziehen, führen zu einer größeren Streuung der ermittelten Versagensgrenze, als die Methode nach Jablonski, die ähnliche Versagensgrenze für alle Lager einer Gruppe ermittelt. Der Vergleich der Ergebnisse zeigt, dass es keine Methode gibt, die immer die beste Prognose erzielt. Dahingegen stellt sich der Sachverhalt für die Lager in der Wärmekammer komplizierter dar. So führen die besten Methoden des einen Lagers zu den größten Abweichungen beim anderen Lager. Außerdem sind die Anwendung sowie die Rechtfertigung des erhöhten Zeitaufwands der meisten Ansätze zur Abschätzung der Versagensgrenze bei nur zwei betrachteten Lagern zu hinterfragen. Für fast alle der Methoden ist dies gleichzusetzen mit Trainingsdaten von nur einem Lager. Hervorzuheben ist in diesem Kontext die steigungs-basierte Methode. Zum einen bezieht sie zusätzlich zu den Trainingsdaten auch die aktuellen Temperatursignale mit ein. Zum anderen kann aus zwei Lagern ein mittlerer Faktor ermittelt werden, der für beide Lager in der Prognose verwendet werden kann. Die beiden Temperaturverläufe unterscheiden sich derartig, vgl. Abbildung 5.4 und 5.5, dass sie zu stark abweichenden Faktoren der beiden Lager führen. Daher wird iterativ evaluiert, welcher Faktor zu den besten Ergebnissen führt.

In Abbildung 5.20 a) werden die mittleren Versagensgrenzen der einzelnen Lager verglichen. Je nach Art der Methode verändert sich die Versagensgrenze über den Prognosezeitpunkten. Daher ist in Abbildung 5.20 b) zur Veranschaulichung der Verlauf der ermittelten Versagensgrenzen und der wahren Versagensgrenze über den Prognosezeitpunkten für Lager 4 gegenübergestellt. Während mit der wahrscheinlichkeitsbasierten Methode nach Jablonski ein fixer Wert als Versagensgrenze ermittelt wird, variieren die anderen vier Versagensgrenzen über der Zeit. In diesem Fall ändert sich die ermittelte

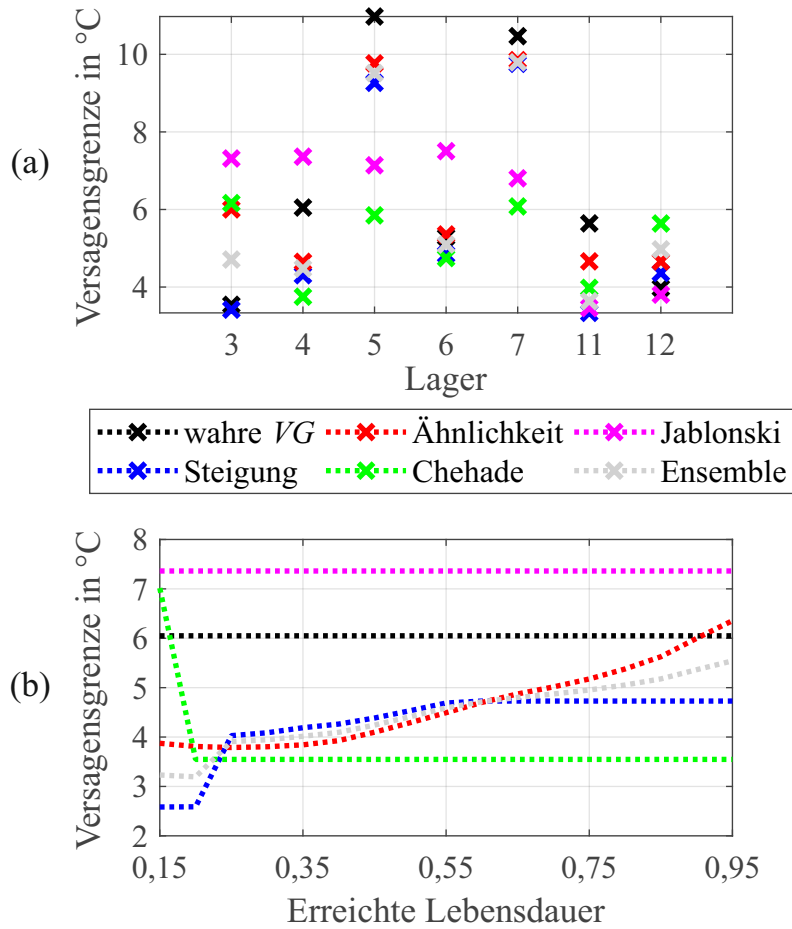


Abbildung 5.20: Vergleich der wahren und der mit den fünf Methoden ermittelten Versagensgrenzen: a) über die Prognosezeitpunkte gemittelt für die einzelnen Lager sowie b) über die Prognosezeitpunkte für Lager 4

Versagensgrenze der sensorbasierten Zustandsermittlung nach Chehade nur zwischen dem ersten und dem zweiten Prognosezeitpunkt signifikant, um 3,5 °C. Dahingegen ändert sich die Grenze der steigungsbasierten Methode nach dem zweiten Prognosezeitpunkt um ca. 1,5 °C, bevor sie bis zu einer normierten erreichten Lebensdauer von 0,6 ansteigt und dann konstant bei 4,7 °C bleibt. Dies ist damit zu erklären, dass die stabile Temperatur, die für die Bestimmung der Versagensgrenze in dieser Methode wesentlich ist, sich über diese Zeitschritte für Lager 4 noch verändert. Die ähnlichkeitsbasierte Methode führt über diesen Zeitpunkt hinaus bis zum Lebensende des Elements zu variierenden Versagensgrenzen, da zu jedem Zeitpunkt neu gewichtet wird, welcher vorliegende Temperaturverlauf dem aktuellen Temperaturverlauf am ähnlichsten ist und zur Bestimmung der Versagensgrenze mit welchem Gewicht beiträgt. Das Ensemble wird als eine Kombination der steigungsbasierten und der ähnlichkeitsbasierten Methode umgesetzt. Daher verändern sich die durch das Ensemble ermittelten Versagensgrenzen bis zum Lebensende des Elements. Die mittleren Versagensgrenzen der steigungsbasierten und der ähnlichkeitsbasierten Methode weisen für dieses Lager einen ähnlichen Abstand zur realen Versagensgrenze auf, vgl. Abbildung 5.20 a). Die Prognosen der RUL basieren auf den zu den einzelnen Zeitpunkten ermittelten Versagensgrenzen. Dabei ist es besonders am Lebensende bedeutsam, die wahre Versagensgrenze mit geringer Abweichung zu schätzen. Daher werden in Abbildung 5.21 in einem Boxplot die Abweichungen der ermittelten von den

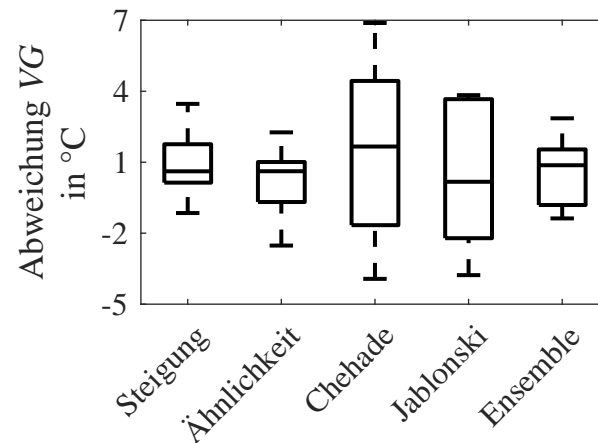


Abbildung 5.21: Abweichung der mit den fünf Methoden ermittelten Versagensgrenzen VG

wahren Versagensgrenzen über alle Zeitpunkte für die einzelnen Methoden verglichen. Die unterschiedlichen Größen der Boxen heben die verschiedenen Abweichungen der Methoden hervor. Einerseits weist die wahrscheinlichkeitsbasierte Methode nach Jablonski den geringsten Median auf, andererseits führt sie auch zu der zweitgrößten Streuung der Abweichung direkt nach der sensorbasierten Zustandsermittlung nach Chehade. Die Mediane der steigungs-basierten und der ähnlichkeitsbasierten Methoden betragen beide $0,6\text{ }^{\circ}\text{C}$. Für diese Anwendung werden mit der steigungs-basierten Methode eher zu niedrige Versagensgrenzen ermittelt, während mit der ähnlichkeitsbasierten Methode eher höhere Versagensgrenzen ermittelt werden. Das sich aus diesen beiden Methoden ergebende Ensemble erstreckt sich daher in Richtung positiver wie negativer Abweichungen von der wahren Versagensgrenze.

Wird für alle Methoden an allen Zeitpunkten die absolute Abweichung zwischen der wahren und der ermittelten Versagensgrenze gebildet und für jede Methode gemittelt, so ergeben sich folgende Ergebnisse für die stationär belasteten Lager. Über alle Lager schneidet die steigungs-basierte Methode mit einem Faktor von 2,1 und einer mittleren Abweichung der Versagensgrenze von $1,1\text{ }^{\circ}\text{C}$ am besten ab. Die ähnlichkeitsbasierte Methode führt mit einer mittleren Abweichung der Versagensgrenze von $1,2\text{ }^{\circ}\text{C}$ zur zweitbesten Einzellösung. Das Ensemble erzielt eine vergleichbare mittlere Abweichung der Versagensgrenze von $1,2\text{ }^{\circ}\text{C}$. Die Methode nach Jablonski führt zu mittleren Abweichungen von $2,5\text{ }^{\circ}\text{C}$. Die größte mittlere Abweichung von $2,7\text{ }^{\circ}\text{C}$ wird durch die Methode nach Chehade erzielt. Generell führen damit die Methoden, die aktuelle Testdaten berücksichtigen, zu genaueren Versagensgrenzen. Während das Abschneiden der wahrscheinlichkeitsbasierten Methode nach Jablonski durch die großen Variationen in den Daten und durch die fehlende Berücksichtigung des betrachteten Messdaten erklärt wird, werden die deutlichen Abweichungen der sensorbasierten Zustandsermittlung nach Chehade durch die geringe Anzahl an Trainingsdaten mit den vorliegenden Unsicherheiten bzw. Streuungen der Daten begründet.

5.4.2.2 Auswertung der Prognosen basierend auf adaptiven Versagensgrenzen

Im Folgenden werden die Prognoseergebnisse der steigungs-basierten Methode vorgestellt, da diese zu der geringsten Abweichung der ermittelten Versagensgrenzen von den wahren

Versagensgrenzen geführt hat. Zur Umsetzung der steigungsbasierten Methode werden die Faktoren für die betrachteten Lager bestimmt. Für die unter stationären Laborbedingungen belasteten Lager variiert dieser Faktor zwischen 1,7 und 2,7, für die in der Wärmekammer belasteten Lager erstreckt sich der Faktor von 1,7 bis 4,8. Diese Differenz liegt in den stark abweichenden Temperaturkurven in den Phasen II und III begründet. Da die Lager in der Wärmekammer separat betrachtet werden, werden im Folgenden die unter stationären Laborbedingungen belasteten Lager fokussiert. Iterativ wird basierend auf den Performanzkennzahlen Anzahl negativer Fehler, Prognosehorizont, *MAPE* sowie der Abweichung zwischen der wahren und der ermittelten Versagensgrenze ein geeigneter Faktor für diese Lager gefunden. In Tabelle A.5 im Anhang werden anhand der mittleren Performanzkennzahlen die Unterschiede der Prognosen basierend auf den Faktoren der steigungsbasierten Methode für die Gruppe der stationär unter Laborbedingungen belasteten Lager hervorgehoben. Ein Faktor von 2,2 wird für diese Lagergruppe ausgewählt, da er basierend auf einem langen Prognosehorizont und einer geringen mittleren Anzahl negativer Fehler den kleinsten mittleren *MAPE* bei der zweit geringsten Abweichung der Versagensgrenze erzielt.

In Abbildung 5.22 werden die Prognoseergebnisse der fünf Lager dargestellt. Die Abbildungen zeigen, dass eine überschaubare Anzahl negativer Fehler vorliegt. Dabei weist das Lager mit den größten Abweichungen der RUL keine negativen Fehler auf. Die maximale Anzahl negativer Fehler erreicht Lager 3 mit 11 negativen Fehlern, gefolgt von Lager 4 mit 8 negativen Fehlern. Diese beiden Lager führen über alle Prognosezeitpunkte zu geringen Abweichungen der RUL. Die Lager 3 bis 5 weisen Prognosen auf, die durchgehend einen Prognosehorizont aufweisen, während die Lager 6 und 7 ab 0,45 bzw. 0,7 der normierten erreichten Lebensdauer einen Prognosehorizont ausbilden. Dabei weisen beide Ergebnisse maximal einen negativen Fehler auf, sodass fast durchweg zu geringe RULs prognostiziert worden sind. Die *MAPEs* streuen in einem Bereich zwischen 20 und 57 %. Dabei bezieht der *MAPE* sich auf die wahre RUL, die aufbauend auf der wahren Versagensgrenze bestimmt worden ist, und nicht auf die prognostizierte wahre RUL, die auf der ermittelten Versagensgrenze beruht. Der über alle Lager gemittelte *MAPE* liegt bei 37 %.

Analog zu der Gruppe der stationär unter Laborbedingungen belasteten Lager ist iterativ für die in der Wärmekammer belasteten Lager der beste Faktor für die steigungsbasierte Methode bestimmt worden. Die einzelnen Performanzkennzahlen finden sich in Tabelle A.6 im Anhang. Aufgrund des geringsten *MAPEs* sowie eines geeigneten Prognosehorizonts ist ein Faktor von 2,2 ausgewählt worden. In Abbildung 5.23 werden die Ergebnisse visualisiert. Aufgrund der Unterschiede der Temperaturverläufe liegen bei Lager 12 zu allen Prognosezeitpunkten negative Fehler vor, während die Prognosen für Lager 11 alle zu positiven Fehlern führen. Der Prognosehorizont erstreckt sich für Lager 12 über alle Prognosezeitpunkte, sodass alle zu lang prognostizierten RULs innerhalb des Fehlerbands α liegen. Für Lager 11 deckt der Prognosehorizont alle Prognosen ab 0,7 der normierten erreichten Lebensdauer ab. Die *MAPEs* von 53 % für Lager 11 und 58 % für Lager 12 heben erneut die Unterschiede dieser beiden Messungen hervor. Der mittlere *MAPE* dieser Gruppe beträgt 56 %.

Für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente ist in einem zweiten Schritt gezeigt worden, dass Prognosen der RUL von diesen Elementen aufbauend auf der relativen Temperatur mit individuellen, adaptiven Versagensgrenzen realisierbar sind. Für alle Lager führt die steigungsbasierte Methode zu den Versagensgrenzen mit den geringsten Ab-

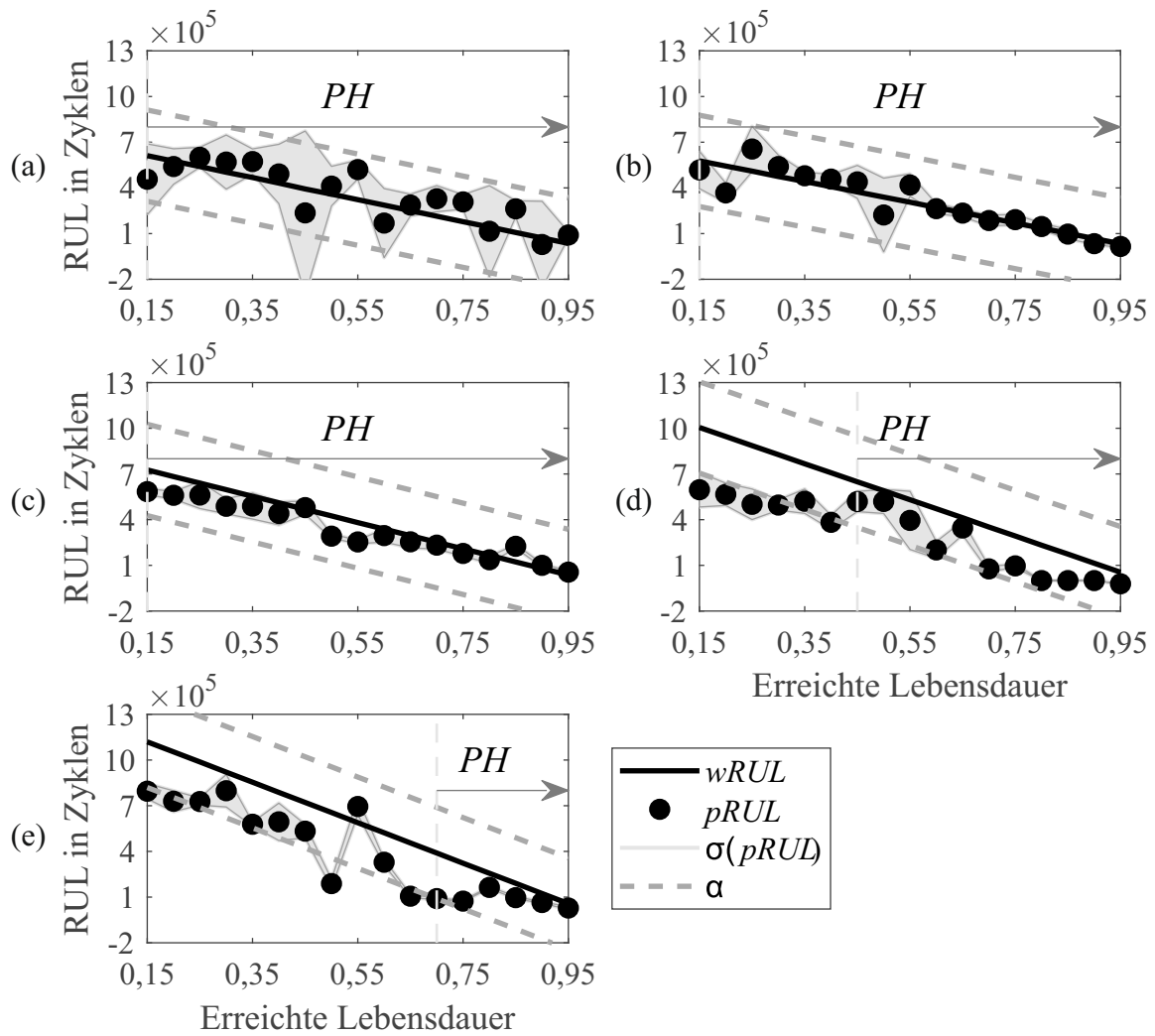


Abbildung 5.22: Prognosen der RUL basierend auf adaptiven Versagensgrenzen, die mit der steigungsbasierten Methode und einem Faktor von 2,2 ermittelt worden sind, für die unter Laborbedingungen belasteten Lager mit dargestellter Standardabweichung der Prognose $\sigma(pRUL)$, Fehlerband α und dem sich daraus ergebenden Prognosehorizont $PH = t_e - t_{k_d}$: a) Lager 3, b) Lager 4, c) Lager 5, d) Lager 6 sowie e) Lager 7

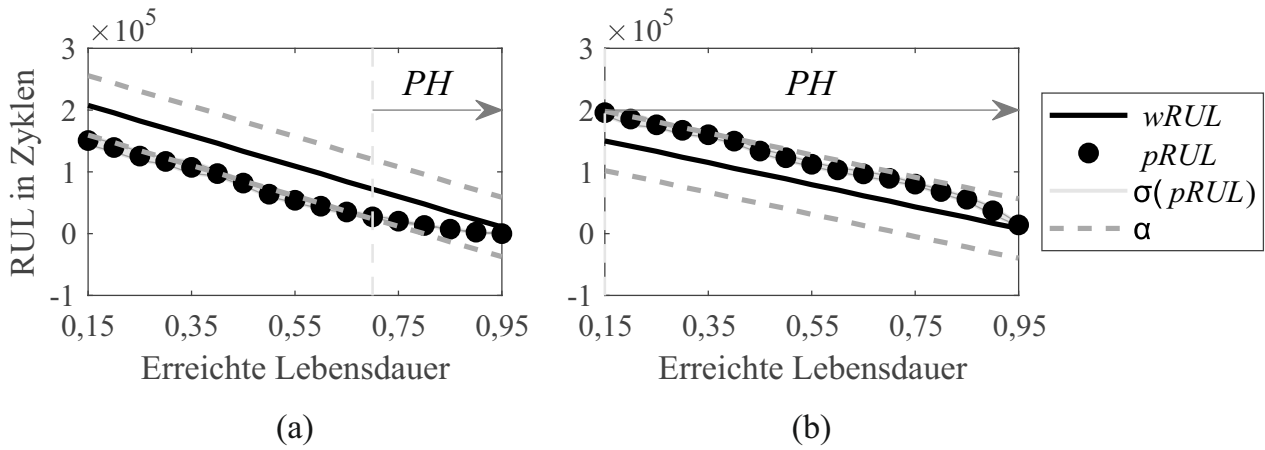


Abbildung 5.23: Prognosen der RUL basierend auf adaptiven Versagensgrenzen, die mit der steigungsbasierten Methode und einem Faktor von 2,2 ermittelt worden sind, für die Versuche in der Wärmekammer mit dargestellter Standardabweichung der Prognose $\sigma(pRUL)$, Fehlerband α und dem sich daraus ergebenden Prognosehorizont $PH = t_e - t_{ka}$: a) Lager 11 sowie b) Lager 12

weichungen zu den wahren Versagensgrenzen. Damit weisen alle Prognosen mit fester und adaptiver Versagensgrenze aller Lager spätestens ab 0,75 der normierten erreichten Lebensdauer einen Prognosehorizont auf. Außerdem ist die Gesamtanzahl der negativen Fehler gering. Sie liegt für die Prognosen basierend auf adaptiven Versagensgrenzen bei 36 von 119 möglichen negativen Fehlern, das entspricht einem Anteil von 35 %. Damit ist der Anteil der negativen Fehler im Vergleich zu den Prognosen basierend auf fester Versagensgrenze um 9 % reduziert worden. Eine Ursache wird in der ermittelten adaptiven Versagensgrenze gesehen. Diese adaptiven Versagensgrenzen sind im Mittel um 1,0 °C geringer als die festen Versagensgrenzen. Größere Abweichungen zwischen der wahren und der prognostizierten RULs treten dadurch nicht auf, wie ein Vergleich der mittleren *MAPEs* über alle Prognosen belegt. Der *MAPE* für die in den Abbildungen 5.22 und 5.23 visualisierten Prognosen ist im Vergleich zu den Prognosen basierend auf fester Versagensgrenze um 1 % auf 46 % angestiegen, was im Rahmen der Unsicherheit des Partikelfilters liegt. Damit ist das entwickelte CMS für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente aufbauend auf temperaturbasierten Lebensdauerdaten validiert worden.

Die Auswertung der Versuchsdaten, der Unsicherheiten und der Diagnose bzw. Prognose verifiziert die Auswahl des Messkonzepts. Unterschiede zeigen sich insbesondere in Bezug auf die Anforderungen an die unkomplizierte Montage (6), die automatisierbare Messung (9) sowie der geforderte geringe Energiebedarf (12). In diesen Punkten schneidet das temperaturbasierte Messkonzept besser ab. Dabei ermöglicht das automatisierbare Messkonzept eine Prognose, während die manuell gemessenen Beschleunigungen besser für eine Diagnose geeignet sind. Die Arbeit unterstreicht weiterhin die Bedeutung der Unsicherheit für eine erfolgreiche Zustandsüberwachung. In zukünftigen Messkonzepten zur Entwicklung einer Zustandsüberwachung wird empfohlen die Unsicherheit in den Eingangsdaten abhängig von der Messgröße als ein relevantes Kriterium für die Konzeptauswahl zu berücksichtigen.

5.4.3 Umsetzung hybrider Prognosen

Durch die Sensitivitätsanalyse sind bereits wesentliche Unsicherheiten beschrieben und in die Prognosen integriert worden. Weitere Unsicherheiten in den Messdaten sind schwierig vollumfänglich mathematisch zu beschreiben. Daher werden datenbasierte Verfahren angewandt, um aus den vorliegenden Daten diese Unsicherheiten zu extrahieren. Wenn diese in die Prognose integriert werden können, kann eine größere Genauigkeit der RUL realisiert werden. In den betreuten Arbeiten [124] und [94] werden hybride Methoden für diese Anwendung umgesetzt. Beide Arbeiten zielen darauf ab, die Unsicherheit der Degradation der Elastomere datenbasiert abzubilden. Anhand von Temperaturmessungen lernen definierte Verfahren des Maschinellen Lernens (SVM, Random Forest, Extreme Learning Machine) die Unsicherheiten in den Trainingsdaten. Die gelernten Modelle werden in den betreuten Arbeiten [124] und [94] geeignet in das Partikelfilter eingebunden, bevor anhand von Testdaten die Güte der gesamten hybriden Prognose beurteilt wird. So ist in [124] die SVM verwendet worden, um aus den Daten Rückschlüsse auf das Messmodell zu ziehen, das für die drei Phasen der Lebensdauer unterschiedlich umgesetzt worden ist. Die Schwachstellen liegen in der geringen Datenbasis, die den Einsatz der datenbasierten Methoden zum Erlernen der Unsicherheit erschwert.

5.5 Beurteilung der Prognosen

Die Evaluierung der Prognosemethode anhand der charakteristischen Performanzkennzahlen hat bestätigt, dass trotz der großen Unsicherheiten und der gegenseitigen Abhängigkeiten der Unsicherheiten Prognosen der RUL für Gummi-Metall-Elemente realisierbar sind. Dennoch zeigen die Ergebnisse auch, dass die Messgröße Temperatur ein größeres Maß an Unsicherheiten mit in die Prognose bringt als bspw. die Wegamplitude. Auch unter Berücksichtigung der Umgebungstemperatur ist die Unsicherheit der Eingangsdaten nicht zu vernachlässigen. Ein Vergleich der Fehler oder der *MAPEs* dieser Elemente mit Prognosefehlern anderer technischer Bauteile, wie bspw. Wälzlager ist nicht zielführend, da die Voraussetzungen insbesondere in Bezug auf die Unsicherheiten des Materials nicht vergleichbar sind. Daher wird der Mehrwert des temperaturbasierten CMS für eine verlässliche Nutzung von Gummi-Metall-Elementen anhand einer Beurteilung der erzielten Prognosegüte in Bezug zu einer realen Anwendung der Methode hervorgehoben. Dabei werden die prognostizierten RULs als Entscheidungshilfe für eine reale Anwendung betrachtet. Dafür werden im Folgenden eine präventive und eine prädiktive Instandhaltungsstrategie für die betrachteten Gummi-Metall-Lager anhand der experimentell ermittelten Messdaten gegenübergestellt. In realen Anwendungen baut die Planung prädiktiver Instandhaltungsarbeiten maßgeblich auf der Prognose der RUL auf. Als Vergleichsgröße wird die Ausnutzung der Lager herangezogen. Diese gibt an, welcher Anteil der individuell nutzbaren Lebensdauer in der tatsächlichen Anwendung genutzt worden ist.

Eine klassische Lebensdauerabschätzung für Gummi-Metall-Elemente erfolgt präventiv [64]. In diesem Abschnitt wird die Lebensdauer in Anlehnung an das Wöhlerkonzept abgeschätzt. Dabei wird die nutzbare Lebensdauer nicht mit einer Wöhlerlinie bestimmt, in der die Kraftamplituden der Lebensdauer gegenübergestellt werden, sondern direkt aufbauend auf den Messdaten der betrachteten Belastungen bestimmt. Dies ist damit zu begründen, dass einerseits in der Literatur keine Wöhlerlinien für die betrachteten

Gummi-Metall-Elemente vorliegen und andererseits für die Berechnung einer Wöhlerlinie weitere Versuche bei unterschiedlichen Kraftamplituden durchgeführt werden müssten. Sollte hierbei weiterhin der Temperatureinfluss mit abgebildet werden, müssten ähnlich wie bei Mistler [147] auch Wöhlerlinien für unterschiedliche Temperaturniveaus gebildet werden. Der Versuchsaufwand ist nicht notwendig, um eine Abschätzung der Grenzlebensdauer zu treffen. Für eine Erregerkraftamplitude von 40 kN sind insgesamt acht Versuche durchgeführt worden, drei davon ohne Messung der relativen Temperatursignale, vgl. Tabelle 4.1. Zusätzlich werden ebenfalls die zwei Lebensdauerversuche in der Wärmekammer separat betrachtet. Aufbauend auf den Messdaten wird die Grenzlebensdauer für die präventive Instandhaltung aus der minimalen Lebensdauer aller Lager einer Gruppe ermittelt. Da weder acht noch zwei Versuche eine statistisch valide Aussage ermöglichen und zusätzlich die großen Streuungen berücksichtigt werden sollen, wird eine weitere Sicherheit durch einen Sicherheitsfaktor eingebracht. Bei der Wahl eines Sicherheitsfaktors von 1,1 wird 90 % der minimalen Lebensdauer als Grenzlebensdauer gesetzt. Für die Gruppe der unter Laborbedingungen stationär belasteten Lager wird die Grenzlebensdauer damit auf $4,46 \times 10^5$ Zyklen gesetzt. Für die Gruppe der in der Wärmekammer stationär und instationär belasteten Lager ergibt sich für das gleiche Vorgehen eine Grenzlebensdauer von $1,60 \times 10^5$ Zyklen. Darauf aufbauend wird der Quotient aus der Grenzlebensdauer pro Lager und der tatsächlich nutzbaren Lebensdauer berechnet. Daraus ergibt sich die Ausnutzung der individuellen, nutzbaren Lebensdauer der Lager der beiden Gruppen für eine präventive Instandhaltungsstrategie.

Für die prädiktive Umsetzung wird keine Lebensdauer vorgegeben, sondern mit dem entwickelten Multi-Modell-Partikelfilter und der mit der steigungsbasierten Methode abgeschätzten adaptiven Versagensgrenze die RUL für alle Lager prognostiziert, vgl. Kapitel 5.4.2. Aufbauend auf der prognostizierten RUL wird entschieden, wann das Lager ausgetauscht werden soll. Für diese Betrachtung wird ebenfalls die vorliegende Unsicherheit berücksichtigt. Daher wird aufgrund der vorliegenden Anzahl der negativen Fehler kein Lebensende bei einer prognostizierten RUL von 0 Zyklen gesehen. Stattdessen wird eine andere Grenzrestlebensdauer gewählt. Da alle Prognosen basierend auf der ermittelten adaptiven Versagensgrenze spätestens ab 0,75 der normierten erreichten Lebensdauer des jeweiligen Lagers einen Prognosehorizont bilden, können Prognosen in diesem Bereich betrachtet werden. Daher wird die Grenzlebensdauer als die maximale prognostizierte RUL aller Lager einer Gruppe bei 0,95 ihrer normierten erreichten Lebensdauer angesehen. Die Grenzrestlebensdauer liegt für die betrachteten Lager der ersten Gruppen bei $9,0 \times 10^4$ Zyklen und für die Lager der zweiten Gruppe bei $1,5 \times 10^4$ Zyklen. Aufbauend auf dieser prognostizierten Grenzrestlebensdauer wird jedes Lager bis zu dem Prognosezeitpunkt betrieben, an dem die prognostizierte RUL diese Grenzrestlebensdauer unterschritten hat. Anhand der Prognosen der einzelnen Prognosezeitpunkte wird die Ausnutzung für eine prädiktive Instandhaltung bestimmt.

Der Vergleich der Ausnutzung der individuellen Lebensdauer der einzelnen Lager ist in Abbildung 5.24 zu sehen. Es zeigen sich deutliche Unterschiede der beiden Instandhaltungsstrategien in Bezug zu der Ausnutzung der tatsächlich nutzbaren Lebensdauer der einzelnen Lager. Alle Lager weisen durchweg eine bessere Ausnutzung auf, wenn die Instandhaltung prädiktiv aufbauend auf den prognostizierten RULs umgesetzt wird. Die Unterschiede liegen im Bereich von 24 bis 51 % für die stationär unter Laborbedingungen belasteten Lager. Die Gruppe der in der Wärmekammer belasteten Lager erzielt einen Anstieg der Ausnutzung um 5 bis 15 % trotz der Unterschiede der einzelnen Versu-

che dieser Gruppe und der geringen Gruppengröße. Insgesamt ermöglicht die entwickelte Zustandsüberwachung der Gummi-Metall-Elemente unter den betrachteten Bedingungen eine erhöhte Ausnutzung der Elemente durch eine prädiktive Instandhaltung im Vergleich zu einer heutzutage üblichen präventiven Instandhaltung.

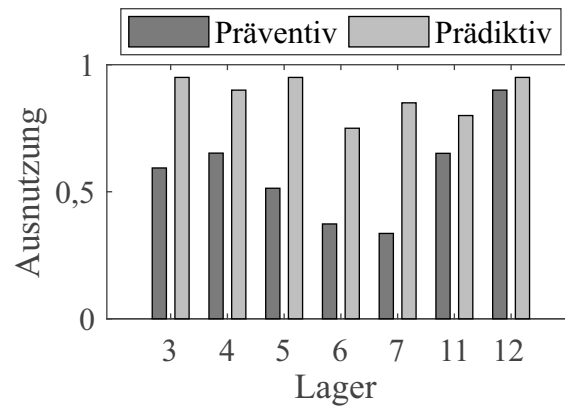


Abbildung 5.24: Gegenüberstellung der Ausnutzung der Lager für eine präventive und eine prädiktive Instandhaltungsstrategie

6 Zusammenfassung und Ausblick

Die Durchführung einer zustandsbasierten Instandhaltung bietet gegenüber der reaktiven und der präventiven Instandhaltung zahlreiche Vorteile. Einerseits wird das Risiko eines unerwünschten Systemausfalls minimiert, andererseits wird die Ausnutzung des Systems durch eine Zustandsüberwachung verbessert. Insgesamt können die über der Lebensdauer des Systems anfallenden Kosten reduziert werden. Daher ist eine effektive Zustandsüberwachung als Werkzeug zur zustandsbasierten, insbesondere zur prädiktiven Instandhaltung anzustreben. Durch zuverlässige Sensorik und moderne Techniken der Datenspeicherung und -übertragung sind die wesentlichen Voraussetzungen an die Infrastruktur für die Realisierung eines Zustandsüberwachungssystems gegeben. Als Beispiel ist die Windenergieanlage angeführt worden, aber auch andere Anwendungen, in denen Gummi-Metall-Elemente eingesetzt werden, wie Schienenfahrzeuge und Schiffe würden von der Zustandsüberwachung durch Sensoren profitieren, wenn ihre kostenintensive Instandhaltung zustandsbasiert geplant werden kann.

Gummi-Metall-Elemente werden zur Schwingungsisolierung in den genannten Anwendungen eingesetzt. Diese Elemente zeichnen sich durch vielseitige und einstellbare Eigenschaften aus, die ein breites Anwendungsfeld der Elemente ermöglichen. Dem gegenüber steht das komplexe dynamische Verhalten der Gummi-Metall-Elemente, das fertigungsbedingte Unsicherheiten aufweist. Weiterhin zeigen die Elemente eine Sensibilität gegenüber verschiedenen Einflüssen, sodass auch die Degradation der Gummi-Metall-Elemente Abhängigkeiten von inneren und äußeren Einflussfaktoren aufweist. Diese systembedingten Unsicherheiten stellen somit eine Herausforderung für die Umsetzung einer Zustandsüberwachung dieser Elemente dar.

In den vorangegangenen Kapiteln dieser Arbeit ist aufbauend auf dem Stand der Technik und der Forschung anwendungsorientiert ein Zustandsüberwachungssystem für Gummi-Metall-Elemente entwickelt worden. Dabei ist vorrangig die mechanische Degradation des Elastomers unter stationären Betriebsbedingungen sowie dem Einfluss einer variierenden Umgebungstemperatur betrachtet worden. Darauf aufbauend ist ein neues, empirisches Zustandsmodell entwickelt worden, das die Degradation der Gummi-Metall-Elemente beschreibt und in die Prognosemethode eingebunden worden ist. Eine geeignete Sensorik stellt einen wesentlichen Baustein einer Zustandsüberwachungssystem dar. Der Einsatz von Thermoelementen ermöglicht nicht nur eine kostengünstige Überwachung, sondern ist zudem ein neuer Ansatz für die Beschreibung der Degradation der Gummi-Metall-Elemente. Bisherige Arbeiten, die mit dem Ziel einer präventiven Instandhaltung auf klassischen Lebensdauerabschätzungen während der Produktentwicklung beruhen, basieren auf verschiedenen, anderen Größen zur Beschreibung der Degradation, wie der Risslänge, der Dämpfungsarbeit oder der Steifigkeit. Diese Größen weisen zum Teil Temperatureinflüsse auf, stellen die Temperatur aber nicht in den Fokus. Neben einer geeigneten Sensorik hat ein weiterer Schwerpunkt auf der Weiterentwicklung der ausgewählten Prognosemethode, des Partikelfilters für diese Anwendung gelegen. In der Arbeit ist eine neue Variante eines Multi-Modell-Filters entwickelt worden. Dieses Multi-

Modell-Partikelfilter ermöglicht es die Streuungen im Verhalten und der Degradation der Gummi-Metall-Elemente zu berücksichtigen, indem mehrere Modellparametersätze in eine Lebensdauerprognose einfließen. Weiterhin werden in Abhängigkeit von den Betriebsbedingungen unterschiedliche Parametersätze für die Prognose verwendet. Weiterhin sind diverse Unsicherheiten in einer Sensitivitätsanalyse beschrieben und berücksichtigt worden, sodass die ermittelten Streuungen des Elastomers hier zusätzlich beachtet werden. Eine weitere Entwicklung beruht auf der Ermittlung einer geeigneten, adaptiven Versagensgrenze. Neben zwei Methoden aus der Literatur sind in dieser Arbeit drei Methoden zur Abschätzung der Versagensgrenze entwickelt worden. Dabei erzielt die entwickelte steigungs-basierte Methode zur Abschätzung der Versagensgrenze die beste Genauigkeit und wird daher für die Prognose der nutzbaren Restlebensdauer der Gummi-Metall-Elemente verwendet.

Beantwortung der Forschungsfragen

Kann eine geeignete Messgröße für die Prognose der nutzbaren Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen identifiziert und in Lebensdauerversuchen realisiert werden?

Das auf der Messgröße Temperatur basierende Konzept ist in einer Nutzwertanalyse als das geeignetste Konzept der drei entwickelten Messkonzepte identifiziert worden, da dieses Konzept am besten die definierten Anforderungen erfüllt. Bei der Analyse der in Lebensdauerversuchen detektierten Messdaten hat sich gezeigt, dass diese Messgröße die wichtigste Anforderung, die Korrelation zur Degradation der Gummi-Metall-Elemente unter verschiedenen Bedingungen erfüllt. Die Analyse hat ebenso gewisse Unsicherheiten der Messgröße und der damit verbundenen Messtechnik identifiziert. Mit dem Ziel, eine hohe Prognosegüte zu realisieren, sind diese Unsicherheiten beschrieben und reduziert worden. Einerseits ist die Unsicherheit des Messrauschens durch die Bildung des Effektivwerts gemindert worden. Andererseits ist durch das Einbeziehen der Umgebungstemperatur der Einfluss der Umgebungsbedingungen berücksichtigt und daher die damit verbundene Unsicherheit reduziert worden. Insbesondere für Anwendungen, in denen die Umgebungstemperatur nicht konstant ist, wie in der betrachteten Wärmekammer, ist diese Berücksichtigung relevant.

Das zweitbeste Konzept basiert auf der Messgröße Beschleunigung. Die darauf aufbauenden datenbasierten Diagnosen weisen eine gute Genauigkeit auf, enthalten aber weitere Unsicherheiten, z. B. aufgrund der manuellen Anregung. Diese Unsicherheiten müssen reduziert werden, wenn dieses Konzept realisiert werden soll.

Die Durchführung und Auswertung der Diagnosen basierend auf Beschleunigungsmessungen und der Prognosen basierend auf Temperaturmessungen verifizieren die Rangfolge der Messkonzepte Temperatur und Beschleunigung. Beide Ergebnisse belegen den Einfluss der Unsicherheiten auf die Zustandsüberwachung. Daher ist es empfehlenswert, diese frühzeitig in den Auswahlprozess einer geeigneten Messgröße einfließen zu lassen.

Wie kann eine geeignete Versagensgrenze für die auszuwählende Messgröße gefunden werden?

Insgesamt bestätigt die Arbeit, dass Unsicherheiten einen übergeordneten Einfluss auf die Prognosegüte haben. Daher sind eine Beschreibung, mögliche Reduktion und Berücksichtigung dieser Unsicherheiten von enormer Bedeutung. Eine Unsicherheit, die für mehrere technische Systeme relevant ist, liegt in der Versagensgrenze. Obwohl es dem Stand der Technik entspricht mit festen Versagensgrenzen das Versagen von technischen Systemen

zu prognostizieren, spiegelt eine feste Versagensgrenze die Realität häufig nicht wider. Für die betrachteten Gummi-Metall-Elemente und die in der Zustandsüberwachung umgesetzte Messgröße relative Temperatur hat sich dies in den Lebensdauerdaten deutlich gezeigt. Mit verschiedenen Methoden ist es möglich Versagensgrenzen für technische Systeme abzuschätzen, indem run-to-failure Daten gleicher technischer Systeme analysiert werden. Die Umsetzung verschiedener Methoden zur Ermittlung der Versagensgrenze hebt hervor, dass nicht jede Methode für jede Anwendung gleich gut geeignet ist. Die in dieser Arbeit entwickelte steigungs-basierte Methode stellt eine innovative Methode dar, um die Unsicherheit der Versagensgrenze abzuschätzen, sodass diese Unsicherheit für die Prognose der nutzbaren Restlebensdauer der Gummi-Metall-Elements reduziert wird.

Ist eine robuste Prognose der nutzbaren Restlebensdauer für Gummi-Metall-Elemente unter stationären Bedingungen realisierbar?

Dass die durch das entwickelte Multi-Modell-Partikelfilter aufgestellten Prognosen der nutzbaren Restlebensdauer aufbauend auf der relativen Temperatur unter diesen Unsicherheiten robust sind, hat die Auswertung der prognostizierten nutzbaren Restlebensdauern im Vergleich zu den wahren nutzbaren Restlebensdauern anhand der Performanzkennzahlen gezeigt. Dafür sind in der modellbasierten Methode verschiedene Unsicherheiten der Eingangsdaten, der Zukunft, der Modelle und der Methode selbst integriert worden. Bspw. ermöglicht das entwickelte Multi-Modell-Partikelfilter die Verwendung mehrerer parametrischer Zustandsmodelle. So bildet die Berücksichtigung verschiedener Parametersätze im Zustandsmodell eine Unsicherheit in den Temperaturverläufen der betrachteten Lager ab. Schließlich ist hervorzuheben, dass erste unter instationären Bedingungen in Bezug auf die Umgebungstemperatur belastete Lager mit diesem Zustandsüberwachungssystem überwacht werden können. Dafür ist eine eigene Modellkombination an Parametersätzen erstellt worden, da die Degradation der Gummi-Metall-Elemente durch den Einfluss der erhöhten Umgebungstemperatur deutlich von der Degradation unter stationären Laborbedingungen abweicht.

Eine Beurteilung der Prognosen hat untermauert, dass eine prädiktive Instandhaltung basierend auf den prognostizierten nutzbaren Restlebensdauern zu einer besseren Ausnutzung der Elemente führt als eine heutzutage standardmäßig verfolgte präventive Instandhaltung. Damit ermöglicht das entwickelte Zustandsüberwachungssystem eine Verbesserung der Instandhaltung in Bezug auf die Ausnutzung der Elemente und die Instandhaltungsplanung.

Weitere Reduktion der Unsicherheit

Die grundlegenden Untersuchungen dieser Arbeit haben die Basis für die Umsetzung einer prädiktiven Instandhaltung der Gummi-Metall-Elemente geschaffen. Als nächsten Schritt zur Realisierung einer prädiktiven Instandhaltung kann die entwickelte Zustandsüberwachung in einer realen Anwendung eingesetzt und die Performanz evaluiert werden. Dabei stellen aktuell instationäre Betriebsbedingungen die größte Herausforderung einer Prognose der nutzbaren Restlebensdauer dar. Während das entwickelte Zustandsüberwachungssystem für den Einsatz von Gummi-Metall-Elementen unter stationären Betriebsbedingungen sowie instationären Umgebungstemperaturen validiert worden ist, gilt es die entwickelte Zustandsüberwachung unter stochastischen instationären Betriebsbedingungen in Bezug auf die Erregerkraftamplitude und die Erregerfrequenz in einer realen Anwendung zu prüfen.

Weiterhin können aufbauend auf dieser Arbeit verschiedene Ansätze zur weiteren Reduktion der Unsicherheit realisiert werden, um die Prognosegüte weiter zu steigern. Eine Kombination der realisierten Diagnosen und Prognosen und damit eine Kombination der Messgrößen Beschleunigung und Temperatur bietet eine Absicherung der prognostizierten nutzbaren Restlebensdauern, sodass das Risiko einer fehlerhaften Prognose reduziert werden kann. Weiteres Expertenwissen, wie die Kenntnis der Betriebszustände, reduziert die vorliegenden Unsicherheiten ebenfalls. Darauf aufbauend ist es denkbar einen digitalen Zwilling des Gummi-Metall-Elements zu entwickeln, der bereits in der Entwicklungsphase während der Lebensdauerversuche entsteht und im Betrieb Verwendung findet. Neben Expertenwissen bzgl. der Betriebsbedingungen bieten weitere Messdaten eine vielversprechende, aber kostenintensive erweiterte Wissensbasis. Darauf aufbauend würden die datenbasierte Diagnose und die modellbasierte Prognose eine größere Genauigkeit erzielen. Die hybriden Prognosen ließen sich analog verbessern.

Literaturverzeichnis

- [1] *Exzellenz in Form und Funktion*. <https://www.boge-rubber-plastics.com/de/produktlinien>. 02.03.2018
- [2] ABID, K. ; SAYED-MOUCHAWEH, M. ; CORNEZ, L.: Adaptive machine learning approach for fault prognostics based on normal conditions: Application to shaft bearings of wind turbine. In: *Proceedings of the Annual Conference of the PHM Society* 11 (2019), Nr. 1
- [3] ABRAHAM, F. ; ALSHUTH, T. ; JERRAMS, S.: Ermüdungsbeständigkeit von Elastomeren in Abhängigkeit von der Spannungsamplitude und der Unterspannung. In: *KGK Kautschuk Gummi Kunststoffe* 54 (2001)
- [4] AIMIYEKAGBON, O. K. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Development of remaining useful lifetime predictions of rubber-metal-bearings based on generated synthetic data*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Masterarbeit, 2018
- [5] AN, D. ; KIM, N. H. ; CHOI, J.-H.: Options for Prognostics Methods: A review of data-driven and physics-based prognostics. In: *Annual Conference of the PHM*. 2013, S. 1–14
- [6] ARACHCHIGE, B. ; PERINPANAYAGAM, S. ; JARAS, R.: Enhanced Prognostic Model for Lithium Ion Batteries Based on Particle Filter State Transition Model Modification. In: *Applied Science* Bd. 7. 2017, S. 1–19
- [7] ARULAMPALAM, M. S. ; GORDON, N. ; ORTON, M. ; RISTIC, B.: A variable structure multiple model particle filter for GMTI tracking. In: *FUSION 2002*. Sunnyvale, Calif : International Society of Information Fusion, 2002. – ISBN 0-9721844-1-4, S. 927–934
- [8] ATAMURADOV, V. ; MEDJAHHER, K. ; DERSIN, P. ; LAMOUREUX, B. ; ZERHOUNI, N.: Prognostics and Health Management for Maintenance Practitioners - Review, Implementation and Tools Evaluation. In: *International Journal of Prognostics and Health Management* 8 (2017), S. 1–31
- [9] AVIZIENIS, A. ; LAPRIE, J. C. ; RANDELL, B. ; LANDWEHR, C.: Basic concepts and taxonomy of dependable and secure computing. In: *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing* 1 (2004), Nr. 1, S. 11–33
- [10] BAASER, H.: Elastomerdynamik in der Simulation - Verändert dies unsere Sicht auf Bauteile? In: *DKT - German Rubber Conference 2012*. 2012
- [11] BAHARI, A. R. ; YUNUS, M. A. ; ABDUL RANI, M. N. ; NALISA, A. ; SHAH, M. A. S. A.: Investigation on the effects of suspension stiffness using experimental modal analysis and finite element model updating. In: *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 506 (2019), S. 012043
- [12] BARALDI, P. ; COMPARE, M. ; SAUCO, S. ; ZIO, E.: Fatigue Crack Growth Prognostics by Particle Filtering and Ensemble Neural Networks. In: *European Conference of Prognostics and Health Management Society 2012*. 2012
- [13] BARALDI, P. ; DI MAIO, F. ; ZIO, E.: *Particle filters for prognostics*. Nantes, Frankreich, 8-10 Juli 2014 (European Conference of the Prognostics and Health Management Society)
- [14] BARALDI, P. ; MANGILI, F. ; ZIO, E.: Investigation of uncertainty treatment capability of model-based and data-driven prognostic methods using simulated data. In: *Reliability Engineering and System Safety* (2013), Nr. 112, S. 94–108
- [15] BARON, J.: *Untersuchungen zur Auslegung und zum Betriebsverhalten eines fliehkraftgesteuerten frequenzvariablen Drehschwingungstilgers*. Hannover, Universität Hannover, Dissertation, 2000

- [16] BAUR, E. ; BRINKMANN, S. ; OSSWALD, T. A. ; SCHMACHTENBERG, E.: *Saechtling Kunststoff Taschenbuch*. 30. München : Carl Hanser Verlag, 2007. – ISBN 978-3-446-40352-9
- [17] BENDER, A. ; KAUL, T. ; SEXTRO, W.: Entwicklung eines Condition Monitoring Systems für Gummi-Metall-Elemente. In: BODDEN, E. (Hrsg.) ; DRESSLER, F. (Hrsg.) ; DUMITRESCU, R. (Hrsg.) ; GAUSEMEIER, J. (Hrsg.) ; MEYER AUF DER HEIDE, F. (Hrsg.) ; SCHEYTT, C. (Hrsg.) ; TRÄCHTLER, A. (Hrsg.): *Wissenschafts- und Industrieforum 2017: Intelligente Technische Systeme*. Paderborn, Germany, 2017. – ISBN 978-3-942-647-88-5, S. 347–358
- [18] BENDER, A. ; KIMOTHO, J. K. ; KOHL, S. ; SEXTRO, W. ; REINKE, K.: Modellbasierte Prognose der nutzbaren Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen. In: *Tagungsband der 15. Internationalen Schienenfahrzeugtagung, 2017* Bd. 15. Dresden, Germany : DVV Media Group GmbH|Eurailpress, 2017. – ISBN 978-3-87154-605-1, S. 123–125
- [19] BENDER, A. ; SCHINKE, L. ; SEXTRO, W.: Remaining useful lifetime prediction based on adaptive failure thresholds. In: BEER, M. (Hrsg.) ; ZIO, E. (Hrsg.): *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference*, 2019, S. 1262–1269
- [20] BENDER, A. ; SEXTRO, W.: A particle filtering approach for temperature based prognostics. 2018. <https://www.taylorfrancis.com/books/9781351174657>. In: HAUGEN, S. (Hrsg.) ; VINNEM, J.-E. (Hrsg.) ; KONGSVIK, T. (Hrsg.) ; BARROS, A. (Hrsg.) ; VAN GULIJK, C. (Hrsg.): *Safety and Reliability Safe Societies in a Changing World*. Boca Raton, USA : CRC Press, 2018. – ISBN 1351174657, 1025–1033
- [21] BENDER, A. ; SEXTRO, W. ; REINKE, K.: Neuartiges Konzept zur Lebensdauerprognose von Gummi-Metall-Elementen. In: *VDI-Berichte 2301*, VDI Wissensforum GmbH, 2017. – ISBN 978-3-18-092301-7, S. 49–60
- [22] BENDER, A. ; SEXTRO, W. ; REINKE, K.: Konstruktion und Zustandsüberwachung eines Gummi-Metall-Teils mit integriertem Thermoelement. In: *Schwingungen von Windenergieanlagen 2019* Bd. 2346. Düsseldorf : VDI Verlag GmbH, 2019. – ISBN 978-3-18-092346-8, S. 241–248
- [23] BESNARD, F. ; NILSSON, J. ; BERTLING, L.: On the economic benefits of using condition monitoring systems for maintenance management of wind power systems. In: IEEE (Hrsg.): *11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*. Singapore, 2010, S. 160–165
- [24] BISHOP, C. M.: *Pattern recognition and machine learning*. Corrected at 8th printing 2009. New York, NY : Springer, 2009 (Information science and statistics). – ISBN 978-0387-31073-2
- [25] BOSCH REXROTH AG: *Vorausschauende Analyse mit ODiN*. <https://www.boschrexroth.com/de/de/produkte/produktsupport/vorausschauende-analyse/index>. 30.10.2019
- [26] BOSCHERT, S. ; ROSEN, R.: Digital Twin - The Simulation Aspect. In: *Mechatronic Futures: Challenges and Solutions for Mechatronic Systems and their Designers* (2016), S. 59–74
- [27] BRAESS, H.-H. ; SEIFFERT, U.: *Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. 6. aktualisierte und erweiterte Auflage. Vieweg Verlag, 2012
- [28] BREIMAN, L.: Random Forests. In: *Machine Learning* 45 (2001), S. 5–32
- [29] CADINI, F. ; SBARUFATTI, C. ; CANCELLIERE, F. ; GIGLIO, M.: A Data-Driven Particle Filter For Lithium-Ion Batteries State-Of-Life Prognosis. In: *PHM Society European Conference* 4 (2018), Nr. 1
- [30] CADWELL, S. M. ; MERRILL, R. A. ; SLOMAN, C. M. ; YOST, F. L.: *Dynamic Fatigue Life of Rubber*. Detroit,
- [31] CAI, Y. ; STARLY, B. ; COHEN, P. ; LEE, Y.-S.: Sensor Data and Information Fusion to Construct Digital-twins Virtual Machine Tools for Cyber-physical Manufacturing. In: *Procedia Manufacturing* 10 (2017), S. 1031–1042. – ISSN 23519789
- [32] CALABRESE, F. ; CASTO, A. ; REGATTIERI, A. ; PIANA, F.: Components monitoring and intelligent diagnosis tools for Prognostic Health Management approach. In: ASSOCIAZIONE

- ITALIANA DOCENTI IMPIANTI INDUSTRIALI (Hrsg.): *XXIII Summer School "Francesco Turco"*, 2018. – ISBN 978–88–908649–0–2
- [33] CELINA, M. ; GILLEN, K. T. ; ASSINK, R. A.: Accelerated aging and lifetime predictions: Review of non-Arrhenius behaviour due to two competing processes. In: *Polymer Degradation and Stability* (2005), Nr. 90, S. 395–404. – ISSN 01413910
- [34] CHANG, D.-C. ; FAN, M.-W.: Interacting Multiple Model Particle Filtering Using New Particle Resampling Algorithm. In: *Globecom 2014 - Signal Processing for Communications Symposium* (2014), S. 3215–3220
- [35] CHANG, Y. ; FANG, H. ; ZHANG, Y.: A new hybrid method for the prediction of the remaining useful life of a lithium-ion battery. In: *Applied Energie 2017* (2017), Nr. 206, S. 1564–1578
- [36] CHAPMAN, P. ; CLINTON, J. ; KERBER, R. ; KHABAZA, T. ; REINARTZ, T. ; SHEARER, C. ; WIRTH, R.: *CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide*. <https://the-modeling-agency.com/crisp-dm.pdf>. 11.02.2020
- [37] CHEHADE, A. ; BONK, S. ; LIU, K.: Sensory-Based Failure Threshold Estimation for Remaining Useful Life Prediction. In: *IEEE Transactions on Reliability* 66 (2017), Nr. 3, S. 939–949. – ISSN 0018–9529
- [38] CHEN, C. ; ZHANG, B. ; VACHTSEVANOS, G. ; ORCHARD, M.: Machine Condition Prediction Based on Adaptive Neuro-Fuzzy and High-Order Particle Filtering. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 58 (2011), Nr. 9, S. 4353–4364. – ISSN 0278–0046
- [39] CHEN, J. ; MA, C. ; SONG, D. ; XU, B.: Failure Prognosis of multiple uncertainty system based on Kalman filter and its application to aircraft fuel system. In: *Advances in Mechanical Engineering* Bd. 8. 2016, S. 1–13
- [40] CHEN, X. ; YU, J. ; TANG, D. ; WANG, Y.: A novel PF-LSSVR-based Framework for Failure Prognosis of Nonlinear Systems with time-varying Parameters. In: *Chinese Journal of Aeronautics* 25 (2012), Nr. 5, S. 715–724
- [41] CORBETTA, M. ; SBARUFATTI, C. ; SAXENA, A. ; GOEBEL, K.: A Bayesian framework for fatigue life prediction of composite laminates under co-existing matrix cracks and delamination. In: *Composite Structures* (2017)
- [42] CRABTREE, C. J.: *Condition Monitoring Techniques for Wind Turbines*. Durham, Durham University, Dissertation, Februar 2011
- [43] CRABTREE, C. J. ; ZAPPALÁ, D. ; TAVNER, P. J.: *Survey of Commercially Available Condition Monitoring Systems for Wind Turbines: Technical Report*
- [44] DAIGLE, M. ; SAHA, B. ; GOEBEL, K.: A comparison of filter-based approaches for model-based prognostics. In: *2012 IEEE Aerospace Conference*, 2012. – ISBN –2005, 1–10
- [45] DANAS, K. ; KANKANALA, S. V. ; TRIANTAFYLIDIS, N.: Experiments and modeling of iron-particle-filled magnetorheological elastomers. In: *Journal of the Mechanics and Physics of Solids* 60 (2012), Nr. 1, S. 120–138. – ISSN 00225096
- [46] DAROOGHEH, N. ; MESKIN, N. ; KHORASANI, K.: A Novel Particle Filter Parameter Prediction Scheme for Failure Prognosis. In: *American Control Conference (ACC), 2014* (2014), S. 1735–1742
- [47] DAS, S. N. ; CHAUDHURI, A. R.: Estimation of Life of an Elastomeric Component: A Stochastic Model. In: *Defence Science Journal* 61 (2011), Nr. 3, S. 257–263
- [48] DAVIES, A. (Hrsg.): *Handbook of Condition Monitoring: Techniques and Methodology*. 1. London : Chapman & Hall, 1998. – ISBN 0412613204
- [49] DIN 1311-1: *Schwingungen und schwingungsfähige Systeme (Teil 1: Grundbegriffe, Einteilung)*. Berlin, Februar 2000
- [50] DIN 31051: *Grundlagen der Instandhaltung*. Berlin, Juni 2019

- [51] DIN 50035: *Begriffe auf dem Gebiet der Alterung von Materialien - Polymere Werkstoffe*. Berlin, September 2012
- [52] DIN 50100: *Schwingfestigkeitsversuch - Durchführung und Auswertung von zyklischen Versuchen mit konstanter Amplitude für metallische Werkstoffproben und Bauteile*. Berlin, Dezember 2016
- [53] DIN EN 13306: *Instandhaltung - Begriffe der Instandhaltung*. Berlin, Februar 2018
- [54] DIN ISO 17359: *Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen - Allgemeine Anleitungen, Beiblatt 1: Erläuterungen zu Fachbegriffen*. Berlin, Februar 2017
- [55] DIN-ISO 7619-1: *Elastomere oder thermoplastische Elastomere - Bestimmung der Eindringhärte - Teil 1: Durometer-Verfahren (Shore-Härte)*. perinorm.com. 2012
- [56] DOMININGHAUS, H. (Hrsg.) ; ELSNER, P. (Hrsg.) ; EYERER, P. (Hrsg.) ; HIRTH, T. (Hrsg.): *Kunststoffe: Eigenschaften und Anwendungen*. 8., neu bearb. und erw. Aufl. Berlin and Heidelberg : Springer, 2012 (VDI-Buch). – ISBN 9783642161728
- [57] DOUCET, A. (Hrsg.): *Sequential Monte Carlo methods in practice*. New York and Berlin and Heidelberg and Barcelona and Hong Kong and London and Milan and Paris and Singapore and Tokyo : Springer, 2001 (Statistics for engineering and information science). – ISBN 0387951466
- [58] EKER, O. F. ; CAMCI, F. ; JENNIONS, I. K.: A new hybrid prognostic methodology. In: *International Journal of Prognostics and Health Management* 9 (2019)
- [59] ELAHINIA, M. ; CIOCANEL, C. ; NGUYEN, T. M. ; WANG, S.: MR- and ER-Based Semiactive Engine Mounts: A Review. In: *Smart Materials Research* 2013 (2013), Nr. 2, S. 1–21. – ISSN 2090–3561
- [60] ELSAYED, S. M. ; SARKER, R. A. ; RAY, T.: Parameter Adaption in Differential Evolution. In: *IEEE World Congress on Computational Intelligence* (2012)
- [61] EWINS, D. J.: *Mechanical Engineering Research Studies: Engineering Dynamics Series*. Bd. 10: *Modal Testing: theory, practice and application*. 2. Baldock, England : Research Studies Press Ltd., 2000. – ISBN 0 86380 218 4
- [62] EYERER, P. (Hrsg.) ; ELSNER, P. (Hrsg.) ; HIRTH, T. (Hrsg.): *Die Kunststoffe und ihre Eigenschaften*. 1. Aufl. Berlin : Springer-Verlag, 2005 (VDI-Buch). – ISBN 978–3–540–26433–0
- [63] FLAMM, M. ; STEINWEGER, T. ; WELTIN, U.: Schadensakkumulation bei Elastomeren. In: *KGK Kautschuk Gummi Kunststoffe* 55 (2002), Nr. 12, S. 665–668
- [64] FLAMM, M. ; STEINWEGER, T. ; WELTIN, U.: Festigkeitshypothesen in der rechnerischen Lebensdauervorhersage von Elastomeren. In: *KGK Kautschuk Gummi Kunststoffe* 56 (2003), Nr. 11, S. 582–586
- [65] FLAMM, M. ; STEINWEGER, T. ; WELTIN, U.: Lebensdauerabschätzung auf Basis eines lokalen Konzepts. In: DEUTSCHER VERBAND FÜR MATERIALFORSCHUNG UND -PRÜFUNG E.V. (Hrsg.): *Elastomerbauteile*, DVM, 2009 (DVM-Bericht). – ISBN 0946–5987, S. 79–88
- [66] FLAMM, M. ; WELTIN, U. ; SCHULTE, K.: *Berichte aus dem Institut für Mechanik*. Bd. 289: *Ein Beitrag zur Betriebsfestigkeitsvorhersage mehraxial belasteter Elastomerbauteile: Zugl.:Hamburg-Harburg, Techn. Univ., Arbeitsbereich Mechanik I, Kunststoffe und Verbundwerkstoffe, Diss., 2003*. Düsseldorf : VDI-Verl., 2003. – ISBN 3183289180
- [67] FVA (Hrsg.): *Zählverfahren: Zählverfahren zur Bildung von Kollektiven und MATrizen als Zeitfunktionen*. IV. Frankfurt, 2010 (FVA-Richtlinie 131)
- [68] GEBRAEEL, N. Z. ; LAWLEY, M. A.: A Neural Network Degradation Model for Computing and Updating Residual Life Distributions. In: *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 5 (2008), Nr. 1, S. 154–163. – ISSN 1545–5955
- [69] GIESE, U.: *Aufklärung ermüdungs- und schädigungsrelevanter Mechanismen bei dynamisch belasteten technischen Gummiwerkstoffen: Schlussbericht des IGF-Vorhabens*

- Nr. 15694N. https://www.dikautschuk.de/fileadmin/files/forschung/abschlussbericht_aif_15694n.pdf. 2011
- [70] GOEBEL, K. ; DAIGLE, M. ; SAXENA, A. ; SANKARARAMAN, S. ; ROYCHOUDHURY, I. ; CELAYA, J.: *Prognostics: The Science of Prediction*. 1. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2017. – ISBN 1539074838
- [71] GOEBEL, K. ; SAXENA, A. ; DAIGLE, M. ; CELAYA, J. ; ROYCHOUDHURY, I. ; CLEMENTS, S.: *Introduction to Prognostics*. Dresden, Deutschland, 3.-5. Juli 2012 (European Conference of the Prognostics and Health Management Society)
- [72] GU, J. ; BARKER, D. ; PECHT, M.: Uncertainty Assessment of Prognostics of Electronics Subject to Random Vibration. In: *AAAI Fall Symposium: Artificial Intelligence for Prognostics*. 2007, S. 50–57
- [73] GUDMUNDSSON, F. B.: *Preparation and Characterization of a Prototype Magnetorheological Elastomer for Application in Prosthetic Devices*, University of Iceland, Magisterarbeit, 2015
- [74] GUO, L. ; PENG, Y. ; LIU, D. ; LUO, Y.: Comparison of resampling algorithms for particle filter based remaining useful life estimation. In: *2015 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)*, 2015. – ISBN –2005, 1–8
- [75] HAIBACH, E. D.-I.: *Betriebsfestigkeit: Verfahren und Daten zur Bauteilberechnung*. 1. Düsseldorf : VDI-Verlag GmbH, 1989. – ISBN 3–18–400828–2
- [76] HAIBACH, E. D.-I.: *Betriebsfestigkeit: Verfahren und Daten zur Bauteilberechnung*. 3., korrigierte und ergänzte Auflage. Berlin : Springer-Verlag, 2006. – ISBN 3–540–29363–9
- [77] HAIGERMOSER, A. ; TECHNISCHE UNIVERSITÄT GRAZ (Hrsg.): *Schienenfahrzeuge: Vorlesungsskriptum*
- [78] HANSELLE, R. A. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Prognose der Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen basierend auf Beschleunigungs- und Temperaturmessungen*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Masterarbeit, 2020
- [79] HARBOUR, R. J. ; FATEMI, A. ; MARS, W. V.: Fatigue crack growth of filled rubber under constant and variable amplitude loading conditions. In: *Fatigue & Fracture of Engineering Materials and Structures* 30 (2007), Nr. 7, S. 640–652
- [80] HAUSBERG, F.: *Audi Dissertationsreihe*. Bd. 101: *Adaptive und kennfeldbasierte Steuerung aktiver Motorlager*. 1., Aufl. Göttingen, Niedersachsen : Cuvillier, E, 2014. – ISBN 395404899X
- [81] HE, W. ; WILLIARD, N. ; OSTERMAN, M. ; PECHT, M.: Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster–Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method. In: *Journal of Power Sources* 196 (2011), Nr. 23, S. 10314–10321. – ISSN 03787753
- [82] HEINONEN, J. ; VESSONEN, I. ; KLINGE, P. ; LINDROOS, T.: Semi-active Vibration Control based on Shape Memory Alloy Actuators - Analysis and Experimental Testing. In: *Journal of Structural Mechanics* 40 (2007), Nr. 1, S. 23–38
- [83] HOENIG, M. ; HAGMEYER, S. ; ZEILER, P.: Enhancing Remaining Useful Lifetime Prediction by an Advanced Ensemble Method Adapted to the Specific Characteristics of Prognostics and Health Management. In: BEER, M. (Hrsg.) ; ZIO, E. (Hrsg.): *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference*. Singapore : Research Publishing, 2019. – ISBN 978–981–11–2724–3, S. 1155–1162
- [84] HORNBERGER, K. ; GUTH, W.: Lebensdauer-Analyse von Elastomeren im Automobilbau. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 97 (1995), Nr. 9, S. 33–37. – ISSN 0001–2785
- [85] HU, Y. ; BARALDI, P. ; DI MAIO, F. ; ZIO, E.: A particle filtering and kernel smoothing-based approach for new design component prognostics. In: *Reliability Engineering & System Safety* 134 (2015), S. 19–31. – ISSN 0951–8320
- [86] HUANG, G.-B. ; ZHOU, H. ; DING, X. ; ZHANG, R.: Extreme Learning Machine for Regressi-

- on and Multiclass Classification. In: *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 42 (2012), Nr. 513-529
- [87] IGNATIOUS, J. J. ; LINCON, S. A.: On the choice of importance of resampling schemes in particle filters. In: *American Journal of Engineering Research (AJER)* 02 (2013), Nr. 09, S. 228–233
- [88] INSTITUT FÜR SOLARE ENERGIEVERSORGUNGSTECHNIK ; INSTITUT FÜR SOLARE ENERGIEVERSORGUNGSTECHNIK (Hrsg.): *Windenergie Report Deutschland 2008*. http://windmonitor.ief.fraunhofer.de/opencms/export/sites/windmonitor/img/Windenergie_Report_2008.pdf. 2008
- [89] ISERMANN, R.: *Mechatronische Systeme: Grundlagen*. 2., vollst. neu bearb. Aufl. Berlin : Springer, 2008. – ISBN 9783540323365
- [90] ISMAIL, M. A. A. ; SAWALHI, N. ; BIERIG, A.: Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearboxes Using Enhanced Tachless Order Tracking. In: *Proceedings of International Conference of Applied Physics and Mathematics*, 2018, S. 1–5
- [91] IWR: *Windenergie: Enercon krempelt Wartungskonzept um*. <https://www.windbranche.de/news/nachrichten/artikel-29783-windenergie-enercon-krempelt-wartungskonzept-um>. 30.07.2019
- [92] JABER, A. A. ; BICKER, R.: The State of the Art in Research into Condition Monitoring of Industrial Machinery. In: *International Journal of Current Engineering and Technology* 4 (2014), Nr. 3
- [93] JABLONSKI, A. ; BARSZCZ, T. ; BIELECKA, M. ; BREUHAUS, P.: Modeling of probability distribution functions for automatic threshold calculation in condition monitoring systems. In: *Measurement* Bd. 46. 2013, S. 727–738
- [94] JACKSON, R. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Entwicklung hybrider Prognosemethoden für die Zustandsüberwachung unter Berücksichtigung von Unsicherheiten*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Studienarbeit, 2020
- [95] JACOBS, G.: *Maschinengestaltung*. 09/2009. Herzogenrath : Schumacher-Verlag, 2009
- [96] JANOCHA, H.: Steuerbares Motorlager mit magnetorheologischer Flüssigkeit: Controllable engine mounting with magnetorheological fluid. In: *VDI-Berichte* Bd. 1931. 2006, S. 313–326
- [97] JARDINE, A. K. ; LIN, D. ; BANJEVIC, D.: A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 20 (2006), Nr. 7, S. 1483–1510. – ISSN 08883270
- [98] JAVED, K. ; GOURIVEAU, R. ; ZERHOUNI, N.: State of the art and taxonomy of prognostics approaches, trends of prognostics applications and open issues towards maturity at different technology readiness levels. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 94 (2017), S. 214–236. – ISSN 08883270
- [99] JOHLITZ, M.: *Zum Alterungsverhalten von Polymeren: Experimentell gestützte, thermochemomechanische Modellbildung und numerische Simulation*. München, Universität der Bundeswehr München, Habilitation, März 2015
- [100] JOUIN, M. ; GOURIVEAU, R. ; HISSEL, D. ; PÉRA, M.-C. ; ZERHOUNI, N.: Prognostics of PEM fuel cells under a combined heat and power profile. In: *IFAC-PapersOnLine* 48 (2015), Nr. 3, S. 26–31. – ISSN 24058963
- [101] JOUIN, M. ; GOURIVEAU, R. ; HISSEL, D. ; PÉRA, M.-C. ; ZERHOUNI, N.: Particle filter-based prognostics: Review, discussion and perspectives. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 72–73 (2016), S. 2–31. – ISSN 08883270
- [102] KAAL, W.: *Dielektrische Elastomer-Stapelaktoren mit gelochten Elektroden für strukturdynamische Anwendungen*. Darmstadt, Technische Universität Darmstadt, Dissertation, 2014

- [103] KAINDL, S.: *Simulation der Schwingfestigkeit von Elastomerbauteilen*. Halle-Wittenberg, Martin-Luther-Universität, Dissertation, 2014
- [104] KAN, M. S. ; TAN, A. C. ; MATHEW, J.: A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 62-63 (2015), S. 1–20. – ISSN 08883270
- [105] KAUL, T. ; BENDER, A. ; SEXTRO, W.: Digital Twin for Reliability Analysis During Design and Operation of Mechatronic Systems. In: BEER, M. (Hrsg.) ; ZIO, E. (Hrsg.): *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference*, 2019, S. 2340–2347
- [106] KAUL, T. ; HENTZE, J. ; SEXTRO, W. ; GRÄSSLER, I.: Integration von Verlässlichkeitsmodellen der Entwicklung in einen Digitalen Zwilling zur Umsetzung einer vorausschauenden Instandhaltung. In: VDI (Hrsg.): *Fachtagung Mechatronik 2019*, VDI Verlag GmbH, 2019, 19–24
- [107] KIMOTH, J. K.: *Schriften des Lehrstuhls für Dynamik und Mechatronik*. Bd. 4: *Development and performance evaluation of prognostic approaches for technical systems*. Paderborn : Shaker Verlag, 2016. – ISBN 978-3-8440-5447-7
- [108] KIMOTH, J. K. ; SEXTRO, W.: Optimal Parameter Tuning for Multiclass Support Vector Machines in Machinery Health State Estimation. In: *PAMM* 14 (2014), Nr. 1, S. 815–816. – ISSN 1617-7061
- [109] KLAUKE, R.: *Lebensdauervorhersage mehrachsiger belasteter Elastomerbauteile unter besonderer Berücksichtigung rotierender Beanspruchungsrichtungen*. Chemnitz, Technische Universität Chemnitz, Dissertation, 08.04.2016
- [110] KLENKE, A.: *Wahrscheinlichkeitstheorie*. 2., korrigierte Aufl. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. – ISBN 9783540763178
- [111] KLIPPENSTEIN, C. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Entwicklung einer modellbasierten Prognosemethode für die Schätzung der Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Bachelorarbeit, 2017
- [112] KOENEN, J. F.: *Ein Beitrag zur Beherrschung von Unsicherheit in Lastmonitoring-Systemen*. Siegen, Universität Siegen, Dissertation, 03.03.16
- [113] KOHL, S.: *Analyse der Reibleistungsverteilung im Reifenlatsch unter Berücksichtigung der Fahrwerkdynamik eines Mehrlenkerachssystems zur Bewertung des Reifenverschleißes*. Paderborn, Universität Paderborn, Dissertation, 2019
- [114] KOLERUS, J. ; WASSERMANN, J.: *Edition expertsoft*. Bd. 79: *Zustandsüberwachung von Maschinen: Das Lehr- und Arbeitsbuch für den Praktiker ; mit 7 Tabellen*. 5., neu bearb. Aufl. Renningen : Expert-Verl., 2011. – ISBN 9783816930808
- [115] KÖMMLING, A.: *Alterung und Lebensdauervorhersage von O-Ring-Dichtungen*. Berlin, Technische Universität Berlin, Dissertation, März 2017
- [116] KOTHAMASU, R. ; HUANG, S. H. ; VERDUIN, W. H.: System health monitoring and prognostics — a review of current paradigms and practices. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 28 (2006), Nr. 9-10, S. 1012–1024. – ISSN 0268-3768
- [117] KRANJC, T. ; SLAVIČ, J. ; BOLTEŽAR, M.: A comparison of strain and classic experimental modal analysis. In: *Journal of Vibration and Control* 22 (2014), Nr. 2, S. 371–381
- [118] KROME, J. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Entwicklung eines empirischen Prognosemodells zur Schätzung der nutzbaren Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Bachelorarbeit, 2019
- [119] KROTH, T.: *Hitze verkürzt das Leben - Neues Konzept verbessert Lebensdaueranalysen von Elastomerbauteilen*. Darmstadt, 11.12.2014
- [120] KROTH, T. ; MÖLLER, R. ; MELZ, T. ; DIPPEL, B. ; LION, A.: Konzept zur temperaturabhängigen Lebensdauerabschätzung von Elastomerbauteilen. In: *KGK Kautschuk Gummi Kunststoffe* (2016), Nr. 9, S. 44–51

- [121] KRUPA, M. ; INSTITUTE OF RESEARCH ENGINEERS AND DOCTORS, USA (Hrsg.): *Verification of Particle Filtering based Framework Implemented in Matlab*
- [122] KUBAT, M.: *An Introduction to Machine Learning*. 2nd ed. 2017. Cham : Springer, 2017 (SpringerLink Bücher). – ISBN 9783319639130
- [123] KUHN, T.: Digitaler Zwilling. In: *Informatik Spektrum* 40 (2017), Nr. 5, S. 440–444
- [124] KULLING, A. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Entwicklung hybrider Prognosemethoden für die Zustandsüberwachung*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Masterarbeit, 2019
- [125] LAAYOUJ, N. ; JAMOULI, H.: Prognosis of degradation based on a new dynamic method for remaining useful life prediction. In: *Journal of Quality in Maintenance Engineering* 23 (2017), Nr. 2, S. 239–255. – ISSN 1355–2511
- [126] LACHMANN, S.: *Kontinuierliches Monitoring zur Schädigungsverfolgung an Tragstrukturen von Windenergieanlagen*. Bochum, Ruhr-Universität Bochum, Dissertation, März 2014
- [127] LAFAYE DE MICHEAUX, H. ; DUCOTTET, C. ; FREY, P.: Online multi-model particle-filter-based tracking to study bedload transport. In: *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2016)* (2016), S. 3489–3493
- [128] LEE, D. ; KIM, S.-Y.: Predictive model of dynamic properties of elastomers in thermal degradation environment. In: *Journal of Mechanical Science and Technology* 32 (2018), Nr. 6, S. 2487–2495
- [129] LEE, J. ; JIN, C. ; LIU, Z. ; ARKADANI, H. D.: Introduction to Data-Driven Methodologies for Prognostics and Health Management. In: EKWARE-OSIRE, S. (Hrsg.) ; GONCALVES, A. C. (Hrsg.) ; ALEMAYEHU, F. M. (Hrsg.): *Probabilistic Prognostics and Health Management of Energy Systems*. Springer International Publishing, 2017. – ISBN 978–3–319–55851–6, S. 9–32
- [130] LEI, Y. ; LI, N. ; GONTARZ, S. ; LIN, J. ; RADKOWSKI, S. ; DYBALA, J.: A Model-Based Method for Remaining Useful Life Prediction of Machinery. In: *IEEE Transactions on Reliability* 65 (2016), Nr. 3, S. 1314–1326. – ISSN 0018–9529
- [131] LERNER, A. A. ; CUNEFARE, K. A.: Performance of MRE-based Vibration Absorbers. In: *Journal of Intelligent Material Systems and Structures* 19 (2007), Nr. 5, S. 551–563
- [132] LESSMEIER, C. ; KIMOTHU, J. K. ; ZIMMER, D. ; SEXTRO, W.: Condition Monitoring of Bearing Damage in Electromechanical Drive Systems by Using Motor Current Signals of Electric Motors: A Benchmark Data Set for Data-Driven Classification. In: PHM SOCIETY (Hrsg.): *European Conference of the Prognostics and Health Management Society 2016* Bd. 7, 2016, 1–17
- [133] LI, W. H. ; ZHANG, X. Z. ; DU, H.: Magnetorheological Elastomers and Their Applications. In: VISAKH, P. M. (Hrsg.) ; THOMAS, S. (Hrsg.) ; CHANDRA, A. K. (Hrsg.) ; MATHEW, A. P. (Hrsg.): *Advances in Elastomers I* Bd. 11. Berlin and Heidelberg : Springer, 2013. – ISBN 978–3–642–20924–6, S. 357–374
- [134] LIAO, L. ; KOTTIG, F.: Review of Hybrid Prognostics Approaches for Remaining Useful Life Prediction of Engineered Systems, and an Application to Battery Life Prediction. In: *IEEE Transactions on Reliability* 63 (2014), Nr. 1, S. 191–207. – ISSN 0018–9529
- [135] LIU, D. ; ZHOU, J. ; PAN, D. ; PENG, Y. ; PENG, X.: Lithium-ion battery remaining useful life estimation with an optimized Relevance Vector Machine algorithm with incremental learning. In: *Measurement* (2015), Nr. 63, S. 143–151. – ISSN 02632241
- [136] LIU, J. ; WANG, W. ; MA, F. ; YANG, Y. B. ; YANG, C. S.: A data-model-fusion prognostic framework for dynamic system state forecasting. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 25 (2012), S. 814–823
- [137] LIU, Y. ; SHUAL, Q. ; ZHOU, S. ; TANG, J.: Prognosis of Structural Damage Growth Via Integration of Physical Model Prediction and Bayesian Estimation. In: *IEEE Transactions on Reliability* 66 (2017), Nr. 3, S. 700–711. – ISSN 0018–9529

- [138] LUDWIG, M.: *Entwicklung eines Lebensdauer-Vorhersagekonzepts für Elastomerwerkstoffe unter Berücksichtigung der Fehlstellenstatistik*. Hannover, Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover, Dissertation, 2017
- [139] LYBECK, N. ; PHAM, B. ; TAWFIK, M. ; COBLE, J. B. ; MEYER, R. M. ; RAMUHALI, P. ; BOND, L. J. ; IDAHO NATIONAL LABORATORY (Hrsg.): *Lifecycle Prognostics Architecture for Selected High-Cost Active Components*. Idaho Falls,
- [140] MARJANOVIC, A. ; KVASCEV, G. ; TADIC, P. ; DUROVIC, Z.: Applications of Predictive Maintenance Techniques in Industrial Systems. In: *Serbian Journal of Electrical Engineering* 8 (2011), Nr. 3, S. 263–279
- [141] MÁRQUEZ, F. P. G. ; TOBIAS, A. M. ; PÉRZ, J. M. P. ; PAPAELIAS, M.: Condition Monitoring of Wind Turbines: Techniques and methods. In: *Renewable Energy* 46 (2012), S. 169–178. – ISSN 09601481
- [142] MARS, W. V. ; FATEMI, A.: A literature survey on fatigue analysis approaches for rubber. In: *International Journal of Fatigue* 24 (2002), S. 949–961
- [143] MARS, W. V. ; FATEMI, A.: Factors that effect the fatigue life of rubber: a literature survey. In: *Journal of Rubber Chemistry and Technology* 77 (2004), Nr. 3, S. 391–412
- [144] MEDJAHED, K. ; ZERHOUNI, N.: Framework for a hybrid prognostics. In: *Chemical Engineering Transactions* (2013), Nr. 33, S. 91–96
- [145] MEYER, R.: Konzept zur Lebensdauerabschätzung von Elastomerbauteilen mit Hilfe der FEM und Fuzzy-Logik. In: DEUTSCHER VERBAND FÜR MATERIALFORSCHUNG UND -PRÜFUNG E.V. (Hrsg.): *Elastomerbauteile*, DVM, 2009 (DVM-Bericht). – ISBN 0946–5987, S. 103–112
- [146] MIAO, Q. ; XIE, L. ; CUI, H. ; LIANG, W. ; PECHT, M.: Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with unscented particle filter technique. In: *Microelectronics Reliability* 53 (2013), Nr. 6, S. 805–810. – ISSN 0026–2714
- [147] MISTLER, M.: *Lebensdauerprognose für dynamisch beanspruchte Elastomerbauteile auf Basis der thermo-mechanischen Materialbeanspruchung*. Duisburg-Essen, Universität Duisburg-Essen, Dissertation, 2018
- [148] MOLLS, M.: *Experimentelle und numerische Untersuchung ein- und mehrachsiger belasteter Elastomerbauteile unter besonderer Berücksichtigung des Reihenfolgeinflusses*. Duisburg-Essen, Universität Duisburg-Essen, Dissertation, 04.03.2013
- [149] MÜLLER-GRONBACH, T. ; NOVAK, E. ; RITTER, K.: *Monte Carlo-Algorithmen*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2012 (Springer-Lehrbuch). – ISBN 9783540891406
- [150] NIELSEN, J. S. ; SORESEN, J. D.: Bayesian Estimation of Remaining Useful Life for Wind Turbine Blades. In: *Energy* 2017 10 (2017), Nr. 664
- [151] NIKULIN, M. S. ; LIMNIOS, N. ; BALAKRISHNAN, N. ; KAHLE, W. ; HUBER-CAROL, C.: *Advances in Degradation Modeling*. Boston, MA : Birkhäuser Boston, 2010. – ISBN 978–0–8176–4923–4
- [152] NYSTAD, B. H. ; GOLA, G. ; HULSUND, J. E.: Lifetime models for remaining useful life estimation with randomly distributed failure thresholds. In: *European Conference of Prognostics 2012*. 2012, S. 1–7
- [153] O’CONNOR, P.: *Practical Reliability Engineering*. 4. Chichester : John Wiley and Sons Ltd., 2002. – ISBN 0470844620 (HB) 0470844639 (PB)
- [154] OLIVA ALONSO, J. A.: *Model-based Prognostics for Energy-Constrained Mobile Systems Operating in Stochastic Environments*. Dortmund, Technische Universität Dortmund, Dissertation, 9. September 2016
- [155] OLIVA ALONSO, J. A. ; BERTRAM, T.: Analytische Unsicherheitsanalyse von der Schätzung der verbleibenden Entladezeit elektrischer Energiespeichersysteme. In: *Tagungsband Mechatronik 2015* (2015), S. 43–48

- [156] OLIVA ALONSO, J. A. ; WEIHRAUCH, C. ; BERTRAM, T.: A Model-Based Approach for Predicting the Remaining Driving Range in Electric Vehicles. In: *Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society* 4 (2013)
- [157] ORCHARD, M. ; KACPRZYNSKI, G. ; GOEBEL, K. ; SAHA, B. ; VACHTSEVANOS, G.: Advances in uncertainty representation and management for particle filtering applied to prognostics. In: IEEE (Hrsg.): *2008 International Conference on Prognostics and Health Management*, 2008, 1–6
- [158] ORCHARD, M. E. ; VACHTSEVANOS, G. J.: A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis. In: *Transactions of the Institute of Measurement and Control* 31 (2009), Nr. 3-4, S. 221–246. – ISSN 0142–3312
- [159] OSSWALD, K. ; REINCKE, K. ; DÖHLER, S. ; HEUERT, U. ; LANGER, B. ; GRELLMANN, W.: Aspekte der Alterung elastomerer Werkstoffe. In: *KGK Kautschuk Gummi Kunststoffe* 70 (2017), Nr. 8, S. 498–506
- [160] PAHL, G. ; BEITZ, W.: *Konstruktionslehre: Methoden und Anwendung*. Vierte, neubearbeitete und erweiterte Auflage. Berlin and Heidelberg and New York : Springer, 1997 (Springer-Lehrbuch). – ISBN 3540619747
- [161] PAPOULIS, A. ; PILLAI, S. U.: *Probability, random variables, and stochastic processes*. 4. ed., internat. ed. Boston, Mass. : McGraw-Hill, 2002. – ISBN 9780071226615
- [162] PLATT, W.: *Betriebssicherheit von elastomerbestückten Wellenkupplungen unter besonderer Berücksichtigung der Einsatztemperatur*. Aachen, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen, Dissertation, 1988
- [163] REMY, E. ; DAUTRÊME, E.: Comparison of machine learning algorithms on data from the nuclear industry. In: HAUGEN, S. (Hrsg.) ; VINNEM, J.-E. (Hrsg.) ; KONGSVIK, T. (Hrsg.) ; BARROS, A. (Hrsg.) ; VAN GULIK, C. (Hrsg.): *Safety and Reliability Safe Societies in a Changing World*. Boca Raton, USA : CRC Press, 2018. – ISBN 1351174657, S. 825–832
- [164] REUL, M.-A.: *Bremswegverkürzungspotential bei Informationsaustausch und Koordination zwischen semiaktiver Dämpfung und ABS*. Darmstadt, Technische Universität Darmstadt, Dissertation, 2011
- [165] RÖTHEMEYER, F. ; SOMMER, F.: *Kautschuk Technologie: Werkstoffe - Verarbeitung - Produkte*. Carl Hanser Verlag GmbH Co KG, 2013
- [166] SAHA, B. ; GOEBEL, K.: Modeling Li-ion Battery Capacity Depletion in a Particle Filtering Framework. In: *Annual Conference of the PHM Society 2009* Bd. 2009. 2009, S. 1–10
- [167] SAHA, B. ; GOEBEL, K.: Model Adaption for Prognostics in a Particle Filtering Framework. In: *International Journal of Prognostics and Health Management* 6 (2011)
- [168] SAICHEV, A. I. ; WOYCZYŃSKI, W. A.: *Distributions in the Physical and Engineering Sciences*. 3. Cham : Springer International Publishing, 2018. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-92586-8>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-92586-8>. – ISBN 978–3–319–92584–4
- [169] SANKARARAMAN, S.: Significance, interpretation, and quantification of uncertainty in prognostics and remaining useful life prediction. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 52-53 (2015), S. 228–247. – ISSN 08883270
- [170] SANKARARAMAN, S. ; GOEBEL, K.: Uncertainty in Prognostics and Systems Health Management. In: *International Journal of Prognostics and Health Management*. 2015, S. 1–14
- [171] SAXENA, A. ; GOEBEL, K. ; SIMON, D. ; EKLUND, N.: Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In: *International Conference on Prognostics and Health Management, 2008*. Piscataway, NJ : IEEE, 2008. – ISBN 978–1–4244–1935–7
- [172] SCHLEICH, B. ; ANWER, N. ; MATHIEU, L. ; WARTZACK, S.: Shaping the digital twin for design and production engineering. In: *CIRP Annals* 66 (2017), Nr. 1, S. 141–144. – ISSN 00078506

- [173] SCHNEIDER, D. ; KARKOSCH, H.-J.: Innovativer Leichtbau - Elastomer-Kunststoffkomponenten für Anwendungen in der Motorlagerung. In: DEUTSCHER VERBAND FÜR MATERIALFORSCHUNG UND -PRÜFUNG E.V. (Hrsg.): *Elastomerbauteile* Bd. 676, DVM, 2009 (DVM-Bericht). – ISBN 0946–5987, S. 59–68
- [174] SEIFZADEH, S. ; KHALEGHI, B. ; KARAY, F.: Sof-Data-Constrained Multi-Model Particle Filter for Agile Target Tracking: 9 - 12 July 2013, Istanbul, Turkey. In: *16th International Conference on Information Fusion (FUSION), 2013* (2013), S. 564–571
- [175] SHARMA, A. ; GOLUBCHIK, L. ; GOVINDAN, R.: On the Prevalence of Sensor Faults in Real-World Deployments. In: IEEE (Hrsg.): *4th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks*, 2007. – ISBN Print ISSN: 2155–5486, 213–222
- [176] SI, X.-s. ; WANG, W. ; HU, C.-h. ; ZHOU, D.-h.: Remaining useful life estimation: A review on the statistical data driven approaches. In: *European journal of operational research : EJOR* 213 (2011), Nr. 1, S. 1–14
- [177] SIEMENS: *SIPLUS CMS - Fitmacher für Ihre Produktion*. <https://new.siemens.com/global/de/produkte/automatisierung/produkte-fuer-spezifische-anforderungen/siplus-cms.html>. 30.10.2019
- [178] SMOLA, A. J. ; SCHÖLKOPF, B.: A tutorial on support vector regression. In: *Statistics and Computing* 14 (2004), S. 199–222
- [179] SPINATO, F. ; TAVNER, P. J. ; VAN BUSSEL, G. J. W. ; KOUTOULAKOS, E.: Reliability of wind turbine subassemblies. In: *IET Renewable Power Generation* 3 (2008), Nr. 4, S. 387–401
- [180] SPITZ, M.: *Modellbasierte Lebensdauerprognose für dynamisch beanspruchte Elastomerbauteile*. Duisburg-Essen,
- [181] SPRECKELS, J.: *Ein Beitrag zur Berücksichtigung von Alterungs- und Umwelteinflüssen bei der Lebensdauerprüfung von Elastomerbauteilen*. Hamburg-Harburg, TU Hamburg-Harburg, Zugl.: Hamburg, Techn. Univ., Diss, 2013
- [182] STEINWEGER, T.: *Lebensdauerberechnung und Lebensdauerprüfung von Elastomerbauteilen unter mehrachsiger dynamischer Belastung: Schlussbericht*. http://www.cleaner-production.de/fileadmin/assets/bilder/BMBF-Projekte/01RC0137_-_Abschlussbericht.pdf. 2006
- [183] STOMMEL, M. ; STOJEK, M. ; KORTE, W.: *FEM zur Berechnung von Kunststoff- und Elastomerbauteilen*. 2., neu bearbeitete und erweiterte Auflage. München : Hanser, 2018. – ISBN 978–3–446–44714–1
- [184] STRATMANN, M. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Entwicklung und Bewertung von modellbasierten Prognosemethoden zur Schätzung der Restlebensdauer von Gummi-Metall-Elementen*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Bachelorarbeit, 2017
- [185] STUECKA, R. ; IBM (Hrsg.): *Digitaler Zwilling in der Produktion: Von der digitalen Planung bis zum physischen Produkt und zurück*. 2017
- [186] STÜHLER, W. ; ZHANG, L.: Adaptive Elastomerlager. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 107 (2005), Nr. 7-8, S. 624–632. – ISSN 0001–2785
- [187] SU, X. ; WANG, S. ; PECHT, M. ; ZHAO, L. ; YE, Z.: Interacting multiple model particle filter for prognostics of lithium-ion batteries. In: *Microelectronics Reliability* 70 (2017), S. 59–69. – ISSN 0026–2714
- [188] TAO, F. ; CHENG, J. ; QI, Q. ; ZHANG, M. ; ZHANG, H. ; SUI, F.: Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data. In: *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 94 (2018), Nr. 9-12, S. 3563–3576
- [189] TOSHKOVA, D. ; LIEVEN, N. ; MORRISH, P. ; TITURUS, B. ; MOORE, W. ; BRINKWORTH, N.: Gearbox Condition Monitoring under Variable Operational Conditions. In: *EWSHM - 7th European Workshop on Structural Health Monitoring*, 2014, 1949–1956

- [190] TOURET, T. ; CHANGENET, C. ; VILLE, F. ; LALMI, M. ; BECQUERELLE, S.: On the use of temperature for online condition monitoring of geared systems. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* (2018), Nr. 101, S. 197–210. – ISSN 08883270
- [191] TRÄCHTLER, A. (Hrsg.) ; GAUSEMEIER, J. (Hrsg.): *Steigerung der Intelligenz mechatronischer Systeme: Intelligente Technische Systeme - Lösungen aus dem Spitzencluster it's OWL*. Berlin : Springer Vieweg, 2018. – ISBN 978-3-662-56391-5
- [192] UCKUN, S. ; GOEBEL, K. ; LUCAS, P. J.: Standardizing research methods for prognostics. In: *International Conference on Prognostics and Health Management, 2008*. Piscataway, NJ : IEEE, 2008. – ISBN 978-1-4244-1935-7, 1–10
- [193] USYNIN, A. ; HINES, J. W. ; URMANOV, A.: Uncertain failure thresholds in cumulative damage models. In: *Annual Reliability and Maintainability Symposium, 2008*. Piscataway, NJ : IEEE, 2008. – ISBN 978-1-4244-1460-4, S. 334–340
- [194] VACHTSEVANOS, G. J.: *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*. Hoboken, N.J : Wiley, 2006. – ISBN 9780471729990
- [195] VAKULOV, N. V. ; MYSHLYAVTSEV, A. V. ; MALYUTIN, V. I.: Estimation of in-use guaranteed rubber lifetime test methods. In: *Procedia Engineering* Bd. 113. 2015, S. 479–483
- [196] VALETI, B. ; PAKZAD, S. N.: Remaining Useful Life Estimation of Wind Turbine Blades under Variable Wind Speed Conditions Using Particle Filters. In: *Annual Conference of the PHM 2018*. 2018, S. 1–10
- [197] VDI 2888: *Zustandsorientierte Instandhaltung*. Düsseldorf, Dezember 1999
- [198] VDI 4550: *Schwingungsanalysen - Verfahren und Darstellung der Ergebnisse, Begriffe und grundlegende Verfahren*. Düsseldorf, April 2017
- [199] WALLMICHRAH, M. ; LÜCKER, E. ; JÖCKEL, M.: Elastomerbauteile - Charakterisierung und Prüfung. In: DEUTSCHER VERBAND FÜR MATERIALFORSCHUNG UND -PRÜFUNG E.V. (Hrsg.): *Elastomerbauteile* Bd. 676, DVM, 2009 (DVM-Bericht). – ISBN 0946-5987, S. 171–180
- [200] WANG, J. ; GAO, R. X.: Multiple model particle filtering for bearing life prognosis. In: *2013 IEEE Conference on Prognostics and Health Management*. 2013
- [201] WANG, P. ; COIT, D.: Reliability and Degradation Modeling with Random or Uncertain Failure Threshold. In: *Annual Reliability and Maintainability Symposium, 2007*. Piscataway, NJ : IEEE, 2007. – ISBN 0-7803-9766-5, S. 392–397
- [202] WARD, C. P. ; WESTON, E. J. ; STEWARD, E. ; GOODALL, R. M. ; ROBERTS, C. ; MEI, T. X. ; CHARLES, G. ; DIXON, R.: Condition Monitoring opportunities using vehicle-based sensors. In: *Proc. IMechE, F: Rail and Rapid Transit* 225 (2010), S. 202–218
- [203] WEILER, D.: *Selbsttest und Fehlertoleranz mit zugelassener milder Degradation in integrierten CMOS-Sensorsystemen*. Duisburg, Gerhard-Mercator-Universität - Gesamthochschule Duisburg, Dissertation, 2001
- [204] WELCH, G. ; BISHOP, G.: An Introduction to the Kalman Filter: SIGGRAPH 2001: Course 8. In: *Computer Graphics, Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* (2001), S. 12–17
- [205] WONG, K.-Y.: Design of a structural health monitoring system for long-span bridges. In: *Structure and Infrastructure Engineering* 3 (2007), Nr. 2, S. 169–185. – ISSN 1573-2479
- [206] WORTBERG, J. ; MISTLER, M. ; SCHULZE, A.: Lifetime Prediction with nonlinear Damage Accumulation based on Material Stressing Part II: Application to Elastomer Couplings. In: *KGK Kautschuk Gummi Kunststoffe* (2017), Nr. 10, S. 55–60
- [207] YANG, W.-A. ; XIAO, M. ; ZHOU, W. ; GUO, Y. ; LIAO, W.: A Hybrid Prognostic Approach for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries. In: *Shock and Vibration* 2016 (2016), S. 1–15. – ISSN 1070-9622

- [208] YOUNES, A. ; (BETREUERIN) BENDER, A.: *Entwicklung und Validierung einer Datenübertragung für die Zustandsüberwachung*. Paderborn, Universität Paderborn, unveröffentlichte Masterarbeit, 2019
- [209] ZANGEMEISTER, C.: *Nutzwertanalyse in der Systemtechnik: Eine Methodik zur multidimensionalen Bewertung und Auswahl von Projekialternativen*. 3. Aufl. München : Wittmann, 1973
- [210] ZARRIN-GHALAMI, T.: *Fatigue Life Prediction and Modeling of Elastomeric Components*. Toledo, The University of Toledo, Dissertation, 2013
- [211] ZIEGLER, C. ; MEHLING, V. ; BAASER, H. ; HÄUSLER, O.: Ermüdung und Risswachstum bei Elastomerbauteilen. In: DEUTSCHER VERBAND FÜR MATERIALFORSCHUNG UND -PRÜFUNG E.V. (Hrsg.): *Elastomerbauteile*, DVM, 2009 (DVM-Bericht). – ISBN 0946–5987, S. 121–130
- [212] ZORNEMANN, M.: *Aufbau und Regelung einer aktiven Motorlagerung zur Reduktion von Körperschallen*. Magdeburg, Otto-von-Guericke Universität, Dissertation, 2013
- [213] ZSCHUNKE, F.: *Aktoren auf Basis des magnetorheologischen Effekts*. Erlangen, Universität Erlangen-Nürnberg, Dissertation, 2005

A Anhang

A.1 Temperaturmessungen stationärer Lebensdauerversuche

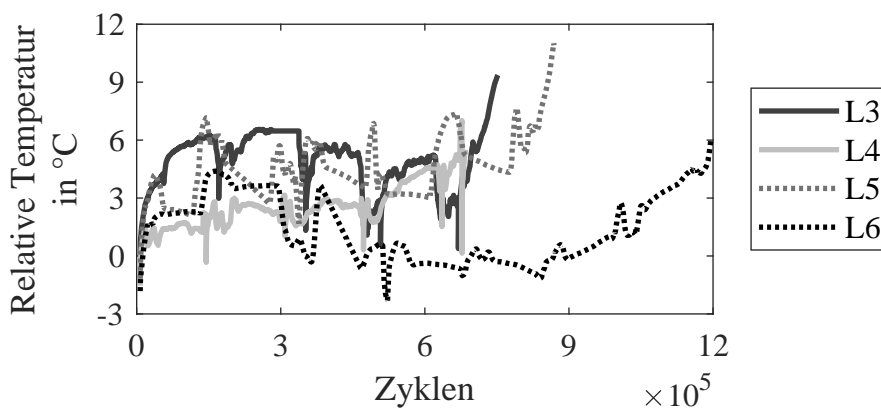


Abbildung A.1: Relative Temperaturverläufe der Lager 3 bis 6 (angelehnt an [21])

A.2 Die lineare Schadensakkumulation

Die lineare Schadensakkumulation zählt zu den Methoden der Lebensdauerabschätzung, die zur Umsetzung einer präventiven Instandhaltung während der Produktentwicklung aufbauend auf bekannten Belastungsverläufen, Wöhlerlinien und Daten aus beschleunigten Lebensdauerversuchen durchgeführt werden. Dabei beruht die Abschätzung auf empirischen Prognosemodellen, die i. d. R. lineare Ansätze beinhalten. Diese Methode ist eine Standardmethode für schwingend belastete Systeme und basiert auf der Palmgren-Miner-Regel, die auch lineare Schadensakkumulationshypothese genannt wird [76, 119, 180, 210]. Die Methode betrachtet eine rein mechanisch verursachte Degradation des Systems, wobei diese durch eine schwingende Belastung erzeugt wird. Dabei erfolgt die Belastung über eine längere Zeit bzw. eine große Anzahl an Lastzyklen. Jedem Lastzyklus wird eine Teilschädigung zugeordnet, sodass alle aufgetretenen Lastzyklen zu einer akkumulierten Schädigung und schließlich zu einer kritischen Schädigung führen. In der Schadensakkumulation können veränderliche Amplituden berücksichtigt werden, indem ein Lastkollektiv gebildet wird. Dieses Lastkollektiv enthält alle auftretenden Belastungen. Dabei wird für jedes Schwingspiel b , das eine definierte Spannungsamplitude und Mittelspannung aufweist, die nach der Wöhlerlinie ertragbare Schwingspielzahl N_b ermittelt und für die Berechnung der Teilschädigung ΔD_b des betrachteten Systems

$$\Delta D_b = \frac{1}{N_b} \quad (\text{A.1})$$

verwendet. Die Summe der einzelnen Teilschädigungen ergibt den Schädigungsgrad D des Systems

$$D = \sum_b \Delta D_b. \quad (\text{A.2})$$

Ein Schädigungsgrad von 0 entspricht einem neuen, vollständig funktionsfähigen System, während ein Schädigungsgrad von 1 ein ausgefallenes System beschreibt [75].

Klassisch werden zur Beschreibung der Schwingspiele die i. d. R. vorliegenden Beanspruchungsfunktionen mit einem Zählverfahren in Häufigkeitsverteilungen transformiert, um eine Aussage über die Spannungsamplituden und Häufigkeiten der einzelnen Belastungen treffen zu können. Sowohl die Amplitude der schwingenden Belastung, als auch die Mittelspannung weisen einen Einfluss auf die Lebensdauer der Bauteile auf, sodass die Zählverfahren unterschieden werden in zwei-parametrische Zählverfahren, die Amplitude und Mittelspannung berücksichtigen, und ein-parametrische Zählverfahren, die meistens auf der Schwingungsamplitude basieren. Heutzutage gilt die Rainflow-Zählung als das Zählverfahren, das die durch die Beanspruchungsfunktion verursachte Schädigung am besten beschreibt und daher vielfach zur Lebensdauerberechnung von Elastomer-Elementen eingesetzt wird [66, 120, 182]. Dabei wird die Modellvorstellung verwendet, dass auf der Beanspruchungsfunktion Regen „fließt“. Bei diesem Zählverfahren handelt es sich um ein zwei-parametrisches Verfahren, das die Beanspruchungsfunktion an bestimmten Punkten auswertet. Die Diskretisierung erfolgt insbesondere an Extremwerten der Beanspruchungsfunktion, definierten Grenzwerten oder von Experten ausgewählten Zeitpunkten. Darauf aufbauend werden geschlossene und nicht-geschlossene Hystereseschleifen identifiziert und gezählt, wobei die nicht-geschlossenen Hystereseschleifen als Residuen betrachtet werden, die bei der Lebensdauerabschätzung berücksichtigt werden müssen. Dieses Zählverfahren basiert auf dem physikalischen Hintergrund, dass die Fläche, die die Hysterese im Spannungs-Dehnungs-Diagramm beschreibt, als die Energie interpretiert werden kann, die das Volumenelement während eines Schwingspiels aufnimmt. Während dem Degradationsprozess nimmt das Material Energie auf, um sich plastisch zu verformen, sodass Risse entstehen. Trotz des physikalischen Ansatzes weist die Zählmethode deutliche Schwächen auf, so eignen sich Zählverfahren generell nicht für die rechnerische Lebensdauerbestimmung von Systemen, deren Versagen von der Belastungsfrequenz, Reihenfolgeeffekten einzelner Schwingspiele und deren Schwingungsform abhängt [67]. Schwächen der Palmgren-Miner-Regel liegen darin, dass Belastungen, die unterhalb der Dauerfestigkeit liegen, als nicht schädigend betrachtet und somit nicht berücksichtigt werden. Außerdem führen signifikante Schwankungen der Grundbelastung zu erheblichen Abweichungen zwischen der berechneten und der wahren Lebensdauer. Weiterhin spielt die Belastungsreihenfolge in der Akkumulation ebenfalls keine Rolle und es werden keine Unterschiede hinsichtlich des Degradationsprozesses (Rissentstehung oder Risswachstum) berücksichtigt [95, 147].

Kriterium	1	3	4	5	6	8	9	10	12	Summe	Rangfolge	Gewicht
1		1	1	1	1	1	1	1	1	8	1	0,22
3	0		1	1	1	0	1	1	1	6	3	0,17
4	0	0		0	1	0	1	0	1	3	6	0,08
5	0	0	1		1	0	1	0	1	4	5	0,11
6	0	0	0	0		0	1	0	1	2	7	0,06
8	0	1	1	1	1		1	1	1	7	2	0,19
9	0	0	0	0	0	0		0	1	1	8	0,03
10	0	0	1	1	1	0	1		1	5	4	0,14
12	0	0	0	0	0	0	0	0		0	9	0,00
Summe										36	-	1,00

Tabelle A.1: Paarweiser Vergleich der Anforderungen

A.3 Bewertung der Messkonzepte

Kriterium	Eigenschaft des Konzepts	Wert	Gewicht	Wertigkeit
1	vorhanden	4	0,22	0,88
3	fraglich	1	0,17	0,17
4	fraglich	1	0,08	0,08
5	$T = [-40; 125] \text{ }^{\circ}\text{C}$	4	0,11	0,44
6	komplizierter	1	0,06	0,06
8	ja	4	0,19	0,76
9	ja	4	0,03	0,12
10	ja, durch Gummi geschützt	3	0,14	0,42
12	mittel	2	0,00	0,00
Summe				2,93

Tabelle A.2: Nutzwertanalyse wegbasiertes Konzept

Kriterium	Eigenschaft des Konzepts	Wert	Gewicht	Wertigkeit
1	vorhanden, größere Unsicherheiten	2	0,22	0,44
3	keine	4	0,17	0,68
4	eher kürzer	1	0,08	0,08
5	$T = [-55; 165] \text{ }^{\circ}\text{C}$	4	0,11	0,44
6	ja, außen mit Klebstoff	3	0,06	0,18
8	ja	4	0,19	0,76
9	ja, vermutlich	3	0,03	0,09
10	ja	3	0,14	0,42
12	nein, relativ hoch	1	0,00	0,00
Summe				3,09

Tabelle A.3: Nutzwertanalyse beschleunigungsbasiertes Konzept

Kriterium	Eigenschaft des Konzepts	Wert	Gewicht	Wertigkeit
1	vorhanden, kleinere Unsicherheiten	3	0,22	0,66
3	keine	4	0,17	0,68
4	wahrscheinlich	3	0,08	0,24
5	$T = [-50; 450] \text{ }^{\circ}\text{C}$	4	0,11	0,44
6	ja, am Außenrohr verschweißt	3	0,06	0,18
8	ja	4	0,19	0,76
9	ja	4	0,03	0,12
10	ja, durch geschützten Einbau	3	0,14	0,42
12	ja, gering	3	0,00	0,00
Summe				3,50

Tabelle A.4: Nutzwertanalyse temperaturbasiertes Konzept

A.4 Einfluss der adaptiven Versagensgrenze auf die Prognosegüte

$faktor_{TR}$	Mittlerer $MAPE$	Mittlere NE	Mittlerer PH	Mittlere Abweichung VG
1,8	84,3	2	0,46 - 0,95	1,9
1,9	62,5	2	0,45 - 0,95	1,6
2,0	47,9	3	0,41 - 0,95	1,3
2,1	42,7	5	0,32 - 0,95	1,0
2,2	37,4	4	0,32 - 0,95	0,8
2,3	37,7	6	0,30 - 0,95	0,7
2,4	40,9	8	0,28 - 0,95	0,7

Tabelle A.5: Performanzkennzahlen für Prognosen in Abhängigkeit des $faktor_{TR}$ für unter stationären Laborbedingungen belastete Lager

$faktor_{TR}$	Mittlerer $MAPE$	Mittlere NE	Mittlerer PH	Mittlere Abweichung VG
1,8	59,6	9	0,45 - 0,95	1,6
1,9	61,9	9	0,43 - 0,95	1,6
2,0	59,1	5	0,73 - 0,95	1,5
2,1	57,7	6	0,60 - 0,95	1,4
2,2	55,5	9	0,43 - 0,95	1,4
2,3	57,8	9	0,40 - 0,95	1,4
2,4	59,2	9	0,40 - 0,95	1,4

Tabelle A.6: Performanzkennzahlen für Prognosen in Abhängigkeit des $faktor_{TR}$ für in der Wärmekammer belastete Lager

Erklärung zur Zitation von Inhalten aus studentischen Arbeiten

In Ergänzung zu meinem Antrag auf Zulassung zur Promotion in der Fakultät für Maschinenbau der Universität Paderborn erkläre ich gemäß §11 der Promotionsordnung und unter Beachtung der Regelung zur Zitation studentischer Arbeiten:

Die von mir vorgelegte Disseration habe ich selbstständig verfasst, und **ich habe keine anderen** als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt. Es sind **Inhalte** studentischen Ursprungs (studentische Arbeiten) in dieser Disseration enthalten.

Ich habe die verwendeten Arbeiten entsprechend der Regelung „Zitation aus studentischen Arbeiten in Disserationen“ zitiert.

Paderborn, 27.01.2021

Amelie Bender