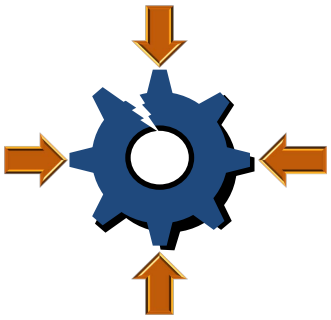
Kontextsensitive Prognoseverfahren für das Abnutzungsverhalten von technischen Systemen



Dipl.-Inf. Jakob Krause
geboren am 2.4.1979 in Dresden

Der Fakultät Informatik
der Technischen Universität Dresden
zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.) vorgelegte

Dissertation

Erstgutachter:
Prof. Dr.-Ing. habil. Klaus Kabitzsch (Technische Universität Dresden)
Zweitgutachter:
Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Peter Göhner (Universität Stuttgart)

Tag der Verteidigung: 13. November 2013

Dresden, den 11. Dezember 2013

Kurzfassung

Technische Systeme nutzen sich ab. Dadurch bedingt kommt es zu Ausfällen. Um die Funktionstüchtigkeit von abgenutzten technischen Systemen wiederherzustellen, werden Instandsetzungsmaßnahmen durchgeführt. Da die Folgen eines unerwartet eintretenden Ausfalls drastisch sein können, ist es sinnvoll, das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems vorherzusagen und so den Zeitpunkt von Instandsetzungsmaßnahmen zielgerichtet zu planen.

Die Erstellung von Abnutzungsprognosen wird dadurch erschwert, dass sich technische Systeme oft variabel, in Abhängigkeit von auf sie einwirkenden Beanspruchungen, abnutzen. Außerdem wird diese Abnutzungsvariabilität von betriebsbedingten Einflüssen überlagert, was deren Modellierung erschwert.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden deshalb Lösungsansätze entwickelt, die es ermöglichen, die Abnutzungsvariabilität eines technischen Systems in Abnutzungsprognosen zu integrieren und dabei betriebsbedingte Einflüsse zu berücksichtigen. Somit können Instandsetzungsmaßnahmen präziser geplant, Ressourcen geschont sowie Kosten reduziert werden.

Abstract

Technical systems are prone to deterioration. This leads to negative consequences like break-downs. Maintenance actions are executed in order to transfer technical systems back into healthy states. If break downs occur suddenly, the consequences can be dramatic. Therefore, it is reasonable to schedule maintenance actions based on health-state predictions.

Thereby, health state predictions are impeded by the fact that technical systems often deteriorate variably, depending on certain stress factors. Furthermore, the effects of variable deterioration behavior can be hidden by system specific behavior.

Thus, approaches are shown which integrate variable deterioration behavior into health-state predictions while influences caused by the system specific behavior are considered. Consequently, maintenance actions can be scheduled more efficiently which spares resources and reduces costs.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung **9**
1.1 Methodisches Vorgehen 10
1.2 Aufbau der Arbeit 10

2 Problemstellung **13**
2.1 Abnutzungsprozesse 13
2.1.1 Einführung 13
2.1.2 Variables Abnutzungsverhalten 17
2.2 Instandhaltungsstrategien 19
2.3 Zustandsbestimmung bei der zustandsorientierten Instandhaltung 22
2.3.1 Datentypen 23
2.3.2 Merkmalsextraktion 24
2.3.2.1 Betriebsbedingte Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen 25
2.3.2.2 Merkmalsextraktion ohne Berücksichtigung betriebsbedingter Schwankungen 26
2.3.2.3 Merkmalsextraktion mit Berücksichtigung betriebsbedingter Schwankungen 28
2.3.3 Merkmalsbewertung 30
2.3.4 Zusammenfassung und Fazit 34
2.4 Abnutzungsprognosen 34
2.4.1 Abnutzungsprognosen basierend auf Ausfallraten 35
2.4.2 Abnutzungsprognosen basierend auf Zeitreihenmodellen 36
2.4.2.1 Kontextfreie Zeitreihenmodelle 36
2.4.2.2 Kontextsensitive Zeitreihenmodelle 41
2.4.3 Zusammenfassung und Fazit 42

3 Neue Lösungsansätze **43**
3.1 Ein neuer Lösungsansatz für die Merkmalsextraktion 43
3.1.1 Systemmodelle 44
3.1.1.1 Einführung 44
3.1.1.2 Betriebsbedingtes Systemverhalten 45
3.1.1.3 Abnutzungsbedingt-zeitvariantes Systemverhalten 46
3.1.1.4 Zusammenfassung der Hypothesen in einer Theorie . . . 49
3.1.2 Voraussetzungen für die Lösung 50
3.1.3 Definition eines Abnutzungsindikators 52

3.1.4 Lösung . . . 54
3.2 Neue Lösungsansätze für die kontextsensitive Abnutzungsprognose . . . 58
3.2.1 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen basierend auf Abnutzungsmerkmalen . . . 59
3.2.1.1 Voraussetzungen und Annahmen . . . 59
3.2.1.2 Bestimmung von Beanspruchungen . . . 60
3.2.1.3 Bestimmung von Abnutzungskontexten . . . 62
3.2.1.4 Lösung . . . 66
3.2.2 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal . . . 72
3.2.2.1 Voraussetzungen und Annahmen . . . 72
3.2.2.2 Lösung . . . 74

4 Evaluation **77**
4.1 Beschreibung der Testsysteme . . . 77
4.1.1 Zuluftanlage . . . 77
4.1.2 Simulation einer Zuluftanlage . . . 82
4.1.2.1 Physikalisches Verhalten . . . 82
4.1.2.2 Erweiterungen des Anwendungsbeispiels . . . 84
4.1.2.3 Vergleich der Simulation und der realen Zuluftanlage . . . 86
4.1.3 Zahnradgetriebe . . . 88
4.2 Systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren . . . 91
4.2.1 Gegenüberstellung der Auswirkungen von Abnutzungsprozessen und betriebsbedingten Einflüssen . . . 91
4.2.2 Unvollständige Systemmodelle . . . 93
4.2.3 Bestimmung der Abnutzungsindikatoren für die Anwendungsbeispiele . . . 95
4.2.4 Gütekriterien . . . 97
4.2.5 Auswahl relevanter Abnutzungsmerkmale . . . 102
4.2.6 Gütebewertung . . . 103
4.3 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen basierend auf Abnutzungsmerkmalen . . . 107
4.3.1 Modellierung eines Abnutzungskontextes . . . 107
4.3.2 Gütekriterien . . . 108
4.3.3 Auswahl relevanter Prognosemodelle . . . 108
4.3.4 Gütebewertung . . . 109
4.4 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbare Abnutzungsmerkmale . . . 113

5 Abschließendes Fazit **115**
5.1 Zusammenfassung . . . 115
5.1.1 Systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren . . . 116
5.1.2 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen . . . 117

5.1.3 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal . . . 118
5.2 Schlussfolgerungen . . . 118
5.2.1 Systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren . . . 118
5.2.2 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen . . . 119
5.2.3 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal . . . 120
5.3 Komprimierte Ergebnisdarstellung . . . 120
5.4 Ausblick . . . 121

Danksagung **123**

Literaturverzeichnis **125**

Schlagwortverzeichnis **131**

1 Einleitung

Technische Systeme sind die Grundlage vieler Prozesse in der Wirtschaft. So ist beispielsweise die hohe Produktivität moderner Fertigungsanlagen ohne den Einsatz von Maschinen nicht denkbar.

Technische Systeme sind dabei ständig Beanspruchungen ausgesetzt, wodurch sie sich kontinuierlich abnutzen. Übersteigt der Grad der Abnutzung ein bestimmtes Maß, ist das betroffene technische System nicht mehr in der Lage, seine vorbestimmte Funktion zu erfüllen.

Da aber in der Regel eine hohe Verfügbarkeit von technischen Systemen gefordert ist, werden Instandhaltungsmaßnahmen durchgeführt. Diese dienen unter anderem dazu, ein abgenutztes, nicht mehr funktionstüchtiges technisches System in einen funktionsfähigen Zustand zurück zu versetzen.

Die Folgen eines plötzlichen Funktionsverlustes eines technischen Systems können drastisch sein, zum Beispiel wenn nach einem Ausfall eine kostenintensive Umdisponierung der Produktion nötig wird. Aber auch unnötige, da zu früh ausgeführte Instandsetzungsmaßnahmen sind zu vermeiden, da dadurch Ressourcen verschwendet werden. Daher ist es sinnvoll, den Zeitpunkt eines Funktionsverlustes vorherzusagen und basierend darauf Instandsetzungsmaßnahmen präzise zu planen.

Problematisch dabei ist, dass technische Systeme nur selten eine konstante Abnutzungsrate aufweisen, sondern je nach dem Grad der Beanspruchungen, die auf sie einwirken, sich unterschiedlich schnell abnutzen. So variiert beispielsweise die Abnutzungsrate einer Bohrkrone bei Erdbohrungen in Abhängigkeit des Härtegrades der zu durchbohrenden Gesteinsschicht. Um eine präzise Vorhersage über den Abnutzungszustand eines technischen Systems machen zu können, ist es daher notwendig, dessen Abnutzungsvariabilität zu berücksichtigen. Die daraus abgeleitete und in dieser Arbeit zu beantwortende zentrale Forschungsfrage lautet daher:

Forschungsfrage 1 *Lässt sich in die Prognose des Abnutzungsverhaltens eines technischen Systems dessen Abnutzungsvariabilität nutzbringend einbeziehen?*

Für die Beantwortung der Forschungsfrage 1 ist es notwendig, den Ablauf zur Prognose des Abnutzungsverhaltens technischer Systeme genauer zu betrachten. Dabei werden zunächst mittels Sensoren Messwerte aufgezeichnet. Anschließend werden aus diesen Messwerten sogenannte Abnutzungsmerkmale extrahiert, die als Maß für den Abnutzungszustand eines technischen Systems dienen. Nachfolgend wird der zeitliche Verlauf dieser Abnutzungsmerkmale modelliert und, basierend auf diesen Modellen, die Abnutzung des untersuchten technischen Systems vorhergesagt.

Problematisch ist dabei, dass der zeitliche Verlauf von Abnutzungsmerkmalen nicht nur durch den Grad von Beanspruchungen bestimmt wird, sondern auch von betriebsbedingten Einflüssen (beispielsweise der Ansteuerung verschiedener Drehzahlen eines Motors). Diese durch die inhärente Charakteristik eines technischen Systems bestimmten Einflüsse erschweren eine präzise Modellierung des Zusammenhangs von Beanspruchungen und Abnutzungsraten. Deshalb soll auch Forschungsfrage 2 in dieser Arbeit beantwortet werden.

Forschungsfrage 2 *Lassen sich Abnutzungsmerkmale bestimmen, die unabhängig von den betriebsbedingten Einflüssen eines technischen Systems sind?*

1.1 Methodisches Vorgehen

Für die Beantwortung der Forschungsfragen wurde zunächst eine weiterführende Analyse der beschriebenen Forschungsprobleme durchgeführt und relevante Ansätze zur Lösung dieser Probleme in der Literatur untersucht. Um Missverständnisse zu vermeiden, wurden dabei einige im Zusammenhang mit dieser Arbeit stehende Begriffe definiert.

Definition 1 (Definition) *Eine Definition ist eine in dieser Arbeit gültige Festsetzung der Bedeutung eines Begriffes.*

Um den Gültigkeitsbereich der Untersuchungsgegenstände dieser Arbeit zu definieren, wurden außerdem Axiome festgelegt. Die in dieser Arbeit verwendete Begriffsdefinition eines Axioms basiert dabei auf dem modernen (formalen) Axiombegriff in Abgrenzung zum klassischen und dem naturwissenschaftlichen Axiombegriff.

Definition 2 (Axiom) *Ein Axiom ist eine grundlegende Annahme, die im Rahmen dieser Arbeit Gültigkeit hat. Es definiert dabei (zusammen mit weiteren Axiomen) die Gültigkeitsvoraussetzungen für die in der Arbeit vorgestellten Lösungen.*

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wurden innerhalb des durch die Axiome definierten Gültigkeitsbereichs Hypothesen aufgestellt.

Definition 3 (Hypothese) *Hypothesen sind in dieser Arbeit zu überprüfende Behauptungen, die aus den Forschungsproblemen abgeleitet werden. Sie beanspruchen nur innerhalb des durch Axiome definierten Rahmens Gültigkeit.*

Basierend auf den Hypothesen wurden Lösungsansätze entwickelt, die die Forschungsprobleme lösen und damit die Forschungsfragen beantworten sollen. Die Lösungsansätze wurden anschließend an verschiedenen Testsystemen getestet und evaluiert.

1.2 Aufbau der Arbeit

Kapitel 1 (Einleitung) beinhaltet die Problemstellung und die Zielsetzung der Arbeit. Außerdem sind in diesem Kapitel für die Arbeit wichtige Begriffe definiert.

In **Kapitel 2 (Problemstellung)** findet sich eine detaillierte Darstellung der in der Einleitung skizzierten Forschungsprobleme. Dabei stehen die Abnutzung von technischen Systemen, variables Abnutzungsverhalten und Instandhaltungsstrategien im Fokus der Betrachtung. Des Weiteren werden relevante Abnutzungsmerkmale, die zur Bestimmung des Abnutzungszustands eines technischen Systems genutzt werden, beschrieben. Die anschließend formulierte Kritik zielt, gemäß Forschungsfrage 2, auf die Nichtberücksichtigung der Auswirkungen von betriebsbedingten Einflüssen auf Abnutzungsmerkmale. Der letzte Abschnitt dieses Kapitels beinhaltet die Ergebnisse der Analyse von Methoden zur Prognose des Abnutzungsverhaltens und zielt damit auf Forschungsfrage 1.

Zur Beantwortung der in der Einleitung genannten Forschungsfragen sind in **Kapitel 3 (Neue Lösungsansätze)** drei im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Lösungsansätze beschrieben.

Die Ergebnisse der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Evaluation der in Kapitel 3 vorgestellten Lösungsansätze sind in **Kapitel 4 (Evaluation)** dargestellt.

Kapitel 5 (Abschließendes Fazit) beinhaltet die Zusammenfassung der Ergebnisse dieser Arbeit, die daraus abgeleiteten Schlussfolgerungen und einen Ausblick.

Das **Schlagwortverzeichnis** beinhaltet eine Liste wichtiger, in dieser Arbeit verwendeter Begriffe. Es dient somit dazu, das schnelle Auffinden grundlegender Begriffe zu gewährleisten.

2 Problemstellung

In diesem Kapitel ist die in der Einleitung umrissene Problemstellung in einer höheren Detailfülle dargestellt. Dabei wird ein Bogen von einer allgemeinen Beschreibung von Abnutzungsprozessen über Instandhaltungsstrategien bis hin zur zustandsorientierten Instandhaltung gespannt.

Des Weiteren werden Abnutzungsmerkmale als die zur Bestimmung von Abnutzungszuständen geeigneten Größen vorgestellt und relevante Verfahren zur Merkmalsextraktion präsentiert. Die anschließend formulierte Kritik an diesen Verfahren mündet in die Konkretisierung von Forschungsfrage 2 (Seite 10).

Außerdem wird gezeigt, dass die zeitliche Entwicklung von Abnutzungsmerkmalen durch variables Abnutzungsverhalten beeinflusst wird. Deshalb werden bekannte Verfahren vorgestellt, die potenziell in der Lage sind, diese Einflüsse bei der Abnutzungsprognose zu berücksichtigen. Die anschließend formulierte Kritik an diesen Verfahren mündet in die Konkretisierung von Forschungsfrage 1 (Seite 9).

2.1 Abnutzungsprozesse

In diesem Abschnitt wird der Begriff *Abnutzung* eingeführt und seine Bedeutung im Bezug auf technische Systeme erarbeitet. Anschließend wird auf die Problematik der Abnutzungsvariabilität eingegangen und anhand verschiedener Praxisbeispiele verdeutlicht.

2.1.1 Einführung

Der Begriff *technisches System* ist in der VDI 2221 folgendermaßen definiert:

Definition 4 (Technisches System) *Gesamtheit von der Umgebung abgrenzbarer (Systemgrenzen), geordneter und verknüpfter Elemente, die mit dieser durch technische Eingangs- und Ausgangsgrößen in Verbindung stehen [1].*

Bei technischen Systemen handelt es sich typischerweise um *Maschinen* und *Anlagen*. Technische Systeme unterliegen Beanspruchungen, welche nach der DIN 31051[2] in die drei Klassen *biologische*, *chemische* und *physikalische* Beanspruchungen unterteilt sind.

Beanspruchungen führen zu physischen Veränderungen an technischen Systemen. Diese Veränderungen werden unter dem Oberbegriff *Abnutzung* zusammengefasst. Gemäß der DIN 31051 ist der Begriff Abnutzung folgendermaßen definiert:

Definition 5 (Abnutzung) *Abbau des Abnutzungsvorrats, hervorgerufen durch chemische, biologische oder physikalische Vorgänge. [2]*

Definition 6 (Abnutzungsvorrat) *Die Vorratsmenge an Funktionserfüllung unter festgelegten Bedingungen, die einer Betrachtungseinheit aufgrund der Herstellung oder Wiederherstellung innewohnt. [2]*

Bedingt durch die immer währende Einwirkung von Beanspruchungen ist Abnutzung praktisch unvermeidbar [2].

Anschaulich gesagt hat jedes technische Systems einen festgelegten Abnutzungsvorrat, der über die Zeit und unter der Einwirkung der genannten Beanspruchungen kontinuierlich abgebaut wird. Ist der Abnutzungsvorrat komplett aufgebraucht, kann ein technisches System seine vorbestimmte Funktion nicht mehr erfüllen. Dieser Vorgang lässt sich anhand von Bremsbacken verdeutlichen, die bedingt durch Abrieb mit der Zeit immer dünner werden. Das zeitliche Verhalten eines Abnutzungsvorrats wird *Abnutzungsverhalten* genannt.

Definition 7 (Abnutzungsverhalten) *Das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems wird durch die Abbaukurve seines Abnutzungsvorrats beschrieben [2].*

In Abbildung 2.1 ist zur Veranschaulichung das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems anhand der Abbaukurve seines Abnutzungsvorrats dargestellt.

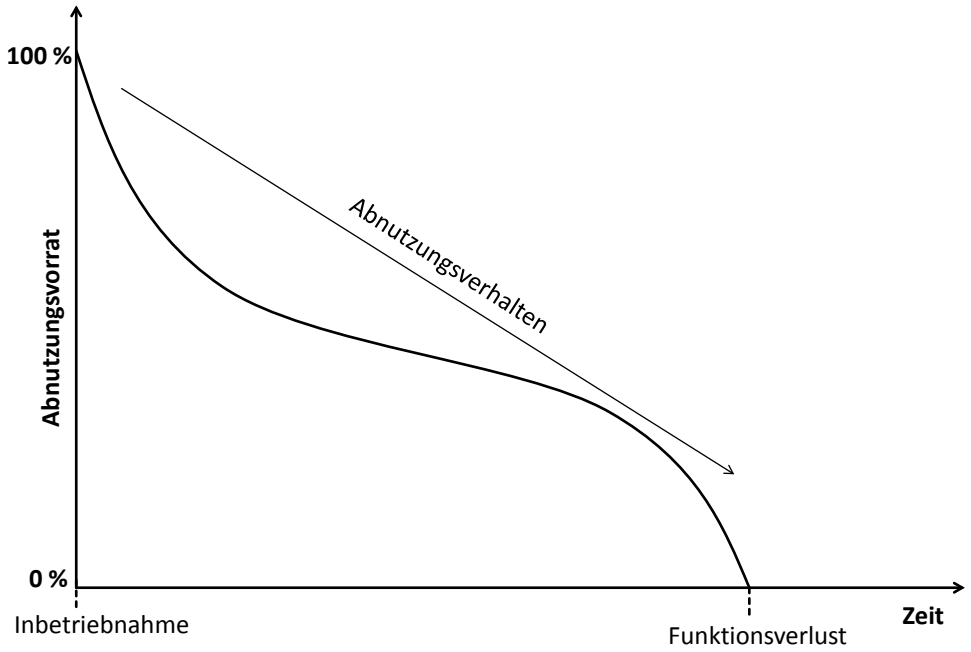


Abbildung 2.1: beispielhaftes Abnutzungsverhalten eines technischen Systems

Zum Zeitpunkt der Inbetriebnahme haben selbst herstellungsgleiche technische Systeme nicht immer einen identischen (maximalen) Abnutzungsvorrat. Der Grund dafür sind Fertigungs- und Werkstofftoleranzen während der Herstellung von technischen Systemen. Dies führt zu einer Streuung der Abnutzungsvorräte für ansonsten identische, voll funktionstüchtige technische Systeme.

Prinzipiell ist es möglich, dass sich der Abnutzungsvorrat eines technischen Systems quasi aus sich selbst heraus wiederherstellt. Dies ist beispielsweise bei einem Wasserrohr der Fall, das im Zeitverlauf zunächst verstopft, bei dem sich dann aber diese Verstopfung (zufällig) von selbst löst. In dieser Arbeit wird aber nur solches Abnutzungsverhalten betrachtet, für das Axiom 1 gilt.

Axiom 1 *Die Abnutzung eines technischen Systems ist irreversibel.*

Definition 8 (Irreversibilität) *Die Abnutzung eines technischen Systems ist irreversibel, wenn sein Abnutzungsvorrat ausschließlich durch die Anwendung von Instandsetzungsmaßnahmen wiederhergestellt werden kann und somit sein Abnutzungsverhalten monoton fallend ist.*

Da Beanspruchungen praktisch ununterbrochen wirken und somit zu einer kontinuierlichen Schädigung technischer Systeme führen, ist unter der Bedingung, dass keine Instandsetzungsmaßnahmen durchgeführt werden und die Abnutzung irreversibel ist, die zeitliche Entwicklung eines Abnutzungsvorrats monoton fallend (Axiom 2).

Axiom 2 *Das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems ist monoton fallend.*

Unter dem Begriff *Abnutzung* werden verschiedene Abnutzungsarten zusammengefasst. Für diese Arbeit wichtig sind dabei besonders die Abnutzungsarten *Verschmutzung* und *Verschleiß*. Verschmutzung bezeichnet dabei die Ablagerung von Fremdkörpern und unter Verschleiß wird die Stoffveränderungen infolge von Reibung verstanden. Weitere Abnutzungarten sind: Alterung, Ermüdung, Korrosion und Verformung. [3] [4]

Durch Abnutzung verursachte, physische Veränderungen von technischen Systemen können zu unerwünschten Erscheinungen führen. Die wichtigsten sind im Folgenden genannt.

- Ausfall: „Ereignis, das zur Beendigung der Fähigkeit einer Einheit führt, eine geforderte Funktion zu erfüllen.“ [5]
- abnehmende Produktqualität (beispielsweise Abweichungen von Soll-Maßen)
- Schaden: „bezeichnet das Unterschreiten eines bestimmten Grenzwertes des Abnutzungsvorrats (Schadensgrenze), der eine im Hinblick auf die Verwendung unzulässige Beeinträchtigung der Funktionsfähigkeit bedingt“[6]
- zunehmende Gefährdung von Mensch und Umwelt (beispielsweise durch abnehmende Funktionssicherheit)
- zunehmender Ressourcenbedarf (beispielsweise durch erhöhten Energiebedarf)

Unter den Erscheinungen sind Ausfälle besonders kritisch zu bewerten, da sie zum Totalverlust einer geforderten Funktionen führen. In dem VDI 4004 Blatt 2 [7] werden Ausfälle, in Abhängigkeit des zeitlichen Verlaufs des Ausfallprozesses, in *Driftausfälle* und *Sprungausfälle* unterteilt. Dabei sind

- Driftausfälle durch eine kontinuierliche Verminderung des Abnutzungsvorrats und
- Sprungausfälle durch ihr spontanes Auftreten gekennzeichnet.

Dadurch bedingt ist die Vorhersagbarkeit des Abnutzungsverhaltens nur bei Driftausfällen möglich, was nur sie zum Gegenstand dieser Arbeit macht (Axiom 3).

Axiom 3 *Die Abnutzung eines technischen Systems führt ausschließlich zu Driftausfällen.*

In [7] werden Ausfälle nach dem zeitlichen Verlauf der Ausfallrate betrachtet. Die *Ausfallrate* bestimmt dabei die Anzahl von ausgefallenen Einheiten je Zeitintervall. Der zeitliche Verlauf der Ausfallrate lässt sich mittels der sogenannten *Badewannenkurve* beschreiben. Diese stellt die Ausfallrate über die Zeit dar und ist gekennzeichnet durch zwei Bereiche hoher Ausfallraten und einen dazwischenliegenden Bereich mit geringer Ausfallrate. Abbildung 2.2 stellt eine modifizierte Variante der Badewannenkurve aus dem VDI 4004 Blatt 2 Bild 1 dar. [7]

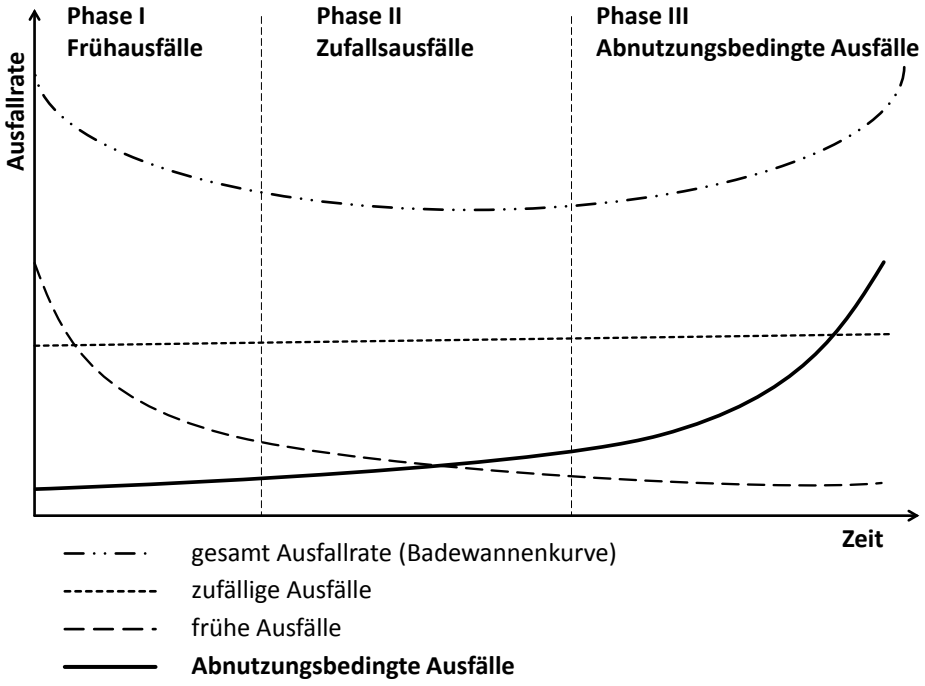


Abbildung 2.2: Darstellung der Badewannenkurve basierend auf [7]

Wie in Abbildung 2.2 zu erkennen ist, dominieren in Phase I vor allem sogenannte *Frühausfälle*. Diese werden durch Konstruktions-, Produktions- sowie Werkstoffmängel als auch durch Bedienungsfehler in der Anlernphase verursacht. In Phase II hingegen dominieren hauptsächlich sogenannte Zufallsausfälle. Solchen Ausfällen ist nachträglich eine konkrete Ursache zuzuordnen, die aber zu einem nicht vorhersehbaren Zeitpunkt

wirksam wird [8]. Die Häufigkeit von Zufallsausfällen bleibt im Mittel über die Zeit konstant [9]. In der dritten Phase überwiegen zunehmend solche Ausfälle, die ihre Ursache in der Abnutzung haben.

Frühausfälle und Zufallsausfälle gehören zur Klasse der Sprungausfälle, was deren Prognostizierbarkeit, wie schon erwähnt, schwierig bis unmöglich macht. Abnutzungsbedingte Ausfälle hingegen sind durch einen kontinuierlichen Abbau des Abnutzungsvorrats (der im Moment eines Ausfalls aufgebraucht ist) gekennzeichnet und dadurch den Driftausfällen zuzuordnen. Diese Eigenschaft macht sie zu prognostizierbaren Ereignissen und damit zum Gegenstand dieser Arbeit (Axiom 4).

Axiom 4 *Ausfälle, die an technischen Systemen auftreten, sind abnutzungsbedingt.*

Fazit:
Der Abnutzungsvorrat ist ein in der Literatur verwendetes Modell für die Beschreibung der fortschreitenden Abnutzung eines technischen Systems. Ihm lassen sich anhand der beschriebenen Eigenschaften von Abnutzungsprozessen drei Eigenschaften zuordnen:

- Monotonie (fallend) hinsichtlich seines zeitlichen Verhaltens (bedingt durch die kontinuierliche Einwirkung von Beanspruchungen und die Irreversibilität der Abnutzung),
- Endlichkeit (Der Abnutzungsvorrat ist hinsichtlich einer zu erfüllenden Funktion irgendwann aufgebraucht),
- Streuung des Abnutzungsvorats für identische, nicht abgenutzte technische Systeme, bedingt durch Fertigungs- und Werkstofftoleranzen bei der Herstellung.

Unter den Ausfällen sind ausschließlich Driftausfälle relevant für diese Arbeit, da sie einer Prognose prinzipiell zugänglich sind. Früh- und Sprungausfälle hingegen sind einer Prognose nicht zugänglich und werden deshalb in dieser Arbeit nicht weiter untersucht.

2.1.2 Variables Abnutzungsverhalten

In der Realität zeigt sich, dass Abnutzungsvorräte oft nicht gleichbleibend schnell abgebaut werden. Eine solche Abnutzungsvariabilität findet sich beispielsweise bei Bohrkronen, die in unterschiedlichen Gesteinsschichten unterschiedlich schnell verschleißen [10]. In solchen Fällen wird die Abnutzungsrate durch die Intensität der auf ein technisches System einwirkenden Beanspruchungen bestimmt.

Zur Veranschaulichung ist in Abbildung 2.3 das fiktive Abnutzungsverhalten eines technischen Systems unter dem Einfluss verschiedener Beanspruchungen dargestellt. Diese führen in Phase II zu beschleunigter Abnutzung (z. B. das Bohren in einer harten Gesteinsschicht) und in den Phasen I und III zu moderater Abnutzung (z. B. das Bohren in einer weniger harten Gesteinsschicht).

Um die Relevanz der Abnutzungsvariabilität zu zeigen, sind im Folgenden ausgewählte Beispiele für variables Abnutzungsverhalten vorgestellt.

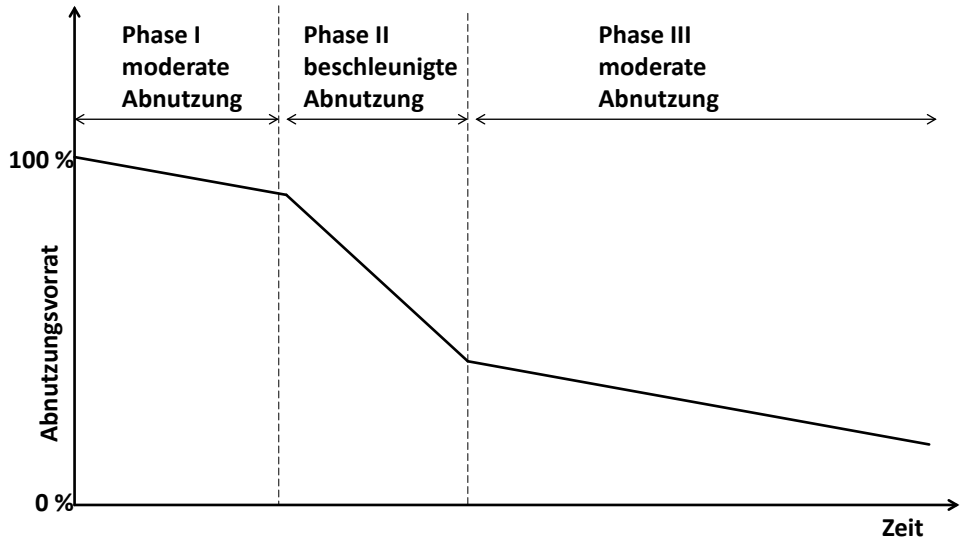


Abbildung 2.3: variables Abnutzungsverhalten eines technischen Systems

Alterung: Bei diesem Beispiel handelt es sich um eine Abfüllanlage, welche im Rahmen dieser Arbeit untersucht wurde. Die Aufgabe der Abfüllanlage besteht darin, Getränke in dafür vorgesehene Behältnisse abzufüllen. Bestimmte Komponenten dieser Anlage werden mittels Lederriemen bewegt. Die Analyse der Abfüllanlage ergab, dass die Lederriemen in Abhängigkeit von der Art der verwendeten Flüssigkeiten unterschiedlich schnell (chemisch) abgenutzt werden. So führt vor allem das Abfüllen von Flüssigkeiten mit einem hohen Säureanteil (z. B. Apfelsaft) zu einer besonders hohen Abnutzungsrate. Beim abfüllen von Wasser hingegen ist die Abnutzungsrate geringer. [11]

Verschleiß: Bei Erdbohrungen kommen Bohrkronen zum Einsatz. Sie dienen dazu, Gestein zu zerstören. Dabei reiben die Bohrkrone und das zu zerstörende Gestein aneinander. Bei diesem tribologischen Vorgang kommt es immer auch zum Verschleiß des Werkzeugs. Dabei wird die Verschleißrate durch eine Vielzahl von Beanspruchungen bestimmt. Dazu gehört unter anderem die Härte des Gesteins. Es zeigt sich: je höher der Härtegrad des Gesteins, desto höher der Verschleiß an der Bohrkrone. Eine weitere, in diesem Zusammenhang, wichtige Beanspruchung ist die Bohrgeschwindigkeit, welche in Vortriebsstrecke je Zeit angegeben wird. Dabei gilt: je höher die Bohrgeschwindigkeit, desto höher der Verschleiß an der Bohrkrone. [10] [12]

Verschmutzung: In Belüftungsanlagen von öffentlichen Gebäuden werden in der Regel Luftfilter eingesetzt. Sie haben die Aufgabe, Schmutzpartikel aus der einströmenden Luft zu filtern und so eine ausreichende Luftqualität im Inneren eines Gebäudes zu gewährleisten. Mit der Zeit werden Schmutzpartikel in diesen Luftfiltern abgeschieden, was den Lufttransport durch sie hindurch zunehmend erschwert. Dabei wird die Abscheidungsrate eines Luftfilters durch die schwankende Partikeldichte der Außenluft (z. B. bestimmt durch das Straßenverkehrsaufkommen) maßgeblich bestimmt. [13]

Weitere Beispiele für variables Abnutzungsverhalten finden sich in [14], wo für eine

große Anzahl von elektronischen und elektromechanischen Bauteilen die Abhängigkeiten zwischen Ausfallraten und Umgebungs- sowie Betriebsbedingungen zusammengefasst sind.

2.2 Instandhaltungsstrategien

Wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, sind technische Systeme ständig Beanspruchungen ausgesetzt, die zu Schäden und Ausfällen an ihnen führen. Da in der Regel aber eine hohe Verfügbarkeit von technischen Systemen erwünscht ist, werden verschiedene Maßnahmen durchgeführt, die der *Instandhaltung* zuzuordnen sind. Die Instandhaltung hat dabei das Ziel, sicherzustellen, dass Anlagen in einem funktionsfähigen Zustand bleiben, oder dass dieser nach einem Ausfall wieder hergestellt wird. [2] [6]

Die Instandhaltung ist in verschiedene Grundmaßnahmen unterteilt. Die für diese Arbeit relevanten sind im Folgenden erklärt.

- Wartung: „Maßnahmen, welche der Kategorie Wartung zugeordnet werden, dienen zur Verzögerung des Abbaus des vorhandenen Abnutzungsvorrats“. Beispiele für Wartungsarbeiten sind: Nachstellen, Schmieren, Konservieren, Nachfüllen oder das Ersetzen von Betriebsstoffen. Der Einsatz von Wartungsarbeiten führt in der Regel zum Hinauszögern von Ausfällen, nicht aber zu deren Vermeidung. [15]

- Inspektion: Die Inspektion dient dazu, den Abnutzungszustand einer Anlage festzustellen. Dabei wird zwischen Produkt-, Prozess- und Maschinenzuständen unterschieden [16].

- Instandsetzung: Instandsetzung (oder auch Reparatur) bezeichnet den Vorgang, bei dem ein defektes Objekt in einen funktionsfähigen Zustand zurück versetzt wird. Dies wird beispielsweise durch den Austausch von defekten oder abnutzungsanfälligen Teilen erreicht. [15]

Nach [17] wird bei den Instandhaltungsstrategien zwischen der *reaktiven Instandhaltung* und der *präventiven Instandhaltung* unterschieden. Bei der präventiven Instandhaltung wiederum wird zwischen periodischer, zustandsorientierter und vorausschauender Instandhaltung unterschieden. Abbildung 2.4 stellt diese Klassifizierung dar.

Bei der *reaktiven Instandhaltung (auch ausfallorientierten Instandhaltung)* werden technische Systeme bis zum Ausfall betrieben. Erst dann werden Instandsetzungsmaßnahmen eingeleitet. Somit fällt kein Aufwand für die Planung von Instandsetzungszeitpunkten an, während die mögliche Betriebsdauer eines technischen Systems maximal ausgenutzt wird. Diese Strategie ist nicht von Nachteil, wenn ein Schaden durch einen Ausfall relativ gering und leicht zu beheben ist. Nachteilig wirkt sich diese Strategie dann aus, wenn Ausfälle zu ungünstigen Zeitpunkten auftreten. Dann kann es beispielsweise passieren, dass Lieferfristen nicht eingehalten werden können oder gerade kein qualifiziertes Wartungspersonal zur Verfügung steht. Außerdem sind Schäden an Anlagen oft größer, wenn bis zu einem Ausfall gewartet wird. Zusätzlich kann es bei dieser Strategie zu Folgeschäden an betroffenen Anlagen kommen. [6][2][17]

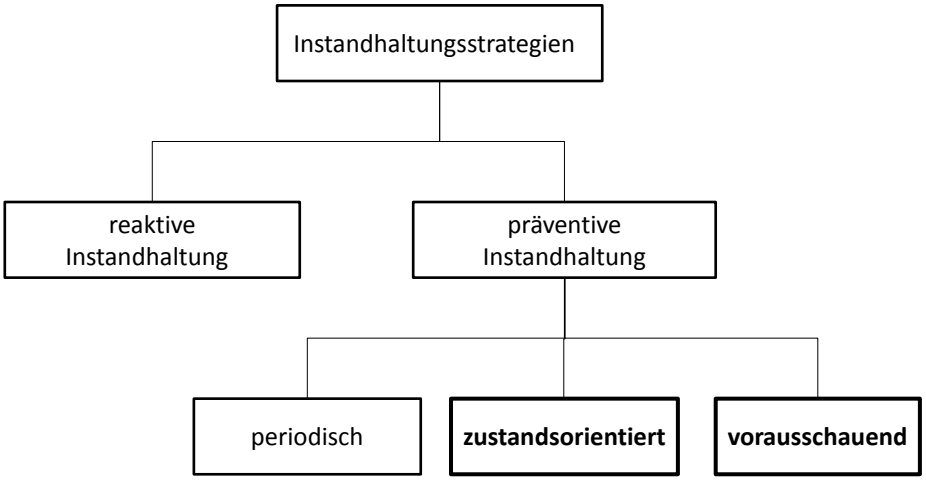


Abbildung 2.4: Klassifikation von Instandhaltungsstrategien basierend auf [17]

Bei der *periodischen Instandhaltung* (auch zeitorientierte Instandhaltung) werden in regelmäßigen Intervallen Instandsetzungsmaßnahmen durchgeführt. Diese Strategie führt bei gut gewählten Instandsetzungsintervallen zur Vermeidung von ungeplanten Stillstandszeiten. Außerdem sind die Instandsetzungsmaßnahmen durch den festgelegten Zeitpunkt gut planbar. Ein Nachteil dieser Strategie ist, dass in der Regel Komponenten vor Ablauf ihres Abnutzungsvorrats ausgetauscht werden, was zu einer Verschwendung von Ressourcen führt. Außerdem bergen häufige Montagevorgänge eine zusätzliche Fehlerquelle und davon betroffene technische Systeme werden zusätzlich beansprucht. Im Falle von schlecht (zu spät) gewählten Zeitpunkten kann es auch bei dieser Strategie zu unerwarteten Ausfällen kommen. [6][2][17]

Die *zustandsorientierte Instandhaltung* (englisch: condition-based maintenance) bietet eine Alternative zu den beiden oben genannten klassischen Strategien. Dabei wird versucht, den Ist-Zustand eines technischen Systems zu erfassen und nur wenn nötig Instandsetzungsmaßnahmen einzuleiten. Im Idealfall wird so der Zeitpunkt kurz bevor ein Schaden eintritt genau geschätzt. Diese Strategie ist mit einem hohen Analyseaufwand verbunden, um geeignete Instandsetzungszeitpunkte zu bestimmen. Sie bietet aber ansonsten viele Vorteile. So werden im optimalen Fall keine Ressourcen durch unnötig durchgeführte Instandsetzungsmaßnahmen verschwendet und es treten keine unerwarteten Ausfälle und damit einhergehenden negativen Konsequenzen (z. B. Überschreitung von Lieferfristen) auf. Ein Nachteil dieser Instandhaltungsstrategie ist, dass Ausfallzeitpunkte nicht langfristig prognostiziert werden und damit Instandsetzungsmaßnahmen nicht vorausschauend geplant werden können. [18][2][17]

Die *vorausschauende Instandhaltung* (englisch: Predictive Maintenance) stellt eine Erweiterung der zustandsorientierten Instandhaltung dar. Dabei werden die Ist-Zustände eines technischen Systems in die Zukunft prognostiziert. Somit lässt sich die zukünftige Entwicklung von Abnutzungsvorräten bestimmen und basierend darauf können Instand-

setzungsmaßnahmen geplant werden. Diese Strategie beinhaltet die gleichen Vorteile wie die zustandsorientierte Instandhaltung, bereichert diese aber mit einer vorausschauenden Planbarkeit. [17]

Abbildung 2.5 stellt die genannten Instandhaltungsstrategien anhand der zeitlichen Entwicklung eines fiktiven Abnutzungsvorrates vereinfacht dar. Solange sich der in der Abbildung dargestellte Abnutzungsvorrat oberhalb der Schadensgrenze befindet, kann das technische System seine vorgesehene Funktion erfüllen. Die Unterschreitung dieser Grenze führt zunächst zu einer Funktionsstörung und später dann zu einem Ausfall. In diesem Beispiel veranlasst die periodische Instandhaltung zum Zeitpunkt t_1 eine Instandsetzungsmaßnahme, die den Abnutzungsvorrat wieder herstellt. Somit wird zwar ein Funktionsverlust beziehungsweise Ausfall vermieden, gleichzeitig wird aber durch den zu früh gewählten Zeitpunkt Abnutzungsvorrat verschwendet. Bei der reaktiven Instandhaltung wird bis zum Ausfall des technischen Systems gewartet (der hier zum Zeitpunkt t_4 eintritt). Erst dann werden Instandsetzungsmaßnahmen veranlasst. Bei der zustandsorientierten Instandhaltung wird der Zeitpunkt (t_3) kurz vor einer Funktionsstörung gewählt, um eine Instandsetzungsmaßnahme durchzuführen. Dieser Zeitpunkt ist optimal hinsichtlich der Kriterien, weil keine Funktionsstörung inkauf genommen wird und gleichzeitig die Anlage so lange wie möglich in Betrieb bleiben kann. Bei der vorausschauenden Instandhaltung würde im Idealfall der gleiche Zeitpunkt für eine Instandsetzungsmaßnahme gewählt. Dieser könnte aber im Gegensatz zum Vorgehen bei der zustandsorientierten Instandhaltung schon zu einem früheren Zeitpunkt vorausgesagt werden.

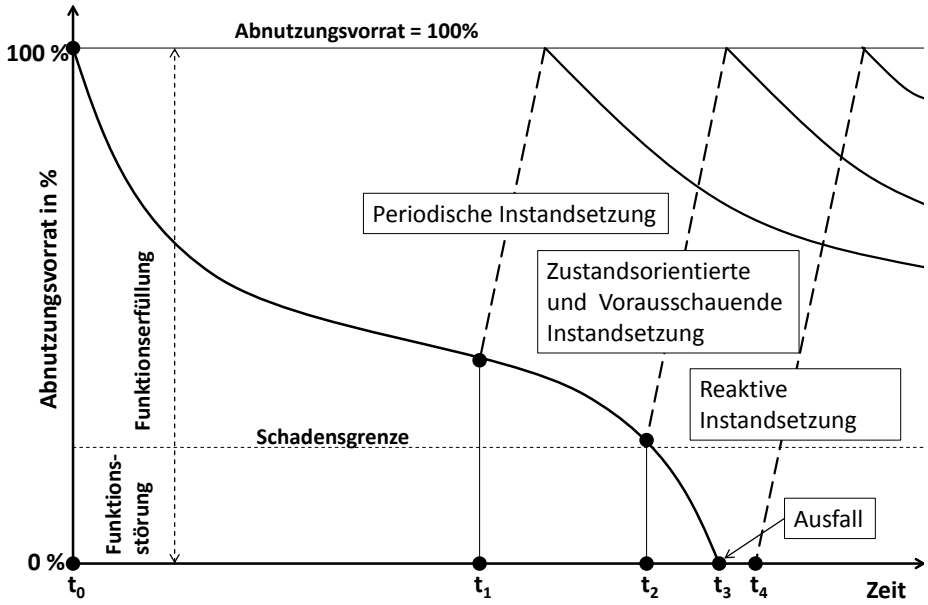


Abbildung 2.5: Darstellung verschiedener Instandhaltungsstrategien basierend auf der DIN 31051 [2].

Fazit:
Die zustandsorientierte Instandhaltung basiert auf der Bestimmung von Abnutzungszuständen technischer Systeme. Diese werden bewertet und gegebenenfalls Instandhaltungsmaßnahmen eingeleitet. Die vorausschauenden Instandhaltung ergänzt diese Strategie um die Vorhersage solcher Abnutzungszustände. Beide Strategien bieten gegenüber konventionellen Instandhaltungsstrategien die im Folgenden genannten Vorteile:

- keine Ressourcenverschwendung durch unnötige Instandsetzungsmaßnahmen
- keine unerwarteten Ausfälle
- verbesserte Planbarkeit von Instandsetzungsmaßnahmen

Aufgrund dieser Vorteile stehen die zustandsorientierte Instandhaltung und die vorausschauende Instandhaltung im Fokus dieser Arbeit.

2.3 Zustandsbestimmung bei der zustandsorientierten Instandhaltung

Bei der zustandsorientierten Instandhaltung werden Instandsetzungsmaßnahmen auf Basis des Abnutzungszustands von technischen Systemen geplant.

Definition 9 (Abnutzungszustand) *Ein Abnutzungszustand definiert die abnutzungsbedingte Ausfallwahrscheinlichkeit eines technischen Systems.*

Dabei lässt sich ein technisches System prinzipiell entweder als *Black Box* oder als *White Box* betrachten. Bei der Betrachtung als White Box sind detaillierte Kenntnisse des inneren Verhaltens eines technischen Systems vorhanden. Bei der Betrachtung als Black Box hingegen ist das innere Verhalten völlig unbekannt (Abbildung 2.6).

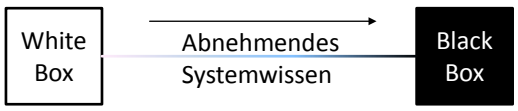


Abbildung 2.6: Betrachtungsweisen technischer Systeme

Ist das innere Verhalten eines technischen Systems bekannt (White Box), so kann eine Zustandsbestimmung basierend auf physikalischen Modellen erfolgen [19][20]. Da dies aber, bedingt durch das nicht immer vorhandene detaillierte Systemwissen, nur bei einer sehr begrenzten Anzahl von Anwendungsbereichen gegeben ist, wird dieser Ansatz in dieser Arbeit nicht weiter untersucht.

Ist das innere Verhalten eines technischen Systems unbekannt (Black Box), so kann eine Schätzung des Abnutzungszustands basierend auf gemessenen Größen des technischen Systems erfolgen. Die meisten im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Verfahren setzen wenig bis gar kein Systemwissen voraus und sind deshalb dieser Gruppe zuzuordnen.

Bei diesen Verfahren werden für die Bestimmung eines Abnutzungszustands zunächst Messdaten aufgezeichnet, aus ihnen relevante sogenannte Abnutzungsmerkmale extrahiert und diese bewertet (Abbildung 2.7).

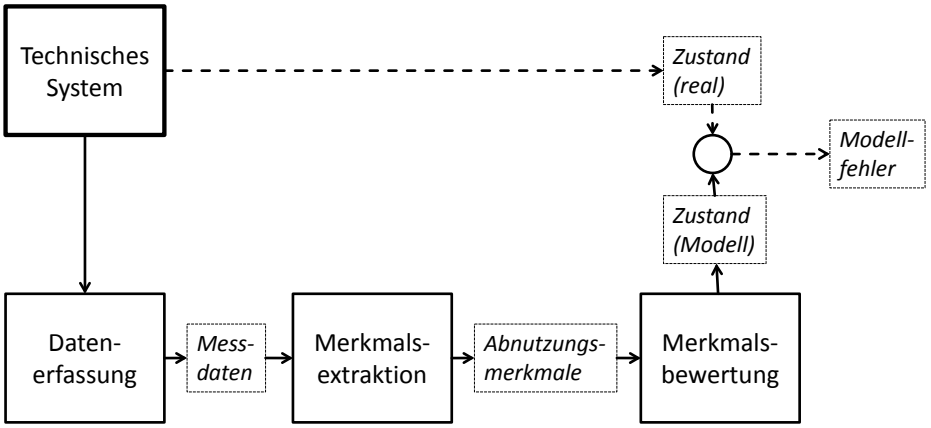


Abbildung 2.7: Bestimmung eines Abnutzungszustandes

Die Struktur dieses Abschnitts orientiert sich an der in Abbildung 2.7 dargestellten Schrittfolge.

In Abschnitt 2.3.1 sind typische, bei der Zustandsbestimmung verwendete, Datentypen beschrieben.

Abschnitt 2.3.2 beinhaltet eine Übersicht über bei der Zustandsbestimmung häufig verwendete Abnutzungsmerkmale. Dabei steht besonders ihre Eignung für die Bestimmung von Abnutzungszuständen technischer Systeme mit betriebsbedingten Einflüssen im Fokus.

Zum besseren Gesamtverständnis sind in Abschnitt 2.3.3 weitere für die zustandsorientierte Instandhaltung relevante Verfahren beschrieben. Dies beinhaltet auch die Bewertung von Abnutzungsmerkmalen.

Abschnitt 2.3.4 beinhaltet ein Fazit und konkretisiert das in der Einleitung aufgeworfene Forschungsproblem.

2.3.1 Datentypen

Ein Zustand im Sinne der zustandsorientierten Instandhaltung wird anhand von Daten bestimmt, die an technischen Systemen gewonnen werden. Dabei wird zwischen drei Kategorien von Daten unterschieden.

- *Messdaten* geben quantitative Aussagen über physikalische Größen und werden mittels vielfältiger Sensorik erfasst. Typische Beispiele für im Bereich der zustandsorientierten Instandhaltung verwendete Messdaten sind: Vibrationsdaten, akustische Daten, Temperaturdaten und Ultraschalldaten. Weiterführende Informationen zu diesem Thema finden sich in [21, Kapitel 6]. [22][23][24][25]

- *Ereignisdaten* geben Information darüber, was an einem technischen System zum Zeitpunkten t_k passiert ist [25]. Die VDI 4010 Blatt 2 [26] unterscheidet bei den Ereignisdaten zwischen *Ausfalldaten* und *Instandsetzungsdaten*. Ausfalldaten beinhalten Informationen wie Zeitpunkt, Art, Teil, Ursache und Folgen. Instandsetzungsdaten hingegen beinhalten Informationen wie Instandsetzungsbeginn, Instandsetzungsende und Wiederinbetriebnahmezeitpunkt. In der Praxis werden Ereignisdaten manuell eingegeben oder von einem EDV-System anhand definierter Regeln erzeugt. Zur besseren Verdeutlichung sind in Abbildung 2.8 verschiedene Ereignisse dargestellt. [25]
- *Übergeordnete Daten* dienen zur Beschreibung eines technischen Systems. Hierzu gehören beispielsweise Informationen zu dessen Aufbau und Funktion sowie Identifikationsdaten (Zeichnung, Preis, Hersteller, Leistung und ähnliches) der Betrachtungseinheit. [26]

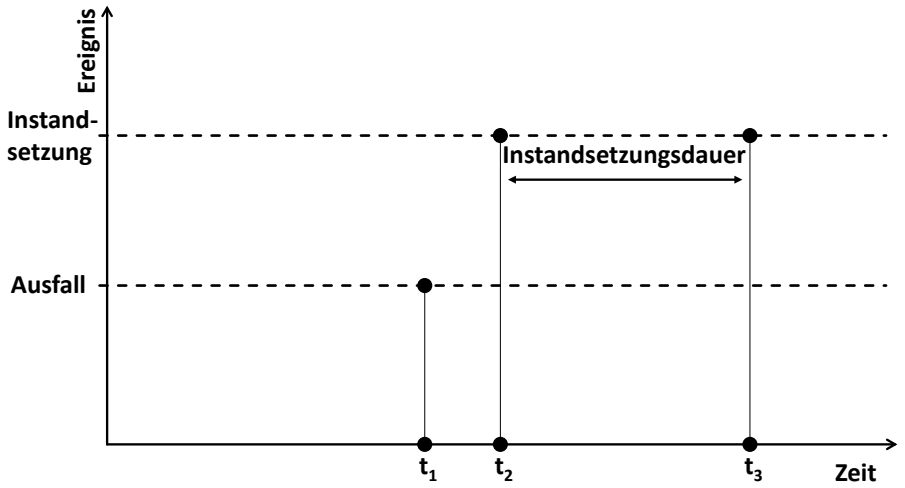


Abbildung 2.8: Darstellung eines Ausfallereignises zum Zeitpunkt t_1 und eines anschließenden Instandsetzungsereignisses von Zeitpunkt t_2 bis t_3

2.3.2 Merkmalsextraktion

Da der Abnutzungszustand eines technischen Systems meist nicht direkt anhand von Messdaten bestimmt werden kann, ist es erforderlich, zunächst sogenannte Abnutzungsmerkmale aus ihnen zu extrahieren.

Definition 10 (Abnutzungsmerkmal) *Ein Abnutzungsmerkmal ist ein Maß zur Beschreibung des Abnutzungsverhaltens technischer Systeme.*

Dieser Vorgang wird Merkmalsextraktion (englisch: feature extraction) genannt (Abbildung 2.9). [25][27]

Abbildung 2.9: Extraktion von Abnutzungsmerkmalen aus Messdaten

Die Verfahren, die zur Merkmalsextraktion eingesetzt werden, stammen in der Regel aus dem Gebiet der Signalverarbeitung. Dieser Fachbereich beschäftigt sich mit der Extraktion von Informationen aus einem Signal. Weitere Informationen dazu finden sich in [28].

In der Literatur findet sich auch eine Reihe alternativer Bezeichnungen für den Begriff *Abnutzungsmerkmal*. Dazu gehören im Deutschen: *Indikator* (auch Zuverlässigkeitsindikator oder Zustandsindikator), *Zustandsgröße* und *Zustandsdaten*. Im Englischen existieren außerdem noch die folgende Begriffe: *condition data*, *condition indicator* und *reliability indicator*.

Im nächsten Abschnitt wird zunächst auf die in der Forschungsfrage 2 (Seite 10) benannte Problematik der betriebsbedingten Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen eingegangen. In den folgenden beiden Abschnitten werden relevante Abnutzungsmerkmale vorgestellt und diskutiert.

2.3.2.1 Betriebsbedingte Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen

In der Literatur wird zwischen *zeitinvarianten* und *zeitvarianten Systemen* unterschieden. Zeitvariante Systeme sind dadurch gekennzeichnet, dass sich das Systemverhalten technischer Systeme über die Zeit verändert. Dies gilt beispielsweise für sich abnutzende technische Systeme. Zeitinvariante Systeme hingegen sind charakterisiert durch ein immer gleich bleibendes Systemverhalten unabhängig vom Zeitpunkt der Messung.

Da Abnutzung unvermeidbar ist, müssen praktisch alle technischen Systeme als zeitvariant angesehen werden. Bei zeitlich kurzer Betrachtung ist die Zeitvarianz aber oft vernachlässigbar und ein solches System als zeitinvariant zu betrachten.

Dabei verharren technische Systeme in der Regel nicht in ein und demselben Zustand, sondern durchlaufen in Abhängigkeit von ihrer Steuerung unterschiedliche Arbeitsschritte [21, S.100][29]. Die dadurch verursachte Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen führt dazu, dass Abnutzungsmerkmale Schwankungen aufweisen. Diese durch die Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen verursachten Schwankungen werden in dieser Arbeit als *betriebsbedingte Schwankungen* bezeichnet.

Definition 11 (betriebsbedingte Schwankungen) *Betriebsbedingte Schwankungen bezeichnen die durch die Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen verursachten zeitlichen Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen.*

Im Gegensatz zur Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen äußert sich die Abnutzung

eines technischen Systems in der Zeitveränderlichkeit ihrer Systemparameter. Mehr Informationen dazu finden sich in Abschnitt 3.1.1.

In Abbildung 2.10 sind das abnutzungsbedinge Verhalten und die betriebsbedingte Schwankungen eines Abnutzungsmerkmals gegenüber gestellt.

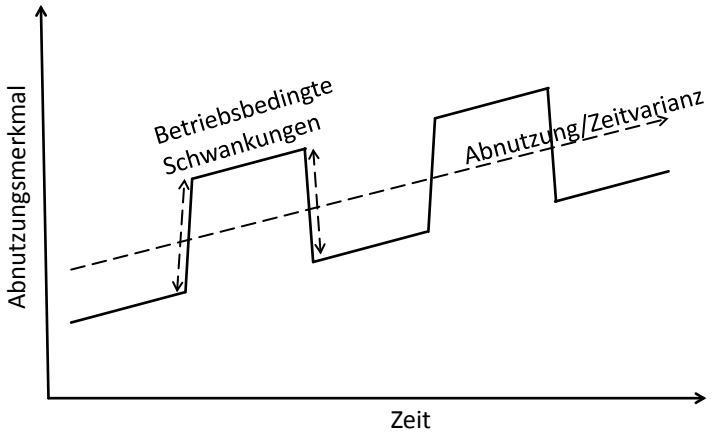


Abbildung 2.10: Gegenüberstellung der Auswirkung von Abnutzung und betriebsbedingten Einflüssen auf ein Abnutzungsmerkmal

Betriebsbedingte Schwankungen können verschiedener Gestalt sein. So können sie ein sprunghaftes (wie in Abbildung 2.10 abgebildet), ein integrierendes (Rampe) oder jedes andere durch ein technisches System bestimmte Verhalten aufweisen.

2.3.2.2 Merkmalsextraktion ohne Berücksichtigung betriebsbedingter Schwankungen

Messdaten lassen sich in die drei Typen *image type* (Bilddaten), *waveform type* (Zeitreihen) und *value type* (Direktwerte) unterteilen [25][30]. Im Folgenden werden diese Typen näher betrachtet und relevante Verfahren zur Merkmalsextraktion vorgestellt.

Bei Messdaten vom *image type* handelt es sich um Bildaufnahmen. Vertreter für diese Klasse, im Bereich der zustandsorientierten Instandhaltung, sind beispielsweise: visuelle Aufnahmen, Infrarotaufnahmen, Röntgenbilder sowie Ultraschallaufnahmen [25]. Relevante Merkmale werden aus diesen Daten mittels Verfahren der Mustererkennung und der Bildverarbeitung gewonnen. Ausführliche Informationen zu diesen Verfahren finden sich in [31] und [32].

So wird beispielsweise in [33] der Abnutzungszustand einer Schleifmaschine mittels Verfahren der Bildfusion bestimmt. Dabei wird zunächst ein Bild mit hohem Grad an relevanten Informationen erzeugt und dieses dann mit Hilfe der sogenannten Wavelet-Transformation segmentiert und klassifiziert. In [34] wird ein Verfahren für die Zustandsbestimmung von magnetischen Ventilen vorgestellt. Dafür werden sogenannte *regions of interest* (Bereiche von Interesse) mittels Bildverarbeitungstechniken bestimmt.

Bei Messdaten vom *waveform type* handelt es sich um Reihen von Messwerten. Relevante Merkmale werden hierbei mittels Verfahren der Signalverarbeitung extrahiert. Daten von diesem Typ lassen sich im *Zeitbereich* oder *Frequenzbereich* untersuchen. [27]

Merkmalsextraktion im *Zeitbereich*: Im Zeitbereich liegen Messdaten zeitbezogen vor. Klassisch werden Merkmale dabei durch die Bestimmung von statistischen Kenngrößen (Mittelwert, Median, Standardabweichung, Varianz, Maximum, Minimum, Quantile, Häufigkeitsverteilung, ...) ermittelt.

Andere Ansätze basieren auf parametrischen Zeitreihenmodellen. Diese Modelle werden dabei an den Verlauf von Messdaten angepasst und Merkmale basierend auf solchen Modellen extrahiert. Ein in diesem Zusammenhang, häufig verwendetes Modell ist das Autoregressive-Moving-Average-Modell (ARMA). In [35] werden beispielsweise ARMA-Modelle auf Vibrationssignale eines Induktionsmotors angepasst und die resultierenden Modell-Koeffizienten als Merkmale verwendet. Ein ähnlicher Ansatz wird in [36] verfolgt. In der Praxis zeigt sich, dass es bei der Anwendung von ARMA-Modellen sehr schwer ist, die Modelle im Hinblick auf die Modellordnung richtig zu dimensionieren. [25]

Merkmalsextraktion im *Frequenzbereich*: Um relevante Merkmale in den Frequenzen eines Signales zu bestimmen, wird eine Überführung vom Zeitbereich in den Frequenzbereich durchgeführt. Der Frequenzbereich stellt dabei die Anteile der Frequenzen im Ausgangssignal dar. Relevante Transformationsverfahren sind die Laplace-, Z- und Fouriertransformation [37]. Im Frequenzbereich können dann prinzipiell die gleichen Verfahren wie im Zeitbereich angewendet werden. In der Praxis werden aber oft nur bestimmte, für die Ausfallwahrscheinlichkeit relevante Frequenzbänder untersucht. Außerdem werden auch andere Darstellungsformen wie das Leistungsdichtespektrum, der Frequenzgang oder das Cepstrum untersucht. Beispiele für die Merkmalsextraktion im Frequenzbereichs finden sich in [38] (für Antriebseinheiten), [39] (bei Lagern) und [40] (für Drehmaschinen). In der Literatur finden sich auch Beispiele für den Einsatz von Mustererkennungsverfahren für die Merkmalsextraktion im Frequenzbereich [41].

Bei Messdaten vom *value type* werden Einzelwerte betrachtet. Dies beinhaltet sowohl Messdaten, die direkt als Merkmal genutzt werden können (z. B.: die Anzahl von Metallpartikeln in Öl), als auch Merkmale, die aus Messdaten vom Typ *waveform* oder *image type* extrahiert wurden.

In Abbildung 2.11 sind alle bisher genannten Verfahren zur Merkmalsextraktion zusammengestellt.

Kritik:

Die hier vorgestellten Verfahren berücksichtigen nicht die in Abschnitt 2.3.2.1 beschriebenen betriebsbedingten Einflüsse. Dadurch beinhalten die nach diesen Verfahren bestimmten Abnutzungsmerkmale betriebsbedingte Schwankungen. Abnutzungsmerkmale, die betriebsbedingte Schwankungen aufweisen, haben zwei wesentliche Nachteile:

1. Die betriebsbedingten Schwankungen eines Abnutzungsmerkmals erschweren eine präzise Bestimmung des Abnutzungszustands eines technischen Systems und führen somit zu Unsicherheiten bei der Wahl geeigneter Instandsetzungszeitpunkte.

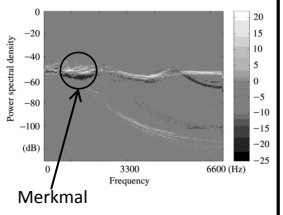
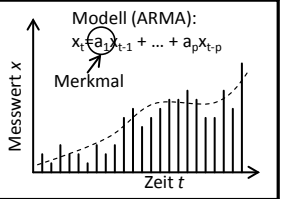
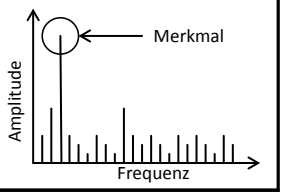
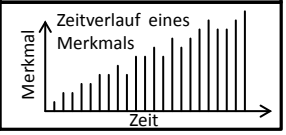
Typen von Messdaten		Methodik	Abnutzungs-merkmale	Beispiel
image type		•Bildverarbeitung •Mustererkennung	•Regions of interest •Klassen •Muster •Anomalien	
Waveform type	Zeitbereich	•Bestimmung statistischer Kennwerte •Zeitreihenmodellierung	•Mittelwert, Median, Standartabweichung, Varianz, Maxima, Minima, Quantile, Häufigkeitsverteilung, Autokorrelation,... •Modellparameter (ARMA)	
	Frequenzbereich	•wie Zeitbereich •Untersuchung von Frequenzbändern •Mustererkennung •Modalanalyse •FFT	•wie Zeitbereich •Frequenzamplituden •Leistungsdichtespektrum •Frequenzgang •Cepstrum •Bispectrum	
value type		•Keine Merkmalsextraktion notwendig	•Direktwerte •Alle oben genannten Merkmale	

Abbildung 2.11: Übersicht über die Verfahren zur Merkmalsextraktion (Das Beispielbild in der Zeile *image type* stammt aus [34].)

2. Betriebsbedingte Schwankungen verdecken möglicherweise Schwankungen, welche durch Intensitätsänderungen von auf ein technisches System einwirkenden Beanspruchungen verursacht werden. Dies erschwert eine präzise Modellierung des Zusammenhangs von Beanspruchungen und Abnutzungsverhalten.

2.3.2.3 Merkmalsextraktion mit Berücksichtigung betriebsbedingter Schwankungen

In diesem Abschnitt werden Verfahren vorgestellt, die betriebsbedingte Einflüsse bei der Merkmalsextraktion berücksichtigen.

Ein Ansatz besteht darin, betriebsbedingte Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen nachträglich zu mitteln und dann Aussagen über Abnutzungszustände basierend auf diesen Durchschnittswerten zu treffen. Diese Herangehensweise reduziert zwar die Amplituden der betriebsbedingten Schwankungen, gleichzeitig gehen aber auch abnutzungsrelevante Informationen verloren oder werden verfälscht. [21, S.101]

In [42] werden zunächst relevante Betriebsdaten direkt an der Steuerung einer Maschine erfasst und anschließend Betriebszustände als Kombination dieser Daten ermittelt.

Für jeden Betriebszustand werden anschließend relevante Merkmale extrahiert. Die so gewonnenen Zustandsmodelle werden dann in einem einzigen Merkmal mittels selbstorganisierter Karten (eine spezielle Art der künstlichen neuronalen Netze) zusammengeführt. Problematisch bei dieser Vorgehensweise ist die möglicherweise sehr große Anzahl an Kombinationen von Betriebszuständen. Außerdem besteht die Gefahr des Informationsverlusts während des Schrittes der Zusammenführung verschiedener Merkmale.

Ein anderer, in [43] beschriebener Ansatz beruht auf der Bestimmung eines sogenannten *Nominalwertes*. Dabei wird basierend auf relevanten Merkmalen V und Betriebszuständen L (am Beispiel eines Wärmesystems eines Kraftwerks) eine Funktion f bestimmt, die diese Merkmale auf einen konstanten Wert y_0 (den Nominalwert) abbildet (Gleichung 2.1).

$$y_0 = f(L, V_1, V_2, ..., V_n) \tag{2.1}$$

Abweichungen von diesem Nominalwert, die zur Laufzeit der Anlage bestimmt werden, werden als Abnutzungsmerkmal genutzt. In der zitierten Arbeit wird nicht im Detail auf die Bestimmung der Funktion f eingegangen. In der Realität aber dürfte dies schwierig sein, da diese Funktion prinzipiell jede beliebe Struktur annehmen kann. Wird die Struktur dabei schlecht gewählt, führt dies zu Ungenauigkeiten bei der Zustandsbestimmung.

In [20] und [44] wird ein auf der abnutzungsbedingten Abweichung von Arbeitspunkten von vorgegebenen statischen Kennlinien basierender Ansatz beschrieben. Die Kennlinien beschreiben dabei normales (nicht abgenutztes) Systemverhalten, und Abweichungen von diesem deuten auf Fehlfunktionen und Verschleiß hin. Das Abnutzungsmerkmal ist dabei definiert als die Abweichung zwischen aktuell gemessenen Arbeitspunkten und Referenz-Kennlinie.

Bei diesem Ansatz (und auch beim Nominalwert) wird vorausgesetzt, dass die durch die Abnutzung veränderten Arbeitspunkte immer gleich weit von der Referenz entfernt liegen. In der Praxis aber verschiebt sich eine Kennlinie abnutzungsbedingt nicht zwingend parallel, sondern kann beispielsweise auch ihren Anstieg verändern. In Abbildung 2.12 ist dieses Problem anhand eines Beispiel dargestellt. Die Kennlinie f_1 ist dabei die Referenzkennlinie, die für das Intervall $t = 1$ bestimmt wird. Eine zu einem späteren Zeitpunkt, im Intervall $t = 2$, bestimmte Kennlinie zeigt einen abnutzungsbedingt veränderten Anstieg. Werden die Abweichungen der Arbeitspunkte zu diesem Zeitpunkt bestimmt, ergeben sich große Unterschiede (hier beispielhaft zwischen a_1 und a_2). In solchen Fällen weist das so bestimmte Abnutzungsmerkmal erneut betriebsbedingte Schwankungen auf. Abschnitt 3.1.1 enthält weiterführende Informationen zum Thema Systemmodelle.

Ein modellbasierter Ansatz wird in [45] beschrieben. Dabei wird ein autoregressives Modell so angepasst, dass es das normale (also abnutzungsfreie) Verhalten eines technischen Systems abbildet. Ein schwankungsarmes Residual-Signal wird dann aus der Differenz zwischen AR-Modell und aktuell aufgezeichnetem Signal bestimmt. Die Qualität dieses Ansatz ist stark von der Güte des gewählten Modells abhängig. Des Weiteren wird vorausgesetzt, dass sich das technische System, abgesehen von dem Einfluss der Abnutzung über die Zeit, gleich bleibend verhält.

In [46] wird ein Vibrationssignal eines Getriebes als Merkmal genutzt. Um betriebsbe-

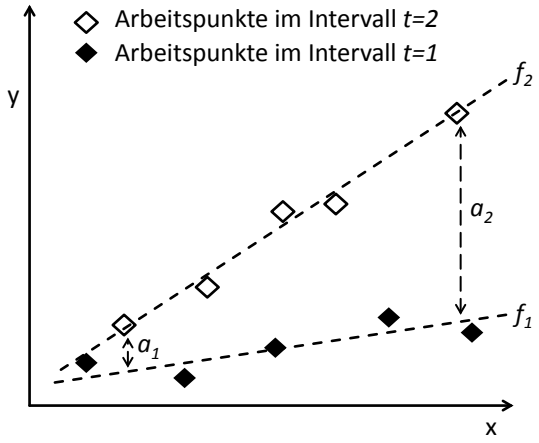


Abbildung 2.12: betriebsbedingte Schwankungen eines Abnutzungsmerkmals, bedingt durch die abnutzungsbedingte Veränderung des Anstiegs einer Kennlinie

dingte Schwankungen aus diesem Signal zu beseitigen, wird ein sogenannter Tiefpassfilter eingesetzt. Das so gefilterte Signal dient dazu, betriebsbedingte Verhaltenswechsel zu indizieren. Durch Division des Vibrations- und des gefilterten Signals wird ein schwankungsarmes Signal bestimmt. Die Anwendung dieses Ansatzes ist auf Frequenzdaten beschränkt. Auch bei diesem Verfahren können zustandsrelevante Informationen verloren gehen. Außerdem werden nur betriebsbedingte Schwankungen mit tiefen Frequenzen erkannt und beseitigt.

Ein häufig verwendetes Verfahren bei der Zustandsbestimmung von Rotoren ist das sogenannte *order tracking*. Dabei werden relevante Frequenzen als Funktion der Rotationsgeschwindigkeit dargestellt. Mittels dieses Verfahrens ist es möglich, den Einfluss verschiedener Rotationsgeschwindigkeiten zu beseitigen. Die Nichtbeachtung von anderen potentiell relevanten Einflussgrößen und die Beschränkung auf den Frequenzbereich engt den Einsatzbereich für dieses Verfahren ein. [47][29]

2.3.3 Merkmalsbewertung

Um Abnutzungsmerkmalen eine Bedeutung zuzuordnen, ist es notwendig, sie auf real stattgefundene Ereignisse (z. B. Ausfälle) abzubilden. Dies ist ein wichtiger Schritt zur Schätzung des Abnutzungszustandes eines technischen Systems. Der Vollständigkeit halber werden in diesem Abschnitt dafür relevante Ansätze beschrieben. Sie spielen in dieser Arbeit aber nur eine untergeordnete Rolle, da der Fokus auf der Bestimmung und Prognose des zeitlichen Verhaltens von Abnutzungsmerkmalen liegt.

Verknüpfung von Abnutzungsmerkmalen und Ereignisdaten: Um den Abnutzungszustand eines technischen Systems bestimmen zu können, muss den Abnutzungsmerkmalen eine Bedeutung (z. B. die Ausfallwahrscheinlichkeit für einen konkreten

Merkmalswert) zugeordnet werden. Dafür werden Abnutzungsmerkmale mit relevanten Ereignisdaten (siehe Abschnitt 2.3.1), die konkrete Zustandswechsel von technischen Systemen beschreiben (z. B.: von *funktionstüchtig* zu *ausgefallen*), verknüpft werden. Mittels der so bewerteten Abnutzungsmerkmale lässt sich eine Aussage über den Abnutzungszustand eines technischen Systems treffen (Abbildung 2.13).

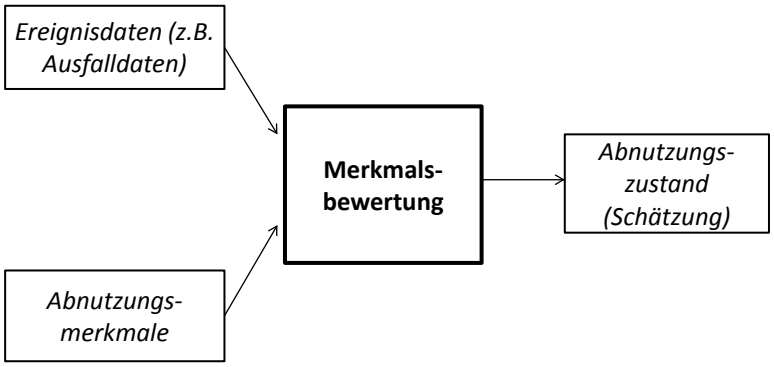


Abbildung 2.13: Verknüpfung von Ausfalldaten und Merkmalen für die Merkmalsbewertung

Ein für diesen Zweck eingesetztes Verfahren ist die *Cox-Regression* (englisch: proportional hazards model) [48]. Es ermöglicht die Abbildung von Ausfallwahrscheinlichkeiten auf Abnutzungsmerkmale. Somit lassen sich konkrete Ausfallwahrscheinlichkeiten, für gegebene Merkmalswerte, bestimmen. Das bei diesem Verfahren eingesetzte Regressionsmodell ist in Gleichung 2.2 definiert.

$$h(t) = h_0(t) \exp(\gamma_1 x_1(t) + \gamma_2 x_2(t) + ... + \gamma_p x_p(t)) \tag{2.2}$$

Die Größen $x_1(t), x_2(t), ..., x_p(t)$ werden als Einflussgrößen (englisch: covariates) bezeichnet und repräsentieren Abnutzungsmerkmale. Die Größen $\gamma_1, \gamma_2, ..., \gamma_p$ sind die zu schätzenden Koeffizienten. Mit $h_0(t)$ wird die sogenannte baseline-Hazardfunktion bezeichnet. Sie korrespondiert mit einer zu definierenden Ausfallverteilung (z. B. einer Weibullverteilung). Bei der Cox-Regression sind die Beobachtungen der abhängigen Variable $h(t)$ in Form von Ereignisdaten (Ausfalldaten) gegeben. Die Koeffizienten der Funktion werden in der Regel mittels der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt. Beispiele für die Anwendung der Cox-Regression im Gebiet der zustandsorientierten Instandhaltung finden sich in [49] [50] und [51]. [25]

Ein weiteres für die Verknüpfung von Merkmalen und Ereignisdaten genutztes Modell ist das *Hidden Markov Model (HMM)*. Es beinhaltet zwei stochastische Prozesse: eine Markov-Kette, die das reale Verhalten eines beobachteten technischen Systems beschreibt (dieser Prozess ist in der Regel verborgen), und einen Beobachtungsprozess. Gleichungen 2.3 und 2.4 definieren ein zeitdiskretes Hidden Markov Model.

$$X_{(k+1)} = AX_k + V_{(k+1)} \tag{2.3}$$

$$Y_k = CX_k + W_k \tag{2.4}$$

Der verborgene Prozess wird mit X_k und der Beobachtungsprozess mit Y_k bezeichnet. Die Größen V_k und W_k stehen für Rauschterme und A sowie C für Parameter. Die Parameter werden basierend auf Merkmals- und Ausfalldaten geschätzt. Mehr Informationen zu diesem Thema finden sich in [52] und [53]. Anwendungsbeispiele sind in [54] und [55] beschrieben. [25]

Ein weiterer Ansatz zur Verknüpfung von Ausfalls- und Merkmalswerten basiert auf der logistischen Regression. Dabei wird eine logistische Funktion so geschätzt, dass sie zu gegebenen Merkmalsvektoren Ausfallwahrscheinlichkeiten ermittelt. [56]

Diagnose: Bei der Diagnose werden Abnutzungsmerkmale aus dem Merkmalsraum auf Fehler im Fehlerraum abgebildet (Abbildung 2.14). Bezogen auf die zustandsorientierte Instandhaltung bedeutet dies, dass Abnutzungsmerkmale Ausfällen zugeordnet werden. Die entscheidende hierbei zu beantwortende Frage ist, ob bei Vorliegen bestimmter Merkmalswerte ein Ausfall wirklich erwartet wird oder nicht. [27]

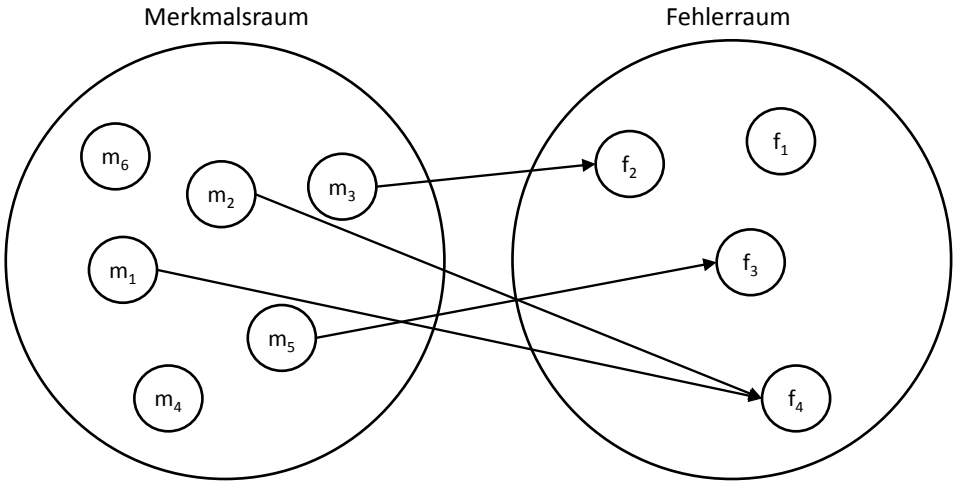


Abbildung 2.14: Abbildung von Abnutzungsmerkmalen aus dem Merkmalsraum auf Fehler im Fehlerraum

Ein in der Praxis verwendeter Ansatz ist es, basierend auf Erfahrungswerten, Herstellerangaben oder Standards, Grenzwerte für Merkmale festzulegen. Überschreitet ein Abnutzungsmerkmal diese Grenzwerte, wird ein Zustandswechsel indiziert. Für die Überprüfung wird dabei häufig die *statistische Prozesslenkung* (englisch: statistical process control) eingesetzt, wobei fortlaufend Merkmalswerte mit vorgegebenen Grenzwerten verglichen werden. Ein Beispiel für den Einsatz der statistischen Prozesslenkung in diesem Kontext findet sich in [57].

Hidden-Markov-Modelle werden ebenfalls verwendet, um Merkmalswerte spezifischen Abnutzungszuständen zuzuordnen. Dabei werden reale Abnutzungszustände durch die verborgenen Zustände des Markov-Modells repräsentiert. [54][58]

Im Bereich der Diagnose werden auch modellbasierte Ansätze eingesetzt. Dabei werden, basierend auf physikalischen Kenntnissen, mathematische Modelle von Maschinen erstellt. Die Voraussagen dieser Modelle werden dann mit gemessenen Abnutzungsmerkmalen verglichen. Die so bestimmten Residuen werden ausgewertet und so der Abnutzungszustand des untersuchten technischen Systems geschätzt. Die Schwierigkeit bei diesem Ansatz besteht in der korrekten Bestimmung eines physikalischen Modells. [59][60]

Um fehlerträchtige Zustände von Maschinen zu erkennen, werden auch Mustererkennungsverfahren eingesetzt. Dabei werden Merkmalswerte klassifiziert und Fehlerzuständen zugeordnet. Diese Herangehensweise ist für die vorliegende Arbeit jedoch nicht von Interesse, da die so aufgespürten Zustände in der Regel den Sprungausfällen (siehe Abschnitt 2.1.1) zuzuordnen sind.

Fehlerbaumanalyse: Werden Abnutzungszustände im Sinne der zustandsorientierten Instandhaltung für einzelne Komponenten eines technischen Systems bestimmt, kann es erforderlich sein, die Auswirkungen von Ausfällen dieser Komponenten auf das gesamte technische System zu bestimmen. Dafür wird die sogenannte *Fehlerbaumanalyse* (englisch: Fault tree analysis) eingesetzt. Dabei wird ein technisches System in einem Booleschen Modell abgebildet, um so die Wahrscheinlichkeit eines Systemausfalls zu bestimmen. Die dafür nötigen Analyseschritte sind in der DIN 25424 [61] beschrieben. Abbildung 2.15 stellt, zur besseren Veranschaulichung, ein fiktives Beispiel eines Fehlerbaums dar. [62][63]

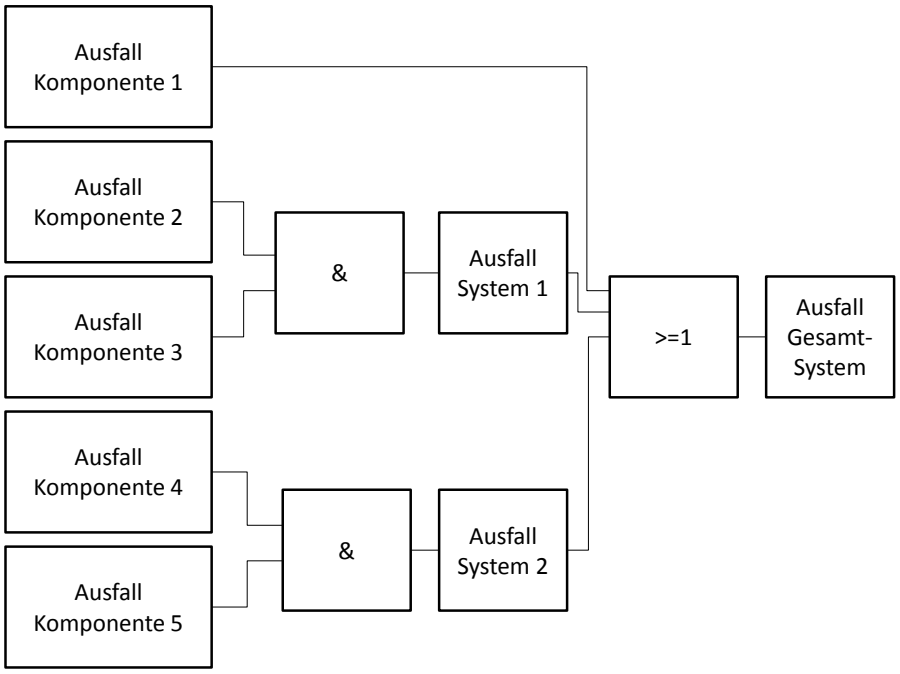


Abbildung 2.15: Beispiel eines Fehlerbaums

So beschreibt beispielsweise der in Abbildung 2.15 dargestellte Fehlerbaum ein Verhalten, bei dem es genau dann zu einem Ausfall von *System 1* kommt, wenn mindestens *Komponente 2* und *Komponente 3* ausgefallen sind. Ein Ausfall des Gesamtsystem hingegen ist dann gegeben, wenn mindestens eine der Komponenten *Komponente 1*, *System 1* oder *System 2* ausgefallen ist.

2.3.4 Zusammenfassung und Fazit

Um Zustände im Sinne der zustandsorientierten Instandhaltung zu schätzen, werden zunächst Messdaten an technischen Systemen erfasst. Anschließend werden aus diesen Messdaten Abnutzungsmerkmale extrahiert, die als Maß für das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems dienen. Des Weiteren kann durch die Verknüpfung von Abnutzungsmerkmalen und Ereignisdaten der Abnutzungszustand eines technischen Systems geschätzt werden.

Die Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen führt dazu, dass Abnutzungsmerkmale betriebsbedingte Schwankungen aufweisen. Diese Problematik wird durch die in der Literatur beschriebenen Verfahren nicht oder nicht ausreichend berücksichtigt. Die negativen Folgen von betriebsbedingten Schwankungen eines Abnutzungsmerkmals sind:

1. Die präzise Bestimmung eines Abnutzungszustands wird erschwert. Dies führt zu schlecht gewählten Instandsetzungszeitpunkten (technische Systeme fallen unerwartet aus oder laufen länger ausfallfrei als angenommen).

2. Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen, die durch Intensitätsänderungen von den auf ein technisches System einwirkenden Beanspruchungen verursacht werden, werden möglicherweise überlagert. Dies erschwert eine präzise Modellierung des Zusammenhangs von Beanspruchungen und Abnutzungsverhalten und damit die Prognose eines beanspruchungsabhängigen (kontextsensitiven) Abnutzungsverhaltens.

Die in diesem Abschnitt untersuchten Verfahren sind deshalb nicht geeignet, um das in der Einleitung beschriebene Forschungsproblem (Berücksichtigung von betriebsbedingten Einflüssen bei der Merkmalsextraktion) zufriedenstellend zu lösen.

2.4 Abnutzungsprognosen

Im vorangegangenen Abschnitt ist beschrieben, wie aus Messdaten Abnutzungsmerkmale abgeleitet und basierend auf diesen, Abnutzungszustände geschätzt werden. Die so geschätzten Abnutzungszustände werden bei der zustandsorientierten Instandhaltung genutzt, um den Zeitpunkt von Instandsetzungsmaßnahmen zu planen.

Um Instandsetzungsmaßnahmen vorausschauend zu planen, muss die verbleibende Zeit bis zu einem Ausfall (Restnutzungsdauer oder Restlaufzeit) von technischen Systemen bestimmt werden. Dieses Vorgehen ist ein wichtiger Bestandteil der vorausschauenden Instandhaltung.

In der Literatur werden zwei wesentliche Herangehensweisen zur Prognose von Ausfallzeitpunkten beschrieben. Bei der ersten werden Ausfallprognosen ausschließlich basierend auf Ausfallraten erstellt. Der Nachteil dieser Herangehensweise ist, dass sie nur für stationäre Abnutzungsprozesse, das heißt mit immer gleich verlaufendem Abnutzungsverhalten, geeignet sind. Daher sind sie auch ungeeignet bei variablem Abnutzungsverhalten.

Bei der anderen Herangehensweise wird das Abnutzungsverhalten technischer Systeme mittels Zeitreihenmodellen beschrieben und prognostiziert. Die in der Literatur beschriebenen Zeitreihenmodelle sind dabei nicht in der Lage, variables Abnutzungsverhalten zu berücksichtigen. Um diesem Problem zu begegnen, wird in einigen wenigen Literaturstellen (beispielsweise in [64]) der Ansatz verfolgt, für jede Beanspruchungsintensität ein eigenes Zeitreihenmodell zu schätzen. Bei der Abnutzungsprognose wird dann eine gleich bleibende Beanspruchungsintensität angenommen. Dieser Ansatz ist dann ungeeignet, wenn sich die Beanspruchungsintensität fortlaufend ändert.

In anderen Domänen wie der Energiewirtschaft werden *kontextsensitive Zeitreihenmodelle* eingesetzt, um externe Einflüsse (Kontexte) zu berücksichtigen. Die Eignung dieser Modelle für die Prognose von variablen Abnutzungsverhalten wird in Abschnitt 2.1.2 beschrieben.

2.4.1 Abnutzungsprognosen basierend auf Ausfallraten

Bei der in diesem Abschnitt beschriebenen Herangehensweise werden Abnutzungsprognosen basierend auf Ereignisdaten (z. B. Ausfalldaten) abgeleitet (siehe Abschnitt 2.3.1). Messwerte oder aus ihnen abgeleitete Abnutzungsmerkmale werden hingegen nicht berücksichtigt. Dabei wird vorausgesetzt, dass das Verhalten eines untersuchten technischen Systems hinsichtlich seines Abnutzungsverhaltens stationär ist. Das heißt, dass sich identische technisches Systeme jedes Mal in gleicher Weise abnutzen.

Basierend auf historischen Ausfalldaten lässt sich die so genannte *Ausfallrate* $\lambda(T)$ für das Lebensdauerintervall T angeben. Die Ausfallrate gibt dabei an, wie viele Betrachtungseinheiten b innerhalb des Lebensdauerintervall T ausgefallen sind (Gleichung 2.5).

$$\lambda(T) = \frac{b}{T} \left(\frac{t}{T} \right)^{b-1} \tag{2.5}$$

Die Ausfallrate ist beispielsweise Grundlage der *Badewannenkurve*, wie sie in Abbildung 2.2 im Abschnitt 2.1.1 dargestellt ist. In der Praxis sind Ausfallraten eines technischen Systems, zeitlich gesehen, häufig *weibull-verteilt*. Anhand der zeitlichen Verteilung von Ausfällen lassen sich sogenannte Wahrscheinlichkeitskenngrößen ableiten. [15]

So definiert die *Überlebenswahrscheinlichkeit* einer Betrachtungseinheit, mit welcher Wahrscheinlichkeit es zu einem gegebenen Zeitpunkt oder Zeitintervall zu einem Ausfall kommt (Gleichung 2.6). Die *Ausfallwahrscheinlichkeit* ergibt sich aus der Komplementärwahrscheinlichkeit (Gleichung 2.7) der Überlebenswahrscheinlichkeit. [15]

$$R(t_1) = exp\left(- \int_{t=0}^{t_1} \lambda(t) dt \right) \tag{2.6}$$

$$Q(t) = 1 - R(t) \tag{2.7}$$

Die mittlere Betriebsdauer zwischen Ausfällen (englisch: Mean Time Between Failures (MTBF)) lässt sich aus der Überlebenswahrscheinlichkeit ableiten (Gleichung 2.8). [15]

$$MTBF = \int_{\infty}^{t} R(t)dt \tag{2.8}$$

Basierend auf den oben beschriebenen Größen und unter Berücksichtigung weiterer betriebswirtschaftlich relevanter Parameter (beispielsweise der erwarteten Kosten einer Instandsetzungsmaßnahme), können Instandsetzungszeitpunkte bzw. -intervalle bestimmt werden. So wird die MTBF beispielsweise zur Bestimmung des Instandsetzungsintervalls bei der periodischen Instandhaltung eingesetzt und die Überlebenswahrscheinlichkeit bzw. Ausfallwahrscheinlichkeit zur Bestimmung von instandsetzungsfreien Zeiten. [15][9]

Kritik:
Hier gilt die Stationaritätsannahme (Abnutzung verläuft immer auf gleiche Weise). Diese Annahme ist aber nur für eine begrenzte Anzahl technischer Systeme zulässig, nämlich für solche Systeme, die durch ein immer gleiches Abnutzungsverhalten gekennzeichnet sind. Für alle anderen technischen Systeme hingegen sind die genannten Wahrscheinlichkeitskenngrößen für die Planung von Instandsetzungszeitpunkten ungeeignet.

2.4.2 Abnutzungsprognosen basierend auf Zeitreihenmodellen

In diesem Abschnitt werden zunächst kontextfreie und anschließend kontextsensitive Zeitreihenmodelle vorgestellt und ihre Eignung für die Prognose des Abnutzungsverhaltens technischer Systeme untersucht.

2.4.2.1 Kontextfreie Zeitreihenmodelle

Wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben basiert die Zustandsbestimmung von technischen Systemen auf Abnutzungsmerkmalen. Der zeitliche Verlauf von Abnutzungsmerkmalen repräsentiert dabei die fortschreitende Abnutzung eines technischen Systems (dessen Abnutzungsverhalten). Um Aussagen über zukünftige Abnutzungszustände treffen zu können (und somit beispielsweise Restlaufzeiten zu bestimmen), müssen die zeitlichen Verläufe von Abnutzungsmerkmalen prognostiziert werden. Dabei wird in einer Trainingsphase ein Zeitreihenmodell bestimmt und basierend auf diesem in einer Prognosephase das Abnutzungsverhalten prognostiziert. In Abbildung 2.16 ist die Prognose des Abnutzungsverhaltens eines technischen Systems, ab dem Zeitpunkt t_p, beispielhaft dargestellt.

Der zeitliche Verlauf eines Abnutzungsmerkmals entspricht dabei der Definition einer *Zeitreihe*.

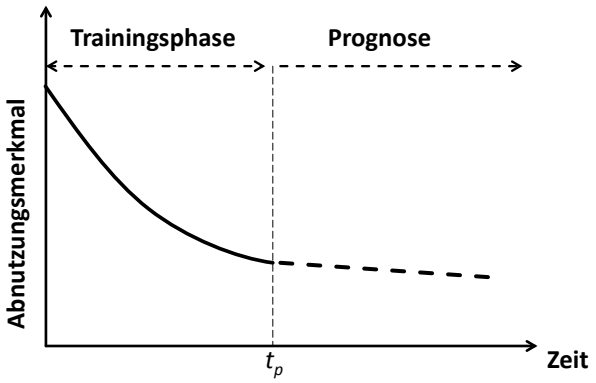


Abbildung 2.16: Prognose des Abnutzungsverhaltens eines technischen Systems

Definition 12 (Zeitreihe) *Eine Zeitreihe ist eine zeitlich geordnete Folge von Werten* $x_0 ... x_{N-1}$*, wobei mit* $N \in \mathbb{N}$ *der Zeitreihenumfang bezeichnet wird.*

Eine Zeitreihe wird als Realisierung eines stochastischen Prozesses betrachtet. Die Disziplin, die sich mit der Analyse und Vorhersage von Zeitreihen beschäftigt, wird *Zeitreihenanalyse* genannt. [65]

Um das Verhalten einer Zeitreihe x_k besser modellieren zu können, wird sie mittels eines *additiven Komponentenmodells* (Gleichung 2.9) als additive Verknüpfung von drei verschiedenen Komponenten dargestellt. [65]

$$x_k = s_k + t_k + \epsilon_k \tag{2.9}$$

- *Saisonkomponente* s_k: Sie modelliert zyklisch wiederkehrendes Verhalten, wie beispielsweise die regelmäßig ansteigenden Arbeitslosenzahlen im Winter.
- *Trendkomponente* t_k: Sie modelliert langfristige Abweichungen vom Mittel, wie beispielsweise das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems.
- *Restkomponente* ϵ_k: Sie modelliert alle sonstigen Einflüsse, wie beispielsweise Störungen.

Um den Verlauf von Zeitreihen zu prognostizieren, müssen zunächst geeignete Zeitreihenmodelle erstellt werden. Diese modellieren den Verlauf einer Zeitreihe in der Trainingsphase. Es existieren verschiedene Typen von Zeitreihenmodellen. Die für diese Arbeit wichtigen werden im Folgenden vorgestellt. [65][66]

Klassische Zeitreihenmodellierung: Zeitreihen lassen sich mittels sogenannter *Regressionsmodelle* modellieren. Diese beschreiben die Beziehung zwischen einer abhängigen Variable x (z. B. eines Abnutzungsmerkmals) und der unabhängigen Variable k (Zeitindex) (Gleichung 2.10).

$$x_k = f(k) \tag{2.10}$$

Dabei müssen die in Abbildung 2.17 dargestellten Schritte der Reihe nach abgearbeitet werden. [67]

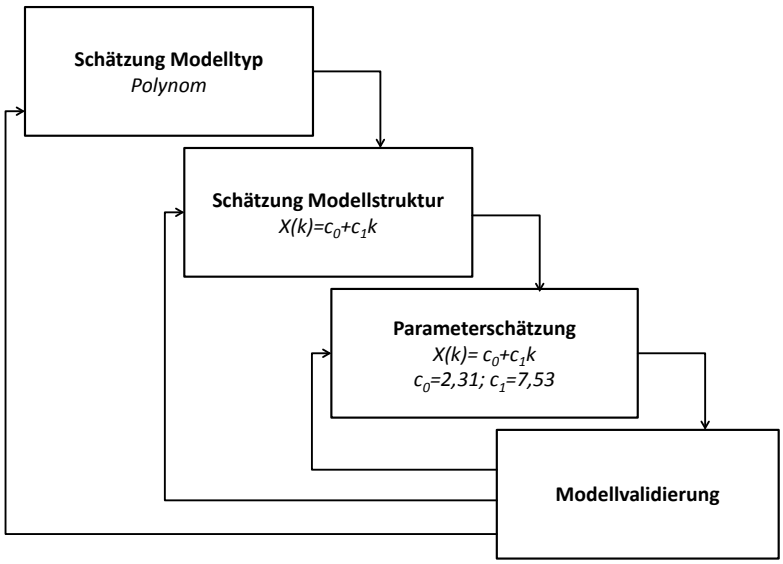


Abbildung 2.17: Allgemeine Schrittfolge zur Schätzung eines klassischen Zeitreihenmodells mit Beispielwerten

Schätzung Modelltyp: Zuerst wird der Typ der Funktion f geschätzt werden. Dafür kommen unter anderem die im Folgenden genannten Funktionstypen in Frage.

- exponentielle Funktionen (sie eignen sich besonders gut zur Beschreibung von Abnutzungsverhalten)
- logarithmische Funktionen
- polynomiale Funktionen (sie beinhalten auch die *linearen Funktionen*, die häufig als Näherung für komplexeres Zeitreihenverhalten genutzt werden)
- Wurzelfunktionen
- jede beliebige Kombination der genannten Funktionstypen

Schätzung Modellstruktur Im zweiten Schritt muss eine zum Modelltyp passende Modellstruktur geschätzt werden. Die Modellstruktur ist dabei abhängig vom Modelltyp. Bei einem Polynom muss beispielsweise dessen Ordnung (linear, quadratisch, kubisch, ...) geschätzt werden. In der Regel wird dieser Schritt manuell von (menschlichen) Experten ausgeführt. Es existieren aber auch automatische Verfahren, wie beispielsweise das Verfahren der variaten Differenzen, welches einen Algorithmus zur Schätzung der Ordnung eines Polynoms beinhaltet [65][68].

Parameterschätzung Im dritten Schritt werden die Parameter des Zeitreihenmodells geschätzt. Zu den Verfahren, die hierfür häufig eingesetzt werden, gehören: die Methode der kleinsten Quadrate, das Maximum-likelihood-Verfahren, das Gauß-Newton-Verfahren, der Levenberg-Marquardt-Algorithmus und das Downhill-simplex-Verfahren. [69]

Modellvalidierung Im letzten Schritt wird die Güte des Zeitreihenmodells validiert. Dafür werden die Abweichungen zwischen den Modellvorhersagen des Zeitreihenmodells und den Werten der modellierten Zeitreihe ermittelt und bewertet. Diese Abweichungen werden *Residuen* genannt. Ist die Modellgüte dabei nicht zufriedenstellend, muss ein neues, geeigneteres Modell geschätzt werden.

Die so bestimmten Zeitreihenmodelle können anschließend genutzt werden, um Prognosen zu erstellen. Mit Prognose ist die Schätzung von zukünftigen Werten x_{N+h} mit dem Prognosehorizont $h \geq 0$ für eine gegebene Zeitreihe $x_0, ..., x_{N-1}$ gemeint. Prognosen werden dabei als Extrapolation von Zeitreihenmodellen realisiert. Dies geschieht durch Einsetzen von zukünftigen Indizes $N, ..., N + h$ in die Modellgleichungen des Zeitreihenmodells. [65]

Zeitreihenmodellierung mittels ARIMA: *ARIMA-Modelle* (Auto Regressive Integrated Moving Average) setzen sich aus AR- und den MA-Modellen zusammen. Dabei wird prinzipiell von mittelwert-stationären Zeitreihen, das heißt Zeitreihen mit langfristig gleich bleibendem Mittelwert, also ohne Trend, ausgegangen.

AR-Modelle verfolgen den Ansatz, Zeitreihen aus sich selbst heraus zu erklären. Die allgemeine Modellgleichung beinhaltet deshalb die um $i \in \mathbb{N}$ versetzt zurückliegenden Werte der Zeitreihe x_k mit den zugehörigen Parametern α_i und der Störgröße ϵ (Gleichung 2.11).

$$x_k = \alpha_0 + \alpha_1 x_{k-1} + ... + \alpha_p x_{k-p} + \epsilon_k \tag{2.11}$$

Im Gegensatz zu den AR-Modellen modellieren *MA-Modelle* nicht die beobachteten Werte x_k, sondern vorangegangene Störungen ϵ_k (Gleichung 2.12), mittels der Parameter β_i.

$$x_k = \epsilon_k - \beta_1 \epsilon_{k-1} - ... - \beta_q \epsilon_{k-q} \tag{2.12}$$

Die Schätzung von MA- und AR-Modellen beinhaltet die Schätzung der Modellordnung und die Parameterschätzung. Die Wahl der Modellordnung $p \in \mathbb{N}$ beziehungsweise $q \in \mathbb{N}$ wird dabei meist anhand der Autokorrelationsfunktion der zu modellierenden Zeitreihe bestimmt. Für die Parameterschätzung werden prinzipiell die schon genannten Verfahren (MkQ, Maximum-likelihood-Verfahren,...) eingesetzt. [65]

Da bei AR- und MA-Modellen stationäres Zeitreihenverhalten vorausgesetzt wird, werden zur Modellierung von trendbehafteten Zeitreihen *ARIMA-Modelle* eingesetzt. Sie beinhalten neben den AR- und MA-Bestandteilen zusätzlich noch einen integrierenden Bestandteil. Dieser wird mittels Differenzenbildung realisiert und soll die Mittelwertstationarität einer Zeitreihe herstellen. ARIMA-Modelle werden als $ARIMA[p, d, q]$-Prozesse mit der AR-Ordnung p, der MA-Ordnung q und der Ordnung der Differenzenbildung $d \in \mathbb{N}$ spezifiziert. [65]

Zeitreihenmodellierung mittels exponentiellen Glättens: Ein weiterer typischer Modellansatz ist das *exponentielle Glätten*. Dabei handelt es sich um einen Spezialfall der ARIMA-Modelle, nämlich um ein ARIMA(0,1,1)-Modell. Die Prognoseformel der exponentiellen Glättung ist in Gleichung 2.13 definiert.

$$x_k = \beta x^*_{k-1} + (1 - \beta)x^*_k \tag{2.13}$$

Da Zeitreihenmodelle, bedingt durch Ungenauigkeiten bei der Modellierung, in der Regel einer gewissen Unsicherheit unterliegen, muss dies auch bei der Prognose berücksichtigt werden. Dafür werden zusätzlich zu den Prognosewerten sogenannte Konfidenzintervalle angegeben, um so die Unsicherheit einer Prognose zu berücksichtigen.

Zur Demonstration sind im Folgenden ausgewählte Beispiele für die Prognose des Abnutzungsverhaltens technischer Systeme genannt. In [56] werden ARMA-Modelle genutzt um die Abnutzung von Fahrstuhltüren vorher zusagen. ARMA-Modelle werden ebenfalls in [70] genutzt, um die Abnutzung einer Bohrmaschine zu prognostizieren. Ein auf klassischen Zeitreihenmodellen basierender Ansatz ist in [71] beschrieben, der die Prognose des Abnutzungsverhaltens einer Fräsmaschine beinhaltet.

Kritik:

Ein Problem besteht in der in Abschnitt 2.1.2 beschriebenen Abnutzungsvariabilität. Diese führt, in Abhängigkeit von der Intensität der auf ein technisches System einwirkenden Beanspruchungen, zu zeitlich veränderlichem Trendverhalten von Abnutzungsmerkmalen.

Zum besseren Verständnis dieser Problematik ist in Abbildung 2.18 ein fiktives Abnutzungsverhalten (durchgehende Linie) unter dem Einfluss einer Beanspruchung mit zwei Intensitätsstufen (hier Kontext A und Kontext B genannt) dargestellt.

Zu den Zeitpunkten t_1, t_2 und t_3 erfolgen Kontextwechsel (die Maschine läuft mit einer anderen Drehzahl). Zunächst wird, wie in diesem Abschnitt beschrieben, in der Trainingsphase (bis t_2) ein lineares Zeitreihenmodell erstellt. Dieses wird anschließend extrapoliert, um so eine Vorhersage über das zukünftige (ab t_2) Abnutzungsverhalten, zu machen. Es ist zu erkennen, dass die veränderte zeitliche Präsenz der Kontexte in der Prognose nicht berücksichtigt wird und dadurch bedingt der Prognosefehler größer wird.

Diese Unfähigkeit, Wechsel der Beanspruchungsintensität zu berücksichtigen, trifft für alle in diesem Abschnitt 2.4.2.1 betrachten Zeitreihenmodelle zu. Im Abschnitt 2.4.2.2 werden deshalb potentiell geeignete Modellansätze für die Berücksichtigung von Abnutzungsvaribilität in Abnutzungsmerkmalen untersucht.

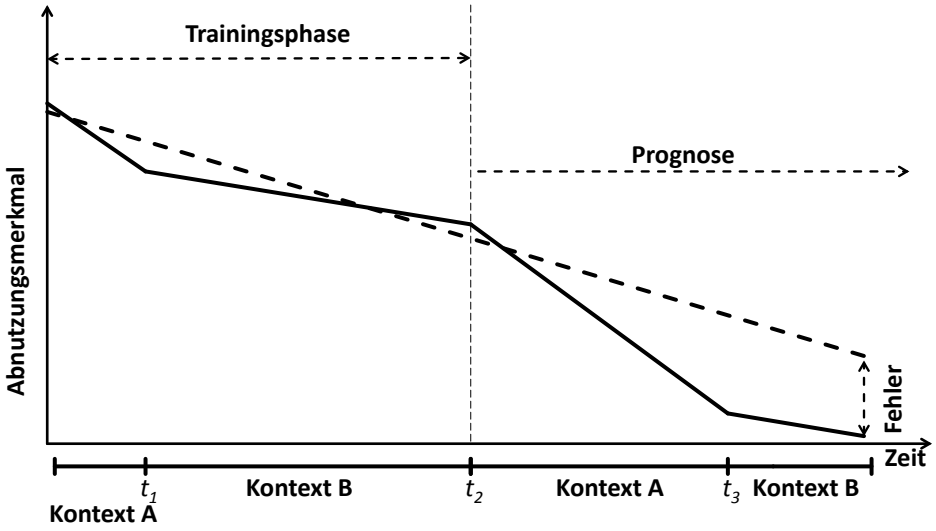


Abbildung 2.18: Schlechte Prognosegüte, verursacht durch den Einfluss einer Beanspruchung

2.4.2.2 Kontextsensitive Zeitreihenmodelle

ARIMAX-Modelle: *ARIMAX-Modelle* sind um exogene Einflüsse erweiterte ARIMA-Modelle. Dabei werden die AR- und MA-Anteile eines Zeitreihenmodells um den Einfluss einer weiteren (externen), mit dem Parameter η_i gewichteten, Zeitreihe d_k erweitert (Gleichung 2.14). Eine Spezialform des ARMAX-Modells sind ARX-Modelle, die auf einen MA-Anteil verzichten. [72]

$$x_k = \sum_{i=1}^{p} \alpha_i x_{k-i} + \sum_{i=1}^{q} \beta_i \epsilon_{k-i} + \sum_{i=1}^{b} \eta_i d_{k-i} \tag{2.14}$$

Mittels dieses Ansatzes lassen sich Niveauverschiebungen von Zeitreihen, wie sie beispielsweise bei der Vorhersage von Stromverbräuchen vorkommen, geeignet modellieren. Da ARIMAX-Modelle aber genauso wie ARIMA-Modelle Mittelwertstationarität voraussetzen, sind sie zur Trendmodellierung ungeeignet.

Regime-switching-Modelle: *Regime-switching-Modelle* erweitern Zeitreihenmodelle um sogenannte *Regime* S. Ein Regime definiert dabei einen bestimmten Zustand (Abschnitt mit spezifischem Zeitreihenverhalten) mittels der zustandsabhängigen Modellparameter α_i^S und β_i^S. In Gleichung 2.15 ist beispielhaft ein um *Regime* S erweitertes ARMA-Modell definiert. [73]

$$x_k = \sum_{i=1}^{p} \alpha_i^{S_k} x_{k-i} + \sum_{i=1}^{q} \beta_i^{S_k} \epsilon_{k-i} \tag{2.15}$$

Neben den in Gleichung 2.15 definierten ARMA-MS-Modellen existieren noch weitere, wie beispielsweise AR-MS, MA-MS und ARIMA-MS. Darüber hinaus werden *Re-*

gime auch in klassischen Zeitreihenmodellen verwendet. Regime-switching-Modelle werden eingesetzt, um Verhaltensänderungen von Zeitreihen geeignet zu modellieren. Sie sind aber ungeeignet, wenn die ARMA-MS-Modellordnung p bzw. q kleiner ist als die zu modellierenden, kontextabhängigen Zeitreihenintervalle Elemente N besitzen (Gleichung 2.16).

$$N < p \vee N < q \tag{2.16}$$

Dies ist zum Beispiel der Fall, wenn bestimmte Arbeitspunkte nur sehr kurz eingenommen werden. Bei um *Regime* erweiterten ARMA-Modellen wird, wie in Abschnitt 2.4.2.1 gezeigt, Mittelwertstationarität (Trendfreiheit) von Zeitreihen vorausgesetzt. Deshalb sind solche Modelle für langfristige Trends ungeeignet. Probleme ergeben sich beim Einsatz von *Regimen* außerdem, wenn nicht nur einzelne Parameter je Kontext geschätzt werden müssen, sondern die komplette Modellstruktur angepasst werden muss.

In der Literatur finden sich einige an Regime-switching-Modelle angelehnte Verfahren. So werden beispielsweise in [74] die Parameter von Zeitreihenmodellen je nach Kontext bestimmt, um Vorhersagen über Energieverbräuche zu treffen.

2.4.3 Zusammenfassung und Fazit

Um geeignete Instandsetzungszeitpunkte bei der vorausschauenden Wartung bestimmen zu können, müssen Ausfallzeiten prognostiziert werden. Sind dabei keine Messdaten des untersuchten technischen Systems verfügbar und nutzen sich diese Systeme immer in gleicher Weise ab, können Instandsetzungszeitpunkte basierend auf Wahrscheinlichkeitskenngrößen geplant werden. Die genannten Bedingungen grenzen die Anwendungsbereiche für diese Herangehensweise aber stark ein.

Ein umfassenderer Ansatz basiert auf der Prognose des Abnutzungsverhaltens. Dabei wird der zeitliche Verlauf eines Abnutzungsmerkmals mittels eines Zeitreihenmodells beschrieben und basierend auf diesem Modell werden Prognosen erstellt. Diese Methodik ist genau dann sinnvoll, wenn das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems gleichbleibend ist. Sie stößt aber an ihre Grenzen, wenn das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems variabel ist.

Die im Rahmen dieser Arbeit untersuchten ARIMAX- und Regime-switching-Modelle sind zwar prinzipiell geeignet, kontextabhängiges Zeitreihenverhalten zu modellieren, nicht aber langfristiges Trendverhalten.

Die in diesem Abschnitt untersuchten Verfahren sind deshalb nicht geeignet, um das in dieser Arbeit beschriebene Forschungsproblem (die Prognose von variablem Abnutzungsverhalten) zufriedenstellend zu lösen.

3 Neue Lösungsansätze

In diesem Kapitel werden, im Rahmen dieser Arbeit entwickelte, Lösungsansätze vorgestellt, die die Beantwortung der in der Einleitung aufgeworfenen Forschungsfragen weitgehend ermöglichen. Dabei wird in Abschnitt 3.1 zunächst ein auf Systemmodellen basierter Ansatz vorgestellt. Dieser zielt darauf ab, Abnutzungsmerkmale zu bestimmen, die frei von betriebsbedingten Schwankungen sind. Dies ist eine Voraussetzung für das anschließend in Abschnitt 3.2.1 vorgestellte *kontextsensitive Prognoseverfahren*, welches in der Lage sein soll, den Zusammenhang von Beanspruchungen und Abnutzungsverhalten eines technischen Systems zu modellieren und so präzisere Prognosen seines Abnutzungsverhaltens zu ermöglichen. In Abschnitt 3.2.2 wird abschließend ein weiterer Lösungsansatz vorgestellt, der für die Ausfallprognose von technischen Systemen mit variablem Abnutzungsverhalten geeignet ist, für die aber kein Abnutzungsmerkmal bestimmt werden kann.

3.1 Ein neuer Lösungsansatz für die Merkmalsextraktion

Wie in Abschnitt 2.3 beschrieben, müssen betriebsbedingte Schwankungen von Abnutzungsmerkmalen vermieden werden, um möglichst präzise Aussagen über den Abnutzungszustand eines technischen Systems treffen zu können. Daraus ergibt sich die Anforderung an ein geeignetes Abnutzungsmerkmal, keine betriebsbedingten Schwankungen aufzuweisen.

In diesem Abschnitt wird der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Lösungsansatz zur *systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren* vorgestellt. Mittels dieses Lösungsansatzes sollen Abnutzungsmerkmale bestimmt werden, die keine beziehungsweise wenig betriebsbedingte Schwankungen aufweisen und damit präzisere Aussagen über den Abnutzungszustand von technischen Systemen zulassen. Der Ansatz dieses Verfahrens basiert dabei auf Hypothese 1.

Hypothese 1 *Abnutzungsmerkmale, die aus der abnutzungsbedingten Veränderung von (vollständigen) Systemmodellen eines technischen Systems mit zeitveränderlichen Systemgrößen abgeleitet werden, sind frei von betriebsbedingten Schwankungen.*

In diesem Abschnitt wird zunächst untersucht, wie sich die Abnutzung eines technischen Systems und die Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen auf Systemmodelle auswirken. Anschließend wird basierend auf den in Abschnitt 2.1 beschriebenen Eigenschaften von Abnutzungsvorräten ein *Abnutzungsindikator* definiert, der ein spezielles systemmodellbasiertes Abnutzungsmerkmal darstellt. Am Ende dieses Abschnitts wird dann eine Lösung vorgestellt.

3.1.1 Systemmodelle

Systemmodelle beschreiben das charakteristische Verhalten technischer Systeme. In der Literatur wird mitunter zwischen Prozess- und Systemmodellen unterschieden. In dieser Arbeit werden diese beiden Begriffe aber synonym verwendet. Da die Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen die Ursache für betriebsbedingte Schwankungen ist (siehe Abschnitt 2.3.2.1), wird in diesem Abschnitt die Anwendung von Systemmodellen für die Bestimmung von Abnutzungsindikatoren, die frei von betriebsbedingten Schwankungen sind, untersucht.

3.1.1.1 Einführung

Um das charakteristische Verhalten von technischen Systemen modellieren zu können, wird auf Verfahren der *Systemidentifikation* zurückgegriffen. Dabei wird prinzipiell zwischen statischen und dynamischen Systemen beziehungsweise statischer und dynamischer Modellierung unterschieden. Weitere Informationen zu diesen Themen finden sich in [75] und [76].

Ein *statisches System* ist dadurch gekennzeichnet, dass ein Ausgangssignal $y(k)$ als Funktion eines Eingangssignals $x(k)$ zu jeweils gleichen Zeitpunkten k betrachtet wird (Abbildung 3.1 unten) [75]. In der Regel vergeht eine gewissen *Einschwingzeit*, bis die Ausgangsgrößen eines technischen Systems nach dem Anlegen von Eingangsgrößen einen statischen (gleich bleibenden) Wert einnehmen. In dieser Arbeit wird aber davon ausgegangen, dass nur *eingeschwungene Zustände* betrachtet werden, das heißt, dass die Wertepaare $(\underline{x}(k), y(k))$ bereits den eingeschwungenen Zustand repräsentieren (Axiom 5).

Axiom 5 *Die zur Bestimmung einer n-dimensionalen statischen Kennlinie benutzten Wertepaare* $(\underline{x}(k), y(k))$ *repräsentieren den eingeschwungen Zustand eines technischen Systems.*

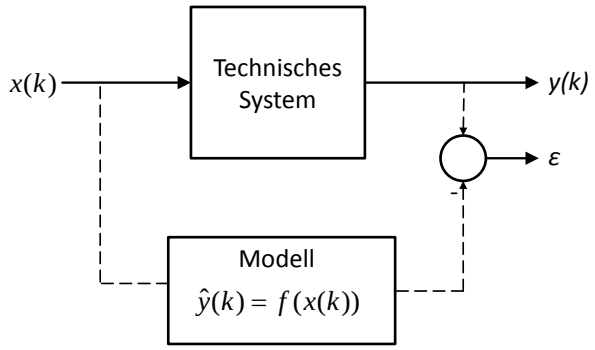


Abbildung 3.1: Größen eines statischen Systems

Um den statischen Zusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen eines Systems und damit dessen charakteristisches Verhalten beschreiben zu können, werden sogenannte *statische Kennlinien* bestimmt.

Definition 13 (statische Kennlinie) *Als statische Kennlinie wird die Funktion f (Gleichung 3.1) einer Ausgangsgröße y von einer Eingangsgröße x mit den Parametern c_i mit $i = 0, 1, ..., C$ bezeichnet [75].*

$$\widehat{y}(k) = f(x(k), \underline{c}); \quad \underline{c} = (c_0, c_1, ..., c_C)^T \tag{3.1}$$

Während statische Kennlinien den Zusammenhang zwischen einer Eingangsgröße $x(k)$ und einer Ausgangsgröße $y(k)$ darstellen, werden Zusammenhänge zwischen n Eingangsgrößen $x_n(k)$ und einer Ausgangsgröße $y(k)$ als *n-dimensionale (statische) Kennlinien* (in der Literatur auch als *Hyperfläche*) bezeichnet (Gleichung 3.2).

$$\widehat{y} = f(x_0(k), x_1(k), ..., x_n(k), \underline{c}) = f(\underline{x}(k), \underline{c}) \tag{3.2}$$

Der Vorgang zur Bestimmung statischer Kennlinien wird *statische Modellierung* genannt. Dabei gilt es, eine geeignete Funktion f zu finden, die die Abhängigkeit der Größe y von der Größe x bestmöglich abbildet, das heißt, bei welcher der Modellfehler ϵ möglichst klein ist (Gleichung 3.3).

$$\epsilon = y(k) - f(x(k), \underline{c}) \rightarrow min! \tag{3.3}$$

Zur Modellierung dieser Abhängigkeit müssen nacheinander der Modelltyp, die Modellstruktur sowie die Parameter der Kennlinienfunktion geschätzt und anschließend validiert werden. Abbildung 3.2 zeigt das Beispiel einer statischen Kennlinie für gegebene Wertepaare (x, y).

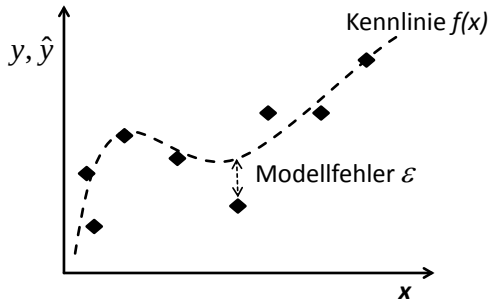


Abbildung 3.2: Darstellung einer statischen Kennlinie

3.1.1.2 Betriebsbedingtes Systemverhalten

Wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, durchlaufen technischen Systeme meist (in Abhängigkeit von ihrer Steuerung) mehrere unterschiedliche Arbeitsschritte. Die jeweils durch diese Arbeitsschritte eingenommen Systemzustände werden mittels sogenannter *Arbeitspunkte* beschrieben.

Definition 14 (Arbeitspunkt) *Der Arbeitspunkt, auch Betriebspunkt oder Zustand genannt, ist ein bestimmter Punkt auf der n-dimensionalen statischen Kennlinie eines*

technischen Systems, der aufgrund der Systemeigenschaften und einwirkenden äußeren Einflüsse und Parameter nach dem Abklingen von Einschwingvorgängen eingenommen wird. (basierend auf [77])

Die Einnahme verschiedener Arbeitspunkte durch ein technisches System wird somit durch sein betriebsbedingtes Verhalten bestimmt. Dieses Verhalten ist daher gewollt und stellt kein Abnutzungsverhalten dar.

In Abbildung 3.3 ist beispielhaft die wechselnde Einnahme von drei Arbeitspunkten (AP) auf einer Kennlinie, verursacht durch das betriebsbedingte Verhalten eines technischen Systems, dargestellt. Die drei dargestellten Arbeitspunkte könnten dabei beispielsweise drei verschiedenen Spannungswerten (x) und den daraus resultierenden Drehzahlen (y) eines Motors entsprechen.

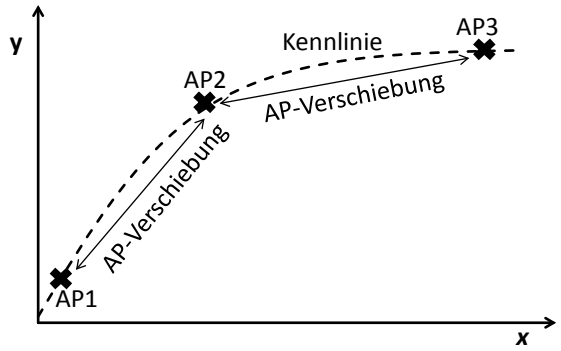


Abbildung 3.3: Darstellung der Einnahme verschiedener Arbeitspunkte (AP) auf einer Kennlinie aufgrund der charakteristischen Eigenschaften des zugrunde liegenden technischen Systems

3.1.1.3 Abnutzungsbedingt-zeitvariantes Systemverhalten

Wie in Abschnitt 2.1.1 beschrieben, führen Beanspruchungen zu physikalischen Veränderungen an technischen Systemen. Das bedeutet, dass sich bestimmte Größen eines technischen Systems abnutzungsbedingt verändern. Diese Größen werden in dieser Arbeit als *Abnutzungsgrößen* bezeichnet.

Definition 15 (Abnutzungsgröße) *Eine Abnutzungsgröße $a(k)$ bezeichnet die Größe, die den Abnutzungszustand eines technischen Systems physikalisch repräsentiert.*

Beispiele für Abnutzungsgrößen sind die Risslänge auf einem Flugzeugflügel oder die Profildicke eines Fahrzeugrades.

Basierend auf der in Abschnitt 2.1.1 beschriebenen Irreversibilität von Abnutzungsvorgängen und der ständigen Einwirkung von Beanspruchungen auf technische Systeme gelten die folgenden Axiome.

Axiom 6 *Das zeitliche Verhalten einer Abnutzungsgröße ist streng monoton fallend oder streng monoton steigend.*

Axiom 7 *Die Abnutzung eines technischen Systems äußert sich in der zeitlichen Veränderung genau einer Abnutzungsgröße.*

Sind entgegen des Axioms 7 mehrere Abnutzungsgrößen beteiligt, muss das untersuchte technische System in Teilsysteme zerlegt werden, so dass sich die Abnutzung eines jeden Teilsystems in der zeitlichen Veränderung genau einer Abnutzungsgröße äußert. Die Bestimmung der Abnutzung des Gesamtsystems wird dann anschließend wie in Abschnitt 2.3.3 (Fehlerbaumanalyse) beschrieben bestimmt.

Zur Bestimmung von n-dimensionalen statischen Kennlinien wird die Abhängigkeit der Ausgangsgröße $y(k)$ von den Eingangsgrößen $\underline{x}(k)$ modelliert. Da es sich bei einer Abnutzungsgröße $a(k)$ ebenfalls um eine potentielle Eingangsgröße eines statischen Systemmodells handelt, bestimmt auch sie das Verhalten der abhängigen Größe $y(k)$. Da aber Abnutzungsgrößen in der Regel nicht direkt messbar sind, ist davon auszugehen, dass sie zeitlich gesehen wie größer werdende Störungen eines Systemmodells wirken (Hypothese 2).

Hypothese 2 *n-dimensionale statische Kennlinien, die an einem sich abnutzenden technischen System zu unterschiedlichen Zeitpunkten t bestimmt werden, weichen voneinander ab.*

In Abbildung 3.4 sind die bisher genannten Größen in ihrem Zusammenhang dargestellt. Dabei wirken auch andere Störungen auf ein technisches System ein. Sie repräsentieren alle durch ein Systemmodell nicht erklärbaren Einflüsse eines technischen Systems. Störungen beeinflussen die Güte von Systemmodellen in der Regel negativ.

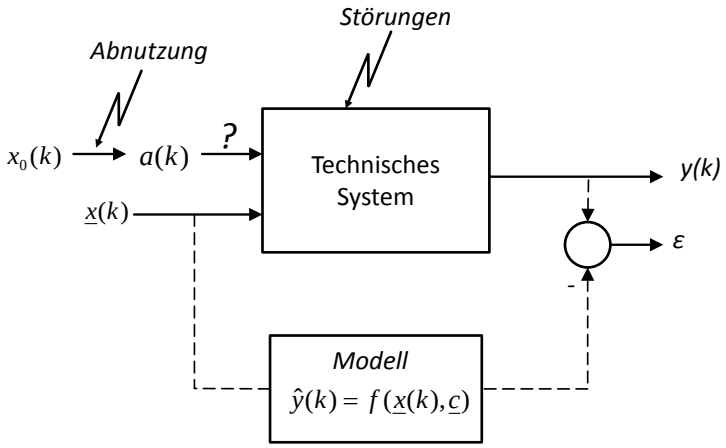


Abbildung 3.4: Darstellung einer Abnutzungsgröße als Eingangsgröße eines technischen Systems

Die zeitliche Veränderung von n-dimensionalen statischen Kennlinien wird in dieser Arbeit als *Kennliniendrift* bezeichnet.

Definition 16 (Kennliniendrift) *Die Kennliniendrift bezeichnet die durch die Abnutzung eines technischen Systems hervorgerufene zeitliche Veränderung einer n-dimensionalen statischen Kennlinie.*

Wird die Struktur eines Systemmodells zeitlich konstant gehalten, so beschränkt sich die abnutzungsbedingte Kennliniendrift auf die Veränderung der Kennlinien-Parameter. Dies wird als *Parameterdrift* bezeichnet.

Definition 17 (Parameterdrift) *Die Parameterdrift bezeichnet die durch die Abnutzung eines technischen Systems hervorgerufene zeitliche Veränderung der Parameter einer n-dimensionalen statischen Kennlinie.*

Da davon auszugehen ist, dass sich eine Kennliniendrift auch in der Veränderung der Kennlinienstruktur äußert, wird analog zu Hypothese 2 Hypothese 3 formuliert.

Hypothese 3 *Wird die Struktur eines Systemmodells konstant gehalten, so lässt sich die Abnutzung eines technischen Systems anhand der Parameterdrift seiner statischen n-dimensionalen Kennlinien beobachten.*

Zur besseren Illustration ist in Abbildung 3.5 beispielhaft eine abnutzungsbedingte Kennliniendrift dargestellt.

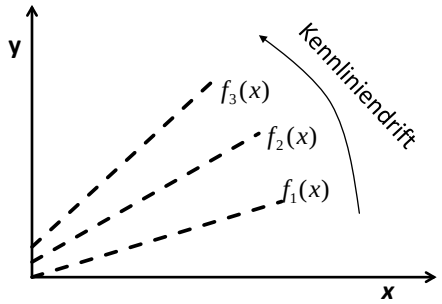


Abbildung 3.5: Drift einer Kennlinie, verursacht durch Abnutzung

Wie in Abschnitt 3.1.1.2 beschrieben, werden n-dimensionale Kennlinien basierend auf den Eingangsgrößen eines technischen Systems bestimmt. Dabei kann das Systemverhalten durch eine n-dimensionale Kennlinie nur dann vollständig beschrieben werden, wenn alle relevanten Eingangsgrößen (außer der Abnutzungsgröße) berücksichtigt werden. Ist dies nicht der Fall, weist die Parameterdrift betriebsbedingte Schwankungen auf (Hypothese 4).

Hypothese 4 *Eine Parameterdrift zeigt nur dann ausschließlich abnutzungsbedingtes Verhalten (und damit keine betriebsbedingten Schwankungen), wenn das zugrundeliegende Systemmodell das Verhalten des Systems, bis auf seine Abnutzung, vollständig erklärt und somit alle relevanten Eingangsgrößen berücksichtigt werden.*

Prinzipiell lässt sich die Abnutzung auch anhand eines sich zeitlich veränderten *dynamischen Modells* schätzen. Im Gegensatz zu einem statischen Systemmodell berücksichtigt ein *dynamisches Modell* zur Berechnung einer Ausgangsgröße $y(k)$ neben den aktuellen Eingangsgrößen $x(k)$ auch den bisherigen Verlauf der Eingangsgrößen $x(k-\tau)$. Da sich die Abnutzung aber so nur für eine begrenzte Anzahl von technischen Systemen bestimmen lässt und sich außerdem oftmals in solchen Fällen die Abnutzung auch anhand der zeitlichen Veränderung eines statischen Modells erklären lässt, werden dynamische Modelle in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet.

3.1.1.4 Zusammenfassung der Hypothesen in einer Theorie

Basierend auf den in diesem Abschnitt erarbeiteten Hypothesen wird die im Folgenden beschriebene Theorie formuliert.

Technische Systeme nutzen sich ab. Die Abnutzung verändert dabei kontinuierlich bestimmte physikalische Größen eines technischen Systems, die Abnutzungsgrößen genannt werden. Dies führt zu Veränderungen des Systemverhaltens. Systemmodelle beschreiben das Systemverhalten von technischen Systemen. Deshalb sind auch sie der Abnutzung eines technischen Systems unterworfen und verändern sich über die Zeit.

Wird die Struktur eines statischen Systemmodells konstant gehalten, zeigt sich die abnutzungsbedingte Zeitvarianz eines technischen Systems in Form einer Parameterdrift der Modellparameter. Dabei wirkt eine, in Systemmodellen meist unberücksichtigte, Abnutzungsgröße wie eine größer werdende Störung. Da außerdem die Abnutzung technischer Systeme irreversibel ist und Beanspruchungen ständig auf diese einwirken, ist die zeitliche Veränderung von statischen Systemmodellparametern monoton fallend bzw. monoton steigend.

Des Weiteren nimmt ein technisches Systems in Abhängigkeit seiner Systemeigenschaften und seiner Steuerung, zu verschiedenen Zeitpunkten, verschiedene Arbeitspunkte ein (betriebsbedingtes Verhalten). Diese Arbeitspunktbewegungen repräsentieren das gewollte Verhalten eines technischen Systems.

In Abbildung 3.6 ist die Wirkung von Abnutzungsprozessen einerseits und der betriebsbedingten Einnahme verschiedener Arbeitspunkte gegenübergestellt.

Anders gesagt äußert sich das betriebsbedingte Systemverhalten (Einnahme verschiedener Arbeitspunkte) eines technischen Systems in der Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen (Ein- und Ausgänge), während sich die Abnutzung in der Zeitveränderlichkeit von Systemparametern äußert (zeitvariantes Systemverhalten).

Aus Sicht von Systemklassen werden in dieser Arbeit univariate sowie multivariate statische Systeme betrachtet, die ein (abnutzungsbedingt) zeitvariantes Verhalten aufweisen.

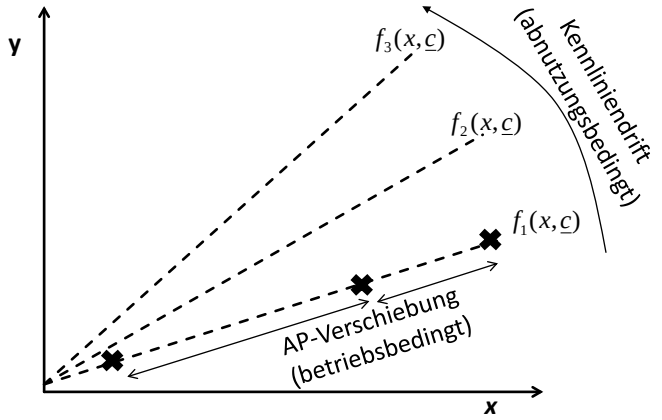


Abbildung 3.6: Gegenüberstellung der Wirkung von Abnutzungsprozessen und der betriebsbedingten Einnahme verschiedener Arbeitspunkte durch ein technisches System

3.1.2 Voraussetzungen für die Lösung

Im Folgenden werden die Voraussetzungen für die in Abschnitt 3.1.4 vorgestellte Lösung aufgelistet.

- Gegenstand der Betrachtung ist ein technisches System (alle weiteren Anforderungen beziehen sich auf dieses System).
- Das technische System nutzt sich ab.
- Die Abnutzung ist irreversibel (siehe Axiom 1 auf Seite 15).
- Die Abnutzung führt zu Driftausfällen (siehe Axiom 3 auf Seite 16) und nicht zu Sprungausfällen.
- Die Ausfälle sind abnutzungsbedingt (siehe Axiom 4 auf Seite 17).
- Die Abnutzung des technischen Systems äußert sich in der zeitlichen Veränderung genau einer Abnutzungsgröße (siehe Axiom 7 auf Seite 47).
- Das zeitliche Verhalten einer Abnutzungsgröße ist streng monoton (siehe Axiom 6 auf Seite 46).
- Der Abnutzungsfortschritt äußert sich messbar im Systemverhalten (Zeitvarianz).
- Relevante Systemgrößen zur Beschreibung des Systemverhaltens sind bekannt und messbar. Diese Größen können dabei univariat oder multivariat auftreten.
- Die zur Modellierung des Systemverhaltens notwendigen Kenntnisse, lassen sich in endlicher Zeit ermitteln.

Tabelle 3.1: Größen für die Systemmodellbasierte Abnutzungsindikator Bestimmung

NAME	NOTATION	BESCHREIBUNG
Technisches System		An ihm läuft genau ein Abnutzungsvorgang ab
Typ des technischen System		Dieser umfasst baugleiche technische Systeme, denen ein ähnliches Systemverhalten bzw. Abnutzungsverhalten unterstellt werden kann.
Betriebszyklus	b mit $b = 0, 1, ..., B - 1$	In der Regel durchläuft ein technisches System verschiedene Zyklen, die jeweils von der Inbetriebnahme bis zu dessen Ausfall reichen (siehe auch Abbildung 2.5). Jedem Zyklus ist dabei ein Index b zugeordnet. Darüber hinaus können hier auch Betriebszyklen von technischen Systemen gleichen Typs mit einbezogen werden (gemäß des ergodischen Theorems). Es wird vorausgesetzt, dass mindestens ein Betriebszyklus vorhanden ist.
Zeitindex	k mit $k = 0, 1, ..., N_b - 1$	Die Eingangs- und Ausgangsgrößen eines technischen Systems werden zu äquidistanten Abtastzeitpunkten erfasst. Jeder Abtastzeitpunkt wird dabei mit einer Nummer (dem Zeitindex) versehen. N_b definiert die Anzahl der Abtastschritte, die zwischen der Inbetriebnahme und dem Ausfall eines technischen Systems (für den Betriebszyklus b) liegen. Dem Zeitindex kann mittels des Abtastintervalls eine Zeit t zugeordnet werden.
Abtastintervall	$T[t]$	Das Abtastintervall definiert die Zeitdifferenz zwischen zwei Abtastzeitpunkten.
Ausgangsgröße	$y(k, b)$	die Ausgangsgröße eines technischen Systems (siehe Abbildung 3.1)
Eingangsgrößen	$\underline{x}(k, b)$ mit $i = 0, 1, ..., I$	die Eingangsgrößen eines technischen Systems (siehe Abbildung 3.1)

- Die Systemgrößen werden im eingeschwungenen Zustand gemessen. (siehe Axiom 5 auf Seite 44)

Zur besseren Übersicht sind in Tabelle 3.1 für die Lösung wichtige Größen aufgelistet.

In den Abbildungen 3.7 und 3.8 sind die in Tabelle 3.1 genannten Größen grafisch dargestellt.

Anmerkungen:

Die Bestimmung der in Tabelle 3.1 genannten Größen wird in dieser Arbeit nicht näher erläutert. Systemidentifikationstools wie ADM [76] bieten hierfür eine Anzahl von geeigneten Verfahren. Dazu gehört beispielsweise die Korrelationsanalyse zur Bestimmung des Zusammenhangs zwischen Signalen, der multiple Korelationskoeffizient zur Bestimmung des Zusammenhangs eines Signales von allen anderen und der Student-Fischer-Test, der

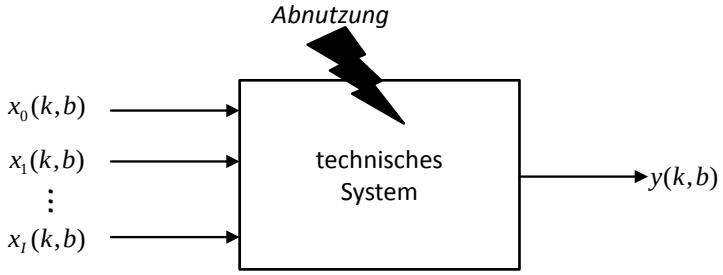


Abbildung 3.7: Ein- und Ausgangsgrößen eines sich abnutzenden technischen Systems

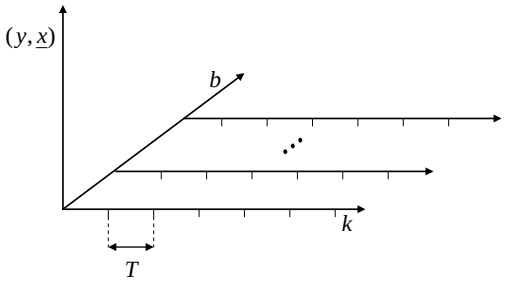


Abbildung 3.8: Relevante Größen für die systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren

die Signifikanz des Zusammenhangs zwischen Größen bestimmt. Nicht zuletzt ist auch Expertenwissen eine wichtige Quelle, um Systemverständnis zu erlangen und relevante Größen zu identifizieren.

3.1.3 Definition eines Abnutzungsindikators

Ziel des im folgenden Abschnitt vorgestellten Lösungsansatzes ist es, basierend auf Messdaten eines technischen Systems, ein Abnutzungsmerkmal zu bestimmen. Die Anforderung dabei ist, dass dieses Abnutzungsmerkmal frei von betriebsbedingten Schwankungen ist. Um dieses spezielle Abnutzungsmerkmal von den anderen in Abschnitt 2.3.2 beschriebenen Abnutzungsmerkmalen abzugrenzen, wird es *Abnutzungsindikator* genannt.

Definition 18 (Abnutzungsindikator) *Ein Abnutzungsindikator ist ein spezielles Abnutzungsmerkmal, das als Maß zur Beschreibung des trendartigen Fortschreitens der Abnutzung von technischen Systemen dient. Er ist durch die zeitabhängige Größe $\alpha(k)$ mit dem Zeitindex $k = 0, 1, ..., N-1; N \in \mathbb{N}$ definiert.*

Ein Abnutzungsindikator stellt somit eine Größe zur Bestimmung des Abnutzungsfortschritts von technischen Systemen dar. Bedingt durch die in Abschnitt 2.1 beschriebene Irreversibilität und ständige Abnahme von Abnutzungsvorräten, ist der zeitliche Verlauf eines Abnutzungsindikators streng monoton fallend (Gleichung 3.4).

$$\alpha(k) \geq \alpha(k+1) \tag{3.4}$$

Zu Beginn eines Betriebszyklus (Definition 19) eines technischen Systems startet ein Abnutzungsindikator mit dem Maximalwert α_{MAX}. Zum Zeitpunkt eines Ausfalls nimmt der Abnutzungsindikator den Minimalwert α_{MIN} an.

Definition 19 (Betriebszyklus) *Ein Betriebszyklus kennzeichnet den Zeitraum zwischen der Inbetriebnahme eines technischen Systems bis zu dessen Ausfall. Jedem Betriebszyklus ist dabei ein Index b mit $b = 0, 1, ..., B-1$ zugeordnet. Eingeschlossen sind dabei auch Betriebszyklen von baugleichen technischen Systemen (gemäß des ergodischen Theorems).*

Um die in Abschnitt 2.1.1 beschriebenen Streuung des maximalen Abnutzungsvorrates (bedingt durch Fertigungs- und Werkstofftoleranzen) zu berücksichtigen, wird hier davon ausgegangen, dass die Maximalwerte eines Abnutzungsindikators, die er jeweils zum Zeitpunkt der Inbetriebnahme einnimmt, ebenfalls variieren.

Ebenso wird davon ausgegangen, dass bedingt durch Störungen (ungenaue Messwerte, Ungenauigkeiten bei der Modellierung usw.) die Minimalwerte, die ein Abnutzungsindikator jeweils zum Zeitpunkt eines Ausfalls einnimmt, variieren.

Abbildung 3.9 stellt beispielhaft die Streuung der Maximal- und Minimalwerte eines Abnutzungsindikators für verschiedene Betriebszyklen dar.

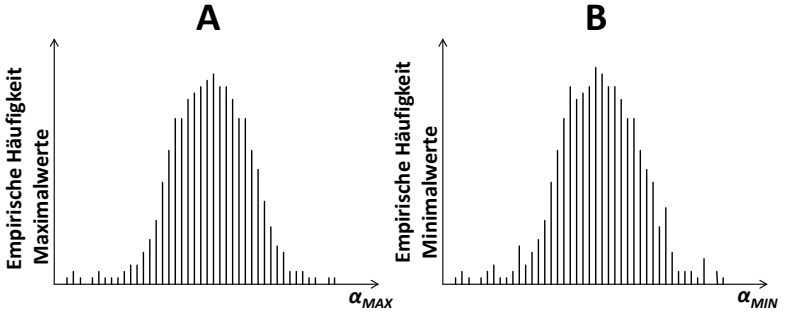


Abbildung 3.9: Darstellung der Streuung des Maximalwertes (A) und des Minimalwertes eines Abnutzungsindikators (B)

Zur besseren Vergleichbarkeit wird der Abnutzungsindikator nach Gleichung 3.5 (siehe auch Gleichung 3.6 und 3.7) im Intervall $[0, 1]$ normiert und die beschriebene Streuung der Minimal- und Maximalwerte dabei berücksichtigt.

$$\alpha(k) \leftarrow \frac{\alpha(k) - \overline{\alpha}_{MIN}}{\overline{\alpha}_{MAX} - \overline{\alpha}_{MIN}} \tag{3.5}$$

$$\overline{\alpha}_{MAX} = \frac{1}{B} \cdot \sum_{b=0}^{B-1} \alpha_{MAX}(b) \tag{3.6}$$

$$\overline{\alpha}_{MIN} = \frac{1}{B} \cdot \sum_{b=0}^{B-1} \alpha_{MIN}(b) \tag{3.7}$$

Durch die Normierung beträgt der Erwartungswert eines Abnutzungsindikators zu Beginn eines Betriebszyklus (k_{inb}) eines technischen Systems (der Inbetriebnahme) $\alpha(k_{inb}) = 1$ (Gleichung 3.8), während er zum Zeitpunkt eines Ausfalls $\alpha(k_{aus}) = 0$ beträgt (Gleichung 3.9).

$$E(\alpha(k_{inb})) = 1 \tag{3.8}$$

$$E(\alpha(k_{aus}) = 0 \tag{3.9}$$

Der beispielhafte Verlauf eines Abnutzungsindikators vom Beginn eines Lebenszyklus eines technischen Systems bis zu dessen Ausfall ist in Abbildung 3.10 dargestellt. Die gestrichelten Linien geben dabei die Unsicherheit für den Startwert des Abnutzungsindikator bzw. für dessen Wert zum Zeitpunkt eines Ausfalls an.

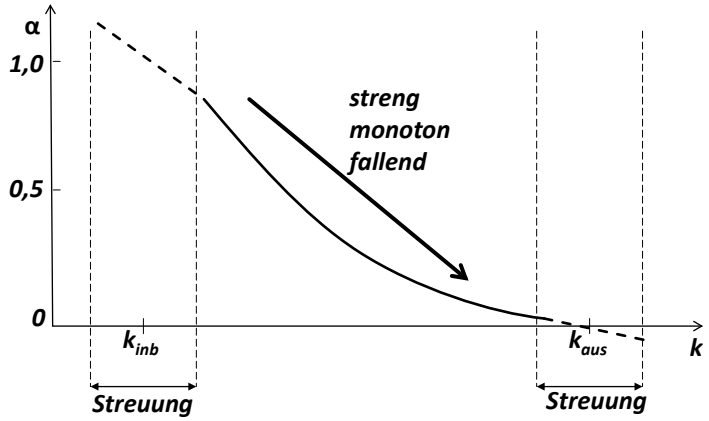


Abbildung 3.10: Beispielhafter Verlauf eines Abnutzungsindikators vom Beginn eines Lebenszyklus bis zu dessen Ausfall

3.1.4 Lösung

Im Folgenden werden die Schritte zur Bestimmung eines systemmodellbasierten Abnutzungsindikators vorgestellt. Abbildung 3.11 zeigt diese Schritte vorab im Überblick.

A. Schätzung einer n-dimensionalen Kennlinienfunktion:
In Schritt A wird ein Systemmodell in Form einer n-dimensionalen Kennlinienfunktion f und deren Funktionsparameter c_j mit $j = 0, 1, ..., J$ zur Modellierung des Verhaltens der Ausgangsgröße $y(k, b)$ in Abhängigkeit der Eingangsgrößen $\underline{x}(k, b)$ für einen beliebigen Betriebszyklus b geschätzt (Gleichung 3.10).

$$\hat{y}(k, b) = f(x_0(k, b), x_1(k, b), ..., x_I(k, b), c_0, c_1, ..., c_J) \tag{3.10}$$

Die n-dimensionale Kennlinienfunktion f wird basierend auf Messwerten, die zwischen $k = a$ und $k = e$ mit $a, e \in \mathbb{N}$ liegen, geschätzt. Dabei ist das Intervall $[a, e]$ so zu wählen, dass es

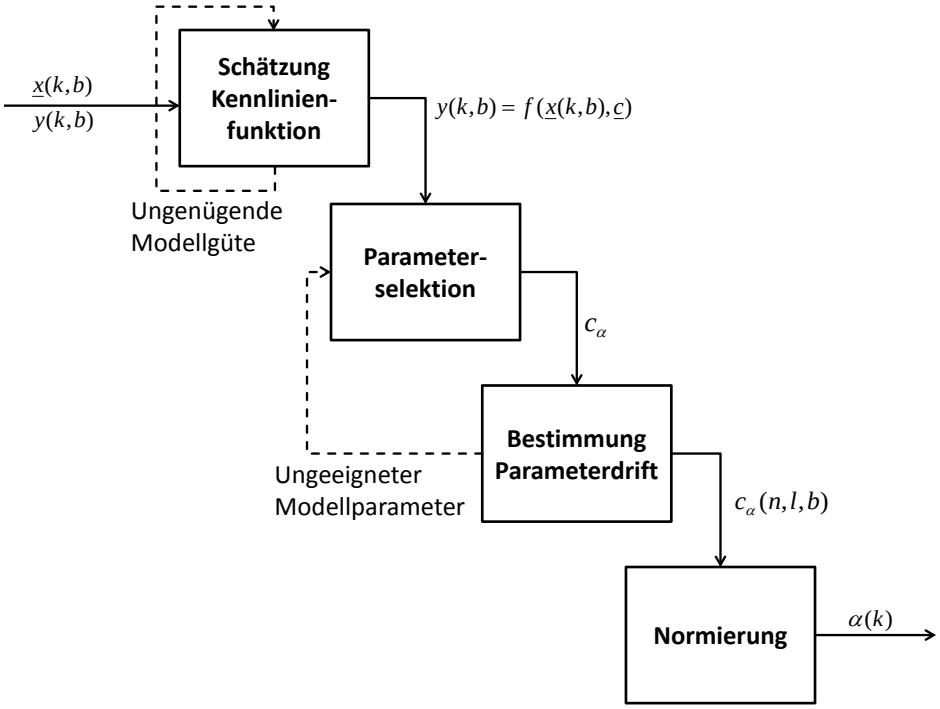


Abbildung 3.11: Überblick über die Schritte zur Bestimmung eines systemmodellbasierten Abnutzungsindikators

1. möglichst alle Arbeitspunkte (und damit das gesamte charakteristische Systemverhalten), die das technische System einnehmen kann, umfasst und

2. möglichst wenige Elemente umfasst, um den Einfluss des (abnutzungsbedingten) zeitvarianten Verhaltens des Systems zu minimieren.

Die n-dimensionale Kennlinienfunktion f wird mittels der multiplen Regression geschätzt und besteht aus den bereits in 2.4.2.1 beschriebenen Schritten (Schätzung Modelltyp, Schätzung Modellstruktur, Parameterschätzung und Modellvalidierung). Weitere Informationen zu diesem Thema finden sich in [76].

Das Ergebnis diesen Schrittes ist eine n-dimensionale Kennlinienfunktion f, die das statische Verhalten der Ein- und Ausgangsgrößen des untersuchten technischen Systems beschreibt. Im weiteren Verlauf wird angenommen, dass die Struktur dieser Funktion über die Zeit gleich bleibt, während sich deren Parameter abnutzungsbedingt verändern (siehe Hypothese 3 auf Seite 48).

B. Parameterselektion:

Basierend auf Axiom 7 (Seite 47) wird hier davon ausgegangen, dass sich die Abnutzung eines technischen Systems anhand der zeitlichen Entwicklung eines einzigen Modellparameters geeignet bestimmen lässt (Axiom 8).

Axiom 8 *Die Abnutzung eines technischen Systems lässt sich anhand der zeitlichen Entwicklung eines einzigen Modellparameters seines Systemmodells geeignet bestimmen.*

Daher wird jedes Mal, wenn dieser Schritt ausgeführt wird, aus der Menge der Modellparameter $\underline{c}$ der n-dimensionalen Kennlinienfunktion f ein einzelner, bisher unberücksichtigter Parameter ausgewählt. Der selektierte Parameter wird *Abnutzungsparameter* genannt und mit c_α bezeichnet.

C. Bestimmung Parameterdrift:
In diesem Schritt wird die abnutzungsbedingte Veränderung des Abnutzungsparameters c_α über die Zeit bestimmt. Dazu wird ein gleitendes Fenster eingesetzt. Dieses ist durch seinen Startindex $n \in \mathbb{N}$ und seine Fensterbreite $l \in \mathbb{N}$ definiert. Diese wird durch die in Schritt 1 (Schätzung Modellstruktur) definierten Intervallgrößen a und e bestimmt (Gleichung 3.11).

$$l = e - a + 1 \tag{3.11}$$

Anmerkung: Die Fensterbreite l muss zu jedem Zeitpunkt alle relevanten Arbeitspunkte umfassen. Ist dies nicht der Fall (z. B. wenn ein technisches System lange in ein und demselben Arbeitspunkt verharrt), so muss sie entsprechend vergrößert werden.
Das durch ein Fenster definierte Intervall wird nach Gleichung 3.12 bestimmt.

$$S(n) = [n, (n + l - 1)] \tag{3.12}$$

Die abnutzungsbedingte Drift des Abnutzungsparameters wird mittels der folgenden Schritte bestimmt (siehe auch Abbildung 3.12 und Algorithmus 3.1):

- Beginnend bei $n = 0$ bis $n = N_b - l$ wird das Fenster iterativ um jeweils ein Element $(n = n + 1)$ auf dem Intervall $[0, N_b - 1]$, auf einem beliebigen Betriebszyklus b, verschoben und jeweils der nachfolgende Punkt abgearbeitet.
- Der Abnutzungsparameter c_α der n-dimensionalen Kennlinienfunktion f wird für das aktuelle Fenster $S(n)$ geschätzt. Dabei werden alle übrigen Modellparameter $\underline{c}$ (ohne c_α) konstant, auf den in Schritt A für sie geschätzten Werten, gehalten.

Algorithm 3.1 Bestimmung Parameterdrift $c_\alpha(n, l, b)$

```
1: function ParameterdriftbestimmungN_b, b, l, x(k), y(k), f, c)
2:     for n ← 0 to n = N_b − l do
3:         c_α(n, l, b) ←paraSchaetzer(f, c, x, y, n, l, b)
4:     end for
5:     return c_α(n, l, b)
6: end function
```

Auf diese Weise wird die Drift des Abnutzungsparameters c_α, verursacht durch die Abnutzung des technischen Systems, bestimmt. Das Ergebnis ist die Zeitreihe $c_\alpha(n, l, b)$.

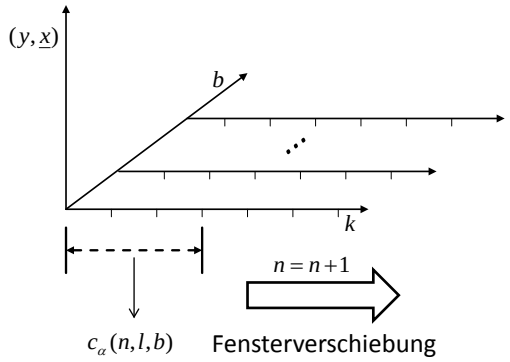


Abbildung 3.12: Bestimmung einer abnutzungsbedingten Parameterdrift mittels eines gleitenden Fensters der Länge $l = 2$

Anschließend wird getestet, ob die Zeitreihe $c_\alpha(n, l, b)$ ein monotones Verhalten aufweist und damit der Definition eines Abnutzungsindikators (siehe Abschnitt 3.1.3) entspricht.

Kann die Monotonieeigenschaft der Zeitreihe nicht bestätigt werden, muss Schritt B (Parameterselektion) erneut ausgeführt und dabei ein anderer Abnutzungsparameter gewählt werden. In der Praxis ist dabei zu berücksichtigen, dass technische Systeme von einer Vielzahl von Störungen beeinflusst werden, die nicht in den Systemmodellen berücksichtigt werden. Diese können sich negativ auf die Monotonieeigenschaft auswirken und müssen daher toleriert werden (Definition eines Toleranzbereiches).

D. Normierung:

In diesem Schritt wird der Abnutzungsparameter normiert und so der Abnutzungsindikator bestimmt. Dafür wird zunächst mittels des in Schritt C beschriebenen Verfahrens die Parameterdrift des Abnutzungsparameters, jeweils für verschiedene Betriebszyklen b, bestimmt. Anschließend werden die dabei geschätzten Werte des Abnutzungsparameters am Anfang $c_\alpha(k = 0, l, b)$ und am Ende $c_\alpha(k = N_b - l, l, b)$ eines Betriebszyklus (Inbetriebnahme und Ausfall) für alle Betriebszyklen $b = 0, 1, ..., B - 1$ bestimmt. Auf diese Weise wird die auf Seite 53 in Abbildung 3.9 beschriebene Streuung der Maximal- und Minimalwerte bestimmt.

Mittels der Gleichungen 3.13 und 3.14 wird jeweils der Durchschnitt der Minimal- und Maximalwerte bestimmt.

$$\overline{c}_{MIN} = \frac{1}{B} \sum_{b=0}^{B-1} c_\alpha(0, l, b) \tag{3.13}$$

$$\overline{c}_{MAX} = \frac{1}{B} \sum_{b=0}^{B-1} c_\alpha(N_b - l, l, b) \tag{3.14}$$

Mittels Gleichung 3.15 wird der Abnutzungsparameters anschließend normiert und

dadurch der Abnutzungsindikator α bestimmt.

$$\alpha(n,l,b) = \frac{c_\alpha(n,l,b) - \overline{c}_{MIN}}{\overline{c}_{MAX} - \overline{c}_{MIN}} \tag{3.15}$$

Zur Vereinfachung wird der Abnutzungsindikator in den weiteren Teilen der Arbeit mit $\alpha(k)$ anstatt $\alpha(n,l,b)$ bezeichnet. Dabei ergibt sich der Zeitindex k aus dem Startindex $k \leftarrow n$ mit $k = 0, 1, ..., N - l$.

Zwecks der Vergleichbarkeit der Verläufe von Abnutzungsindikatoren wird, falls der Abnutzungsindikator ein steigendes Verhalten aufweist, ihm abschließend mittels Gleichung 3.16 ein fallendes Verhalten zugewiesen.

$$\alpha(k) \leftarrow \begin{cases} 1 - \alpha(k) & \text{falls } \alpha(k) \text{ monoton steigend} \\ \alpha(k) & \text{falls } \alpha(k) \text{ monoton fallend} \end{cases} \tag{3.16}$$

Validierung: Die Güte eines Abnutzungsindikators wird anhand der in Abschnitt 3.1.3 definierten Eigenschaften bewertet. Im Folgenden sind diese Kriterien genannt.

- Ist der zeitliche Verlauf des Abnutzungsindikators monoton fallend?
- Nimmt der Wert des Abnutzungsindikators für verschiedene Betriebszyklen zum Zeitpunkt k_{inb} der Inbetriebnahme eines technischen Systems näherungsweise den Erwartungswert $E(\alpha(k_{inb})) = 1$ an?
- Nimmt der Wert des Abnutzungsindikators für verschiedene Betriebszyklen zum Zeitpunkt k_{aus} eines Ausfalls näherungsweise den Erwartungswert $E(\alpha(k_{aus})) = 0$ an?

Anmerkung: Soll der Abnutzungsfortschritt eines technischen Systems, für das bereits ein Abnutzungsindikator bestimmt wurde, für einen beliebigen Zeitpunkt k_s bestimmt werden, müssen nicht alle in diesem Abschnitt genannten Schritte erneut ausgeführt werden. Es reicht dann aus, den Abnutzungsparameter für das Intervall $[k_s - l, k_s]$ zu schätzen und anschließend zu normieren. Dabei müssen die Größen $\overline{c}_{MAX}$ und $\overline{c}_{MIN}$ sowie die Struktur der n-dimensionalen Kennlinienfunktion f nicht erneut bestimmt werden.

3.2 Neue Lösungsansätze für die kontextsensitive Abnutzungsprognose

In diesem Abschnitt werden zwei Lösungsansätze für die kontextsensitive Prognose des Abnutzungsverhaltens technischer Systeme vorgestellt. Der unmittelbar anschließend beschriebene Lösungsansatz setzt dabei ein zuvor bestimmtes Abnutzungsmerkmal als gegeben voraus, während der später beschriebene Lösungsansatz dies nicht tut.

3.2.1 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen basierend auf Abnutzungsmerkmalen

Wie in Abschnitt 2.3 beschrieben, können Instandsetzungsmaßnahmen optimiert werden, indem diese basierend auf den Prognosen des zeitlichen Verlaufs von Abnutzungsmerkmalen geplant werden. Dabei nutzen sich, wie in Abschnitt 2.1.2 gezeigt ist, technische Systeme in vielen Fällen variabel, das heißt in Abhängigkeit von Beanspruchungen, die auf sie einwirken, ab. Wie in Abschnitt 2.3.4 gezeigt ist, wird diese Abnutzungsvariabilität von derzeit existierenden Prognosemodellen nicht adäquat berücksichtigt.

Ziel des in diesem Abschnitt vorgestellten und im Rahmen dieser Arbeit entwickelten *kontextsensitiven Prognoseverfahrens* ist es deshalb, Abnutzungsvariabilität bei der Abnutzungsprognose zu berücksichtigen und so das Abnutzungsverhalten von technischen Systemen präziser zu prognostizieren. Der Lösungsansatz basiert dabei auf kontextsensitiven Prognosemodellen (Hypothese 5).

Hypothese 5 *Mittels kontextsensitiver Prognosemodelle lässt sich das variable Abnutzungsverhalten von technischen Systemen berücksichtigen und so die Prognosegüte erhöhen.*

Der folgende Abschnitt ist so gegliedert, dass zunächst wichtige Voraussetzungen und Annahmen aufgelistet werden und anschließend, im Abschnitt *Lösung*, der Lösungsansatz im Detail vorgestellt wird.

3.2.1.1 Voraussetzungen und Annahmen

Im Folgenden werden die Voraussetzungen für die anschließend vorgestellte Lösung angegeben.

- Gegenstand der Betrachtung ist ein technisches System (alle weiteren Anforderungen beziehen sich auf dieses System).
- Das technische System nutzt sich ab.
- Die Abnutzung ist irreversibel (siehe Axiom 1 auf Seite 15).
- Die Abnutzung führt zu Driftausfällen (siehe Axiom 3 auf Seite 16) und nicht zu Sprungausfällen.
- Die Ausfälle sind abnutzungsbedingt (siehe Axiom 4 auf Seite 17).
- Ein Abnutzungsmerkmal, das das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems adäquat beschreibt, ist vorhanden (z. B. der in Abschnitt 3.1 beschriebene Abnutzungsindikator)
- Das Abnutzungsmerkmal ist frei von betriebsbedingten Schwankungen (betriebsbedingte Schwankungen führen zur Verschlechterung der Prognosegüte)

Tabelle 3.2: Größen für die kontextsensitive Prognose

NAME	NOTATION	BESCHREIBUNG
Technisches System		An ihm läuft genau ein Abnutzungsvorgang ab.
Typ des technischen System		Dieser umfasst baugleiche technische Systeme, denen ein ähnliches Systemverhalten bzw. Abnutzungsverhalten unterstellt werden kann.
Abnutzungs- indikator	$\alpha(k)$	Größe zur Beschreibung der Abnutzung eines technischen Systems. Er basiert auf dem in Abschnitt 3.1.4 vorgestellten Verfahren. Alternativ kann auch ein anderes geeignetes Abnutzungsmerkmal verwendet werden.
Betriebszyklus	b mit $b = 0, 1, ..., B - 1$	In der Regel durchläuft ein technisches System verschiedene Zyklen, die jeweils von der Inbetriebnahme bis zu dessem Ausfall reichen (siehe auch Abbildung 2.5). Jedem Zyklus ist dabei ein Index b zugeordnet. Darüber hinaus können hier auch Betriebszyklen von technischen Systemen gleichen Typs mit einbezogen werden (gemäß des ergodischen Theorems). Es wird vorausgesetzt, dass mindesten ein Betriebszyklus vorhanden ist.
Zeitindex	k mit $k = 0, 1, ..., N_b - 1$	Jeder Abtastzeitpunkt wird mit einer Nummer (dem Zeitindex) versehen. N_b definiert die Anzahl der Abtastschritte, die zwischen der Inbetriebnahme und dem Ausfall eines technischen Systems (für den Betriebszyklus b) liegen. Dem Zeitindex kann mittels des Abtastintervalls eine Zeit t zugeordnet werden.
Prognosehorizont	H mit $H \in \mathbb{N}$	Definiert die Anzahl der Abtastschritte für die eine Abnutzungsprognose erstellt werden soll.
Abtastintervall	$T[t]$	Das Abtastintervall definiert die Zeitdifferenz zwischen zwei Abtastzeitpunkten.

- Abnutzungsrelevante, das Abnutzungsverhalten eines technisches System bestimmende Beanspruchungen sind messbar.

Zur besseren Übersicht sind in Tabelle 3.2 für den Lösungsansatz wichtige Größen aufgelistet.

3.2.1.2 Bestimmung von Beanspruchungen

Wie in Abschnitt 2.1.1 gezeigt, sind technische Systeme immerwährend Beanspruchungen ausgesetzt, die zu ihrer Abnutzung führen. Die Menge der Beanspruchungen, die auf ein bestimmtes technisches System einwirken, ist in Gleichung 3.17 definiert (ein Beispiel ist in Gleichung 3.18 definiert).

$$\dot{B} = \{\beta_v | v = 0, 1, ..., V - 1\} \tag{3.17}$$

$$\dot{B} = \{Drehzahl, Luftfeuchte\} \tag{3.18}$$

Definition 20 (Beanspruchung) *Eine Beanspruchung β_v bestimmt allein oder gemeinsam mit anderen Beanspruchungen die Abnutzungsrate eines technischen Systems. Die Abnutzungsrate entspricht dabei dem Anstieg der Abbaukurve (siehe Abschnitt 2.1).*

Zunächst müssen relevante Beanspruchungen bestimmt werden. Dies ist kein Schwerpunkt dieser Arbeit. Deshalb wird im Folgenden eine Lösung dieses Problems nur skizziert, prinzipiell gilt in dieser Arbeit aber das Axiom 9.

Axiom 9 *Die für die Abnutzung eines technischen Systems relevanten Beanspruchungen sind bekannt.*

Des Weiteren gilt Axiom 10.

Axiom 10 *Der Einfluss einer Beanspruchung auf die Abnutzung eines technischen Systems wirkt unmittelbar. Das heißt es gibt keine Totzeit zwischen dem Auftreten einer Beanspruchung und dem Eintreten der abnutzungsbedingten Wirkung (Anstiegsänderung der Abbaukurve).*

Für die Bestimmung von relevante Beanspruchungen müssen prinzipiell die folgenden zwei Schritte abgearbeitet werden.

1. Relevante Größen eines technischen Systems und seiner Umgebung, die einen Einfluss auf dessen Abnutzungsverhalten haben könnten, müssen identifiziert werden.

2. Der Einfluss dieser Größen auf das Abnutzungsverhalten muss überprüft werden.

Die Identifikation von relevanten Größen (Schritt 1) sollte basierend auf Expertenwissen getroffen werden. Dazu kann auch das Wissen über das Abnutzungsverhalten von vergleichbaren technischen Systemen herangezogen werden (ergodisches Theorem). Ist dies nicht möglich, können auch alle Größen als potentielle Beanspruchungsgrößen definiert werden und erst in Schritt 2 eine Selektion erfolgen.

Um den Einfluss der in Schritt 1 definierten Größen auf die Abnutzung eines technischen Systems nachzuweisen (Schritt 2), muss deren Einfluss auf den Verlauf eines geeigneten Abnutzungsmerkmals nachgewiesen werden. Dabei gilt der Einfluss einer Größe als bestätigt, wenn sich der (lineare) Anstieg des zeitlichen Verlaufs eines Abnutzungsmerkmals zuverlässig unter diesem Einfluss ändert und zwar jedes Mal gleich, unabhängig vom Zeitpunkt der Messung.

In Schritt 2 ist dabei mit zwei Problemen zu rechnen, die im Folgenden erklärt werden.

Nichtlinearität des Abnutzungsmerkmals: Ist der zeitliche Verlauf eines Abnutzungsmerkmals nicht linear, variieren die zu verschiedenen Zeitpunkten an ihm bestimmten linearen Anstiege. Dies trifft auch dann zu, wenn zu diesen Zeitpunkten stets die

gleiche abnutzungsrelevante Beanspruchung in identischer Intensität das Abnutzungsverhalten bestimmt. In diesen Fällen muss das zeitliche Verhalten eines Abnutzungsmerkmals zunächst linearisiert werden (z. B. durch Logarithmierung oder (mehrfache) Differenzenbildung).

Multivariate Beanspruchungen: Wirken verschiedene abnutzungsrelevante Beanspruchungen gleichzeitig auf ein technisches System ein, ist es schwierig, einzelnen Beanspruchungen einen Einfluss auf das Abnutzungsverhalten zuzuordnen. In diesen Fällen dürfen nur solche Zeiträume im Verlauf eines Abnutzungsmerkmals betrachtet werden, an denen alle anderen potentiellen Beanspruchungsgrößen konstant hinsichtlich ihrer Intensität sind und nur die Intensität der untersuchten Beanspruchung variiert (gemäß der Konstanthaltung von Störvariablen).

3.2.1.3 Bestimmung von Abnutzungskontexten

Beanspruchungen sind quantitativ messbare Größen. Für den hier vorgestellten Lösungsansatz ist es notwendig, Beanspruchungen zu klassifizieren. Dies ist in der Praxis unproblematisch, da dort Beanspruchungsgrößen oft nur eine begrenzte (kleine) Anzahl von Werten annehmen und somit jeder dieser Werte eine eigene Klasse bildet. So führt beispielsweise eine Bohrmaschine im Alltagsbetrieb Bohrungen nur mit einer begrenzten Anzahl verschiedener (festgelegter) Drehzahlen aus. Andernfalls müssen die Klassen einer Beanspruchungsgröße so gebildet werden, dass ähnliche Werte in Klassen zusammengefasst werden, da zu vermuten ist, dass sie auch einen ähnlichen Einfluss auf das Abnutzungsverhalten haben. Die Klassen einer Beanspruchungsgröße werden dabei *Ausprägungen* genannt.

Definition 21 (Ausprägung) *Eine Ausprägung $\beta_{v,w}$ definiert eine Klasse von Werten, die eine Beanspruchungsgröße annehmen kann. Jede Ausprägung hat einen spezifischen Einfluss auf das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems.*

Die Menge aller Ausprägungen (beanspruchungsübergreifend) ist in Gleichung 3.19 definiert.

$$\dot{A} = \{\beta_{v,w} | w = 0, 1, ..., W_v\} \tag{3.19}$$

In Gleichung 3.20 ist ein Beispiel (Fortführung des Beispiels aus Gleichung 3.18) für eine Menge von Ausprägungen zweier Beanspruchungen dargestellt.

$$\dot{A} = \left\{500s^{-1}, 1000s^{-1}, 1500s^{-1}, 90\%, 95\%\right\} \tag{3.20}$$

Prinzipiell können verschiedene Beanspruchungen gleichzeitig auf ein technisches System einwirken und so in ihrer Kombination dessen Abnutzungsverhalten bestimmen. Zur Verdeutlichung dieser Problematik sind in Abbildung 3.13 beispielhaft zwei Beanspruchungen mit jeweils zwei Ausprägungen dargestellt. Diese bestimmen das Abnutzungsverhalten jeweils auf eine spezifische Weise. Treten beide Beanspruchungen gleichzeitig auf, bestimmen sie das Abnutzungsverhalten gemeinsam. Dabei sind weder die Übertragungsfunktionen noch die Art ihrer Verknüpfung bekannt.

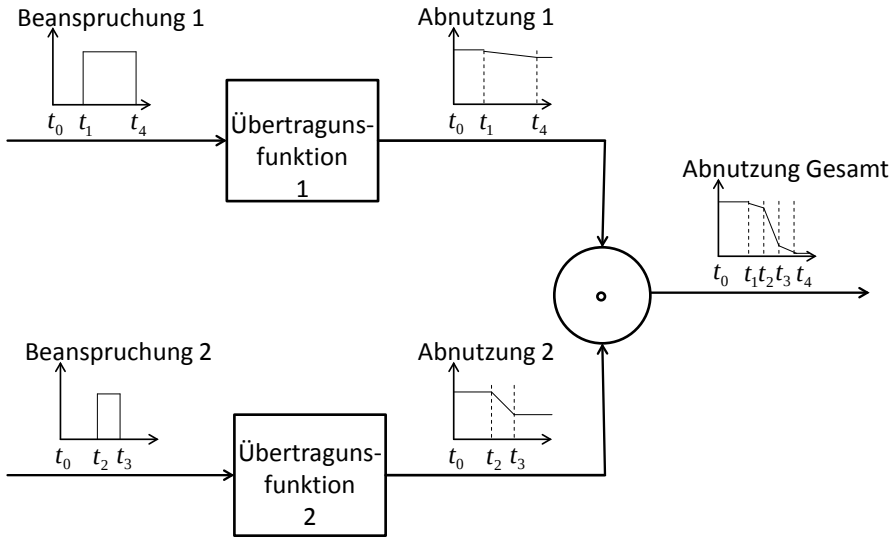


Abbildung 3.13: Bestimmung des Abnutzungsverhaltens eines technischen Systems durch zwei Beanspruchungen

Deshalb ist es notwendig, alle Permutationen von gleichzeitig auftretenden Ausprägungen der Beanspruchungen zu ermitteln. Anschließend lässt sich jeder Permutation ein spezifisches Abnutzungsverhalten eines Abnutzungsmerkmals zuordnen. In Abbildung 3.13 betrifft dies beispielsweise das Abnutzungsverhalten in den Intervallen $[t_1, t_2]$, $[t_2, t_3]$ und $[t_3, t_4]$. Eine solche Permutation wird in dieser Arbeit *Abnutzungskontext* genannt.

Definition 22 (Abnutzungskontext) *Ein Abnutzungskontext κ_o ist ein Zustand, dem ein spezifisches Abnutzungsverhalten hinsichtlich der zeitlichen Entwicklung eines Abnutzungsmerkmals eindeutig zugeordnet werden kann.*

Die Menge der Abnutzungskontexte wird mit $K = \{\kappa_o | o = 0, 1, ..., O-1\}$ bezeichnet. Wichtig dabei ist, dass, wenn das Abnutzungsverhalten durch nur eine Beanspruchung bestimmt wird, ein Abnutzungskontext auch nur dessen Ausprägungen beinhaltet und somit ein Abnutzungskontext nicht notwendigerweise durch Permutationen von verschiedenen Ausprägungen bestimmt wird. Im Folgenden ist beschrieben, wie Abnutzungskontexte bestimmt werden.

Zunächst werden alle relevanten Beanspruchungen β_v und ihre Ausprägungen $\beta_{v,w}$, die das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems bestimmen, ermittelt (siehe Abschnitt 3.2.1.2). In Abbildung 3.14 sind zwei verschiedene Beanspruchungen und ihre Ausprägungen beispielhaft dargestellt.

Das Tupel $(\dot{\beta}_k), \dot{\beta} \in \dot{A}$ definiert die Permutation aller Ausprägungen $\beta_{v,w}$, die zum Zeitpunkt k gemessen werden. In Gleichung 3.21 ist $\dot{\beta}_1$ (für den Zeitindex 1) für das Beispiel aus Abbildung 3.14 definiert.

$$\dot{\beta}_1 = (\beta_{0,1}, \beta_{1,1}) = (95\%, 1000s^{-1}) \tag{3.21}$$

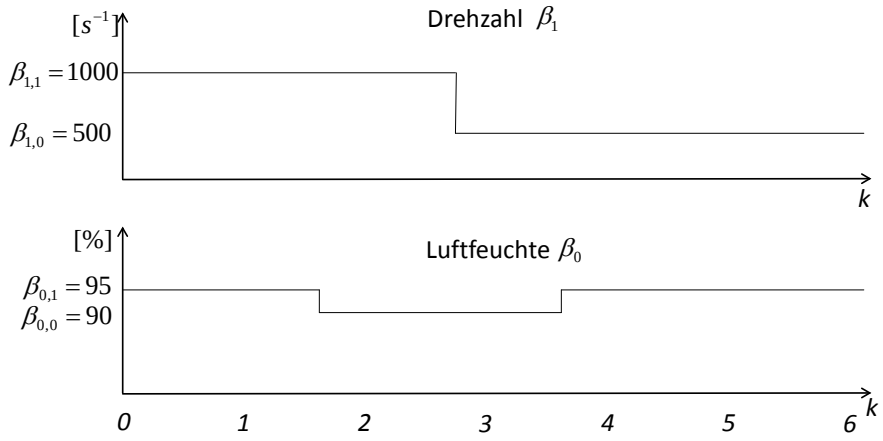


Abbildung 3.14: Darstellung zweier Beanspruchungen und ihrer Ausprägungen

Wird $(\dot{\beta}_k)$ für $k = 0, 1, ..., N-1$ bestimmt, so wird dadurch ein Tupel von Tupeln von Ausprägungen gebildet. Um mehrfach auftretende Elemente zu entfernen, wird die Bildmenge dieses Tupels bestimmt. Die Bildmenge beinhaltet somit alle unterschiedlichen Kombinationen von Ausprägungen, die zwischen $k = 0$ und $k = N-1$ gemessen werden. Gleichung 3.22 definiert das Tupel $(\dot{\beta}_k)$ mit $k = 0, 1, ..., 6$ für das des Beispiel in Abbildung 3.14.

$$(\dot{\beta}_k) = ((\beta_{0,1}, \beta_{1,1}), (\beta_{0,1}, \beta_{1,1}), ..., (\beta_{0,1}, \beta_{1,0}), (\beta_{0,1}, \beta_{1,0})) \tag{3.22}$$

In Gleichung 3.23 ist die Bildmenge des in Gleichung 3.22 definierten Tupels definiert.

$$\left\{(\dot{\beta}_k)\right\} = \{(\beta_{0,1}, \beta_{1,1}), (\beta_{0,0}, \beta_{1,1}), (\beta_{0,0}, \beta_{1,0}), (\beta_{0,1}, \beta_{1,0})\} \tag{3.23}$$

Die Menge der Abnutzungskontexte K wird entsprechend der Kardinalität (Anzahl der Elemente) der Menge $\left\{(\dot{\beta}_k)\right\}$ initialisiert (Gleichung 3.24 und Algorithmus 3.2).

$$K = \left\{\kappa_o | o = 0, 1, ..., |\left\{(\dot{\beta}_k)\right\}| - 1\right\} \tag{3.24}$$

Algorithm 3.2 Bestimmung der Kontextmenge K

```
1: function KontextmengenbestimmUng(K, |{(β̇_k)}|)
2:     K ← {}
3:     for o ← 0 to (|{(β̇_k)}| − 1) do
4:         K ← K ∪ κ_o
5:     end for
6:     return K
7: end function
```

Anschließend wird jedem Ausprägungstupel der Menge $\left\{(\dot{\beta}_k)\right\}$ ein κ_o aus der Menge K zugeordnet. Dadurch ist das Tupel $(\dot{\kappa}_k) = (\dot{\kappa}_0, \dot{\kappa}_1, ..., \dot{\kappa}_{N-1})$ mit $\dot{\kappa} \in K$ von Abnutzungskontexten definiert, welches *Kontextfolge* genannt wird.

Definition 23 (Kontextfolge) *Eine Kontextfolge $(\dot{\kappa}_k)$ ist eine zeitlich geordnete Folge, deren Elemente Abnutzungskontexte sind.*

Die Bestimmung einer Kontextfolge ist in Abbildung 3.15 beispielhaft dargestellt. Dabei sind im oberen Teil der Abbildung die Verläufe der Ausprägungen zweier Beanspruchungen über die Zeit dargestellt. Im mittleren Teil ist, basierend auf diesen Verläufen, die in diesem Abschnitt beschriebene Bestimmung einer Kontextfolge dargestellt. Am unteren Ende der Abbildung ist das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems beispielhaft abgebildet. Es ist dabei sichtbar, dass jedem Abnutzungskontext ein einzigartiges Abnutzungsverhalten zugeordnet wird.

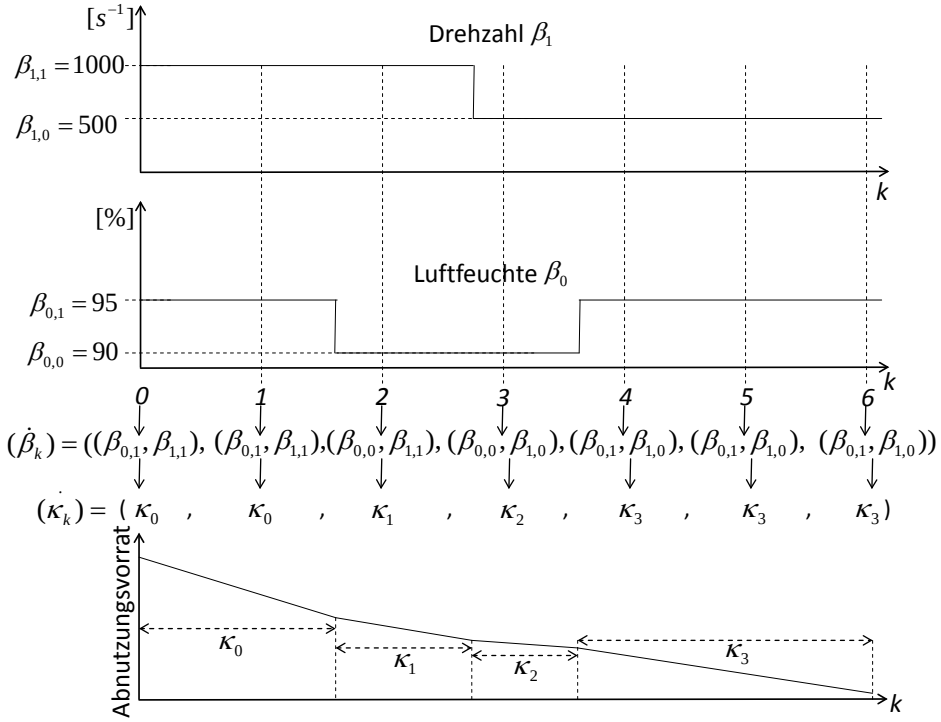


Abbildung 3.15: Beispielhafte Bestimmung einer Kontextfolge und der Verlauf der Abnutzung unter ihrem Einfluss

Um zu testen, ob ein Abnutzungskontext erfolgreich bestimmt wurde, muss sein Einfluss auf das Abnutzungsmerkmal untersucht werden. Dabei muss analog zu der in Abschnitt 3.2.1.2 beschriebenen Vorgehensweise der Einfluss eines Abnutzungskontextes auf das Abnutzungsverhalten zu verschiedenen Zeitpunkten bestimmt werden. Ist dabei das Abnutzungsverhalten (dem Anstieg nach) unter dem Einfluss dieses Abnutzungskontextes jeweils gleich, so wird der Abnutzungskontext bestätigt.

Fällt der Abnutzungskontext bei diesem Test durch, so muss das technische System erneut untersucht werden, um eventuell unberücksichtigte abnutzungsrelevante Beanspruchungen zu identifizieren und irrelevante zu eliminieren. Anschließend müssen alle in diesem Abschnitt beschriebenen Schritte erneut ausgeführt werden. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis alle Abnutzungskontexte bestätigt wurden.

3.2.1.4 Lösung

Der im Folgenden vorgestellte Lösungsansatz zur Bestimmung von kontextsensitiven Prognosen besteht aus einer *Trainingsphase*, in der zunächst kontextsensitive Zeitreihenmodelle modelliert werden, und einer *Prognosephase*, in der Abnutzungsprognosen, basierend auf diesen Modellen, erstellt werden.

Trainingsphase: Das Ziel der Trainingsphase ist es, jeweils ein kontextsensitives Zeitreihenmodell $f_{\kappa_o}(k)$ für jeden Abnutzungskontext κ_o mit $o = 0, 1, ..., O-1$ zu bestimmen. Dadurch soll das zeitliche Verhalten eines Abnutzungsindikators, unter dem Einfluss verschiedener Abnutzungskontexte, modelliert werden (Abbildung 3.16).

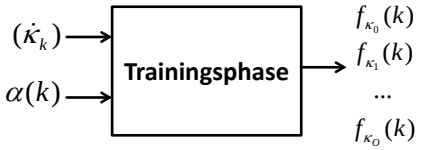


Abbildung 3.16: Ein- und Ausgangsgrößen der Trainingsphase

Dafür müssen zunächst die Zeitindizes k des Abnutzungsmerkmals α den Abnutzungskontexten $\underline{\kappa}$ zugeordnet werden. Da in der Regel nicht nach jedem Abtastschritt ein Kontextwechsel stattfindet, werden die Bereiche eines Abnutzungsmerkmals zu Intervallen zusammengefasst, die ununterbrochen unter dem Einfluss desselben Abnutzungskontextes stehen.

Die Intervalle werden dabei mit dem Index d mit $d = 0, 1, ..., D_o - 1$ durchnummeriert. Jedem Abnutzungskontext κ_o werden dadurch in der Regel mehrere Intervalle zugeordnet. Der jeweilige Startindex eines Intervalls wird mit $a_{o,d}$ und der jeweils letzte Index mit $e_{o,d}$ definiert. In Gleichung 3.25 sind beispielhaft die Intervalle für zwei fiktive Abnutzungskontexte definiert.

$$\kappa_0 : [a_{0,0}, e_{0,0}], [a_{0,1}, e_{0,1}], [a_{0,2}, e_{0,2}]; \kappa_1 : [a_{1,0}, e_{1,0}], [a_{1,1}, e_{1,1}] \tag{3.25}$$

In Algorithmus 3.3 sind die Schritte zur Bestimmung der Intervallgrenzen $a_{o,d}$ und $e_{o,d}$ formuliert. Zum besseren Verständnis ist in Abbildung 3.17 die Bestimmung der Intervallgrenzen vereinfacht dargestellt.

Algorithm 3.3 Intervallbestimmung

```
1:  function IntervallBestimmung(K, (κ̇_k), O)
2:      for o ← 0 to (O − 1) do                ▷ Iteration über alle Abnutzungskontexte
3:          d ← −1
4:          w ← false
5:          for k ← 0 to (N − 1) do
6:              if κ̇_k = κ_o then
7:                  if w = false then
8:                      d ← d + 1
9:                      a_{o,d} ← k
10:                     w ← true
11:                 end if
12:                 b_{o,d} ← k
13:             else
14:                 w ← false
15:             end if
16:         end for
17:     end for
18:     return a, b
19: end function
```

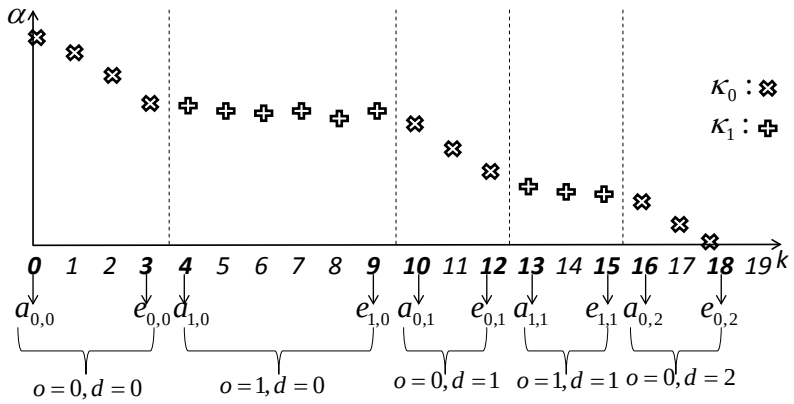


Abbildung 3.17: Beispielhafte Bestimmung der Intervallgrenzen

Als nächstes wird für jeden Abnutzungskontext κ_o ein Zeitreihenmodell $f_{\kappa_o}(k)$ bestimmt. Dieses modelliert das Verhalten eines Abnutzungsindikators $\alpha(k)$ unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes κ_o. Im Folgenden wird die Bestimmung eines solchen kontextsensitiven Zeitreihenmodells für genau einen Abnutzungskontext gezeigt. Dafür ist zunächst in Abbildung 3.18 die Ausgangslage beispielhaft dargestellt.

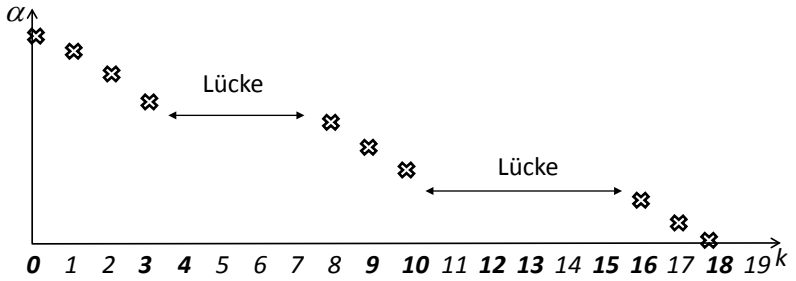


Abbildung 3.18: Darstellung der Intervalle des Abnutzungskontexts κ_0

Wie in der Abbildung 3.18 zu erkennen ist, befinden sich zwischen den einem Abnutzungskontext zugehörigen Intervallen Lücken (er verhält sich nicht stetig). Diese repräsentieren Bereiche des Abnutzungsindikators, die unter dem Einfluss anderer (als den momentan betrachteten) Abnutzungskontexte stehen. Ein klassisches Zeitreihenmodell $f((c_i), k)$ (mit den Regressionsparametern (c_i)) würde für diese Zeitreihe nur eine schlechte Modellgüte erreichen, da es nicht in der Lage ist, die verschiedenen, durch den Einfluss unterschiedlicher Beanspruchungen, versetzten Intervalle in ein Gesamtmodell zu integrieren.

Aus diesem Grund werden die sogenannten Verschiebeparameter p_i mit $i = 0, 1, ..., D_o - 1$ eingeführt (einer für jedes Intervall). Sie definieren die Verschiebung der Intervalle zueinander.

Gleichung 3.26 definiert das Zeitreihenmodell $f_{\kappa_o}(k, \underline{c}, p)$ für den Abnutzungskontext κ_o mit dem Zeitindex k, den Modellparametern $\underline{c}$ und den Verschiebeparametern $\underline{p}$.

$$f_{\kappa_o}(k, \underline{c}, \underline{p}) = \begin{cases} f_{\kappa_o}(\underline{c}, (k + p_0)) & \text{falls } k \in [a_{o,0}, e_{o,0}] \\ f_{\kappa_o}(\underline{c}, (k + p_1)) & \text{falls } k \in [a_{o,1}, e_{o,1}] \\ ... & \text{falls } ... \\ f_{\kappa_o}(\underline{c}, (k + p_{D_o-1})) & \text{falls } k \in [a_{o,D_o-1}, e_{o,D_o-1}] \end{cases} \tag{3.26}$$

Für die bestimmung des Zeitreihenmodells $f(\underline{c}, k, \underline{p}, o)$ wird zunächst eine geeignete Modellstruktur (Abschnitt 2.4.2.1) gewählt. Anschließend werden sowohl die Regressionsparameter $\underline{c}$, als auch die Verschiebeparameter $\underline{p}$, geschätzt. Im Rahmen dieser Arbeit wurde dieses Optimierungsproblem mittels des Levenberg-Marquardt-Algorithmus gelöst.

Bei den im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Tests zeigte sich, dass die gleichzeitige Optimierung der Regressions- und der Verschiebeparameter nicht trivial ist. So wurden während dieser Optimierungsvorgänge oft nur lokale Optima erreicht und damit

auch eine schlechte Modellgüte. Dies trat besonders dann auf, wenn die Anzahl der während der Optimierung zu schätzenden Parameter groß war. Durch eine günstige Wahl der Startwerte der Parameter, beispielsweise durch deren grobes Schätzen, kann diesem Problem entgegen gewirkt werden.

In Abbildung 3.19 sind beispielhaft die Ergebnisse der Regression ohne Verschiebeparameter (oben) und das der Regression mit Verschiebeparametern (unten) dargestellt (Fortführung des Beispiels aus Abbildung 3.17). Es ist sichtbar, dass durch den Einsatz der Verschiebeparameter die Merkmalswerte in den drei Intervallen a, b und c so verschoben werden, dass sie alle mit ein und demselben Zeitreihenmodell geeignet beschrieben werden können. Der Modellfehler bei der Regression mit Verschiebeparametern ist dabei deutlich kleiner als bei der Regression ohne Verschiebeparameter.

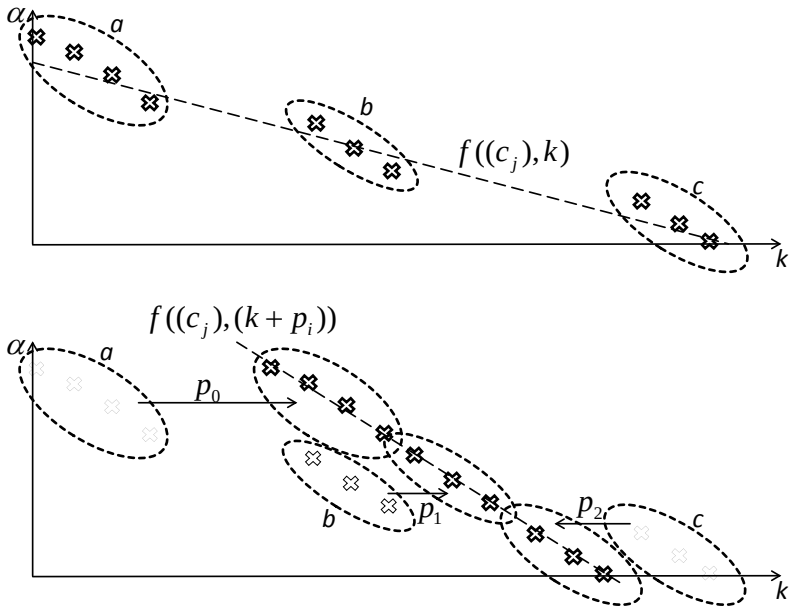


Abbildung 3.19: Vergleich von Regression ohne (oben) und mit (unten) Verschiebeparametern

Da die Verschiebeparameter lediglich die Verschiebung der Intervalle zueinander ausgleichen sollen, werden sie nach Beendigung der Modellbildung nicht weiter benötigt. Das Ergebnis ist ein Zeitreihenmodell $f_{\kappa_o}(\underline{c}, k)$, dass das zeitliche Verhalten eines Abnutzungsindikators unter dem Einfluss genau eines Abnutzungskontextes modelliert.

Durch die wiederholte Anwendung des eben beschriebenen Verfahrens wird anschließend ein Zeitreihenmodell für jeden Abnutzungskontext $(f_{\kappa_0}, f_{\kappa_1}, ..., f_{\kappa_{O-1}})$ bestimmt.

Prognosephase: In der Prognosephase wird basierend auf den kontextsensitiven Prognosemodellen f_{κ_o} und einer, für die Zukunft geschätzten, Kontextfolge $(\dot{\kappa}_k)$ mit $k = N, N+1, ..., N+H$ eine Vorhersage über die zeitliche Entwicklung eines Abnutzungsindikators gemacht (Abbildung 3.20).

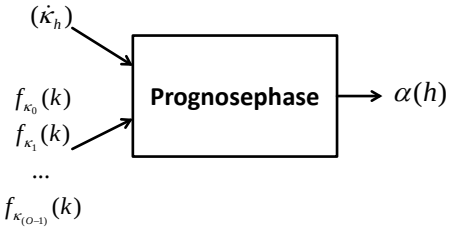


Abbildung 3.20: Ein- und Ausgangsgrößen der Prognosephase

Die Kontextfolge $(\dot{\kappa}_k)$ beinhaltet dabei die geschätzte, zeitliche Abfolge der Abnutzungskontexte für den Prognosezeitraum. Diese Folge kann beispielsweise, falls vorhanden, aus der Produktionsplanung abgeleitet werden (weitere Informationen dazu finden sich in [78]). In dieser Arbeit gilt aber Axiom 11.

Axiom 11 *Die Kontextfolge für den Prognosezeitraum ist bekannt.*

Der Prognosezeitraum beginnt bei $h = 0$ und endet bei $h = H - 1$. Für den Prognosezeitraum ist die Kontextfolge $(\dot{\kappa}_h)$ gegeben, die die erwartete Abfolge der Abnutzungskontexte $\underline{\kappa}$ definiert. Ziel ist es, basierend auf der Kontextfolge und den während der Trainingsphase geschätzten kontextsensitiven Prognosemodellen $f_{\underline{\kappa}}$ den Verlauf des Abnutzungsindikators α bis zum Prognosehorizont H zu prognostizieren.

Die kontextsensitive Prognose wird mittels Algorithmus 3.4 realisiert. Die dabei verwendete Funktion $g(f_{\kappa_o}, \alpha)$ ist die nach k umgestellte Gleichung $\alpha = f_{\kappa_o}(\underline{c}, k)$. Diese Umstellung ist prinzipiell immer möglich, da sich die Funktionen f_{κ_o}, genauso wie der Verlauf des Abnutzungsindikators (den sie modellieren), im betrachteten Zeitfenster streng monoton fallend verhalten.

Algorithm 3.4 Kontextsensitive Prognose

```
1:  function KontextsenPrognose(K, (κ̇_h), H, α_MAX, f_κ̇o, o = 0, 1, ..., O)
2:      h ← 0
3:      k = g(f_κ̇h, α_MAX)
4:      α(h) ← f_κ̇h(k + 1)
5:      for h ← 1 to H do
6:          k = g(f_κ̇h, α(h − 1))
7:          α(h) ← f_κ̇h(k + 1)
8:      end for
9:      return α
10: end function
```

In den *Zeilen 2 - 4* wird der erste Prognosewert bestimmt. Dabei wird in *Zeile 3* der Startwert des Abnutzungsindikators (nicht abgenutzter Zustand) α_{MAX} verwendet. Für den Fall, dass die Prognose für ein schon abgenutztes System erstellt wird, wird anstatt α_{MAX} der letzte bekannte Wert des Abnutzungsindikators $\alpha(N)$ verwendet.

Die *Zeilen 6 und 7* werden für jeden Prognoseschritt $h = 0, 1, ..., H$ ausgeführt. In *Zeile 6* wird dabei die dem Abnutzungskontext $\dot{\kappa}_h$ zugeordnete kontextsensitive Funktion nach k umgestellt und dieses in Abhängigkeit des letzten Prognosewertes $\alpha(h-1)$ bestimmt.

Anschließend wird in *Zeile 7* eine Einschrittprognose durchgeführt, indem der Zeitindex k um Eins inkrementiert und dann der Funktionswert in Abhängigkeit dieses Zeitindexes bestimmt wird. Der so bestimmte Wert ist der prognostizierte Wert $\alpha(h)$.

Zum besseren Verständnis ist in Abbildung 3.21 die kontextsensitive Prognose anhand eines einfachen Beispiels dargestellt. Dabei soll für $h = 3$ der Prognosewert geschätzt werden (Annahme: für $h = 0$ bis $h = 2$ wurde bereits eine Prognose erstellt).

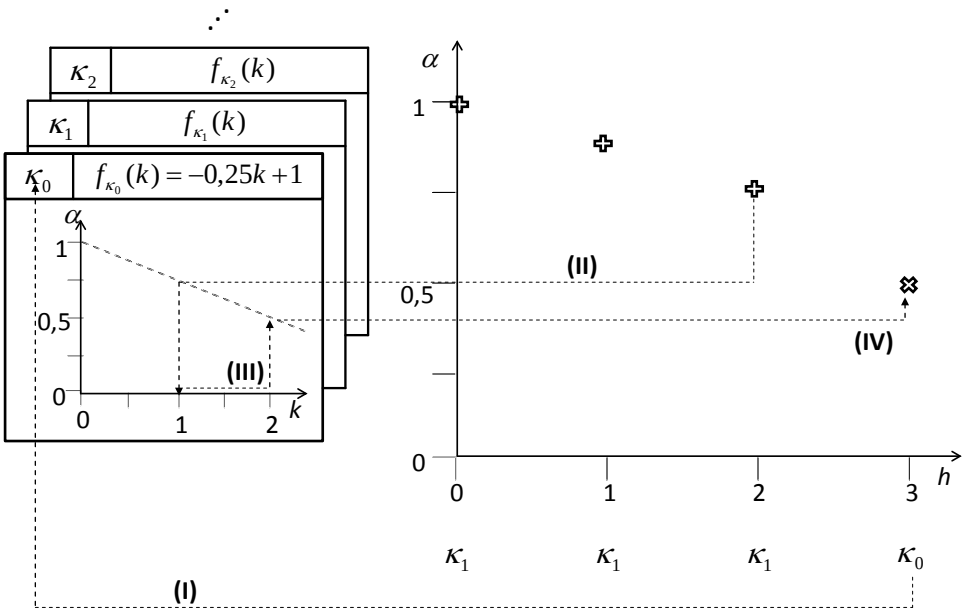


Abbildung 3.21: Beispiel für die Bestimmung einer kontextsensitiven Prognose

Erklärung zu Abbildung 3.21:

(I) Der zum Prognosezeitpunkt $h = 3$ erwartete Abnutzungskontext (κ_0) wird ermittelt und das ihm zugeordnete, in der Trainingsphase geschätzte, kontextsensitive Zeitreihenmodell ausgewählt.

(II) Der letzte prognostizierte Wert ($\alpha(2) = 0,75$) wird auf den Graph des kontextsensitiven Zeitreihenmodells übertragen. So kann die zugehörige Stelle ($k = 1$) im Graphen bestimmt werden (hierbei gilt: $k \in \mathbb{R}$).

(III) k wird um eins inkrementiert und dann der Funktionswert des kontextsensitiven Zeitreihenmodells bestimmt ($f_{\kappa_0}(k+1) = 0,5$).

(IV) Der in Schritt (III) bestimmte Funktionswert ist der Prognosewert für $\alpha(3)$.

3.2.2 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal

In Abschnitt 3.2.1 ist beschrieben, wie der Einfluss von Abnutzungskontexten modelliert und so Maschinenzustände (im Sinne der zustandsorientierten Instandhaltung) genauer prognostiziert werden können. Bei dem dort vorgestellten Lösungsansatz wird die zeitliche Entwicklung eines Abnutzungsindikators unter dem Einfluss verschiedener Abnutzungskontexte modelliert. In solchen Fällen, wo relevante Messdaten am technischen System nicht aufgezeichnet werden können oder sollen, kann auch kein Abnutzungsmerkmal bestimmt und das beschriebene Verfahren nicht angewendet werden.

In der Literatur werden in solchen Fällen Ausfallzeitpunkte von technischen Systemen, basierend ausschließlich auf Wahrscheinlichkeitskenngrößen geschätzt (siehe Abschnitt 2.4.1). Abnutzungskontexte bleiben dabei unberücksichtigt.

Ziel des in diesem Abschnitt vorgestellten und im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Lösungsansatzes ist es deshalb, Abnutzungsvariabilität bei der Abnutzungsprognose zu berücksichtigen, ohne dabei auf messbare Abnutzungsmerkmale zurückzugreifen. Diesem Ansatz liegt Hypothese 6 zugrunde.

Hypothese 6 *Die Genauigkeit von Abnutzungsprognosen technischer Systeme kann gegenüber existierenden Prognoseverfahren verbessert werden, indem Abnutzungskontexte berücksichtigt werden. Dies gilt auch dann, wenn kein Abnutzungsmerkmal vorhanden ist.*

3.2.2.1 Voraussetzungen und Annahmen

Im Folgenden werden die Voraussetzungen für die anschließend vorgestellte Lösung angegeben.

- Gegenstand der Betrachtung ist ein technisches System (alle weiteren Anforderungen beziehen sich auf dieses System).
- Das technische System nutzt sich ab.
- Die Abnutzung ist irreversibel (siehe Axiom 1 auf Seite 15).
- Die Abnutzung führt zu Driftausfällen (siehe Axiom 3 auf Seite 16) und nicht zu Sprungausfällen.
- Die Ausfälle sind abnutzungsbedingt (siehe Axiom 4 auf Seite 17).
- Abnutzungsrelevante, auf ein technisches System einwirkende Beanspruchungen sind messbar.
- Das Abnutzungsverhalten des technischen Systems ist näherungsweise linear.

Zur besseren Übersicht sind in Tabelle 3.3 für den Lösungsansatz wichtige Größen aufgelistet.

Tabelle 3.3: Größen für die kontextsensitive Prognose

NAME	NOTATION	BESCHREIBUNG
Technisches System		An ihm läuft genau ein Abnutzungsvorgang ab.
Typ des technischen System		Dieser umfasst baugleiche technische Systeme, denen ein ähnliches Systemverhalten bzw. Abnutzungsverhalten unterstellt werden kann.
Betriebsszyklus	b mit $b = 0, 1, ..., B - 1$	In der Regel durchläuft ein technisches System verschiedene Zyklen, die jeweils von der Inbetriebnahme bis zu dessem Ausfall reichen (siehe auch Abbildung 2.5). Jedem Zyklus ist dabei ein Index b zugeordnet. Darüber hinaus können hier auch Betriebszyklen von technischen Systemen gleichen Typs mit einbezogen werden (gemäß des ergodischen Theorems). Es wird vorausgesetzt, dass mindesten ein Betriebszyklus vorhanden ist.
Zeitindex	k mit $k = 0, 1, ..., N_b - 1$	Jeder Abtastzeitpunkt wird mit einer Nummer (dem Zeitindex) versehen. N_b definiert die Anzahl der Abtastschritte die zwischen der Inbetriebnahme und dem Ausfall eines technischen Systems (für den Betriebszyklus b) liegen. Dem Zeitindex kann mittels des Abtastintervalls eine Zeit t zugeordnet werden.
Prognosehorizont	H mit $H \in \mathbb{N}$	Die Prognose soll bis zu diesem Zeitpunkt $N + H$ reichen.
Abtastintervall	$T[t]$	Das Abtastintervall definiert die Zeitdifferenz zwischen zwei Abtastzeitpunkten.

3.2.2.2 Lösung

Vorbemerkung: Zur Realisierung dieses Verfahrens müssen zunächst Abnutzungskontexte sowie historische und zukünftige Kontextfolgen (gemäß Abschnitt 3.2.1.3) bestimmt werden. Da hier davon ausgegangen wird, dass keine Messgrößen des untersuchten technischen Systems zur Verfügung stehen, muss die Bestimmung der genannten Größen basierend auf Expertenwissen durchgeführt werden. Damit ist eine höhere Ungenauigkeit bei der Bestimmung der Abnutzungskontexte zu erwarten. Die Güte des in diesem Abschnitt vorgestellten Verfahrens hängt damit stark von der Fähigkeit ab, Abnutzungskontexte adäquat zu bestimmen.

Der hier vorgestellte Lösungsansatz besteht aus einer Trainingsphase und einer Prognosephase. In der Trainingsphase werden basierend auf historischen Kontextfolgen Abnutzungskontexte gewichtet. In der Prognosephase wird, basierend auf diesen Gewichtungen und einer erwarteten Kontextfolge, eine Prognose erstellt.

Abbildung 3.22 zeigt die Schritte der beiden Phasen im Überblick.

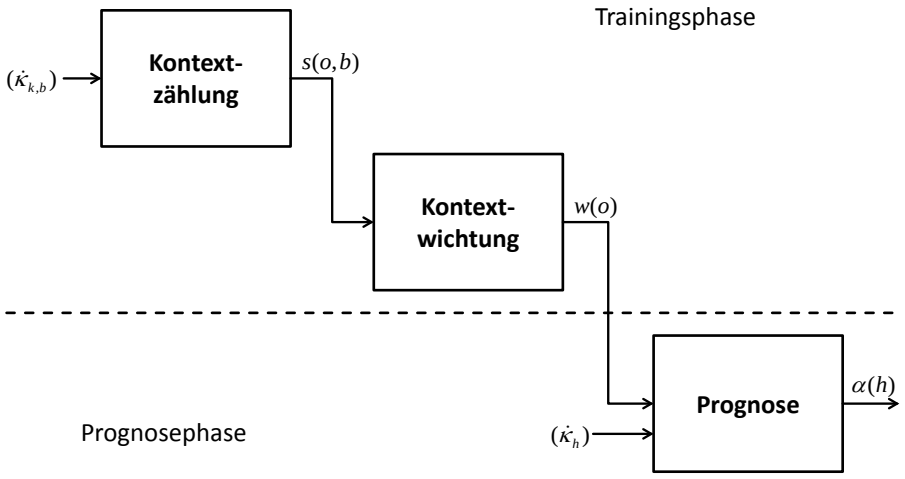


Abbildung 3.22: Schritte zur Erstellung von kontextsensitiven Prognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal

Trainingsphase: Zunächst wird für jeden Betriebszyklus b die Häufigkeit $s(o, b)$ der Vorkommen der Abnutzungskontexte κ_o gezählt. Das heißt, es wird gezählt, an wie vielen Abtastzeitpunkten ein bestimmter Abnutzungskontext vorkommt. Dies lässt sich mittels des Algorithmus 3.5 aus den gegebenen (historischen) Kontextfolgen berechnen. Dabei gilt Axiom 12.

Axiom 12 *An dem untersuchten technischen System werden mindestens genauso viele Betriebszyklen wie Abnutzungskontexte gemessen.*

Als Nächstes wird jedem Abnutzungskontext $\kappa \in K$ ein Gewicht $w(\kappa)$ zugeordnet.

Algorithm 3.5 Kontextzählung

```
1: function KONTEXTZÄHLUNG(K, (κ̇_{h,b}))
2:     for o ← 0 to O − 1 do                ▷ Iteration über alle Abnutzungskontexte
3:         for b ← 0 to B − 1 do                ▷ Iteration über alle Betriebszyklen
4:             s(o, b) ← 0
5:             for k ← 0 to N_b − 1 do          ▷ Iteration über alle Abtastzeitpunkte
6:                 if κ̇_k = κ_o then
7:                     s(o, b) ← s(o, b) + 1
8:                 end if
9:             end for
10:        end for
11:    end for
12:    return s(o, b)
13: end function
```

Dieses modelliert den Abnutzungsfortschritt eines technischen Systems unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes (für jeweils einen Abtastschritt). Dabei wird definiert, dass die Summe aller Gewichte bis zu einem Ausfall 1 beträgt (Gleichung 3.27).

$$\sum_{k=0}^{N_b-1} w(\dot{\kappa}_{k,b}) = 1 \tag{3.27}$$

Basierend auf Gleichung 3.27 wird das Gleichungssystem $M \cdot \underline{w} = \underline{e}$ erzeugt (Gleichung 3.28).

$$\begin{pmatrix} s(0,0) & \cdots & s((O-1),0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s(0,(B-1)) & \cdots & s((O-1),(B-1)) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} w(\kappa_0) \\ \vdots \\ w(\kappa_{(O-1)}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} \tag{3.28}$$

Die Matrix M beinhaltet die in Algorithmus 3.5 berechneten Auftrittshäufigkeiten der Abnutzungskontexte je Betriebszyklus. Der Vektor $\underline{w}$ enthält die zu bestimmenden Gewichtungen der Abnutzungskontexte und der Vektor $\underline{e}$ ist mit Einsen gefüllt. Eine Eins repräsentiert dabei den Startwert bei Inbetriebnahme eines untersuchten technischen Systems.

In der Praxis ist das in Gleichung 3.28 definierte Gleichungssystem häufig überbestimmt. Deshalb wird seine Lösung als Minimierungsproblem (Methode der kleinsten Quadrate) formuliert (Gleichung 3.29).

$$\sum_{b}^{B-1} (1 - w(0) \cdot s(0,b) - w(1) \cdot s(1,b) ... - w(O-1) \cdot s(O-1,b))^2 \rightarrow \min \tag{3.29}$$

Die Lösung des in Gleichung 3.29 definierten Minimierungsproblem ist in Gleichung 3.30 dargestellt (mit der invertierten Kovarianzmatrix $(M^T \cdot M)^{-1}$).

$$\underline{w} = (M^T \cdot M)^{-1} \cdot M \cdot \underline{e} \tag{3.30}$$

Das Ergebnis ist jeweils ein Gewicht $w(\kappa)$ für jeden Abnutzumgskontext $\underline{\kappa}$, das den Fortschritt der Abnutzung, je Abtastzeitpunkt, modelliert.

Prognosephase: Basierend auf der erwarteten Kontextfolge $(\dot{\kappa}_h)$ und den in der Trainingsphase geschätzten Gewichtungen $w(\kappa_o)$ wird in der Prognosephase für den Prognosezeitpunkt H der Abnutzungsfortschritt $\alpha(H)$ geschätzt. Dafür werden die Gewichtungen bis zum Prognosehorizont H summiert und von dem Startwert (1) des Abnutzungsindikators subtrahiert (Gleichung 3.31).

$$\alpha(H) = 1 - \sum_{h=0}^{H} w(\dot{\kappa}_h), \dot{\kappa} \in K \tag{3.31}$$

Abbildung 3.23 verdeutlicht die Prognose an einem fiktiven Beispiel.

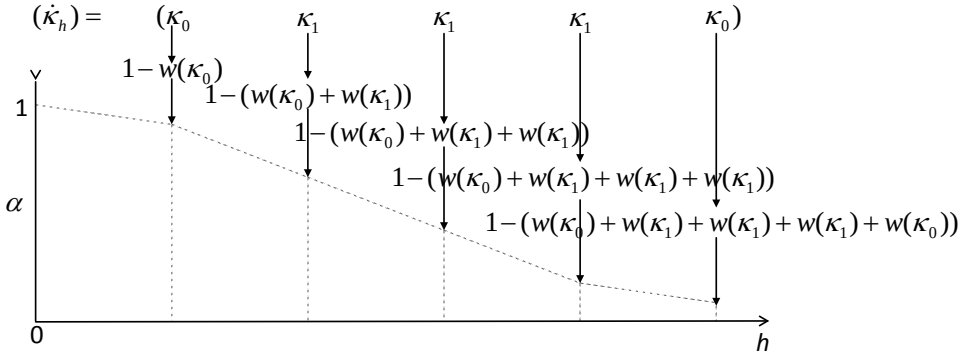


Abbildung 3.23: Beispiel einer Abnutzungsprognose für gegebene Gewichtungen und eine Kontextfolge

4 Evaluation

Die drei in Kapitel 3 vorgestellten Lösungsansätze wurden im Rahmen dieser Arbeit an verschiedenen Testsystemen evaluiert. Das Ziel der Evaluation ist es, die in dieser Arbeit formulierten Hypothesen zu überprüfen und damit die in der Einleitung formulierten Forschungsfragen zu beantworten. Des Weiteren sollen die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Lösungsansätze mit relevanten existierenden Verfahren verglichen werden.

Der erste Abschnitt dieses Kapitels enthält eine Beschreibung der Testsysteme, an denen die Evaluation durchgeführt wurde. Zur Bewertung der Verfahren sind in den folgenden Abschnitten jeweils für jedes der zu evaluierenden Verfahren Gütekriterien definiert. Abschließend sind die Ergebnisse der durchgeführten Versuche und deren Bewertung (anhand der Gütekriterien) dargestellt.

4.1 Beschreibung der Testsysteme

In diesem Abschnitt werden die zur Evaluation der Lösungsansätze eingesetzten Testsyteme vorgestellt. Bei diesen Testsytemen handelt es sich um eine Zuluftanlage, die Simulation dieser Zuluftanlage und ein Zahnradgetriebe. In den folgenden Abschnitten werden diese Testsysteme genauer beschrieben.

4.1.1 Zuluftanlage

Im Rahmen dieser Arbeit wurde die Abnutzung an einer Zuluftanlage untersucht. Der Vollständigkeit halber ist in Abbildung 4.1 die gesamte Zuluftanlage schematisch dargestellt.

Da an dieser Anlage gleichzeitig unterschiedliche Abnutzungsprozesse ablaufen, wurde gemäß Axiom 7 auf Seite 47 nur ein funktional zusammenhängender Teil der Gesamtanlage betrachtet, dem genau eine Abnutzungsgröße zugeordnet ist.

Dieser Teil der Anlage ist dadurch charakterisiert, dass ein Ventilator Außenluft in das Innere eines Gebäudes, bestehend aus ca. 150 Räumen, befördert. Für die Gewährleistung einer ausreichenden Luftqualität filtert dabei ein Luftfilter Schmutzpartikel aus der einströmenden Außenluft (Abbildung 4.2). Zusätzlich sind zur Veranschaulichung in Abbildung 4.3 die Komponenten der Zuluftanlage dargestellt.

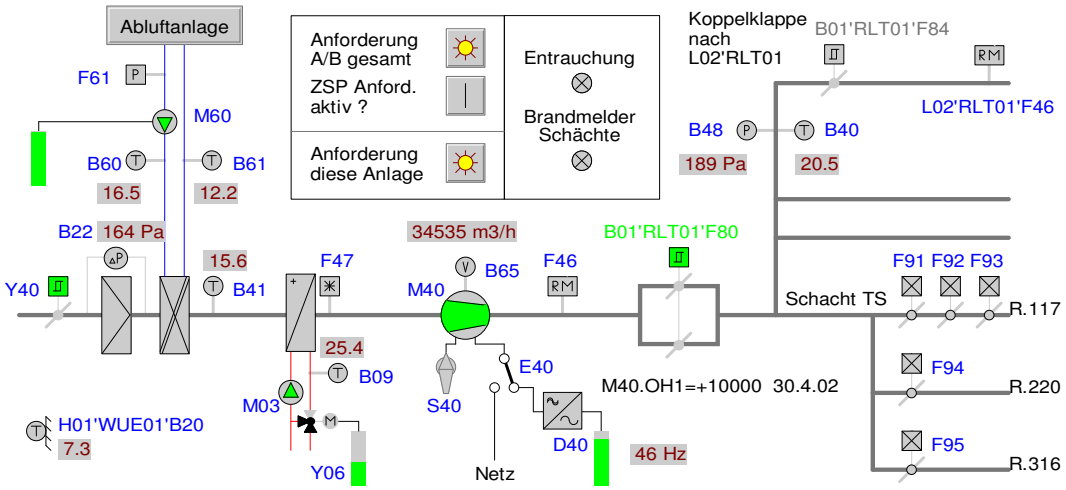


Abbildung 4.1: Schematische Darstellung der gesamten Zuluftanalge

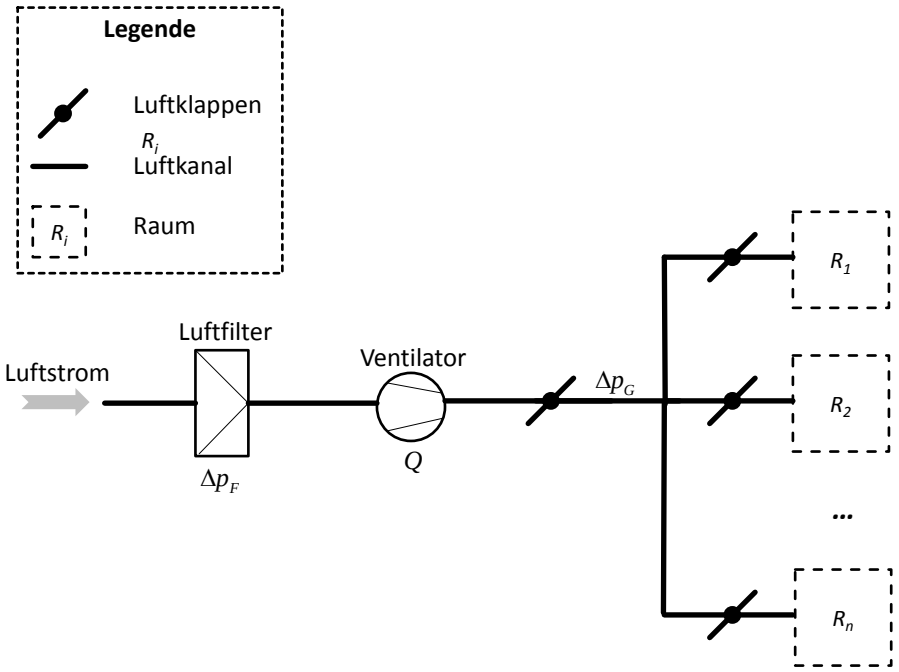


Abbildung 4.2: Schematische Darstellung einer Zuluftanalge mit Luftfilter

(a) Luftkanal

(b) Luftfilter

(c) Luftfilter Nahaufnahme

(d) Ventilator

Abbildung 4.3: Komponenten der Zuluftanlage (siehe auch Abbildung 4.2)

In den Luftkanälen vor den Räumen des Gebäudes befinden sich Luftklappen (eine je Raum). Diese können geöffnet werden, um so eine ausreichende Versorgung der Räumlichkeiten mit Frischluft zu gewährleisten. Eine automatische Öffnung der Luftklappen erfolgt an Arbeitstagen um 7:00 Uhr und eine automatische Reduzierung des Volumenstroms um 17:00 Uhr (Abbildung 4.4). Diese Zeiten entsprechen grob den üblichen Arbeitszeiten der Angestellten im Gebäude. Zusätzlich können einzelne Luftklappen bei Bedarf auch manuell geöffnet werden, zum Beispiel wenn außerhalb der Arbeitszeiten Räumlichkeiten genutzt werden sollen. An Wochenenden und in den Betriebsferien werden weniger Räume als an den Arbeitstagen genutzt, was sich in der geringeren Gesamtanzahl geöffneter Luftklappen äußert.

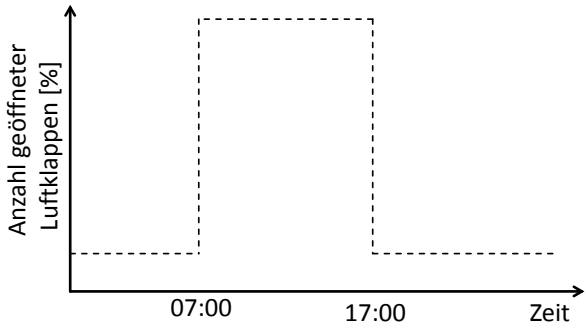
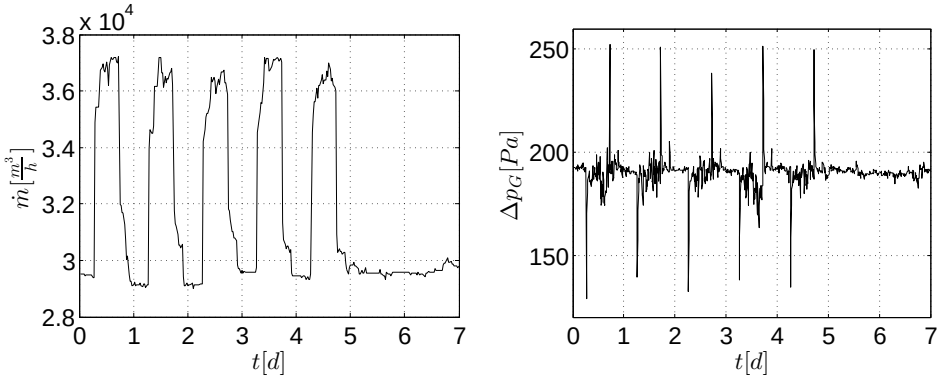


Abbildung 4.4: Anzahl geöffneter Luftklappen zu verschiedenen Tageszeiten an einem Arbeitstag (modellhaft)

Um den Transport von frischer Luft in die Räumlichkeiten zu gewährleisten, wird der Luftdruck im Luftkanal konstant etwa 190 Pascal über dem Druck in den Räumlichkeiten gehalten. Dies wird mittels Regelung (PI-Regler) der Ventilatordrehzahl erreicht. Dabei wird bei Differenzdrücken, die unter dem Sollwert liegen, die Ventilatordrehzahl erhöht und bei darüber liegenden gesenkt.

Während des Betriebs der Zuluftanlage wird eine Vielzahl von Größen an der Zuluftanlage mittels installierter Sensorik äquidistant abgetastet. Für diese Arbeit relevant sind dabei der Volumenstrom $Q[\frac{m^3}{h}]$ am Ventilator, der Differenzdruck $\Delta p_F[Pa]$ am Luftfilter (Differenz zwischen Eingangsdruck und Ausgangsdruck am Luftfilter) und der Differenzdruck $\Delta p_G[Pa]$ im Luftkanal (Differenz zwischen Druck außerhalb des Gebäudes und im Luftkanal).

In Abbildung 4.5(a) ist der typische Verlauf des Volumenstroms über eine Zeitdauer von einer Woche (Montag - Sonntag) dargestellt. Abbildung 4.5(b) zeigt den im gleichen Zeitraum aufgezeichneten Verlauf des Differenzdrucks im Luftkanal. Bei beiden Abbildungen ist zu beachten, dass die Abszissen die Ordinaten nicht bei 0 schneiden und somit eine Vergrößerung der relevanten Bereiche erreicht wird.



(a) Volumenstrom

(b) Differenzdruck im Luftkanal

Abbildung 4.5: Gegenüberstellung Volumenstrom und Differenzdruck (Gebäude)

Erwartungsgemäß zeigen sich beim Volumenstrom jeweils zwei Niveauverschiebungen für jeden Arbeitstag (7:00 Uhr und 17:00 Uhr). Sie resultieren aus der zu diesen Zeiten stattfindenden automatischen Öffnung bzw. Schließung der Luftklappen. Diese führen zu einer im Luftkanal gemessenen Druckdifferenzänderung. Dabei gilt: Je mehr Luftklappen geöffnet sind, desto größer ist das mit Frischluft zu versorgende Gesamtvolumen des Gebäudes. Die dadurch verursachte Druckdifferenzänderung wird durch die Regelung der Ventilatordrehzahl kompensiert, so der Volumenstrom angepasst und die Soll-Druckdifferenz von 190 Pascal gewährleistet.

In Abbildung 4.5(b) ist die über den gleichen Zeitraum aufgezeichnete Druckdifferenz (im Luftkanal) dargestellt. Die plötzlichen Druckveränderungen (Abweichungen vom Sollwert 190 Pascal) werden durch das Öffnen und Schließen der Luftklappen und verzögerte Anpassung der Ventilatordrehzahl verursacht. Dadurch bedingt kommt es zu

einem kurzzeitigen Druckabfall zu Beginn eines Arbeitstages und zu einem kurzzeitigen Druckanstieg am Ende eines Arbeitstages.

Die Zuluftanlage nutzt sich ab, da kontinuierlich Staub im Luftfilter abgeschieden wird. Es handelt sich dabei der Abnutzungsart nach um eine Verschmutzung (siehe Abschnitt 2.1.1). Infolgedessen verringert sich die Durchlässigkeit des Luftfilters und der Lufttransport wird erschwert. Dies wiederum führt zu einer erhöhten Leistungsaufnahme des ihn antreibenden elektrischen Motors und damit zu steigendem Energieverbrauch und damit verbunden zu steigenden Kosten. Außerdem verschlechtert sich so zunehmend die Luftqualität im Inneren des Gebäudes (Abbildung 4.6).

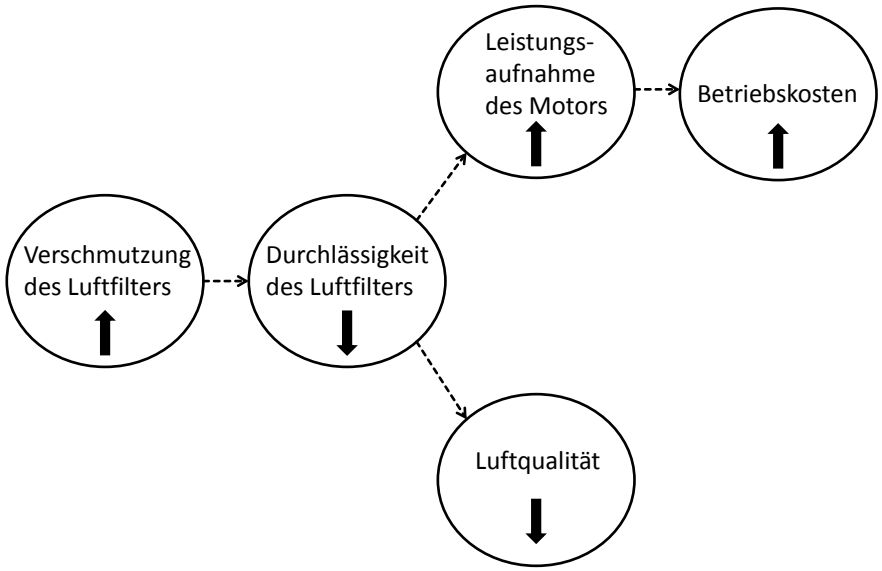


Abbildung 4.6: Ursache-Wirkungs-Graph der Abnutzung des Luftfilters

Die über die Zeit zunehmende Verschmutzung des Luftfilters lässt sich anhand des an ihm gemessen Differenzdrucks beobachten (Abbildung 4.7).

Es ist sichtbar, dass sich der Differenzdruck (abnutzungsbedingt) trendartig verändert. Gleichzeitig sind täglich zwei Niveauverschiebungen (7 Uhr und 17 Uhr) zu erkennen, da sich der Differenzdruck überproportional zum Volumenstrom verhält und dieser, wie oben beschrieben, mit der Luftklappentätigkeit (siehe Arbeitszeiten) korreliert. Die im Diagramm sichtbaren *Ausreißer* werden verursacht durch Abschaltungen der Zuluftanlage zu diesen Zeitpunkten. Das Intervall ohne zyklische Schwankungen (etwa ab dem Tag 150) repräsentiert die Betriebsferien.

Der Filter wird periodisch einmal im Jahr ausgetauscht (periodische Instandhaltung).

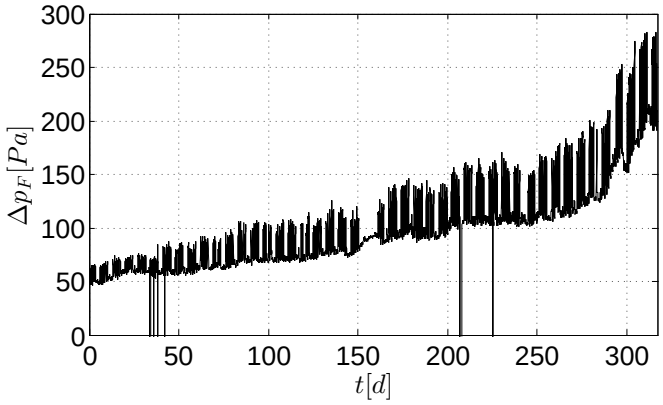


Abbildung 4.7: Abnutzungsbedingte Veränderung des Differenzdrucks am Filter innerhalb von 10 Monaten

4.1.2 Simulation einer Zuluftanlage

Um die in dieser Arbeit vorgestellten Lösungen umfassend validieren zu können, müssen die Systemgrößen kontrollierbar sein. Dies betrifft besonders die Abnutzungskontexte, die in der in Abschnitt 4.1.1 beschriebenen Zuluftanlage derzeitig nicht erfasst werden. Aus diesem Grund wurde die Zuluftanalge mitsamt der auf sie einwirkenden Abnutzungskontexte in einem vereinfachten Anlagenmodell simuliert. Im Folgenden ist diese Simulation beschrieben.

4.1.2.1 Physikalisches Verhalten

In diesem Abschnitt sind die physikalischen Gesetzmäßigkeiten der in Abschnitt 4.1.1 beschriebenen Zuluftanage aufgeführt. Sie bilden die Grundlage für die Gestaltung der Simulationssoftware. Die dafür nötige Analyse erfolgte anhand vorliegender Messdaten der Zuluftanlage und dem in [79] und [13] beschriebenen bereichsspezifischen Fachwissen.

Das Abtastintervall T beträgt in der gesamten Simulation $T = 10min$.
Der Differenzdruck am Filter Δp_F wird mittels Gleichung 4.1 bestimmt [79].

$$\Delta p_F = R \cdot \left(\frac{\rho \cdot Q}{\dot{m}_E} \right)^n; \quad \rho = 1,2041 \frac{kg}{m^3}; \dot{m}_E = 360 \frac{kg}{h} \tag{4.1}$$

Dabei wurde der Druckabfallexponent mit $n = 1,76$ (dimensionslos) anhand der vorliegenden Messdaten geschätzt. Wie in der Gleichung 4.1 zu erkennen ist, hängt der Differenzdruck am Filter vom Volumenstrom Q, dem Strömungswiderstand R, der Luftdichte ρ und dem Einheitsmassenstrom $\dot{m}_E$ ab. Die simulative Bestimmung der in der Gleichung genannten Größen ist im Folgenden erklärt.

Der Volumenstrom Q verhält sich proportional zur Lüfterdrehzahl des Ventilators. Die Lüfterdrehzahl wird, wie bereits in Abschnitt 4.1.1 erläutert, in Abhängigkeit vom Differenzdruck Δp_G geregelt. Da keine Messdaten zur Lüfterdrehzahl vorliegen, wird

der Volumenstrom in der Simulation direkt geregelt. Das Blockschaltbild des in der Simulation verwendeten Regelkreises ist in Abbildung 4.8 dargestellt.

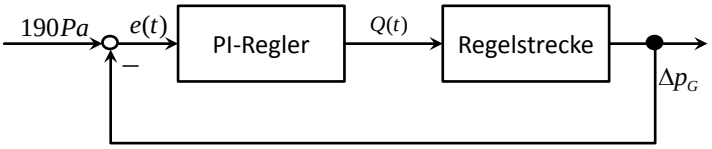


Abbildung 4.8: Blockschaltbild des Regelkreises zur Reglung des Differenzdrucks Δp_G

Bei dem in Abbildung 4.8 dargestellten Regler handelt es sich um einen PI-Regler. Sein Verhalten ist in Gleichung 4.2 definiert. Dabei wurden anhand des beobachteten Systemverhaltens der Zuluftanlage die Regelparameter $k_p = 5\frac{m^3}{h \cdot Pa}$ und $T_n = 0,0514h$ geschätzt.

$$Q(t) = k_p \cdot e(t) + \frac{k_p}{T_n} \int_0^t e(t)dt; \quad e(t) = (190Pa - \Delta p_G) \tag{4.2}$$

Der Strömungswiderstand $R[Pa]$ im Luftfilter ist ein Faktor, der den Differenzdruck Δp_F bestimmt. Dabei verhalten sich beide Größen proportional zueinander. Er wird direkt durch die abgeschiedene Staubmenge $m_S[g]$ im Luftfilter bestimmt. Der Zusammenhang zwischen Staubmenge und Strömungswiderstand wurde anhand realer Daten und der in [13] beschriebenen Staub-Differenzdruck-Kennlinie eines vergleichbaren Luftfilters geschätzt (Gleichung 4.3).

$$R = c_0 \cdot e^{c_1 \cdot m_S}; \quad c_0 = 0,021; c_1 = 0,0035 \tag{4.3}$$

Die Zunahme der Staubmenge m_S ist abhängig vom Volumenstrom Q. Je höher dieser ist, desto mehr Staub wird im Luftfilter abgeschieden (Gleichung 4.4).

$$m_S(h) = \sum_{k=0}^{h} c_2 \frac{g \cdot h}{m^3} \cdot Q; \quad c_2 = 0,00000087 \tag{4.4}$$

Die Gleichung 4.4 besagt, dass in einem Zeitraum von 10 min und einem Volumenstrom von $1\frac{m^3}{h}$ im Luftfilter $0,00000087g$ Staub abgeschieden werden.

Um den Einfluss der Luftklappen auf den Differenzdruck (im Gebäude) Δp_G zu modellieren, wird die Größe $L[\frac{h \cdot Pa}{m^3}]$ genutzt. Sie ist abhängig von der Anzahl der geöffneten Luftklappen und bestimmt als Faktor des Volumenstroms den Differenzdruck (Gleichung 4.5). So beträgt der Wert dieser Größe während der Hauptarbeitszeit der Angestellten im Gebäude (7:00 Uhr - 17:00 Uhr) beispielsweise $L = 0,0051\frac{h \cdot Pa}{m^3}$. Die Größe L wurde anhand des gemessenen Systemverhaltens der Zuluftanlage geschätzt.

$$\Delta p_G = Q \cdot L \tag{4.5}$$

Abbildung 4.9 stellt die Abhängigkeit des Differenzdrucks Δp_G vom Volumenstrom Q anhand verschiedener Größen L dar. Dabei sind auch die Sollgröße $\Delta p_G = 190Pa$ und die dafür notwendigen Volumenströme Q eingezeichnet.

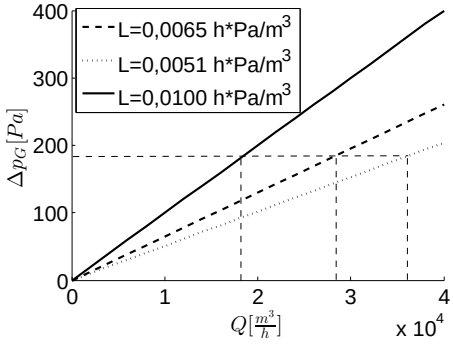


Abbildung 4.9: Gegenüberstellung des Differenzdrucks im Gebäude und des Volumenstroms für verschiedene Größen L.

4.1.2.2 Erweiterungen des Anwendungsbeispiels

Da keine auf die Zuluftanlage einwirkenden Beanspruchungen erfasst werden und diese außerdem für Testzwecke kontrollierbar sein müssen, werden sie simuliert. Dies ermöglicht eine präzise Validierung des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens der kontextsensitiven Prognose.

Eine Beanspruchung kann im realen System durch die Anzahl geöffneter Luftklappen qualifiziert werden. Diese bewirken eine Anpassung des Volumenstroms und beeinflussen damit die Staubmenge, die je Zeiteinheit im Filter abgeschieden wird (siehe Gleichung 4.4). Da für die Anzahl geöffneter Luftklappen keine Messdaten vorliegen, wird in der Simulation der Volumenstrom als Indikator für diese Größe genutzt. Dies ist möglich, da je nach Anzahl geöffneter Luftklappen der Differenzdruck Δp_G verändert und durch eine Anpassung (Regelung) des Volumenstroms wieder ausgeglichen wird (siehe auch Abbildung 4.8). Die gemessenen Volumenströme werden auf das Intervall [0,100] normiert. Dabei wird unterstellt, dass bei einem Wert von 100 alle Luftklappen geöffnet sind und bei einem Wert von 0 alle Luftklappen geschlossen sind. Anschließend werden die normierten Werte verschiedenen Wochentagen und Tageszeiten zugeordnet (siehe Abbildung 4.10). Da diese Größe in etwa die Raumauslastung im Gebäude repräsentiert, wird sie als solche bezeichnet (Formelzeichen $A[\%]$).

Zusätzlich zu der eben beschriebenen Beanspruchung wird die Simulation um eine weitere Beanspruchung ergänzt. Dabei handelt es sich um den Grad der Luftverschmutzung der ins Gebäude einströmenden Luft. Die Simulation der tageszeitabhängigen Intensität der Luftverschmutzung basiert dabei auf real gemessenen Daten einer Gemeinde [80]. In der Simulation wird dabei davon ausgegangen, dass eine höhere Luftverschmutzung zu einer größeren Abscheidung von Staub im Luftfilter führt. Realistisch simuliert wird dieses Verhalten, indem die Staubkonstante c_2 in Gleichung 4.4 mit einem der Luftverschmutzung entsprechenden (gemittelten und mit einem normalverteilten Rauschen additiv verknüpften) Wert v multipliziert wird (Gleichung 4.6).

$$c_2 \leftarrow c_2 \cdot v \tag{4.6}$$

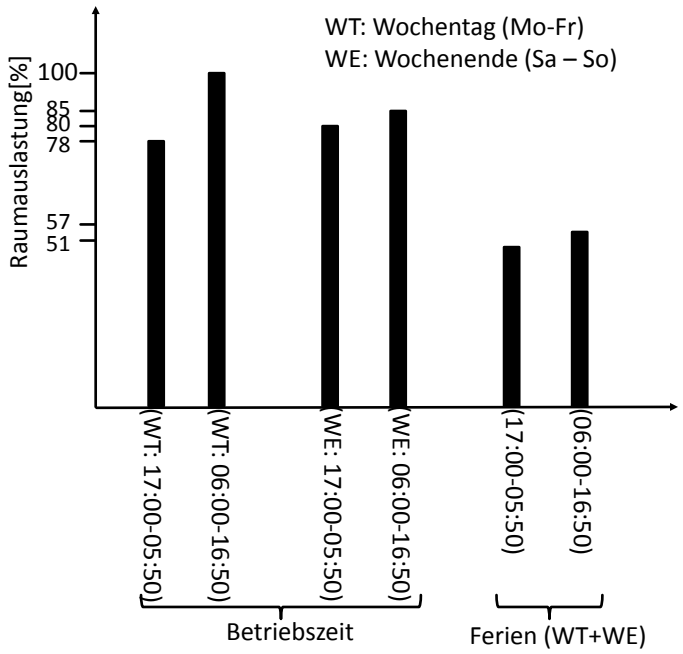


Abbildung 4.10: Simulierte Raumauslastung zu verschiedenen Tageszeiten und Wochentagen

In Abbildung 4.11 ist beispielhaft der Verlauf der Größe v über einen Zeitraum von 48 Stunden dargestellt. Es ist dabei sichtbar, dass in den Nachtstunden der Grad der Luftverschmutzung deutlich kleiner ist als am Tag. Des Weiteren nimmt der Grad der Luftverschmutzung in den Mittagsstunden eines jeden Tages leicht ab.

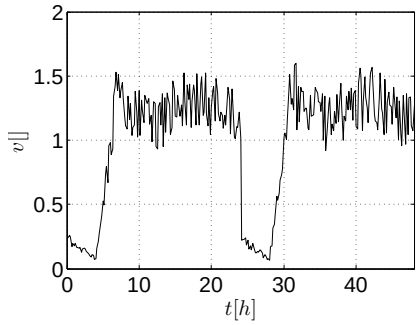


Abbildung 4.11: Simulierter Verlauf der Luftverschmutzungsgröße v über einen Zeitraum von 48 Stunden

Um die Robustheit der in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren zu testen, werden neben den beiden genannten Beanspruchungen (Luftklappenverhalten und Luftverschmutzung) zusätzlich noch zwei Störgrößen simuliert. Bei einer dieser Störgrößen handelt es sich um die relative Luftfeuchtigkeit $\varphi[\%]$ der ins Gebäude einströmenden Luft. Die Simu-

lation der relativen Luftfeuchtigkeit basiert dabei auf Wetterdaten einer Wetterstation aus dem Jahr 2008. Sie weist dabei zwei additiv verknüpfte Zeitreihenkomponenten auf. Dazu gehört eine jährlich wiederkehrende Komponente sowie eine tageszeitabhängige Komponente. In der Simulation beeinflusst die relative Luftfeuchtigkeit den Differenzdruck des Filters Δp_F, da von einer Veränderung seines Reibungsverhaltens ausgegangen wird (Gleichung 4.7).

$$\Delta p_F \leftarrow \Delta p_F \cdot \varphi \tag{4.7}$$

Bei der zweiten Störgröße handelt es sich um ein normalverteiltes weißes Rauschen ω, das mit den simulierten Messgrößen additiv verknüpft ist. Alle in diesem Abschnitt beschriebenen Beanspruchungen und Störungen und ihr Zusammenwirken sind zur besseren Veranschaulichung in Abbildung 4.12 gemeinsam dargestellt.

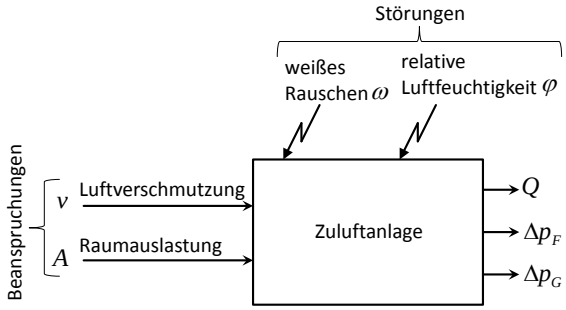
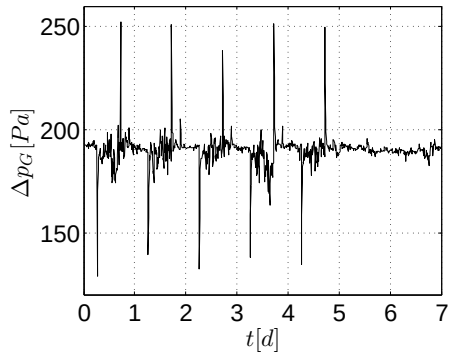


Abbildung 4.12: Simulierte Beanspruchungen und Störgrößen

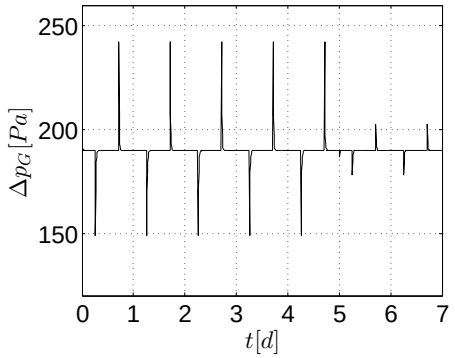
4.1.2.3 Vergleich der Simulation und der realen Zuluftanlage

Basierend auf den in Abschnitt 4.1.2.1 und 4.1.2.2 beschriebenen Größen wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Simulation der Zuluftanlage in der Programmiersprache JAVA [81] implementiert. Ziel der Simulation ist es, das prinzipielle Systemverhalten der Zuluftanlage nachzubilden und so eine Datenbasis für die Evaluierung der in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren zu schaffen. Um die Qualität der Simulation zu bewerten, wurden mittels der Simulation Messwerte erzeugt und diese mit an der Zuluftanlage gemessenen Messwerten verglichen. Die Ergebnisse dieser Analyse sind im Folgenden dargestellt.

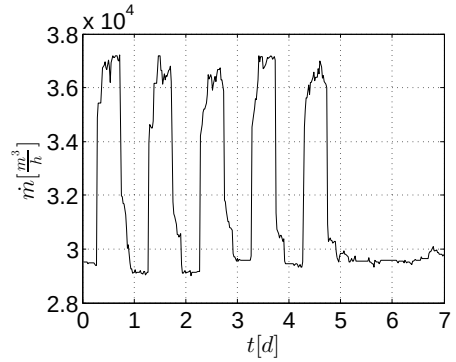
In Abbildung 4.13 sind die gemessenen Werte den simulierten Werten des Differenzdrucks im Luftkanal Δp_G, des Volumenstroms Q und des Differenzdrucks am Luftfilter Δp_F gegenübergestellt. Es ist dabei deutlich sichtbar, dass das prinzipielle Verhalten dieser Größen in der Simulation realistisch wiedergegeben wird. Dies wird auch anhand des Bestimmtheitsmaßes deutlich, dass zwischen den simulierten und den gemessenen Werten $R^2 \approx 0,91$ beträgt. Die verhältnismäßig großen Ausschläge der simulierten Messgrößen jeweils am Ende einer Woche resultieren aus einer angenommenen erhöhten Raumbelegung an diesen Tagen in der Simulation. Dies dient dazu, die Simulation um weitere Abnutzungskontexte zu erweitern. Des Weiteren ist ist im Verlauf des Differenzdrucks am Luftfilter in den gemessenen Werten als auch in der Simulation ein abnutzungsbedingter Trend erkennbar.



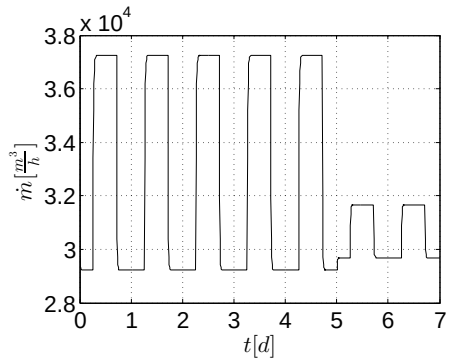
(a) Gemessener Differenzdruck im Luftkanal



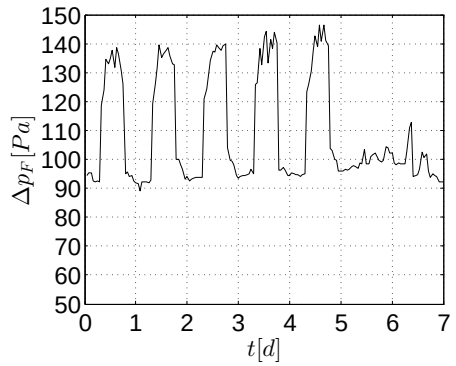
(b) Simulierter Differenzdruck im Luftkanal



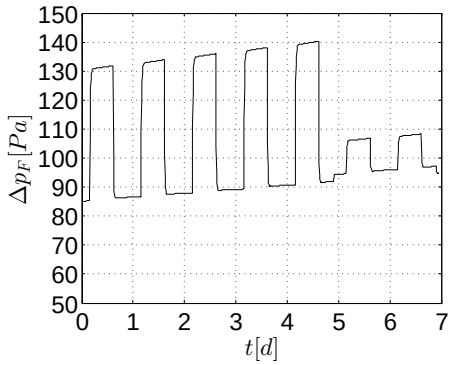
(c) Gemessener Volumenstrom



(d) Simulierter Volumenstrom



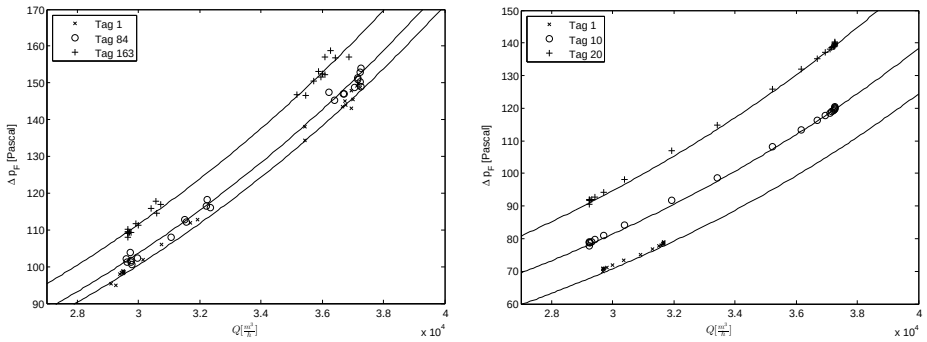
(e) Gemessener Differenzdruck am Luftfilter



(f) Simulierter Differenzdruck am Luftfilter

Abbildung 4.13: Gegenüberstellung von gemessenem und simuliertem Differenzdruck (Gebäude)

Wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, wird in dieser Arbeit davon ausgegangen, dass sich die Abnutzung von technischen Systemen anhand ihrer Kennliniendrifte bestimmen lässt. Um diese These zu überprüfen und außerdem die Validität der Simulation zu zeigen, sind in Abbildung 4.14 die an jeweils drei verschiedenen Tagen bestimmten Volumenstrom-Differenzdruck-Kennlinien gegenübergestellt.



(a) Kennliniendrift (Zuluftanlage) (b) Kennliniendrift (Simulation)

Abbildung 4.14: Gegenüberstellung abnutzungsbedingte Kennlieniendrifte bei gemessenen und simulierten Daten

Die Kennlinienfunktion für die Daten der Zuluftanlage als auch der Simulation ist in Gleichung 4.8 definiert. Dabei ist der Parameter c_1 bei allen Kennlinien in etwa gleich groß. Der Parameter c_0 dagegen hängt vom Abnutzungszustand zum Zeitpunkt der Messung ab.

$$\Delta p_F = c_0 \cdot e^{c_1 \cdot Q}; \quad c_1 = 0,00005 \tag{4.8}$$

Es ist zu erkennen, dass die für die Zuluftanalge und die für die Simulation bestimmte Kennliniendrift einander ähnlich sind. Dies zeigt, dass die Simulation das Abnutzungsverhalten der realen Zuluftanlage in geeigneter Weise modelliert.

4.1.3 Zahnradgetriebe

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Studienarbeit [82] angefertigt, die das Abnutzungsverhalten eines Zahnradgetriebes (Abbildung 4.15) untersucht.

Das Zahnradgetriebe besteht aus einem Antrieb (Gleichstrombürstenmotor), der eine Last (baugleich wie der Antriebsmotor) antreibt. Die Kraft wird dabei über zwei Getriebestufen i_1 und i_2 übertragen, die aus jeweils einer Zahnradpaarung bestehen. Ein berührungsloser, magnetischer Drehzahlmesser misst die Drehzahl $n[s^{-1}]$ direkt hinter der Getriebstufe i_1. Ein PI-Regler (Abbildung 4.16) regelt in Abhängigkeit der Führungsgröße $n_{soll}[s^{-1}]$ (gewünschte Drehzahl) die Drehzahl n mittels der Stellgröße U (Motorspannung des Antriebes). [82]

Bei den Testläufen am Zahnradgetriebe nimmt die Führungsgröße n_{soll} alternierend verschiedene Werte an. Diese Werte und die zugehörigen Spannungswerte des Motors sind in Tabelle 4.1 dargestellt.

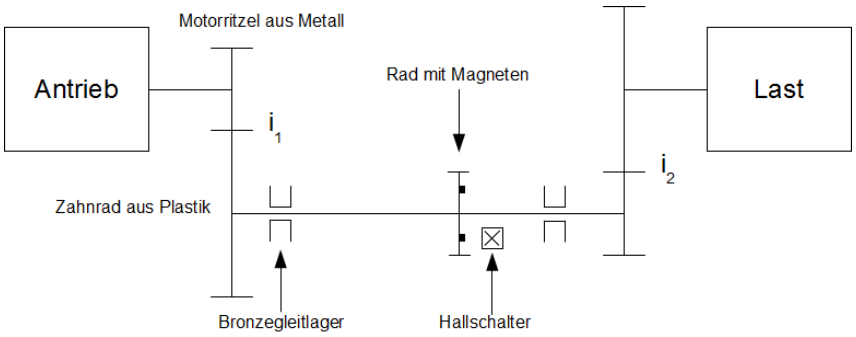


Abbildung 4.15: Schematische Darstellung eines Zahnradgetriebes nach DIN 3952 [83] (entnommen aus [82])

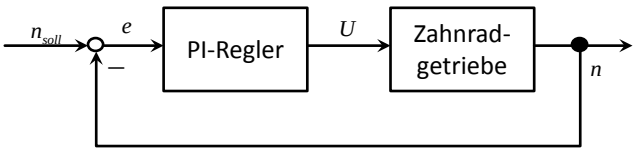


Abbildung 4.16: Blockschaltbild des Regelkreises zur Regelung der Drehzahl n des Zahnradgetriebes

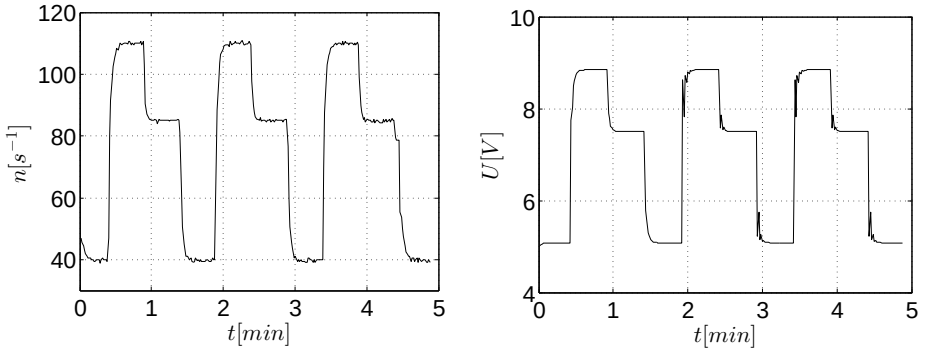
In Abbildung 4.17 ist der Verlauf der Drehzahl und der Motorspannung über eine Dauer von fünf Minuten dargestellt.

Die Abnutzung des Zahnradgetriebes äußert sich vor allem im Verschleiß der Zahnräder. Dieser entsteht, da die Zahnräder während des Betriebs des Zahnradgetriebes aneinander reiben und so Material abgetragen wird. Um den Verschleißvorgang zu beschleunigen, wurden Zahnräder aus unterschiedlichen Materialien in der Getriebestufe i_1 eingesetzt. Dabei bestand ein Zahnrad aus Stahl und eines aus Thermoplast. In Abbildung 4.18 ist ein teilweise verschlissenes Thermoplastzahnrad dargestellt. Der Verschleiß betrifft dabei besonders die Zahnflanken, die ihre Form und Größe verändern.

Durch den zunehmenden Verschleiß des Thermoplastzahnrades während des Betriebes des Zahnradgetriebes nimmt die Effektivität der Kraftübertragung des Zahnradpaares ab (die Zahnflanken greifen schlechter). Dadurch bedingt muss an den Antriebsmotor eine immer höhere Spannung angelegt werden, um die gewünschten Drehzahlen n_{soll} zu erreichen.

Tabelle 4.1: Sollwerte der Drehzahl und zugehörige Motorspannungswerte

Führungsgröße n_{soll}	Motorspannung U
$n_1 = 40s^{-1}$	$5,21V$
$n_2 = 85s^{-1}$	$7,67V$
$n_3 = 110s^{-1}$	$8,64V$



(a) Drehzahl (b) Motorspannung

Abbildung 4.17: Gegenüberstellung von Drehzahl und Motorspannung in einem Zeitintervall von jeweils fünf Minuten

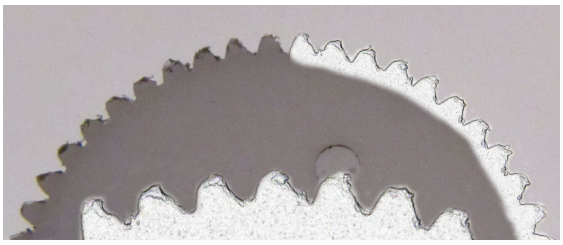


Abbildung 4.18: Teilweise verschlissenes Thermoplastzahnrad (Vergrößerung am unteren Ende des Bildes) (entnommen aus [82])

In Abbildung 4.19 ist die abnutzungsbedingte Zunahme der Motorspannung des Antriebsmotors dargestellt (ein zeitlich verkürzter Auschnitt derselben Darstellung ist in Abbildung 4.17 zu sehen). Zu beachten ist, dass nach ca. 130 Minuten die Grenzspannung des Antriebsmotors erreicht ist. Dies führt dazu, dass ab diesem Zeitpunkt die Solldrehzahlen (siehe Tabellle 4.1) nicht mehr erreicht werden.

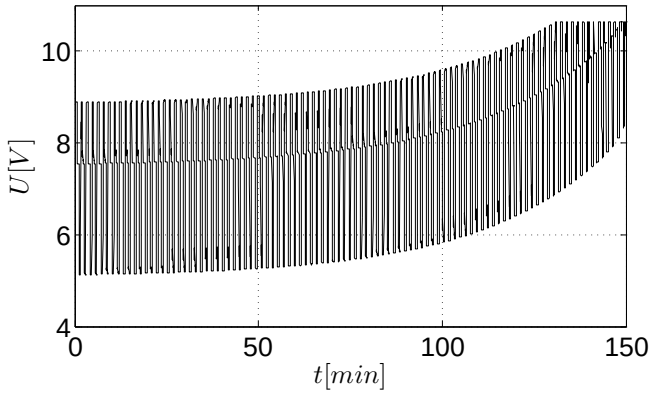


Abbildung 4.19: Abnutzungsbedingte Zunahme der Motorspannung

4.2 Systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren

In diesem Abschnitt sind die Ergebnisse der Evaluation des Lösungsansatzes zur systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren dargestellt.

4.2.1 Gegenüberstellung der Auswirkungen von Abnutzungsprozessen und betriebsbedingten Einflüssen

In Abschnitt 3.1.1 ist die Hypothese formuliert, dass sich die Abnutzung von technischen Systemen in Form einer Kennliniendrift ihrer Ein- und Ausgangsgrößen zeigt (zeitvariantes Systemverhalten), während sich das durch die Steuerung eines Systems festgelegte (und gewünschte) Verhalten in Form von Arbeitspunktverschiebungen (der Einnahme von verschiedenen Arbeitspunkten) äußert. Diese beiden Verhaltensweisen sind im gleichen Abschnitt in Abbildung 3.6 auf Seite 50 schematisch dargestellt.

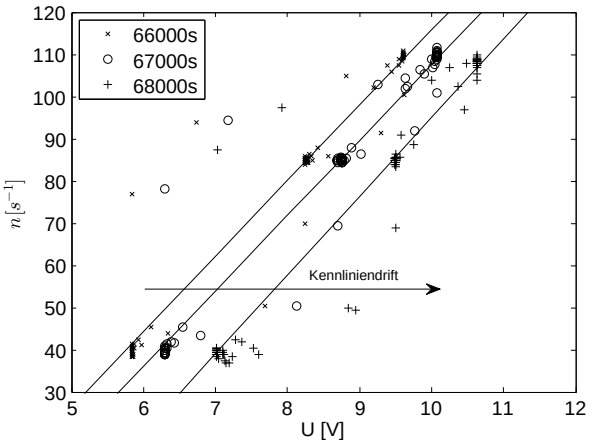
Um diese Hypothesen zu überprüfen, wurden entsprechende Versuche an den drei in dieser Arbeit untersuchten Testsystemen (Zuluftanlage, simulierte Zuluftanlage und Zahnradgetriebe) durchgeführt. In Abbildung 4.14 des vorangegangenen Abschnitts sind die zu verschiedenen Zeitpunkten bestimmten Kennlinien der Zuluftanalge und ihrer Simulation dargestellt. Es ist dabei sichtbar, dass beide Testsysteme eine abnutzungsbedingte Kennliniendrift aufweisen.

In Abbildung 4.20 ist neben der abnutzungsbedingten Kennlieniendrift (Kennlinienfunktion mit den Parametern c_0 und c_1 in Gleichung 4.9) auch das betriebsbedingte Verhalten des Zahnradgetriebes dargestellt.

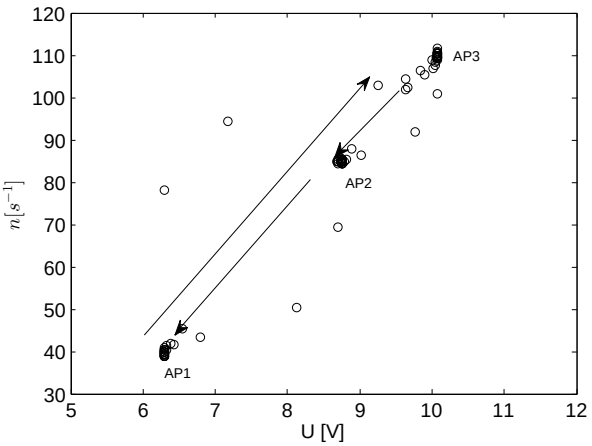
$$n = c_0 + c_1 \cdot U \tag{4.9}$$

Die Kennlienendrift wurde dabei anhand der Drehzahl- und Spannungswerte jeweils in einem Intervall von 100 s zu jeweils drei verschiedenen Zeitpunkten bestimmt. Das Diagramm enthält auch einige *Ausreißer*, die aber keinen spürbaren Einfluss auf die

Kennlinien haben. Im Diagramm darunter ist die zyklische Einnahme von Arbeitspunkten (AP1-AP3-AP2-AP1-...) durch das Zahnradgetriebe dargestellt. Sie ergibt sich aus dem festgelegten Zyklus der Führungsgröße n_{soll} (siehe Tabelle 4.1).



(a) Zeitvariantes Systemverhalten (Kennliniendrift)



(b) Betriebsbedingtes Systemverhalten (Zyklische Einnahme verschiedener Arbeitspunkte)

Abbildung 4.20: Gegenüberstellung von zeitvariantem und zeitinvariantem Systemverhalten des Zahnradgetriebes

Fazit:

Aus allen Diagrammen wird ersichtlich, dass sich die Abnutzung der technischen Systeme in Form einer Kennliniendrift äußert. Unter den gegebenen Voraussetzungen ist dies eine Bestätigung von Hypothese 2 (Seite 47). Des Weiteren zeigt sich das betriebsbedingte Systemverhalten anhand der zyklischen Einnahme verschiedener Arbeitspunkte durch das technische System.

4.2.2 Unvollständige Systemmodelle

In Abschnitt 3.1.1 ist die Hypothese (Hypothese 4 Seite 48) formuliert, dass ein auf Systemmodellen basierender Abnutzungsindikator nur dann frei von betriebsbedingten Schwankungen ist, wenn alle relevanten Eingangsgrößen im Systemmodell berücksichtigt werden. Um die Auswirkungen von nicht berücksichtigten Eingangsgrößen zu untersuchen, wurden im Rahmen dieser Arbeit entsprechende Versuche an den simulierten Daten der Zuluftanlage durchgeführt.

Dabei wurde die Parameterdrift eines Modellparameters c_0 bei jedem Versuchsdurchlauf (wie in Abschnitt 3.1.4 beschrieben) für den Zeitraum einer Woche bestimmt und normiert. Die Fensterbreite beträgt dabei $l = 10$, was bei einem Abtastintervall von $T = 10$ min einer Zeitdauer von 100 min entspricht. In Abbildung 4.21 sind die Ergebnisse dieser Versuche dargestellt.

Beim ersten Versuch ist das Systemmodell ein Konstantmodell, welches keine Eingangsgrößen berücksichtigt und lediglich den zeitlichen Verlauf des Differenzdrucks modelliert. Wie zu erkennen, gibt es erhebliche Schwankungen innerhalb der Parameterdrifte.

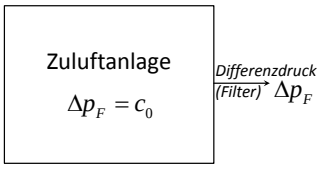
Beim zweiten Versuch wird genau eine Eingangsgröße (der Volumenstrom) im Systemmodell berücksichtigt. Die resultierende Parameterdrift weist der Amplitude nach geringere Schwankungen auf als im vorangegangenen Versuch. Des Weiteren enthält er nur noch eine Schwankungsart mit über der Zeit gleich bleibender Amplitude. Dies deutet darauf hin, dass das Systemmodell in der Lage ist, das Systemverhalten umfassender zu erklären als das Systemmodell des ersten Versuchs.

Im dritten und letzten Versuch wird neben dem Volumenstrom auch die Luftfeuchtigkeit als Eingangsgröße des Systemmodells berücksichtigt. Dabei weist die Parameterdrift so gut wie keine Schwankungen mehr auf. Da offensichtlich alle relevanten Eingangsgrößen im Systemmodell berücksichtigt werden, ist davon auszugehen, dass die verbleibenden Schwankungen hauptsächlich durch den Einfluss von Beanspruchungen (die Drehzahl des Ventilators und die Luftverschmutzung) verursacht werden.

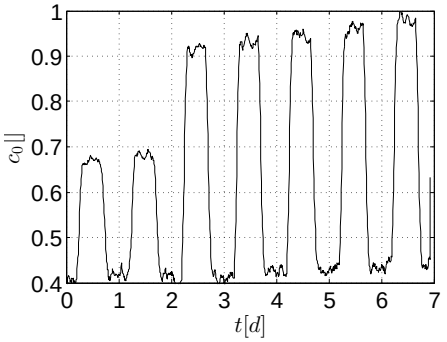
Fazit:

Die Ergebnisse zeigen, dass sich bei Konstanthaltung der Systemmodell-Struktur die Abnutzung eines technischen Systems anhand seiner Parameterdrift modellieren lässt. Damit wird Hypothese 3 (Seite 48) zunächst bestätigt.

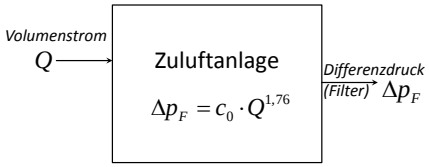
Des Weiteren zeigen die Ergebnisse, dass unberücksichtigte Eingangsgrößen eines Systemmodells zu Schwankungen eines Abnutzungsparameters führen, was die schon erwähnten negativen Folgen mit sich bringt (siehe Abschnitt 3.1.1.2). Unter den gegebenen Voraussetzungen ist dies eine Bestätigung von Hypothese 4 (Seite 48), da tatsächlich nur anhand eines vollständigen Systemmodells (Berücksichtigung aller relevanten Eingangsgrößen) ein schwankungsfreier Abnutzungsparameter bestimmt werden konnte.



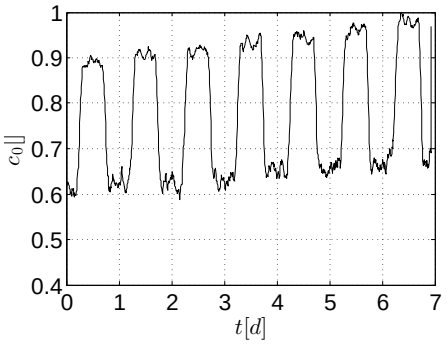
(a) Systemmodell als Konstantmodell



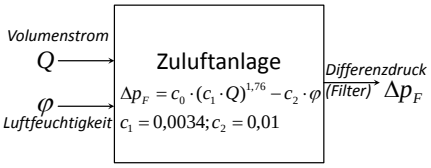
(b) Parameterdrift beim Konstantmodell



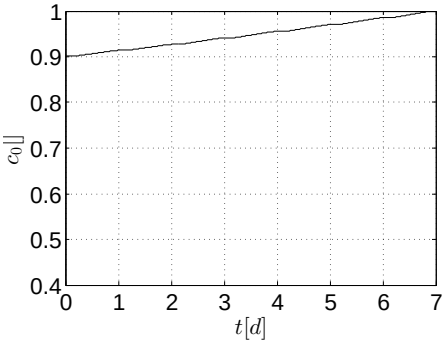
(c) Systemmodell mit einer Eingangsgröße



(d) Parameterdrift unter Berücksichtigung einer Eingangsgröße



(e) Systemmodell mit allen relevanten Eingangsgrößen



(f) Parameterdrift unter Berücksichtigung aller relevanter Eingangsgrößen

Abbildung 4.21: Parameterdrifte bei Systemmodellen mit unterschiedlicher Anzahl an Eingangsgrößen

4.2.3 Bestimmung der Abnutzungsindikatoren für die Anwendungsbeispiele

Das Verfahren zur systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren wurde im Rahmen dieser Arbeit an den in diesem Abschnitt vorgestellten Testsystemen evaluiert. Einige repräsentative Ergebnisse dieser Versuche sind im Folgenden vorgestellt.

Bei dem ersten hier vorgestellten Versuch wurde zunächst das Verhalten der Zuluftanlage für drei verschiedene Betriebszyklen simuliert. Jedem Betriebszyklus ist dabei ein anderer Raumbelegungsplan zugeordnet, der sich in der Dauer der Betriebsferien und der Betriebszeiten unterscheidet (Tabelle 4.2).

Tabelle 4.2: Betriebszyklen und Dauer der Betriebsferien

Betriebszyklus	Dauer der Betriebsferien
$b = 0$	20 d
$b = 1$	100 d
$b = 2$	150 d

Die Abnutzungsgrenze, bei der von einem Ausfall der Zuluftanlage ausgegangen wird, wurde mit 500 g im Luftfilter abgeschiedenem Staub ($m_S = 500$ g) festgelegt. Dabei definiert N_b den diesem Ausfallereignis zugeordneten Zeitindex. In der Realität wird die Abnutzungsgrenze von Luftfiltern durch deren Hersteller festgelegt.

Der Abnutzungsindikator α wurde wie in Abschnitt 3.1.4 beschrieben bestimmt. Er basiert auf der Luftmassenstrom-Differenzdruck-Kennlinienfunktion. Die Staubmenge m_S wurde dabei als (für das Verfahren) nicht messbare Abnutzungsgröße $a(k)$ behandelt (vergleiche auch Abbildung 3.4). Die Belegung der sonstigen für das Verfahren relevanten Parameter sind in Tabelle 4.3 dargestellt.

Tabelle 4.3: Parameter der systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren für die Simulation der Zuluftanlage

Parameter	Wert
Abtastperiode	$T = 10$ min
Fensterbreite	$l = 144$ (24h)
Kennlinienfunktion	$\Delta p_F = f(Q) = c_0 \cdot Q^{1,76}$
Durchschnittlicher Maximalwert	$\overline{c}_{MAX} = 0,00000536$
Durchschnittlicher Minimalwert	$\overline{c}_{MIN} = 0,00000093$

Abbildung 4.22 zeigt den Verlauf der Staubmenge im Luftfilter m_S (von links unten nach rechts oben) und den Verlauf des Abnutzungsindikators α (von links oben nach rechts unten) für die drei simulierten Betriebszyklen. Die vertikalen Linien repräsentieren die Indizes (N_0, N_1 und N_2) der Ausfallzeitpunkte für ($m_S > 500g$).

Der Abnutzungsindikator verhält sich in allen drei Versuchen monoton fallend. Die Ausfallzeiten ($N_b \cdot T$) stimmen relativ genau mit den von den Abnutzindikatorverläufen bestimmten Ausfallzeitpunkten (bei $\alpha(k) = 0$) überein (Abweichungen lassen sich be-

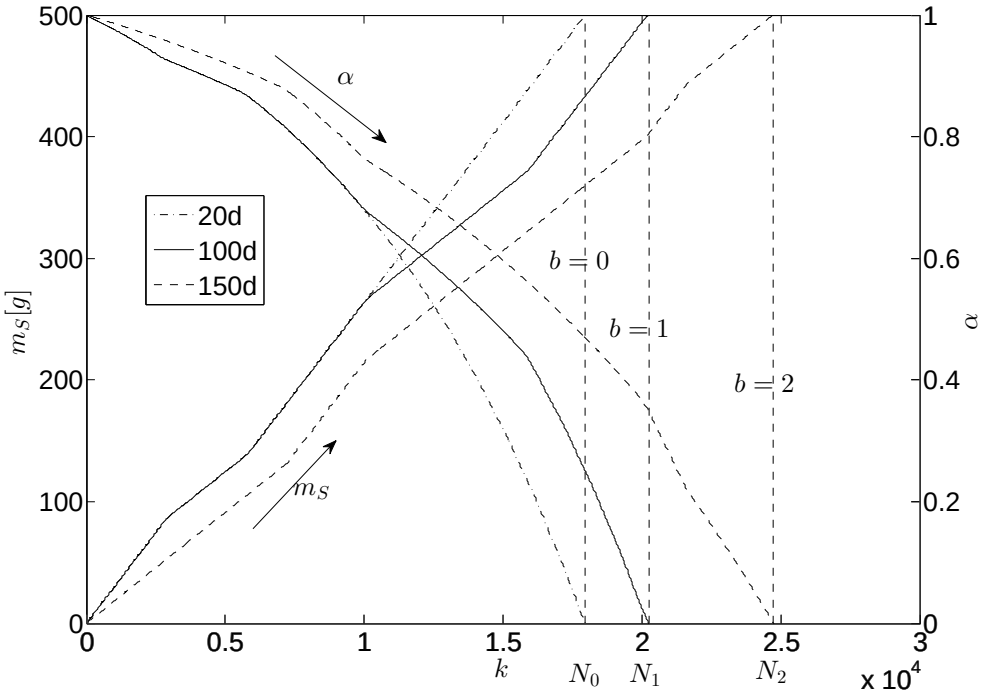


Abbildung 4.22: Gegenüberstellung Abnutzungsverläufe und Abnutzungsindikatoren

dingt durch die Achsenskalierung im Bild nicht erkennen und betragen im Schnitt nur wenige Stunden).

Im nächsten vorgestellten Versuch wurde das Verfahren der systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren am Zahnradgetriebe getestet. Da es während der Versuchsdurchführung nicht möglich war, vergleichbare Ausfälle zu gewährleisten, wird im Folgenden nicht näher auf die Bestimmung der Ausfallzeitpunkte eingegangen. Die Belegungen der für die Anwendung des Verfahrens am Zahnradgetriebe relevanten Parameter sind in Tabelle 4.4 dargestellt.

Tabelle 4.4: Parameter der systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren für das Zahnradgetriebe

Parameter	Wert
Abtastperiode	$T = 1$ s
Fensterbreite	$l = 1000$ (ca. 17 min)
Kennlinienfunktion	$n = f(U) = c_0 \cdot U + 3,0631$
Abnutzungsparameter	c_0

Der Verlauf des Abnutzungsindikators für die Abnutzung des Zahnradgetriebes ist in Abbildung 4.23 dargestellt. Das Erreichen der Nulllinie für α stimmt dabei mit dem Zeitpunkt überein, ab dem der Regler nicht mehr in der Lage war, die Führungsgröße n_3 zu gewährleisten (siehe Tabelle 4.1).

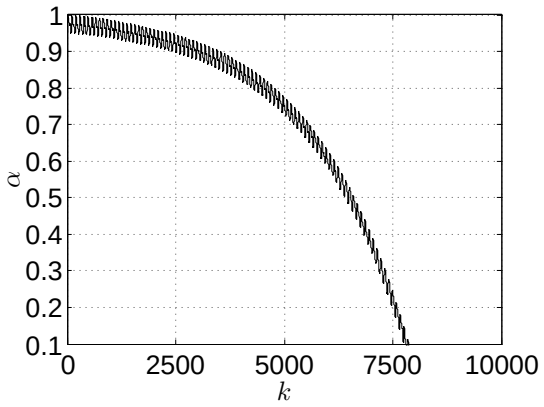


Abbildung 4.23: Abnutzungsindikator der Motorspannung

Fazit:
Der Abnutzungsindikator ist als Modell für die Abnutzung der untersuchten technischen Systeme geeignet. Des Weiteren sind die in Abbildung 4.22 dargestellten Verläufe des Abnutzungsindikators frei von betriebsbedingten Schwankungen und bestätigen damit Hypothese 1 (Seite 43).

Der in Abbildung 4.23 dargestellte Verlauf des Abnutzungsindikators für die Abnutzung des Zahnradgetriebes weist hingegen Schwankungen auf. Da diese aber regelmäßig wiederkehrend auftreten und damit eine deterministische Struktur aufweisen, ist zu vermuten, dass die Ursache in der Nichtberücksichtigung von Eingangsgrößen in dem zugrundeliegenden Systemmodell begründet ist.

4.2.4 Gütekriterien

Die Gütebewertung des Lösungsansatzes zur systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren wird anhand verschiedener Gütekriterien durchgeführt. Diese setzen sich aus zwei Gruppen zusammen. Die erste Gruppe (G1.1, G1.2 und G1.3) beinhaltet solche Gütekriterien, die eine allgemeine Bewertung verschiedener Abnutzungsmerkmale zulassen. In der zweiten Gruppe (G2.1, G2.2 und G2.3) finden sich solche Gütekriterien, die die Bewertung verschiedener Abnutzungsmerkmale hinsichtlich der Eignung, sie durch kontextsentitiver Zeitreihenmodelle beschreiben zu können, zulassen.

Zusammenfassend sind wichtige in diesem Abschnitt verwendete Begriffe im Folgenden kurz erklärt:

- **Abnutzungsgröße** a: Tatsächliche Abnutzung eines technischen Systems (z. B. die Staubmenge im Luftfilter der Zuluftanlage). Diese Größe ist in der Regel nicht

messbar, wird aber in der Simulation der Zuluftanlage simuliert. Mehr Informationen dazu finden sich in Abschnitt 3.1.1.3 ab Seite 46.

- **Abnutzungsmerkmal** α_{Name}: Größe zur Modellierung des Abnutzungsverhaltens technischer Systeme. Mehr Informationen dazu finden sich in Abschnitt 2.3.2 ab Seite 24.
- **Abnutzungsindikator** α: Ergebnis des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens zur systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren. Der Abnutzungsindikator ist ein spezielles Abnutzungsmerkmal. Mehr Informationen dazu finden sich in Abschnitt 3.1.3 ab Seite 52.

Alle Gütekriterien sind im Folgenden beschrieben.

Gütekriterium G1.1 (*Spannweite*): Dieses Gütekriterium bestimmt, wie stark Abnutzungsmerkmale im Mittel schwanken. Je größer dabei die Spannweite eines Abnutzungsmerkmales ist, desto größer ist der zu erwartende Fehler bei der Bestimmung des Abnutzungszustandes eines technischen Systems.

Die Gleichung zur Bestimmung der Spannweite ist in Gleichung 4.10 definiert. Sie wird jeweils für ein gleitendes Fenster an der Stelle n mit der Fensterbreite l bestimmt und anschließend durch die Anzahl der Fensterverschiebungen $N-l$ geteilt (Gleichung 4.11).

$$R_n(l) = \alpha_{max} - \alpha_{min} \tag{4.10}$$

$$\overline{R} = \frac{1}{N-l} \sum_{n=0}^{N-l} R_n(l) \tag{4.11}$$

Zur Verdeutlichung des Gütekriteriums G1.1 ist in Abbildung 4.24 der gleitende Durchschnitt eines Abnutzungsmerkmals α dargestellt.

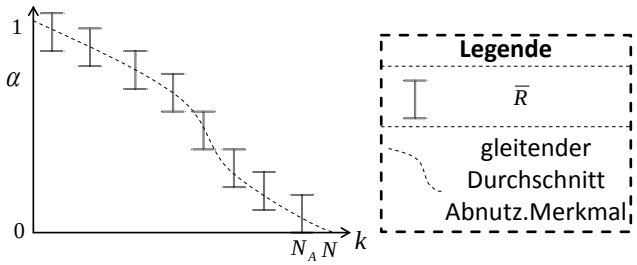


Abbildung 4.24: Einfluss von Merkmalsschwankungen auf die Bestimmung eines Ausfallzeitpunktes

Durch die Mittelung der Merkmalswerte ist fast ausschließlich das Trendverhalten des Abnutzungsmerkmals erkennbar. Die nach Gleichung 4.11 bestimmte mittlere Spannweite $\overline{R}$ ist in der Abbildung als Boxplot über das Trendverhalten gelegt. Auf diese Weise lassen sich die mittleren Schwankungen des Abnutzungsmerkmals darstellen. Diese

Schwankungen führen dazu, dass zum Zeitindex N_A der Wert des Abnutzungsmerkmals auf $\alpha(\dot{N}) = 0$ fällt und somit ein Ausfall angezeigt wird. Tatsächlich fällt das technische System aber erst bei $k = N$ aus. Durch dieses Gütekriterium lässt sich somit eine Aussage darüber treffen, inwieweit ein Abnutzungsmerkmal eine Abnutzungsgrenze potentiell zu früh oder zu spät erreicht.

Gütekriterium G1.2 (*Korrelation*): Abnutzungsmerkmale sollen die fortschreitende Abnutzung von technischen Systemen möglichst genau modellieren. Um den Grad des Zusammenhangs zwischen einem Abnutzungsmerkmal (z. B. dem Abnutzungsindikator α) und der real gemessenen Abnutzung (der Abnutzungsgröße a) bestimmen zu können, wird der Korrelationskoeffizient $r(\alpha, a)$ nach Pearson [84] verwendet. Der Korrelationskoeffizient kann Werte im Intervall [-1,1] annehmen. Werte nahe -1 beziehungsweise 1 stehen dabei für einen starken Zusammenhang während Werte nahe 0 für einen geringen Zusammenhang stehen. Gleichung 4.12 definiert den empirischen Korrelationskoeffizienten (statische Betrachtung mit $Lag = 0$).

$$r(\alpha, a) = \frac{\frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1}(\alpha(k) - \overline{\alpha}) \cdot (a(k) - \overline{a})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1}(\alpha(k) - \overline{\alpha})^2 \cdot \sum_{k=0}^{N-1}(a(k) - \overline{a})^2}} \tag{4.12}$$

In Abbildung 4.25 sind beispielhaft (für den Betriebszyklus $b = 0$ in Abbildung 4.22) die Größen des Abnutzungsindikators α und der Staubmenge im Luftfilter m_S (die Abnutzungsgröße) gegenübergestellt.

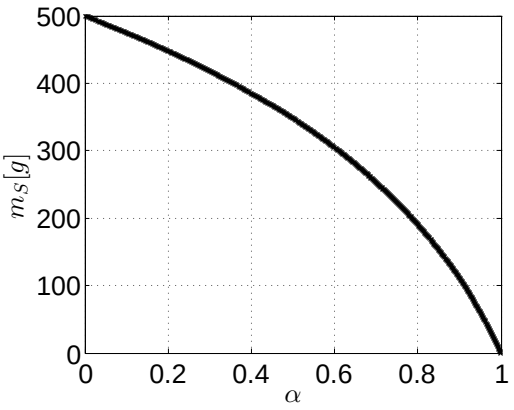


Abbildung 4.25: Korrelation zwischen Abnutzungsgröße und Abnutzungsindikator

Dabei ist ein hohes Maß an Korrelation zwischen diesen beiden Größen zu erkennen, was auf eine hohe Güte des Abnutzungsindikators hindeutet. Der Idealfall, das heißt die bestmöglicher Übereinstimmung der beiden Größen, würde sich anhand einer Geraden in der Abbildung äußern. In Gleichung 4.13 ist der nach Gleichung 4.12 für dieses Beispiel bestimmte Korrelationskoeffizient angegeben.

$$r(\alpha, m_S) = 0,9747 \tag{4.13}$$

Gütekriterium G1.3 (*Varianz*): Varianzen in den Verläufen von Abnutzungsmerkmalen werden in der Regel durch die Zeitveränderlichkeit von Systemgrößen des sich abnutzenden technischen Systems verursacht (siehe auch Abschnitt 4.2.2). Sie wirken sich negativ auf die Qualität von Zeitreihenmodellen zur Modellierung von Abnutzungsmerkmalen aus. Dies ist besonders dann ein Problem, wenn wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben kontextsensitive Prognosemodelle erstellt werden sollen.

Zur besseren Verdeutlichung ist in Abbildung 4.26 der Verlauf eines Abnutzungsindikators für zwei verschiedene Intervalle dargestellt, die unter der gleichen Beanspruchung gemessen wurden. Die Ausstülpungen repräsentieren dabei die Varianz des Abnutzungsindikators. Obwohl der abnutzungsbedingte Anstieg in beiden Intervallen identisch ist, unterscheiden sich die Zeitreihenmodelle f_1 und f_2, da sie durch die auftretenden Varianzen verfälscht werden.

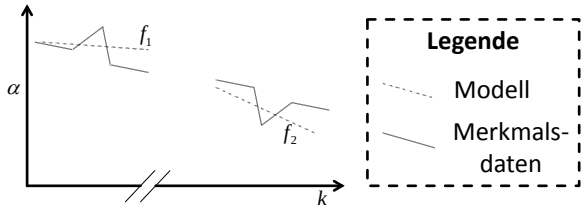


Abbildung 4.26: Verfälschung von Abnutzungsmodellen durch Varianzen

Varianzen führen außerdem dazu, dass die in Abschnitt 3.1.3 definierte Monotonie von Abnutzungsindikatoren nicht gewährleistet werden kann und somit Ausfallzeitpunkte nur ungenau bestimmt werden können.

Das Gütekriterium G1.3 wird bestimmt, indem das Abnutzungsmerkmal α_k zunächst trendbereinigt ($m(k)$) wird (Gleichung 4.14) und dann nach Gleichung 4.15 für die trendbereinigte Zeitreihe die Varianz bestimmt wird.

$$\alpha_k \longleftarrow \alpha_k - m(k) \tag{4.14}$$

$$s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} (\alpha_k - \overline{\alpha})^2 \tag{4.15}$$

Die nach Gleichung 4.15 bestimmte Varianz s^2 des Abnutzungsindikators (für $b = 1$ in Abbildung 4.22) ist in Gleichung 4.16 beispielhaft definiert.

$$s^2 = 8,925 \cdot 10^{-11} \tag{4.16}$$

Gütekriterium G2.1 (*Korrelation (kontextsensitiv)*): Wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, wird die Abnutzungsrate eines technischen Systems durch den Einfluss von Abnutzungskontexten bestimmt. Für eine kontextsensitive Abnutzungsprognose ist es wichtig, das Verhalten eines Abnutzungsmerkmals unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes möglichst präzise zu modellieren.

Zur Überprüfung, wie präzise ein Abnutzungsmerkmal das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes modellieren kann, wird das Gütekriterium G2.1 verwendet. Es definiert den gemittelten empirischen Korrelationskoeffizienten $\overline{r}$ zwischen einer Abnutzungsgröße und einem Abnutzungsmerkmal für solche Intervalle, die jeweils unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes κ_o (Gleichung 4.17) stehen. Die Häufigkeit von dem Abnutzungskontext κ_o zugehörigen Intervallen wird dabei mit D_o bezeichnet (Gleichung (4.12)) (siehe auch Abschnitt 3.2.1.4).

$$\overline{r}(\kappa_o) = \frac{1}{D_o}\frac{1}{D_o - 1}\sum_{0}^{D_o-1} r(a, \alpha) \tag{4.17}$$

In Abbildung 4.27 ist beispielhaft die Bestimmung von $\overline{r}(\kappa_o)$ dargestellt.

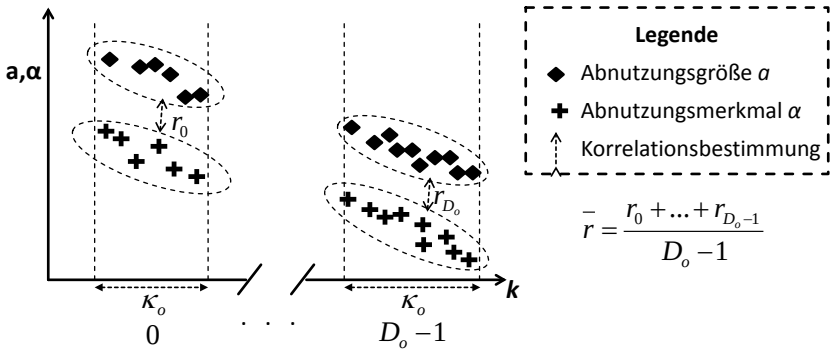


Abbildung 4.27: Beispielhafte Bestimmung des gemittelten empirischen Korrelationskoeffizienten

Je höher dabei der Wert des Korrelationskoeffizienten $\overline{r}(\kappa_o)$ ist, desto besser ist ein Abnutzungsmerkmal α in der Lage, das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes κ_o zu beschreiben.

Gütekriterium G2.2 (*relative Modellabweichung*): Kontextsensitive Zeitreihenmodelle modellieren das zeitliche Verhalten eines Abnutzungsmerkmals unter dem Einfluss eines Abnutzungskontextes κ_o. Das Gütekriterium G2.2 dient dazu, zu prüfen, ob ein Abnutzungsmerkmal eine adäquate kontextsensitive Modellierung zulässt. Es definiert die mittlere Modellabweichung zwischen den kontextsensitiven Zeitreihenmodellen (Gleichung 4.18) einer Abnutzungsgröße (f_a), die als Referenz dient, und denen eines Abnutzungsmerkmals (f_α) für identische Abnutzungskontexte κ_o. Zur Vereinfachung und aufgrund der Unkenntnis eines geeigneten Modells wird dabei ein lineares Zeitreihenmodell angenommen.

$$f(k) = c_0 + c_1 \cdot k \tag{4.18}$$

G2.2 wird anhand der mittleren Differenz der Anstiege $c_1(\alpha)$ und $c_1(a)$ (ebenfalls auf das Intervall $[0, 1]$ normiert) für alle unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungs-

kontextes κ_o stehenden Merkmalsabschnitte $D_o - 1$ bestimmt (Gleichung 4.19).

$$\overline{c_1}(\kappa_o) = \frac{1}{D_o - 1} \sum_{0}^{D_o - 1} |c_1(\alpha) - c_1(a)| \tag{4.19}$$

In Abbildung 4.28 ist beispielhaft die Bestimmung von $\overline{c_1}(\kappa_o)$ dargestellt.

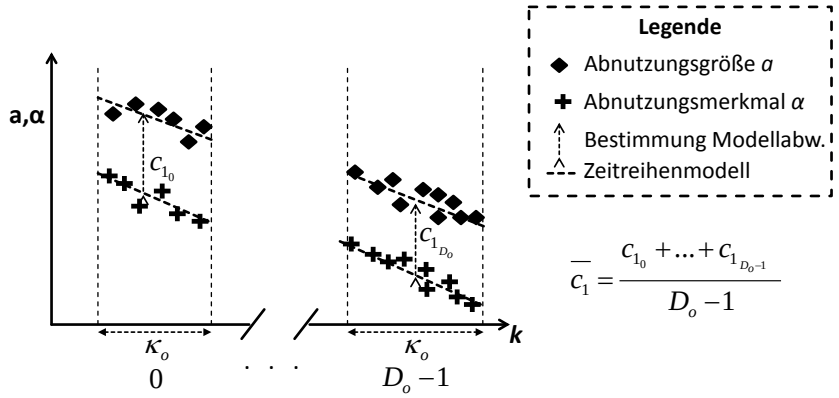


Abbildung 4.28: Beispielhafte Bestimmung der mittleren Modellabweichung

Je näher der Wert $\overline{c_1}$ bei 0 liegt, desto besser ist das Abnutzungsmerkmal geeignet, um kontextsensitive Zeitreihenmodelle zu bestimmen.

Gütekriterium G2.3 (*Varianz Modellabweichung*): Kontextsensitive lineare Zeitreihenmodelle, wie beim Gütekriterium G2.2 verwendet, müssen im Idealfall für gleiche Abnutzungskontexte stets gleiche Anstiege aufweisen (siehe Abschnitt 3.2.1). Das Gütekriterium G2.3 definiert die Varianz der Anstiege $c_1(d)$ mit der Intervallnummer d (siehe auch Abschnitt 3.2.1.4) eines Abnutzungsmerkmals für identische Abnutzungskontexte (Gleichung 4.20).

$$s^2(c_1) = \frac{1}{D_o - 1} \sum_{d=0}^{D_o - 1} (c_1(d) - \overline{c_1})^2 \tag{4.20}$$

Dabei gilt: Je näher der Wert $s^2(c_1)$ bei 0 liegt, desto besser ist das Abnutzungsmerkmal geeignet, um kontextsensitive Zeitreihenmodelle zu bestimmen.

4.2.5 Auswahl relevanter Abnutzungsmerkmale

Der Abnutzungsindikator wurde im Rahmen dieser Arbeit mit anderen Abnutzungsmerkmalen verglichen. Die Auswahl erfolgte aus der Menge der in Abschnitt 2.3.2 und Abschnitt 2.3.2.3 vorgestellten Abnutzungsmerkmale. Die Ergebnisse dieser Auswahl werden im Folgenden vorgestellt.

Die in Abbildung 2.11 dargestellten Abnutzungserkmale sind in die drei Klassen *value type*, *waveform type* und *image type* unterteilt. Als Vertreter eines Messwertes vom *value type* wurde ein Direktwert, das heißt eine direkte Messgröße des Systems, ausgewählt.

Dabei handelt es sich um den Differenzdruck am Luftfilter Δp_F, da er eine direkt messbare Größe der Zuluftanalge ist und gleichzeitig eine abnutzungsbedingte Drift aufweist.

Messwerte vom *waveform type* können im Zeitbereich und im Frequenzbereich betrachtet werden. Eine im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte Untersuchung der Messdaten ergab, dass eine Bestimmung von Merkmalen im *Frequenzbereich* nicht sinnvoll ist. Der Grund dafür ist, dass die zu verschiedenen Zeitpunkten aufgezeichneten Frequenzspektren, bedingt durch mitunter sich stark unterscheidende Arbeitspunkte der Zuluftanlage, wenig bis gar nicht vergleichbar sind.

Aus der Gruppe der Abnutzungsmerkmale im *Zeitbereich* wurde der *gleitende Mittelwert* ausgewählt und auf die Messgröße *Differenzdruck am Luftfilter* angewendet. Er ist ein repräsentativer Vertreter für die Klassen von Abnutzungserkmalen *gleitender Median* und *gleitende Minimal-* sowie *Maximalwerte*. Dagegen erwiesen sich die Standardabweichung, die Varianz, die Häufigkeitsverteilung und die Autokorrelation als ungeeignet, um die Abnutzung der Zuluftanlage zu modellieren.

Messwerte vom *image type* wurden nicht weiter untersucht, da im vorliegenden Fall keine Bilddaten vorlagen.

Die Analyse der in Abschnitt 2.3.2.3 vorgestellten Verfahren ergab, dass sie sich entweder den zuvor betrachteten Merkmalen zuordnen lassen (z. B. *Mittelung der Schwankungen* ist identisch zum gleitenden Mittelwert), auf dem Frequenzspektrum basieren (was die schon genannten Probleme mit sich bringt) oder aber aus den im gleichen Abschnitt beschriebenen Gründen ungeeignet sind. Eine Ausnahme stellen die ebenfalls systemmodellbasierten Abnutzungsmerkmale *Nominalwert* und *Arbeitspunktdrift* dar. Da sie zur gleichen Klasse gehören, wurde nur der Nominalwert in die Untersuchung mit einbezogen.

Im Folgenden sind alle in der Evaluierung berücksichtigten Abnutzungsmerkmale genannt:

- **Abnutzungsindikator** (das in dieser Arbeit erarbeitete Abnutzungsmerkmal)
- **Direktwert** (aus der Klasse value type)
- **gleitender Mittelwert** (aus der Klasse waveform type)
- **Nominalwert** (systemmodellbasiertes Abnutzungsmerkmal)

4.2.6 Gütebewertung

Als Testsystem wurde die simulierte Zuluftanalge verwendet, da sie von den drei genannten Testsystemen die beste Kontrolle hinsichtlich der Messung und Steuerung der Systemgrößen zulässt. Zur Ermittelung der Testergebnisse wurden jeweils verschiedene Testläufe mit zufälligen Raumbelegungsplänen durchgeführt. Die Abnutzungsmerkmale wurden nach Gleichung 4.21 (Direktwert), Gleichung 4.22 (gleitender Mittelwert) und Gleichung 4.23 (Nominalwert) bestimmt. Der Abnutzungsindikator wurde wie in Abschnitt 3.1.4 beschrieben bestimmt.

$$\alpha_{vt}(k) = \Delta p_F(k) \tag{4.21}$$

$$\alpha_{wt}(k) = \frac{1}{l} \sum_{k=k-\frac{l}{2}}^{k=k+\frac{l}{2}} \Delta p_F(k); \quad l = 144 \tag{4.22}$$

$$\alpha_{nv}(k) = c_0 \cdot Q(k)^{c_1} - \Delta p_F(k); \quad c_0 = 8,787 \cdot 10^{-5}; c_1 = 1,765 \tag{4.23}$$

Um die Vergleichbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten, wurden alle Abnutzungsmerkmale auf das Intervall $[0, 1]$ normiert.

In Abbildung 4.29 ist das Vorgehen bei der Gütebewertung schematisch dargestellt. Die Ergebnisse der Gütebewertung für G1.1, G1.2 und G1.3 sind in Tabelle 4.5 dargestellt.

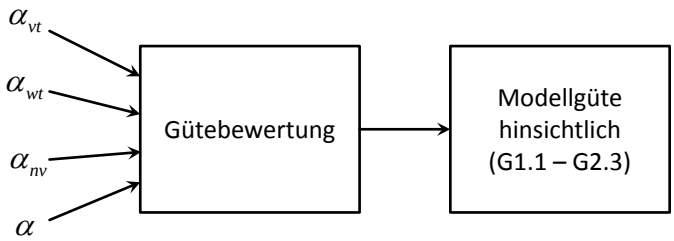


Abbildung 4.29: Beispielhafte Bestimmung der mittleren Modellabweichung

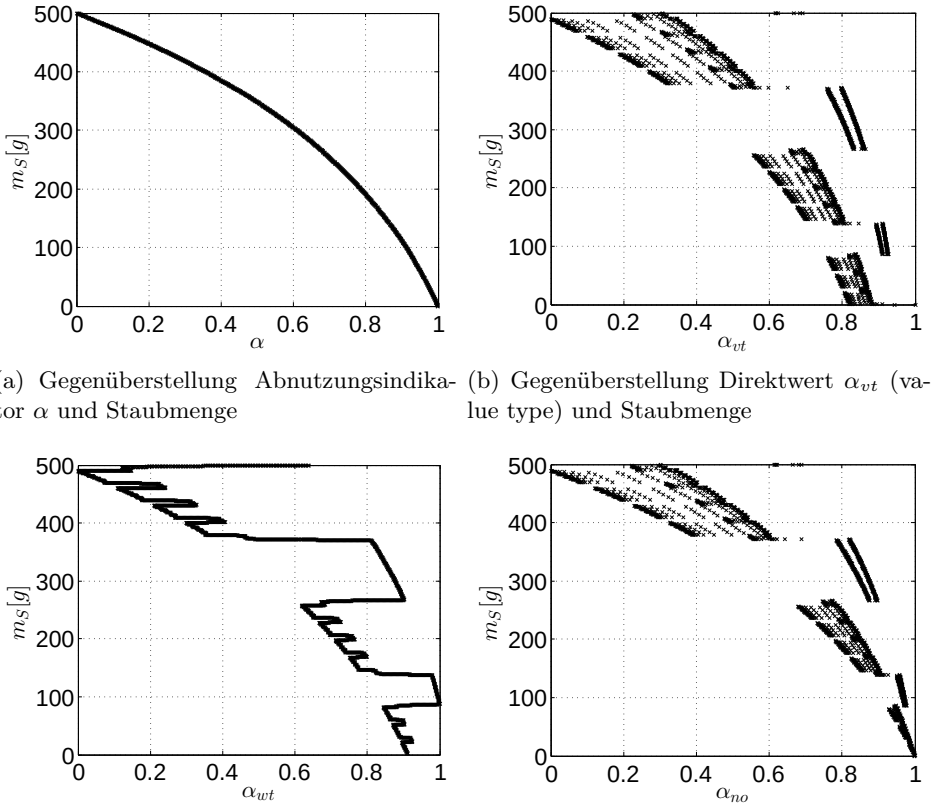
Tabelle 4.5: Gütebewertung für G1.1, G1.2 und G1.3

Abnutzungsmerkmal	G1.1-Spannweite *kleiner ist besser*	G1.2-Korrelation *größer ist besser*	G1.3-Varianz *kleiner ist besser*
Abnutzungsindikator	$0,074$	$0,97$	$3,2 \cdot 10^{-9}$
Direktwert	$0,468$	$0,83$	$1,1 \cdot 10^{-3}$
gleitender Mittelwert	$0,417$	$0,90$	$6,7 \cdot 10^{-6}$
Nominalwert	$0,373$	$0,86$	$7,5 \cdot 10^{-4}$

G1.1: Der Direktwert hat mit $0,468$ die größte durchschnittliche normierte Spannweite. Das bedeutet, dass ab dem Zeitpunkt, wenn das Abnutzungsmerkmal *Direktwert* den Wert $\alpha_{vt} = \frac{0,468}{2} = 0,234$ annimmt, jederzeit der Wert $\alpha_{vt} = 0$ unterschritten werden könnte und somit ein Ausfall zu früh respektive zu spät prognostiziert wird. Die beste (kleinste) berechnete durchschnittliche Spannweite hat der Abnutzungsindikator, vermutlich, da er kaum betriebsbedingte Schwankungen aufweist.

G1.2: Am stärksten korreliert der Abnutzungsindikator mit der Abnutzungsgröße und am schwächsten der Direktwert. Zum besseren Verständnis sind in Abbildung 4.30 alle untersuchten Abnutzungsmerkmale der realen Abnutzungsgröße m_S für das in Abbildung 4.22 dargestellte Abnutzungsbeispiel (für $b = 1$) gegenübergestellt. Dabei gilt: Je weiter die Werte von einer gedachten Diagonalen (von links oben nach rechts unten)

abweichen desto schwächer korrelieren sie mit der Abnutzungsgröße. Auch in der Abbildung wird deutlich, dass der Abnutzungsindikator am stärksten mit der Abnutzungsgröße korreliert. Zu erkennen ist auch, dass der Nominalwert zu Beginn (rechts unten im Diagramm) scheinbar relativ stark mit der Abnutzungsgröße korreliert, die Korrelation aber mit zunehmender Zeit immer schwächer wird (nach links oben im selben Diagramm). Dieses Verhalten lässt sich dadurch erklären, dass sich die n-dimensionale Kennlinie abnutzungsbedingt nicht parallel verschiebt, sondern sich in ihrem Anstieg ändert. Dadurch bedingt weichen Arbeitspunkte, die weiter außen auf der n-dimensionalen Kennlinie liegen, mit der Zeit immer mehr von der Referenz ab als weiter innen liegende (vergleiche auch Abbildung 2.12 auf Seite 30).



(a) Gegenüberstellung Abnutzungsindikator α und Staubmenge

(b) Gegenüberstellung Direktwert α_{vt} (value type) und Staubmenge

(c) Gegenüberstellung gleitender Mittelwert α_{wt} (waveform type) und Staubmenge

(d) Gegenüberstellung Nominalwert α_{no} und Staubmenge

Abbildung 4.30: Gegenüberstellung verschiedener Abnutzungsmermale α und real gemessener Abnutzung m_S (der Abnutzungsgröße a)

G1.3: Bei der Varianzen zeigen sich die Unterschiede hauptsächlich anhand der gemessenen zehnerpotenzen. Auch hier hat der Abnutzungsindikator den besten (kleinsten) Wert und damit die kleinste Varianz. Erwartungsgemäß folgt der gleitende Mittelwert,

da er hohe Frequenzen herausfiltert. Am schlechtesten schneidet der Direktwert ab. Dies bedeutet, dass der Abnutzungsindikator am geeignetsten für eine kontextsensitive Modellierung ist, da die Auswirkungen der Abnutzungsvariabilität im zeitlichen Verlauf dieses Abnutzungsmerkmals nicht so stark durch betriebsbedingte Schwankungen überlagert werden.

Die Ergebnisse der Gütebewertung für G2.1, G2.2 und G2.3 sind in Tabelle 4.6 dargestellt.

Tabelle 4.6: Gütebewertung für G2.1, G2.2 und G2.3

Abnutzungsmerkmal	G2.1-Korrelation *größer ist besser*	G2.2-Modellabw. *kleiner ist besser*	G2.3-Varianz *kleiner ist besser*
Abnutzungsindikator	$0,998$	$0,00004$	$2,2 \cdot 10^{-9}$
Direktwert	$0,706$	$0,00836$	$1,2 \cdot 10^{-4}$
gleitender Mittelwert	$0,693$	$0,00173$	$1,7 \cdot 10^{-5}$
Nominalwert	$0,750$	$0,00783$	$1,2 \cdot 10^{-4}$

G2.1: Das zeitliche Verhalten, gemessen für jeweils gleiche Abnutzungskontexte des Abnutzungsindikators, korreliert am stärksten mit dem der Abnutzungsgröße. Die schwächste Korrelation weist der gleitende Mittelwert auf. Dies resultiert vermutlich aus dem Informationsverlust, bedingt durch die zu seiner Bestimmung notwendige gleitende Mittelwertbildung (Tiefpassfilter).

G2.2: Die kleinste durchschnittliche Abweichung des linearen Anstiegs c_1 von dem der Abnutzungsgröße, gemessen für jeweils gleiche Abnutzungskontexte, hat der Abnutzungsindikator. Die größte Abweichung zeigt der Direktwert. Das bedeutet: Ein über den Abnutzungsindikator bestimmtes kontextsensitives Zeitreihenmodell gibt das kontextsensitive Abnutzungsverhalten eines technischen Systems präziser wieder als alle anderen untersuchten Abnutzungsmerkmale.

G2.3: Bei den Varianzen des linearen Anstiegs c_1 hat der Abnutzungindikator den kleinsten (besten) Wert. Dahinter folgt der gleitende Mittelwert. Direktwert und Nominalwert weisen hinsichtlich dieses Gütekriteriums etwa gleich große Werte auf. Das bedeutet, dass die zu verschiedenen Zeitpunkten, aber unter dem Einfluss stets des gleichen Abnutzungskontextes bestimmten, (linearen) kontextsensitiven Zeitreihenmodelle des Abnutzungsindikators am wenigsten fluktuieren. Es ist zu vermuten, das sich dies wiederum positiv auf die Güte der an ihm bestimmten kontextsensitiven Zeitreihenmodelle auswirkt.

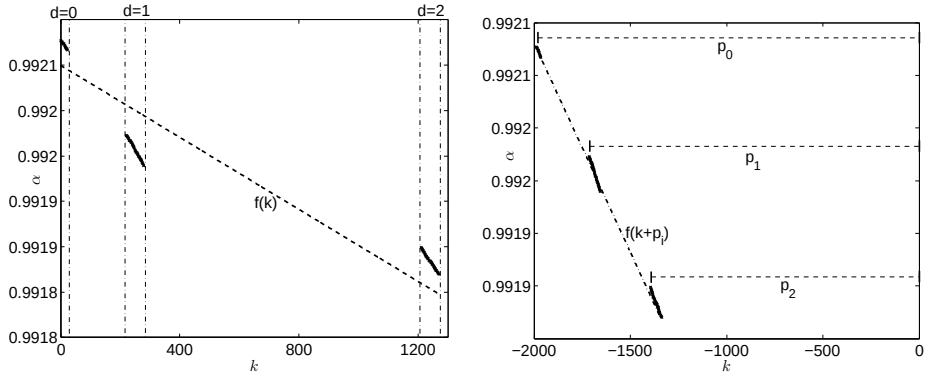
4.3 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen basierend auf Abnutzungsmerkmalen

In diesem Abschnitt sind die Ergebnisse der Evaluation des Lösungsansatzes zur kontextsensitiven Abnutzungsprognose dargestellt.

4.3.1 Modellierung eines Abnutzungskontextes

Wie in Abschnitt 3.2.1.4 beschrieben, wird bei der kontextsensitiven Prognose zunächst ein kontextsensitives Prognosemodell f_{κ_o} für jeden Abnutzungskontext κ_o bestimmt. Dabei sind in der Regel die einem Abnutzungskontext zugehörigen Werte eines Abnutzungsmerkmals zeitlich versetzt. Aus diesem Grund werden die im Rahmen dieser Arbeit erdachten Verschiebeparameter p_i eingesetzt. Sie dienen dazu, zusammengehörige Intervalle eines Abnutzungsmerkmals untereinander so zu verschieben, dass ein globales kontextsensitives Zeitreihenmodell geschätzt werden kann, welches das Verhalten aller zugehörigen Intervalle bestmöglich modelliert.

Zur Verdeutlichung sind auf der linken Seite in Abbildung 4.31 drei Intervalle eines Abnutzungsindikators, die genau einem Abnutzungskontext zugeordnet werden können, dargestellt. Der Abnutzungsindikator wurde dabei basierend auf den Messgrößen der simulierten Zuluftanlage bestimmt. Das geschätzte Zeitreihenmodell $f(k)$ ist dabei nicht in der Lage, das Verhalten des Abnutzungsindikators adäquat zu beschreiben. Auf der rechten Seite ist das kontextsensitive Zeitreihenmodell $f(k + p_i)$ dargestellt (exponentielles Modell). Dabei wurden neben den eigentlichen Parametern des Zeitreihenmodells auch die Verschiebeparameter p_i geschätzt. Wie zu erkennen ist, hat sich die Modellgüte sichtbar verbessert. Dies spiegelt sich auch in den Werten des Bestimmtheitmaßes R wieder $(0,9991$ gegenüber $0,8964)$.



(a) Regression ohne Verschiebeparameter ($R = 0,8964$)

(b) Regression mit Verschiebeparametern ($R = 0,9991$)

Abbildung 4.31: Regression mit und ohne Verschiebeparametern

Ein so bestimmtes kontextsensitives Zeitreihenmodell kann anschließend verwendet

werden, um das Verhalten des Abnutzungsindikators unter dem Einfluss des gleichen Abnutzungskontextes zu prognostizieren.

4.3.2 Gütekriterien

Für die Gütebewertung des in Abschnitt 3.2.1.4 beschriebenen Lösungsansatzes zur kontextsensitiven Prognose werden zwei Gütekriterien verwendet. Diese sind im Folgenden beschrieben.

Gütekriterium G3.1 (Residuum): Die Beurteilung der Güte von Zeitreihenmodellen basiert in der Regel auf Residuen. Diese bestimmen die Differenz zwischen den Vorhersagen eines Zeitreihenmodells und gegebenen Referenzdaten. Als Referenzdaten werden in der Regel real gemessene Daten verwendet. Um die Residuen vergleichbar zu machen, werden sie gemittelt, indem sie durch die Anzahl der Zeitreihenelemente geteilt werden. Gleichung 4.24 definiert die Bestimmung des gemittelten Residuums.

$$\bar{\epsilon} = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} |(\alpha(h) - m(h))| \tag{4.24}$$

Dabei definiert H den Prognosehorizont und $m(h)$ den durch das Prognosemodell m vorhergesagten Wert. $\alpha(h)$ dient als Referenzgröße und definiert den Wert eines Abnutzungsmerkmals zum Prognosezeitpunkt h. Die Güte eines Prognosemodells ist umso besser, je kleiner das nach Gleichung 4.24 bestimmte gemittelte Residuum ist.

Gütekriterium G3.2 (Ausfallzeitpunkt): Prognosen von Abnutzungsmerkmalen haben das Ziel, Ausfallzeitpunkte von technischen Systemen möglichst genau vorherzusagen. Aus diesem Grund definiert dieses Gütekriterium die Differenz zwischen dem durch ein Prognosemodell vorhergesagten Zeitindex h_{prog} und dem tatsächlich gemessenen Ausfallzeitindex h_{real} (Gleichung 4.25).

$$\Delta h = |h_{real} - h_{prog}| \cdot T \tag{4.25}$$

4.3.3 Auswahl relevanter Prognosemodelle

Um die Ergebnisse der kontextsensitiven Prognose hinsichtlich ihrer Güte zu beurteilen, wurden sie anhand der in Abschnitt 4.3.2 vorgestellten Gütekriterien mit anderen in der Praxis verwendeten Prognosemodellen verglichen. Im Folgenden sind die in die Gütebewertung einbezogenen Prognosemodelle vorgestellt. Weiterführende Informationen zum Thema *Zeitreihenmodelle* finden sich in Abschnitt 2.4.2.1.

Polynomiale Zeitreihenmodelle: Polynomiale Zeitreihenmodelle werden häufig zu Prognosezwecken eingesetzt. Gleichung 4.26 definiert die Modellstruktur des in der Evaluation verwendeten polynomialen Zeitreihenmodells.

$$f(k) = c_0 + c_1 \cdot k + c_2 \cdot k^2 + ... + c_n \cdot k^n; \quad n \geq 0 \tag{4.26}$$

Exponentielle Zeitreihenmodelle: Die natürliche Exponentialfunktion wird häufig zur Modellierung von Lebensdauern verwendet (z. B. Weibullverteilung). Außerdem lassen sich viele natürliche Prozesse mittels Exponentialfunktionen gut beschreiben (z. B. Wachstumsfunktionen). Gleichung 4.27 definiert die Modellstruktur des in der Evaluation verwendeten exponentiellen Zeitreihenmodells.

$$f(k) = c_0 \cdot e^{c_1 \cdot k} + c_2 \tag{4.27}$$

ARIMA-Modelle: ARIMA-Modelle werden für die Modellierung von stationären zeitdiskreten stochastischen Prozessen eingesetzt. Eine genauere Beschreibung und die Modellgleichung finden sich in Abschnitt 2.4.2.1. Die beste Anpassung an die Versuchsdaten wurde dabei mit einem ARIMA (1,2,0) - Modell erreicht (siehe auch Abschnitt 2.4.2.1).

Regime-switching-Modelle: Regime-switching-Modelle sind spezielle Zeitreihenmodelle, die eine zustandsspezifische (kontextspezifische) Modellierung zulassen. Eine genauere Beschreibung und die Modellgleichung finden sich in Abschnitt 2.4.2.2. Gleichung 4.28 definiert die Modellstruktur des in der Evaluation verwendeten Regime-switching-Modells mit den kontextabhänigen Parametern c_i und den zeitabhängigen Regimen (Abnutzungskontexten) $S_k \in K$.

$$f(k) = c_0(S_k) + c_1(S_k) \cdot k + c_2(S_k) \cdot k^2 \tag{4.28}$$

4.3.4 Gütebewertung

Als Testsystem wurde die simulierte Zuluftanalge verwendet. Basierend auf den Daten der Simulation wurden Abnutzungsindikatoren, wie in Abschnitt 4.2 beschrieben erstellt. Die Aufgabe der untersuchten Prognosemodelle war es, deren Verlauf bestmöglich zu prognostizieren. Die Verläufe der Abnutzungsindikatoren standen dabei unter dem Einfluss verschiedener Abnutzungskontexte κ_o, die durch die Anzahl geöffneter Luftklappen zu verschiedenen Tageszeiten definiert sind.

Für die Gütebewertung wurden verschiedene Betriebszyklen b simuliert, die sich jeweils von der Inbetriebnahme eines technischen Systems bis zu dessen Ausfall erstrecken. Für jeden Betriebszyklus wurde der Verlauf des Abnutzungsindikators bestimmt.

Anschließend wurden die durch die Betriebszyklen definierten Zeiträume halbiert. Die Werte der ersten Hälfte wurden als Traingsdaten und die der zweiten Hälfte als Referenzdaten benutzt.

Anhand der Trainingsdaten wurden die in Abschnitt 4.3.3 genannten Zeitreihenmodelle trainiert und dann anhand dieser Modelle der Verlauf des Abnutzungsindikators für die andere Hälfte prognostiziert.

Bei der Simulation der Betriebszyklen wurden verschiedene Szenarien definiert. Diese unterscheiden sich im einzelnen darin, dass sich der Anteil der Urlaubstage in der jeweils ersten Hälfte eines Betriebszyklus (Trainingsdaten) von der der zweiten Hälfte (Referenzdaten) unterscheidet. Damit sollte die Fähigkeit der Prognosemodelle getestet

werden, Prognosen für Abnutzungsindikatoren mit veränderlichem Verhalten hinsichtlich des zeitlichen Auftretens von Abnutzungskontexten zu schätzen.

Insgesamt wurden fünf Szenarien untersucht. Dabei beträgt der Anteil der Urlaubstage in den Referenzdaten, verglichen mit den Trainingsdaten, jeweils 50%, 100%, 200%, 300% und 400%. Ein Wert von 100% bedeuted dabei beispielsweise, dass in den Trainingsdaten genauso viele Urlaubstage enthalten sind wie in den Referenzdaten, wogegen bei einem Wert von 200% die Refernzdaten doppelt so viele Urlaubstage enthalten wie die Trainingsdaten.

Um allgemeinere Aussagen zu erhalten, wurden für jedes der fünf Szenarien verschiedene Durchläufe ausgeführt, die sich jeweils in der zeitlichen Anordnung der Urlaubstage unterschieden. Die konkrete Anordnung der Urlaubstage wurde dabei zufällig bestimmt. Bei den Ergebnissen handelt es sich somit um gemittelte Werte.

Die kontextsensitive Prognosemodelle wurden, wie in Abschnitt 3.2.1.4 beschrieben, bestimmt. Dabei wurden fünf auf der Raumauslastung (siehe Abbildung 4.10) basierende Abnutzungskontexte bestimmt. Die so geschätzten kontextsensitiven Zeitreihenmodelle sind in Gleichung 4.29 definiert.

$$f_{\kappa_o}(k) = -0,21 \cdot e^{(c_0(\kappa_o) \cdot k)} + 1,21 \tag{4.29}$$

Wie anhand der Gleichung zu sehen ist, unterscheiden sich die kontextsensitiven Zeitreihenmodelle hinsichtlich des Parameters c_0. Die Ausprägungen dieses Parameters in Abhängigkeit der Abnutzungskontexte sind in Tabelle 4.7 dargestellt.

Tabelle 4.7: Kontextsensitive Parameter

Abnutzungskontext	Beschreibung	$c_0(\kappa_o)$ (Gleichung 4.29)
κ_0	Arbeitstag (17:00-5:50)	0,000092
κ_1	Arbeitstag (6:00-16:50)	0,000117
κ_2	Wochenende (17:00-5:50)	0,000094
κ_3	Wochenende (6:00-16:50)	0,000100
κ_4	Urlaubstag (17:00-5:50)	0,000060
κ_5	Urlaubstag (6:00-16:50)	0,000067

In Abbildung 4.32 sind zur besseren Veranschaulichung beispielhaft die Ergebnisse eines Versuchs (für 400% Abweichung der Abnutzungskontexte) dargestellt.

Wie in der Abbildung zu erkennen ist, ist das polynomiale Prognosemodell nicht in der Lage, das im Prognosezeitraum veränderte Verhalten des Abnutzungsindikators adäquat bei der Prognose zu berücksichtigen. Bessere Ergebnisse liefert die kontextsensitive Prognose, da ihre Vorhersage basierend auf den bekannten Abnutzungskontexten erstellt wird.

Die Ergebnisse der Gütebewertung für G3.1 sind in Tabelle 4.8 dargestellt. Dabei ist zu erkennen, dass, je mehr sich die Kontexteinflüsse zwischen Referenz- und Trainingsdaten unterscheiden, desto größer die Resiuduen der Prognosen basierend auf dem Polynom und der Exponentialfunktion sind. Den kleinsten Unterschied zwischen den

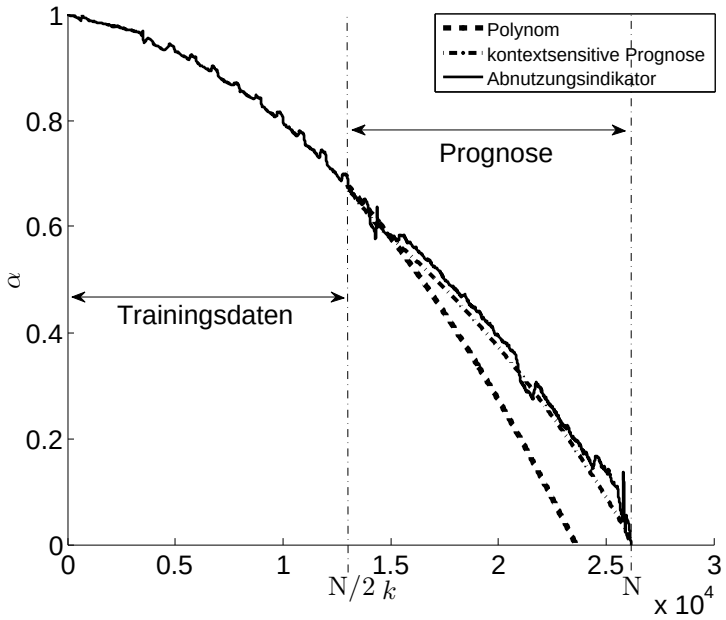


Abbildung 4.32: Gegenüberstellung verschiedener Prognosemodelle

Verfahren gibt es bei 100%, da in diesem Fall das Verhalten der Trainingsdaten und der Referenzdaten am ähnlichsten ist bzw. die kontextuellen Einflüsse dort am ähnlichsten sind. Die durch das ARIMA-Modell geschätzten Prognosen werden nur scheinbar mit zunehmenden Unterschieden hinsichtlich der Kontexteinflüsse besser, da die ARIMA-Prognose den Anstieg basierend auf den Trainingsdaten generell zu gering schätzt. Bei noch stärker abweichenden Einflüssen würden die gemessen Residuuen wieder größer. Die Daten zeigen, dass nur das kontextsensitive Prognosemodell in der Lage ist, variables Abnutzungsverhalten zu berücksichtigen und so eine vergleichsweise hohe Prognosegüte zu erreichen.

Tabelle 4.8: Gütebewertung für G3.1 (Residuen)

Prognosemodell	50%	100%	200%	300%	400%
KonSenProg	0,018	0,017	0,015	0,025	0,025
Polynom	0,023	0,019	0,044	0,068	0,098
e-Funktion	0,072	0,047	0,039	0,065	0,091
ARIMA	0,090	0,074	0,054	0,047	0,032

Die Ergebnisse der Gütebewertung für G3.2 sind in Tabelle 4.9 dargestellt. Die dort dargestellten durchschnittlichen Abweichungen von den real gemessenen Ausfallzeitpunkten zeigen ein ähnliches Bild wie die in Tabelle 4.8 dargestellten Ergebnisse. Auch hier ist nur das kontextsensitive Zeitreihenmodell in der Lage, variables Abnutzungsverhalten zu berücksichtigen und so Ausfallzeitpunkte genauer vorauszusagen.

Tabelle 4.9: Gütebewertung für G3.2 (Ausfallzeitpunkt)

Prognosemodell	50%	100%	200%	300%	400%
KonSenProg	1440 min	1550 min	2020 min	1950 min	2370 min
Polynom	12590 min	7310 min	-3850 min	-14840 min	-24720 min
e-Funktion	13110 min	7830 min	-3320 min	-14310 min	-24400 min
ARIMA	73890 min	68610 min	57490 min	46490 min	35390 min

Anmerkung:

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Tests ergaben, dass eine zufriedenstellende Modellierung des kontextsensitiven Abnutzungsverhaltens mittels der Regime-switching-Modelle nicht möglich ist. Der Grund dafür ist, dass diese Modelle durch die bereits in Abbildung 3.18 (Seite 68) dargestellten Lücken zwischen zusammengehörigen Kontextbereichen eines Abnutzungsmerkmals negativ beeinflusst werden. In Abbildung 4.33 ist dieses Problem anhand zweier Kontextbereiche verdeutlicht. Die Werte des Abnutzungsmerkmals stehen in diesen beiden Kontextbereichen unter dem Einfluss desselben Abnutzungskontextes (Abnutzungskontext A). Die in der Abbildung nicht abgebildeten Werte zwischen ihnen stehen unter dem Einfluss eines anderen Abnutzungskontextes, der durch eine höhere Abnutzungsrate charakterisiert ist. Es ist zu erkennen, dass das geschätzte Regime-switching-Modell nicht in der Lage ist, das Abnutzungsverhalten unter dem Einfluss des Abnutzungskontextes A auch nur annähernd präzise zu modellieren, da es den Abfall der Merkmalswerte, verursacht durch den zweiten Abnutzungskontext, fälschlicherweise in das kontextsensitive Zeitreihemodell für den Abnutzungskontext A mit einbezieht. Das Anstieg des so geschätzten Modells ist somit deutlich zu steil.

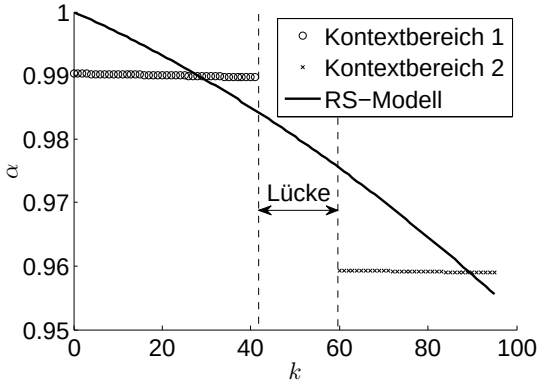


Abbildung 4.33: Gegenüberstellung verschiedener Prognosemodelle

Fazit:

Die Testergebnisse zeigen, dass mittels des kontextsensitiven Prognosemodells die Abnutzungsvariabilität bei der Abnutzungrognose berücksichtiget werden kann und so deren Genauigkeit erhöht wird. Die Ergebnisse bestätigen somit Hypothese 5 (Seite 59).

4.4 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbare Abnutzungsmerkmale

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Evaluation der kontextsensitiven Abnutzungsprognose ohne messbares Abnutzungsmerkmal vorgestellt.

Dabei wurden zunächst an der simulierten Zuluftanlage verschiedene Betriebszyklen simuliert. Die Abnutzung wurde jeweils durch die zunehmende Absetzung von Staub im Luftfilter bestimmt. Der Belastungsgrenzwert entspricht 500g Staub im Luftfilter. Ein Überschreiten dieses Wertes wurde als Ausfall gewertet. Die sechs Abnutzungskontexte, die die Abnutzung der Zuluftanlage bestimmen, sind identisch mit den in Abschnitt 4.3.4 beschriebenen.

An der Simulation wurde die zeitliche Veränderung der Staubmenge im Luftfilter kontinuierlich aufgezeichnet und als real gemessene Abnutzungsgröße definiert. Sie diente in den anschließend durchgeführten Tests als Referenzgröße.

Basierend auf den simulierten Ausfallzeitpunkten wurde die MTBF (siehe Abschitt 2.4.1) geschätzt. Da die MTBF in der Wirtschaft eingesetzt wird, um Instandsetzungszeitpunkte zu planen, dient sie in diesem Abschnitt als Vergleichsgröße für die kontextsensitive Abnutzungsprognose.

Da es sich bei dem MTBF um einen einzelnen Zahlenwert handelt, der die durchschnittliche Zeit bis zu einem Ausfall angibt, wurde die durch ihn vorhergesagte Abnutzung je Abtastschritt $MTBF(T)$ mittels Gleichung 4.30 geschätzt (Normiert auf das Intervall $[0, 1]$).

$$MTBF(T) = \frac{T}{MTBF} \tag{4.30}$$

Außerdem wurden anhand der ermittelten Ausfallzeitpunkte, wie in Abschnitt 3.2.2 beschrieben, die Kontextwichtungen $w(\kappa_o)$ für die im Rahmen dieser Arbeit entwickelte kontextsensitive Abnutzungsprognose ohne messbares Abnutzungsmerkmal geschätzt.

Anschließend wurden drei weitere Betriebszyklen simuliert. Für jeden dieser Betriebszyklen wurde anhand der Kontextwichtungen, wie in Abschnitt 3.2.2 beschrieben, eine kontextsensitive Abnutzungsprognose erstellt.

In den Abbildungen 4.34, 4.35 und 4.36 sind die Verläufe der kontextsensitiven Abnutzungsprognose, des MTBF (nach Gleichung 4.30) und der Abnutzungsgröße für die drei Betriebszyklen gegenübergestellt.

In den Abbildungen ist zu erkennen, dass die kontextsensitiven Abnutzungsprognosen jeweils stärker mit den zeitlichen Verläufen der Abnuztungsgröße korrelieren als der MTBF. Dies ist auch deutlich an den Ausfallzeitpunkten $\alpha = 0$ zu erkennen, die durch die kontextsensitiven Abnutzungsprognose genauer vorhergesagt werden als durch den MTBF.

Die Ergebnisse für die drei Betriebszyklen zeigen, dass die Genauigkeit der Abnutzungsprognosen gegenüber dem MTBF verbessert werden konnte, indem Abnutzungskontexte berücksichtigt wurden, und das, obwohl sie nicht auf Abnutzungmerkmalen beruhen. Dies ist eine Bestätigung für Hypothese 6 auf Seite 72.

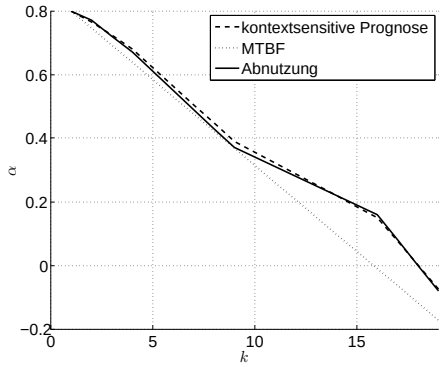


Abbildung 4.34: Gegenüberstellung der real gemessen Abnutzung, des MTBF und der kontextsensitiven Prognose (Betriebszyklus 1)

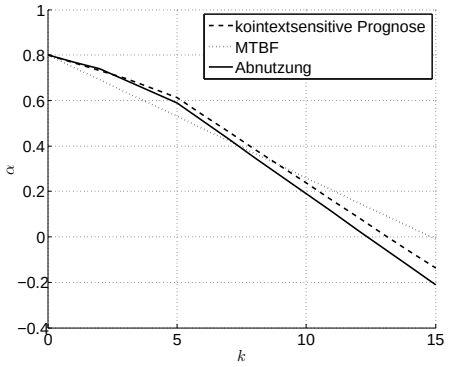


Abbildung 4.35: Gegenüberstellung der real gemessen Abnutzung, des MTBF und der kontextsensitiven Prognose (Betriebszyklus 2)

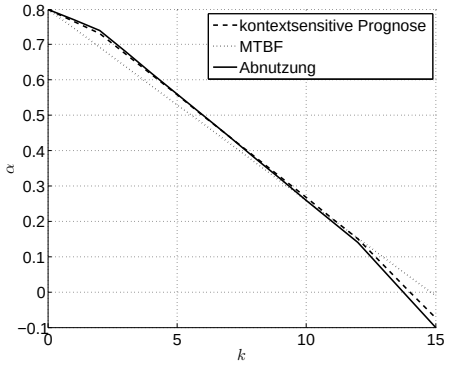


Abbildung 4.36: Gegenüberstellung der real gemessen Abnutzung, des MTBF und der kontextsensitiven Prognose (Betriebszyklus 3)

5 Abschließendes Fazit

5.1 Zusammenfassung

Technische Systeme nutzen sich ab. Dadurch bedingt kommt es zu Ausfällen. Um die Funktionstüchtigkeit von abgenutzten technischen Systemen wiederherzustellen, werden Instandsetzungsmaßnahmen durchgeführt. Die Folgen eines unerwartet eintretenden Ausfalls können drastisch sein (zum Beispiel wenn nach einem Ausfall eine kostenintensive Umdisponierung der Produktion nötig wird). Aber auch unnötige, da zu früh ausgeführte Instandsetzungsmaßnahmen sind zu vermeiden, da dadurch Ressourcen verschwendet werden. Daher ist es sinnvoll, das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems vorherzusagen und so den Zeitpunkt von Instandsetzungsmaßnahmen zielgerichtet zu planen. Dabei können die im Folgenden genannten zwei Probleme auftreten.

1. Die Abnutzung von technischen Systemen wird von auf sie einwirkenden und in ihrer Intensität veränderlichen Beanspruchungen bestimmt. Dadurch bedingt ist der Abnutzungsverlauf zeitlich variabel. Die Nichtberücksichtigung dieser Eigenschaft führt zu Abnutzungsprognosen mit schlechter Prognosegüte und damit zu schlecht gewählten Instandsetzungszeitpunkten.

2. Abnutzungsprognosen werden basierend auf Abnutzungsmerkmalen erstellt. Letztere werden neben der Abnutzung auch von betriebsbedingten Einflüssen beeinflusst. Bleiben diese Einflüsse unberücksichtigt, beeinträchtigt dies die Modellgüte eines Abnutzungsmodells negativ. Auch dies führt zu schlecht gewählten Instandsetzungszeitpunkten.

Die Folgen von schlecht gewählten Instandsetzungszeitpunkten sind Probleme durch unerwartete Ausfälle (bei zu spät ausgeführten Instandsetzungsmaßnahmen) und Ressourcenverschwendung (bei zu früh ausgeführten Instandsetzungsmaßnahmen).

Die aus diesen Forschungsproblemen abgeleiteten und in der vorliegenden Arbeit zu beantwortenden Forschungsfragen lauten:

1. Lässt sich in die Prognose der Abnutzung eines technischen Systems dessen Abnutzungsvariabilität nutzbringend mit einbeziehen? (Forschungsfrage 1)

2. Lassen sich Abnutzungsmerkmale bestimmen, die unabhängig von den betriebsbedingten Einfüssen eines technischen Systems sind? (Forschungsfrage 2)

Zur Beantwortung dieser Forschungsfragen wurden im Rahmen dieser Arbeit drei Lösungsansätze erarbeitet und evaluiert. Die Evaluierung wurde anhand dreier Testsysteme durchgeführt, bestehend aus

- einer Zuluftanlage, deren Luftfilter sich abnutzungsbedingt zusetzt,
- der rechnerischen Simulation dieser Zuluftanlage, die eine bessere Kontrolle der Systemgrößen ermöglicht und
- einem Zahnradgetriebe, dessen Zahnräder verschleißen.

5.1.1 Systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren

In dieser Arbeit ist die folgende Theorie formuliert: Das charakteristische Verhalten von technischen Systemen wird anhand von Systemmodellen in Form von n-dimensionalen Kennlinien beschrieben. Betriebsbedingte Einflüsse äußern sich dabei durch die wechselnde Einnahme verschiedener Arbeitspunkte auf diesen Kennlinien, wobei aber das Systemmodell konstant bleibt. Andererseits wird das Verhalten eines technischen Systems durch dessen Abnutzung verändert. Deshalb ist davon auszugehen, dass sich auch die das Systemverhalten beschreibenden Systemmodelle abnutzungsbedingt im Zeitverlauf verändern.

Der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Lösungsansatz basiert auf dieser Theorie. Dabei wird zunächst die abnutzungsbedingte Veränderung von Systemmodellen anhand der Parameterdrift von Modellparametern bestimmt. Dies wird realisiert durch die fensterweise (gleitendes Fenster) Bestimmung dieser Modellparameter bei gleichzeitiger Konstanthaltung der Systemmodellstruktur. Die so ermittelte Parameterdrift wird anschließend normiert und als Abnutzungsindikator verwendet.

Dieser Lösungsansatz wurde im Rahmen dieser Arbeit evaluiert. Die wichtigsten Ergebnisse dieser Evaluation lassen sich wie folgt zusammenfassen.

- Die Kennlinien der untersuchten, sich abnutzenden technischen Systeme weichen mit fortschreitender Zeit immer stärker voneinander ab.
- Bei Konstanthaltung der Systemmodellstruktur führt die Abnutzung der untersuchten technischen Systeme zu einer Drift der Systemmodellparameter.
- Bei Berücksichtigung aller relevanten Eingangsgrößen eines Systemmodells treten keine Schwankungen (die durch betriebsbedingte Einflüsse verursacht sind) des Abnutzungsindikators auf.
- Das Abnutzungsverhalten der untersuchten technischen Systeme lässt sich mittels des systemmodellbasierten Ansatzes präziser modellieren als mit den in der Fachliteratur bisher beschriebenen Modellansätzen. Dabei ist der Unterschied um so größer, je ausgeprägter die betriebsbedingten Einflüsse sind.

Problematisch bei diesem Lösungsansatz ist die richtige Wahl eines geeigneten Abnutzungsparameters des n-dimensionalen Systemmodells. Das gezielte *Durchprobieren* verschiedener Abnutzungsparameter mit jeweils anschließender Gütebewertung ist zur Lösung dieses Problems sinnvoll.

Auch die Bestimmung eines geeigneten Systemmodells, in dem sich die abnutzungsbedingte Verhaltensänderung eines technischen Systems beschreiben lässt, ist nicht trivial. Hier sind Expertenwissen und der Einsatz von geeigneten Verfahren der Systemidentifikation hilfreich.

5.1.2 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen

In dieser Arbeit ist die folgende Hypothese formuliert: Technische Systeme nutzen sich variabel hinsichtlich ihrer Abnutzungsrate ab, das heißt in Abhängigkeit von den Beanspruchungen, die auf sie einwirken. Daher müssen diese Beanspruchungen für die Gewährleistung von möglichst präzisen Abnutzungsprognosen berücksichtigt werden.

Basierend auf dieser Hypothese wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Verfahren entwickelt, das die auf ein technisches System einwirkenden Beanspruchungen in die Abnutzungsprognose einbezieht. Dabei werden zunächst für die Abnutzung eines technischen Systems relevanten Beanspruchungen bestimmt. Da diese Beanspruchungen auch kombiniert auftreten können, werden alle gemessenen Permutationen dieser Beanspruchungen ermittelt und so sogenannte Abnutzungskontexte bestimmt. Für jeden Abnutzungskontext wird ein kontextsensitives Zeitreihenmodell erstellt, das das Verhalten eines Abnutzungsmerkmals unter dem Einfluss eines bestimmten Abnutzungskontextes modelliert. Dabei wird ein sogenannter Verschiebeparameter eingesetzt, der das zeitlich versetzte Auftreten von Abnutzungskontexten berücksichtigt. Die Prognose erfolgt auf Basis der Kenntnis über zukünftig auftretende Abnutzungskontexte und den zuvor geschätzten kontextsensitiven Prognosemodellen.

Dieser Lösungsansatz wurde im Rahmen dieser Arbeit evaluiert. Die wichtigsten Ergebnisse dieser Evaluation lassen sich wie folgt zusammenfassen.

- Mittels der Verschiebeparameter lässt sich, auch bei zeitlich versetzt auftretenden Abnutzungskontexten, ein globales Abnutzungmodell hoher Güte für jeden Abnutzungskontext bestimmen.
- Kontextsensitive Zeitreihenmodelle sind in der Lage, das kontextsensitive Verhalten von Abnutzungsmerkmalen nutzbringend zu modellieren.
- Der vorgestellte kontextsensitive Prognoseansatz ist präziser als die bisher in der Literatur beschriebenen Prognoseansätze. Dabei ist der Unterschied um so größer, je zeitlich volatiler sich ein technisches System abnutzt.

Problematisch bei diesem Lösungsansatz ist die gleichzeitige Schätzung der mitunter großen Anzahl von Verschiebeparametern und der Parameter des Prognosemodells. Dabei werden während des Optimierungsvorgangs oft lokale Optima erreicht, die die Güte des kontextsensitiven Prognosemodells verschlechtern. Durch eine günstige Wahl der Startwerte dieser Parameter kann diesem Problem entgegengewirkt werden.

Außerdem gestaltet sich die Bestimmung von relevanten Abnutzungskontexten mitunter schwierig. Ein hohes Maß an Expertenwissen und der Einsatz von geeigneten Verfahren der Systemidentifikation sind hier hilfreich.

5.1.3 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal

Nutzen sich technische Systeme variabel hinsichtlich ihrer Abnutzungsrate und in Abhängigkeit von Beanspruchungen ab, und sind dabei keine Messdaten verfügbar, so kann der in Abschnitt 5.1.2 vorgestellte Lösungsansatz nicht angewendet werden.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde deswegen ein weiterer Lösungsansatz entwickelt, der Abnutzungsprognosen basierend ausschließlich auf Ausfallereignissen und Beanspruchungsgrößen erstellt, ohne dabei ein Abnutzungsmerkmal zu berücksichtigen. Dabei werden zunächst jedem Ausfallereignis Beanspruchungsdauern zugeordnet und dann mittels der Methode der kleinsten Quadrate jeder Beanspruchung ein Gewicht zugeordnet. Dieses modelliert die Abnutzung eines technischen Systems jeweils für einen bestimmten Zeitraum. Basierend auf diesen Gewichten und der Kenntnis über zukünftig auftretende Beanspruchungen werden dann Ausfallprognosen erstellt.

Der Lösungsansatz hat den Vorteil, dass Ausfälle von technischen Systemen auch dann prognostiziert werden können, wenn kein Abnutzungsmerkmal verfügbar ist. Andererseits können so nur Prognosen bei näherungsweise linearem Abnutzungsverhalten gemacht werden. Aber auch die Bestimmung von relevanten Beanspruchungen ist schwierig, da diese Bestimmung ohne Berücksichtigung von Messdaten durchgeführt werden muss (beispielsweise basierend auf Expertenwissen).

5.2 Schlussfolgerungen

5.2.1 Systemmodellbasierte Bestimmung von Abnutzungsindikatoren

Mittels der in dieser Arbeit beschriebenen systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren ist es möglich, Abnutzungsmerkmale zu bestimmen, die frei von betriebsbedingten Schwankungen sind. Dies beantwortet die in der Einleitung aufgeworfene Forschungsfrage 2.

In der Praxis ergeben sich daraus die folgenden wichtigen Vorteile.

- Abnutzungsmerkmale können basierend auf multivariaten Messdaten bestimmt werden.
- Der Abnutzungszustand eines technischen Systems kann präziser bestimmt werden.
- Dadurch lässt sich der geeignete Zeitpunkt für eine Instandsetzungsmaßnahme genauer bestimmen.
- Die Güte von kontextsensitiven Prognosemodellen wird erhöht, da keine betriebsbedingten Schwankungen das zu modelierende Abnutzungsverhalten überlagern.

In Tabelle 5.1 ist, basierend auf der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Evaluierung, die Eignung verschiedener Abnutzungsmerkmale für unterschiedliches Systemverhalten dargestellt. Im stationären Fall, das heißt: wenn die Systemgrößen eines tech-

nischen Systems immer konstant bleiben, eignen sich alle untersuchten Abnutzungsmerkmale zur Beschreibung des Abnutzungsverhaltens. Sind hingegen die Systemgrößen zeitveränderlich, dann so ist nur der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte *Abnutzungsindikator* als Modell der Abnutzung geeignet. Dies gilt insbesondere wenn die Abnutzung zu einer Änderung des Kennlinienanstiegs führt.

Tabelle 5.1: Vergleich verschiedener Abnutzungsmerkmale

	Systemverhalten		
	stationär	**zeitveränderliche Systemgrößen**	
Abnutzungsmerkmal		**Kennliniendrift (parallel)**	**Kennliniendrift (beliebig)**
Abnutzungsindikator	geeignet	geeignet	geeignet
value- / waveform type	geeignet	ungeeignet	ungeeignet
Nominalwert	geeignet	geeignet	ungeeignet
Arbeitspunktdrift	geeignet	geeignet	ungeeignet

5.2.2 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen

Mittels des in dieser Arbeit beschriebenen kontextsensitiven Prognoseverfahrens lässt sich die Abnutzungsvariabilität eines technischen Systems nutzbringend in dessen Abnutzungsprognose einbeziehen. Dies beantwortet die in der Einleitung aufgeworfene Forschungsfrage 1.

Für die Praxis ergeben sich daraus die folgenden Vorteile:

- Der Abnutzungszustand eines sich variabel abnutzenden technischen Systems kann präziser prognostiziert werden.
- Dadurch lässt sich der geeignete Zeitpunkt von Instandsetzungsmaßnahmen präziser vorausplanen.
- Technische Systeme können effizienter betrieben werden (geringerer Ressourcenverbrauch, Kostensenkung,...).
- Unerwartete Ausfälle können vermieden werden (geringere Kosten, höhere Produktivität,...).

Abgesehen von den genannten praktischen Vorteilen bietet die kontextsensitive Prognose für die Theoretische Grundlagenforschung eine Methodik, zeitlich versetzte, trendbehaftete Zeitreihenabschnitte, die die Realisierung ein- und desselben stochastischen Prozesses sind, in einem einzigen Zeitreihenmodell zusammenzuführen.

In Tabelle 5.2 sind relevante in der Literatur beschriebene Prognosemodelle und das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte kontextsensitive Prognosemodell gegenübergestellt. Im Fokus der Betrachtung steht dabei das trendbehaftete, kontextsensitive Zeitreihenverhalten, welches durch die Abnutzungsvariabilität eines technischen Systems verursacht

wird. Dabei zeigt sich, dass nur das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte kontextsensitive Zeitreihenmodell in der Lage ist, eine ausreichende Prognosegüte gewährleisten.

Tabelle 5.2: Vergleich verschiedener Prognosemodelle

	Trendeigenschaft	
ZR-Modelle	**kontextfrei**	**kontextsensitiv**
kontextsensitiv	geeignet	geeignet
klassisch	geeignet	ungeeignet
ARIMA	bedingt geeignet	ungeeignet
ARIMAX/Regime switching	bedingt geeignet	bedingt geeignet

5.2.3 Kontextsensitive Abnutzungsprognosen ohne messbares Abnutzungsmerkmal

Mittels des in dieser Arbeit beschriebenen kontextsensitiven Prognoseverfahrens (ohne messbares Abnutzungsmerkmal) lässt sich die Abnutzungsvariabilität eines technischen Systems nutzbringend in dessen Abnutzungsprognose auch dann einbeziehen, wenn kein Abnutzungsmerkmal vorhanden ist. Auch dies beantwortet die in der Einleitung aufgeworfene Forschungsfrage 1.

In der Praxis ergeben sich daraus die schon zuvor in Abschnitt 5.1.2 genannten Vorteile. Dabei ist aber zu beachten, dass dieser Lösungsansatz die Kenntnis über relevante Abnutzungskontexte voraussetzt und diese unabhängig von Messgrößen bestimmt werden müssen. Außerdem muss das Abnutzungsverhalten eines so untersuchten technischen Systems näherungsweise linear sein. Dies schränkt die Anwendungsbereiche für dieses Verfahrens ein.

5.3 Komprimierte Ergebnisdarstellung

Im Rahmen dieser Arbeit wurden die folgenden Ziele erreicht:

- Ein relevantes Forschungsproblem der Angewandten Informatik wurde identifiziert und eingehend untersucht.
- Der Stand der Wissenschaft und Technik im Umfeld dieser Problemstellung wurde analysiert und Kritikpunkte herausgearbeitet.
- Kontextspezifische Axiome zur Definition des Gültigkeitsbereiches dieser Arbeit wurden definiert.
- Zur Lösung der Problemstellung wurden geeignete anwendungsspezifische Hypothesen formuliert.
- Basierend auf diesen Hypothesen wurden drei innovative Lösungsansätze entwickelt.

- Die Lösungsansätze wurden formal beschrieben und hinsichtlich definierter Gütekriterien evaluiert.
- Die Evaluation der drei Lösungsansätze wurde an zwei praxisnahen Testsystemen und zusätzlich an einer im Rahmen dieser Arbeit implementierten Simulationsumgebung durchgeführt.
- Dabei konnte gezeigt werden, dass mittels dieser Lösungsansätze die Forschungsprobleme adäquat gelöst werden konnten und dass die Lösungsansätze dabei bessere Ergebnisse lieferten als aktuelle Verfahren aus dem Stand der Wissenschaft und Technik.
- Damit liefern die vorgestellten Lösungsansätze einen wichtigen Beitrag sowohl für die Praxis als auch für die Theorie.

5.4 Ausblick

Im Folgenden sind einige wichtige, im Rahmen dieser Arbeit aufgeworfene, weiterführende Forschungsprobleme beschrieben.

Bei der systemmodellbasierten Bestimmung von Abnutzungsindikatoren wird die Abnutzung eines technischen Systems anhand der Drift eines Systemmodellparameters geschätzt. Dabei liegt die Annahme zugrunde, dass sich die Abnutzung anhand der Drift eines einzigen Modellparameters zufriedenstellend modellieren lässt. Prinzipiell kann ein Systemmodell aber beliebige Strukturen annehmen, die auch grundsätzlich beliebig viele Modellparameter enthalten. Darüber hinaus ist es prinzipiell möglich, dass sich die Abnutzung in der gleichzeitigen Veränderung verschiedener Modellparameter zeigt. In den im Rahmen dieser Arbeit untersuchten technischen Systemen ist beides nicht der Fall. Um das Verfahren für weitere technische Systeme anwendbar zu machen, sollte die Frage beantwortet werden, wie die abnutzungsbedingte Parameterdrift verschiedener Modellparameter in ein geeignetes Abnutzungsmodell integriert werden kann.

Die in dieser Arbeit vorgestellte kontextsensitiven Abnutzungsprognose basiert auf der Modellierung von Beanspruchungen, die das Abnutzungsverhalten eines technischen Systems bestimmen. Dabei müssen zunächst relevante Beanspruchungen ermittelt werden. Diese sind an den in dieser Arbeit untersuchten technischen Systemen relativ leicht zu ermitteln. Da dieser Vorgang bei anderen technischen Systemen deutlich komplizierter ausfallen kann, ist weitere Forschungsarbeit auf diesem Gebiet nötig. Dabei bieten sich zur Lösung dieses Problems speziell Verfahren der Systemidentifikation an.

Zur Bestimmung von kontextsensitiven Prognosemodellen werden Verschiebeparameter eingesetzt. Diese müssen dann zur gleichen Zeit wie die Parameter des Zeitreihenmodells geschätzt werden. Da es sich dabei mitunter um eine große Anzahl von Parametern handeln kann, gestaltet sich dieser Optimierungsschritt mitunter schwierig. So werden während des Optimierungsvorgangs oft nur lokale Optima erreicht. Daher ist die Frage zu beantworten, wie eine möglichst genaue Schätzung der Parameter eines kontextsensitiven Zeitreihenmodells erfolgen kann, gerade wenn deren Anzahl groß ist.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich den Menschen danken, die mich beim Verfassen dieser Arbeit unterstützt haben.

Dazu gehört vor allem Herr Prof. Kabitzsch, der mir durch die Bereitstellung verschiedener Projekttätigkeiten überhaupt erst das Schreiben dieser Arbeit ermöglicht hat. Darüberhinaus möchte ich mich auch für die Unterstützung im Rahmen der Doktorandenseminare und für die hilfreichen persönlichen Unterredungen bei ihm bedanken.

Des Weiteren möchte ich mich bei Herrn Dr. Ribbecke für die vielen Gespräche bedanken, die mir des Öfteren eine neue Sicht ermöglicht haben. Besonderer Dank gilt ihm auch, da er durch die Betreuung meiner Diplomarbeit im Jahr 2006 entscheidend meinen Werdegang, bis hin zu dieser Arbeit, geprägt hat.

Ralf Hasselbach gebührt Dank für die Ermöglichung der Untersuchung der im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Zuluftanlage und die geduldige Beantwortung vieler neugieriger Fragen.

Besonderer Dank gilt den Korrekturlesern meiner Arbeit, die mir bei der Suche nach Fehlern und Unklarheiten behilflich waren. Dazu gehören: Burkhard Hensel (dem ich ganz besonders für seine penible und schonungslose Art danke), Joachim Krause (der sich besonders darum verdient gemacht hat, dem eher zufälligen Charakter der Kommasetzung in dieser Arbeit entgegen zu wirken), Dr. Ribbecke, Dr. Kubin und Michael Schmidt.

Schlussendlich möchte ich mich auch bei allen meinen Kollegen des Lehrstuhls *Technische Informationssysteme* für ihre Hilfe bedanken. Dies gilt besonders für die vielen Gespräche, die mir oft Inspiration für meine Arbeit waren, aber auch für die (meist) nützlichen Kommentare im Rahmen meiner Doktorandenseminare.

Literaturverzeichnis

[1] *VDI 2221 - Methodik zum Entwickeln und Konstruieren technischer Systeme und Produkte.* 05 1993.

[2] *DIN 31051 - Grundlagen der Instandhaltung.* 06 2006.

[3] *VDI 2890 - Planmäßige Instandhaltung.* 11 1986.

[4] *VDI 3822 - Schadensanalyse.* 11 2011.

[5] *DIN EN 13306 - Instandhaltung - Begriffe der Instandhaltung; Dreisprachige Fassung.* 12 2010.

[6] J. Hirschmann. *Ein Beitrag zur Fehlerfrüh- und Fehlerdiagnose von elektromechanischen Antriebseinheiten in der Automatisierungstechnik.* PhD thesis, Fakultät für Maschinenbau Universität Stuttgart, 2006.

[7] *VDI 4004 Blatt 2 - Zuverlässigkeitskenngrößen, Überlebensgrößen.* 07 1986.

[8] T. Pfeifer. *Qualitätsmanagement: Strategien, Methoden, Techniken.* Carl Hanser Verlag München Wien, 2001.

[9] K. Matyas. *Taschenbuch Instandhaltungslogistik.* Carl Hanser Verlag München Wien, 2008.

[10] R.J. Plinniger K. Thuro. Klassifizierung und Prognose von Leistungs- und Verschleißparametern. In *Taschenbuch für den Tunnelbau*, pages 62–126. Dt. Ges. für Geotechnik e.V., Essen (Glückauf), 2002.

[11] J. Krause and K. Kabitzsch. A generic approach for reliability predictions. *International Journal of Performability Engineering*, 7:553–562, 2011.

[12] J. Ralf and J. Plinninger. Geotechnische Einflüsse auf den Werkzeugverschleiß beim Bohren in Festgestein. In *KOLLOQUIUM 4: Innovative Bohrtechnologien für Flach-, Tief- und Großlochbohrungen*, 06 2007.

[13] S. Baumgarth, B. Hörner, and J. Reeker. *Handbuch der Klimatechnik - Band1: Grundlagen.* C.F. Müller Verlag, Heidelberg, 1999.

[14] Department of Defence United States of America. *MIL-Handbook 217D: Reliability predictions of electronic equipment.* 12 1991.

[15] *VDI 4001 Blatt 2 - Terminologie der Zuverlässigkeit.* 07 2006.

[16] P. Wanke. *Wissensbasierte Diagnose technischer Systeme mit konnektionistischen Modellen.* PhD thesis, TU Berlin, 1996.

[17] M. Schenk. *Instandhaltung technischer Systeme.* Michael Schenk, 2010.

[18] *VDI 2888 - Zustandsorientierte Instandhaltung.* 12 1999.

[19] P. Lall, C. Bhat, M. Hande, V. More, R. Vaidya, R. Pandher, J. Suhling, and K. Goebel. Latent damage assessment and prognostication of residual life in airborne lead-free electronics under thermo-mechanical loads. In *International Conference on Prognostics and Health Managment*, 2008.

[20] Siemens AG. *SIMATIC NPCS 7 Baustein PumpMon.* 07 2008.

[21] R. K. Mobley. *An Introduction to Predictive Maintenance - Second Edition.* Butterworth-Heinemann, Oxford UK, 2002.

[22] *DIN 1319 - Grundlagen der Messtechnik.* 10 2005.

[23] H. Austerlitz. *Data Acquisition Techniques Using PC.* Academic Press, 2003.

[24] N. V. Kirianaki, Y. Yurish, N. O. Shpak, and V. P. Deynega. *Data Acquisition and Signal Processing for Smart Sensors.* John Wiley & Sons, 2002.

[25] A.K.S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7):1483 – 1510, 2006.

[26] *VDI 4010 Blatt 2 - Datenarten und Datenverwendung in Zuverlässigkeits-Daten-Systemen (ZDS).* 10 1995.

[27] G. Vachtsevanos, F. Lewis, M. Roemer, A. Hess, and B. Wu. *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems.* John Wiley & Sons, Inc., 2006.

[28] S. W. Smith. *Digital Signal Processing. A Practical Guide for Engineers and Scientists.* British Libary, 2003.

[29] P.S. Heyns, C. J. Stander, T. Heyns, K. S. Wang, and H. M. Ngwangwa. Vibration based condition monitoring under fluctuating load and speed conditions. In *18th World Conference on Nondestructive testing, Durban, South Africa*, 04 2012.

[30] E. L. Melnick and B. Everitt. *Encyclopedia of Quantitative Risk Analysis and Assessment, Band 1.* Wiley, 2008.

[31] J.C. Russ. *The Image Processing Handbook.* CRC Press, 2002.

[32] M.S. Nixon and A.S. Aguado. *Feature Extraction and Image Processing.* Newnes, 2002.

[33] T. Heger and M. C. Pandit. Optical wear assessment system for grinding tools. In Kenneth W. Tobin, Jr., and Fabrice Meriaudeau, editors, *Sixth International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, volume 5132, pages 494–505. SPIE, 2003.

[34] C. Ellweun, S. Danaher, and U. Jager. Identifying regions of interest in spectra for classification purposes. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 16:211 – 222, 2002.

[35] S. Poyhonen, P. Jover, and H. Hyotyniemi. Signal processing of vibrations for condition monitoring of an induction motor. In *Communications and Signal Processing*, 2004. ISCCSP: 2004 First International Symposium on Control.

[36] A.K. Garga, B.T. Elverson, and D.C. Lang. AR modeling with dimension reduction for machinery fault classification. *Critical Link: Diagnosis to Prognosis*, pages 299–308, 1997.

[37] H. Weber and H. Ulrich. *Laplace-, Fourier- und z-Transformation: Grundlagen und Anwendungen für Ingenieure und Naturwissenschaftler*, volume 9. Vieweg und Teubner Verlag, 2010.

[38] L. Xiong, T. Shi, S. Yang, and R.B.K.N. Rao. A novel application of wavelet-based bispectrum analysis to diagnose faults in gears. *International Journal of COMADEM*, pages 31–38, 2002.

[39] D.-M. Yang, A.F. Stronach, P. Macconnell, and J. Penman. Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 391–411, 2002.

[40] B.E. Parker, H.A. Ware, D.P. Wipf, W.R. Tompkins, B.R. Clark, E.C. Larson, and H.V. Poor. Fault diagnostics using statistical change detection in the bispectral domain. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 561–570, 2000.

[41] W.J. Wang and P.D. McFadden. Early detection of gear failure by vibration analysis ii. interpretation of the time-frequency distribution using image processing techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 205–215, 1993.

[42] L. Liao and R. Pavel. Machine anomaly detection and diagnosis incorporating operational data applied to feed axis health monitoring. *ASME Conference Proceedings*, 2011(44311):289–296, 2011.

[43] L. Ma, Y. Ma, and K.Y Lee. An intelligent power plant fault diagnostics for varying degree of severity and loading conditions. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 25(2):546 –554, 06 2010.

[44] *Überwachung von Kreispumpen mit dem PumpMon-Baustein.* Siemens, 2010.

[45] T. Heyns, S.J. Godsill, J.P. de Villiers, and P.S. Heyns. Statistical gear health analysis which is robust to fluctuating loads and operating speeds. *Statistical gear health analysis which is robust to fluctuating loads and operating speeds*, 27:651–666, 2012.

[46] C. J. Stander, P. S. Heyns, and W. Schoombie. Using vibration monitoring for local fault detection on gears operating under fluctuating load conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 16(6):1005 – 1024, 2002.

[47] A. Brandt, T. Lagö, K. Ahlin, and J. Tuma. Main principles and limitations of current order tracking methods. *Sound and Vibration*, 03 2005.

[48] D. Cox. Regression models and life tables. *Journal of the Royal Statistical Society*, pages 187–220, 1972.

[49] A.K.S. Jardine, P.M. Anderson, and D.S. Mann. Application of the Weibull proportional hazard model to aircraft and marine engine failure data. *Quality and Reliability Engineering International 3*, pages 77–82, 1987.

[50] A.K.S. Jardine, T. Joseph, and D. Banjevic. Optimizing condition-based maintenance decisions for equipment subject to vibration monitoring. *Journal of Quality in Maintenance Engineering,*, 5:192–202, 1999.

[51] P.-J. Vlok, M. Wnek, and M. Zygmunt. Utilising statistical residual life estimates of bearings to quantify the influence of preventive maintenance actions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18:833–847, 2004.

[52] L.R. Rabiner. Tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77:257–286, 1989.

[53] R.J. Elliott, L. Aggoun, and J.B. Moore. *Hidden Markov Models: Estimation and Control*. Springer, 1995.

[54] C. Bunks, D. McCarthy, and T. Al-Ani. Condition-based maintenance of machines using hidden Markov models. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14:597–612, 2000.

[55] M. Dong and D. He. Hidden semi-Markov models for machinery health diagnosis and prognosis. *Papers Presented at NAMRC 32*, 32:199–206, 2004.

[56] J. Yan, M. KOC, and J. Lee. A prognostic algorithm for machine performance assessment and its application. *Production Planning and Control*, 15:796–801, 2004.

[57] M.L. Fugate, H. Sohn, and C.R. Farrar. Vibration-based damage detection using statistical process control. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15:707–721, 2001.

[58] J. Ying, T. Kirubarajan, K.R. Pattipati, and A. Patterson-Hine. A hidden Markov model-based algorithm for fault diagnosis with partial and imperfect tests. *IEEE Transactions on Systems*, 30:463–473, 2000.

[59] J.J. Gertler. *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems.* Libary of Congress Cataloging-in-Publcation Data, 03 1998.

[60] S. Simani, C. Fantuzzi, and R.J. Patton. *Model-based Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification Techniques.* Springer, 2003.

[61] *DIN 25424 - Fehlerbaumanalyse.* 04 1990.

[62] M. W. Winter. *Software Fault Tree Analysis of an Automated Control System Device Written in ADA.* PhD thesis, Naval Postgraduate School Monterey, California, 1995.

[63] A. E. Clifton. Fault tree analysis - a history. In *The 17th International System Safety Conference*, 1999.

[64] He tao Chen and Hong jie Yuan. Reliability assessment based on proportional degradation hazards model. In *Industrial Engineering and Engineering Management (IE EM), 2010 IEEE 17th International Conference on*, pages 958 –962, 10 2010.

[65] R. Schlittgen. *Angewandte Zeitreihenanalyse.* Oldenburg Wissenschaftsverlag GmbH, 2001.

[66] J. G. De Gooijer and R. J. Hyndman. 25 years of time series forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22(3):443 – 473, 2006.

[67] J. Krause and S. Cech. Ein Prototyp zur zustandsorientierten Instandhaltung. In *GI Jahrestagung (2)*, volume 110, pages 362–368, 09 2007.

[68] G. Tintner. *The Variate Difference Method.* Principia Press, 1940.

[69] W. Preuß and G. Wenisch. *Numerische Mathematik.* Fachbuchverlag Leipzig, 2001.

[70] D. Djurdjanovic, J. Lee, and J. Ni. Watchdog Agent–an infotronics-based prognostics approach for product performance degradation assessment and prediction. *Advanced Engineering Informatics*, 17(3-4):109 – 125, 2003. Intelligent Maintenance Systems.

[71] J. Krause, S. Cech, F. Rosenthal, A. Gössling, C. Groba, and V. Vasyutynskyy. Factory-wide predictive maintenance in heterogeneous environments. In *Factory Communication Systems (WFCS), 2010 8th IEEE International Workshop on*, pages 153–156, 2010.

[72] Lennart Ljung. *System identification: Theory for the User.* Libary of Congress Cataloging-in-Publcation Data, 1987.

[73] J. D. Hamilton. Regime-Switching Models. *Palgrave Dictionary of Economics*, 05 2005.

[74] L. Dannecker, R. Schulze, M. Böhm, W. Lehner, and G. Hackenbroich. Context-aware parameter estimation for forecast models in the energy domain. In *Scientific and Statistical Database Management*, 2011.

[75] K. Kabitzsch. Systemorientierte informatik. Vorlesungsskript, 2009.

[76] H. Kubin. *Prozessidentifikation mit Beratung für dynamische und statische Prozesse.* 2000.

[77] *DIN IEC 60050-351 - Grundbegriffe der Leittechnik.* 06 2009.

[78] J. Krause and K. Kabitzsch. A generic approach for reliability predictions considering non-uniformly deterioration behaviour. *Journal of Physics: Conference Series*, 364(1):012094, 2012.

[79] M. Madjidi. *Beitrag zur modellbasierten Überwachung und Optimierung des Betriebes heiz- und raumluft-technischer Anlagen.* PhD thesis, Universität Stuttgart - Lehrstuhl für Heiz- und Raumlufttechnik, 1995.

[80] EBE Solutions GmbH. Verkehrsdatenerfassung in der Gemeinde Gröbming 25.06.2009 - 05.07.2009. 2009.

[81] C. Ullenboom. *Java ist auch eine Insel: Das umfassende Handbuch.* Galileo Press, 2012.

[82] M. Frank. *Entwicklung von Konzepten zur Simulation von Maschinenverschleiß am Beispiel eines Zahnradgetriebes.* 2011. TU Dresden - Belegarbeit.

[83] *DIN 3952 - Lötlose Rohrverschraubungen mit Schneidring.* 09 1969.

[84] J. Hartung. *Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik.* Oldenburg Verlag, 1999.

Schlagwortverzeichnis

Abnutzung, 13
Abnutzungsgröße, 46
Abnutzungsindikator, 52
Abnutzungskontext, 63
Abnutzungsmerkmal, 24
Abnutzungsparameter, 56
Abnutzungsvorrat, 14
Abnutzungszustand, 22
Arbeitspunkt, 45
ARIMA, 39
ARIMAX, 41
Ausfall, 15
Ausfalldaten, 24
Ausfallrate, 35
Ausfallwahrscheinlichkeit, 35
Ausprägung, 62
Axiom, 10

Beanspruchung, 60
betriebsbedingte Schwankungen, 25

Cox-Regression, 31

Definition, 10
Diagnose, 32

eingeschwungener Zustand, 44
Ereignisdaten, 24

Fehlerbaumanalyse, 33
Frequenzbereich, 27

Hidden Markov Model, 31
Hypothese, 10

Instandhaltung, 19
Instandhaltung (periodisch), 20
Instandhaltung (reaktiv), 19
Instandhaltung (vorausschauend), 20
Instandhaltung (zustandsorientiert), 20
Instandsetzung, 19
Irreversibilität, 15

Kennlinie (statisch), 44
Kennliniendrift, 47
Kontextfolge, 65

Messdaten, 23
Messdaten vom image type, 26
Messdaten vom value type, 26
Messdaten vom waveform type, 26
MTBF, 36

Parameterdrift, 48
Parameterschätzung, 39

Regime-switching-Modelle, 41

technisches System, 13

Wartung, 19

Zeitbereich, 27
zeitinvariantes System, 25
Zeitreihenanalyse, 37
zeitvariantes System, 25