GEFÖRDERT VOM

Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

ReziProK
Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft –
Innovative Produktkreisläufe

BMBF-Fördermaßnahme

**„Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft –
Innovative Produktkreisläufe (ReziProK)“**

SACHBERICHT

Teil II: Eingehende Darstellung

Neue Geschäftsmodelle für die Weiternutzung technischer Systeme basierend auf einer einfachen, dezentralen Zustandsbestimmung und Prognose der Restnutzungsdauer

New business models for the continued use of technical systems based on a simple, decentralized status determination and forecast of residual service life

LongLife

TP 1 Qualitätsstandards, Prüfmethoden, Geschäftsmodelle und Projektkoordination (033R246A)

TP 2 Prozesssicherheit bei Komponenten einer Schuhmaschine (033R246B)

TP 3 Methoden und Tools (033R246C)

TP 4 Entwicklung eines Funktionsmodells des mobilen Prüfstands (033R246D)

TP 5 Validierung der Modelle und Datenzusammenführung (033R246E)

Projektlaufzeit: 01.07.2019 – 31.12.2022

DESMA THE FINEST IN SHOE PRODUCTION ENGINEERING · encoway standard for variety · CoSynth · aimpulse intelligent systems · Universität Bremen · BIK

Inhaltsverzeichnis

II.1 Einführung und Aufgabenstellung 4

II.2 Voraussetzungen des Vorhabens 7

II.3 Ablauf und Organisation 11

II.4 Wissenschaftlich-technischer Stand 14

II.4.1 Technischer Stand bei den betrachteten Use Cases 14
II.4.2 Technischer Stand bei der Auslegung von Maschinenelementen 20
II.4.3 Das Verbundvorhaben LongLife im Kontext zu Industrie 4.0 29
II.4.4 Künstliche Intelligenz KI / Neuronale Netze / Bayes´sche Netze 40
II.4.5 Smart-Service-Geschäftsmodelle 46
II.4.6 Nachhaltigkeit und Bewertung von Innovationen 48

II.5 Zusammenarbeit der Partner 51

II.6 Erzielte Ergebnisse 53

II.6.1 Vom Vorgehensmodell zur Bestimmung der Restnutzungsdauer 53
II.6.1.1 Expertenwissen 53
II.6.1.2 Betriebsdaten (Anlage BDE / Lenze Umrichter / Sensorbox LLMS1) 62
II.6.1.3 Anomalieerkennung 66
II.6.1.4 Bayes'sches Netz 67
II.6.1.5 Restnutzungsdauerprognose 68
II.6.2 Entwicklung der Sensorbox LLMS1 91
II.6.2.1 Datenanbindung und Bereitstellung 96
II.6.3 Langzeittest am Rolltor-Teststand 101
II.6.4 Durchgeführte Tests bei verschiedenen Einspritzeinheiten (Schuhmaschinen) 104
II.6.4.1 Überprüfung und Anpassung des Messbereichs des Beschleunigungssensors 108
II.6.5 Geschäftsmodelle für den LongLife Ansatz 108
II.6.5.1 Anwendung EFAFLEX (Rolltorhersteller) 122
II.6.5.2 Anwendung DESMA (Schuhmaschinenhersteller) 124

II.6.6 Nachhaltigkeitsbewertung 127
II.6.6.1 Anwendungsfall EFAFLEX (Rolltorhersteller) 128
II.6.6.2 Anwendungsfall DESMA (Schuhmaschinenhersteller) 130
II.6.6.3 Soziale Dimension der Nachhaltigkeit 134
II.6.6.4 LongLife-Website 135
II.7 Zusammenfassung und Ausblick 136
II.8 Voraussichtlicher Nutzen 137
II.9 Veröffentlichung der Ergebnisse 138
II.10 Literatur 139

II.1 Einführung und Aufgabenstellung

Bei technischen Komponenten, die in übergeordneten Systemen zum Einsatz kommen, z.B. Getriebe in Anlagen oder Maschinen, wird die technisch mögliche Nutzungsdauer häufig nicht erreicht und die betroffenen Komponenten werden vorzeitig einer stofflichen Verwertung bzw. einer Entsorgung zugeführt. So werden Teile, wie z.B. Lager, regelmäßig nach Wartungsplan ersetzt, obwohl sie teilweise noch ein Mehrfaches der bisherigen Dauer genutzt werden könnten. Gründe dafür sind z.B.:

- Unsicherheit bzgl. des tatsächlichen Zustands der Komponenten und der zu erwartenden Restnutzungsdauer, weil deren Bestimmung mit vorhandenen Mitteln/Daten nicht möglich oder im Verhältnis zum Nutzen zu aufwändig ist. Auch ist es so, dass im Maschinen- und Anlagenbau bei einer Auslegung von Komponenten das sogenannte Overengineering häufig vorkommt. Die angegebene Nutzungsdauer korreliert dabei nicht zwangsläufig mit der tatsächlich vorhandenen Nutzungsdauer.
- Optionen der Weiter-/Wiederverwendung in anderen Anwendungsszenarien mit geringeren Anforderungen bzgl. Ausfallsicherheit werden nicht genutzt/sind nicht transparent.
- Geschäftsmodelle sind nicht auf eine Weiter-/Wiederverwendung ausgerichtet, d.h. für einen Teil der Beteiligten ist es lukrativer, neue Komponenten zu verwenden als vorhandene weiter zu nutzen (keine „*Win-win-Situation*“ bei Weiternutzung). Der Hersteller z.B. hat häufig das Interesse, lieber neue Produkte zu verkaufen, statt die Weiternutzung gebrauchter Produkte zu unterstützen, nicht zuletzt aus Gründen der Gewährleistung und der Margen.

Im Ergebnis führt dies zu unnötig hohen Kosten und belastet durch den erhöhten Ressourcenverbrauch die Umwelt. Die zukünftigen Herausforderungen liegen darin, auf einfachem und kostengünstigen Weg eine größere Sicherheit bzgl. der Restnutzungsdauer von Komponenten zu schaffen und zudem innovative Geschäftsmodelle zu entwickeln, die für den Hersteller der Komponenten, den Systemlieferanten und die Systemnutzer wirtschaftlich attraktiv sind.

Wird dies erreicht, trägt dies effektiv zur Erreichung der Ziele der Ausschreibung bei. Dies sind unteranderem das Erreichen einer „optimalen Nutzungsdauer von Komponenten“, den „Wert von Produkten und Komponenten so lange wie möglich zu erhalten“ und die „Ressourceneffizienz zu steigern“. Gerade in Deutschland mit der ausgeprägten Kompetenz im Maschinen- und Anlagenbau kann daraus ein erhebliches Geschäftspotential erwachsen.

Aus dieser Situation ergaben sich folgende Fragestellungen bzw. Herausforderungen:

- Bei Problemen mit einem komplexen Gesamtsystem ist es notwendig, schnell eine Einschätzung zum Zustand einzelner Komponenten zu erhalten, um vermeidbare, kostenintensive Einsätze der Service-Techniker, insbesondere im Ausland, zu vermeiden und nicht unnötig Komponenten auszutauschen, die noch lange genutzt werden könnten.
- Den Anlagen-/Maschinen-Betreibern sollen Hinweise für einen angepassten Betrieb übermittelt werden, damit die Anlage/Maschine bis zum nächstmöglichen qualifizierten Service-Einsatz sicher weitergenutzt werden kann. Dies ist z.B. erforderlich, wenn der Einsatzort in abgelegenen Regionen liegt oder die Anlage/Maschine in langen unterbrechungsfreien Produktionszyklen eingesetzt wird. Ähnliche Rahmenbedingungen sind z.B. bei Feuerungsanlagen auf Schiffen zu berücksichtigen.

- Sind neue Geschäftsmodelle, die auf ein „*Pay-per-Use*“ aufbauen, erstrebenswert bzw. sinnvoll?
- Kann mit einer besseren Datenlage bei den Kunden eine verbesserte Nutzung von Komponenten erreicht werden bzw. lassen sich Komponenten damit weiter optimieren?
- Kann im Zuge der vorausschauenden Instandhaltung eine Reduzierung von Ersatzteilkosten erreicht werden?
- Können durch eine verbesserte Einschätzung der Komponentenzustände und ggf. eine schnellere Verfügbarkeit geeigneter gebrauchter Komponenten (Geschäftsmodell mit Pool-Lösungen) geringere Ausfallzeiten erreicht werden?
- Können die Kosten für die Anlagenumrüstungen verringert werden, indem nicht mehr benötigte Komponenten an andere Nutzer, ggf. mit geringeren Anforderungen (adaptierte kaskadierte Nutzung), weitergebeben werden?

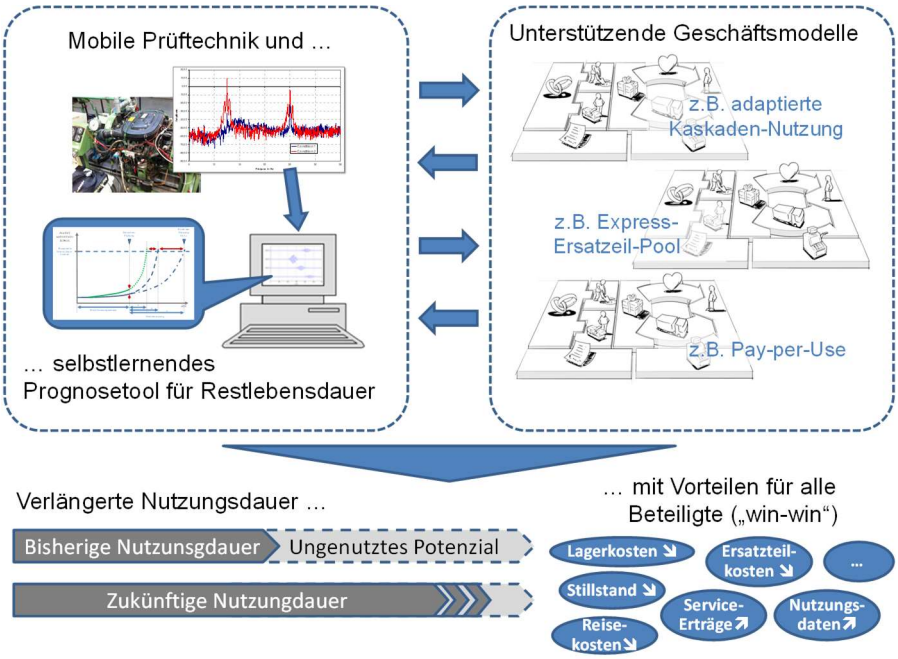


Abbildung 1: Das Projekt kombiniert Restnutzungsdauerprognose und Geschäftsmodelle

Um auf diesen Fragestellungen Antworten geben zu können, wurden im Forschungsvorhaben LongLife Methoden und Werkzeuge (Hard- und Software) für eine möglichst sichere Prognose der Restnutzungsdauer von technischen Komponenten entwickelt, die so effektiv und effizient sind, dass die technisch mögliche Nutzungsdauer der Komponenten über Weiter-/ Wiederverwendung möglichst optimal ausgenutzt werden kann.

Zudem sollten Referenz-Geschäftsmodelle entwickelt werden, die auf die Prognose der Restnutzungsdauer aufbauen. Unter Berücksichtigung geeigneter Serviceleistungen wird damit eine Weiternutzung der betrachteten Komponenten und Systeme für alle beteiligten Partner interessant.

Beispielsweise kann erreicht werden, dass ein Anlagenhersteller ausgetauschte Komponenten in anderen Anlagen wieder zum Einsatz bringen kann (adaptierte Kaskaden-Nutzung, s. Abbildung 1). Der Komponentenhersteller

hätte damit eine engere Kundenbindung und würde sich den Prüf- und Prognose-Service vergüten lassen und/ oder eine Plattform für derartige Komponenten mit zertifizierter Restnutzungsdauerprognose anbieten.

Im Projekt betrachtete Use Cases

In dem Verbundvorhaben LongLife wurde das Konzept an zwei Use Cases untersucht. Zum einen an einem Schnelllaufrolltor und zum anderen an einer Antriebseinheit einer Mischschnecke von einer Schuhmaschine. Diese Use Cases unterscheiden sich bewusst bzgl. ihrer Anwendungsgebiete, Funktionsweisen und verbauten Komponenten. Hierdurch stellen sie unterschiedliche Herausforderungen an die zu entwickelnde Lösung und ermöglichen eine breitere Sicht bei der Bewertung der Übertragbarkeit des Ansatzes.

II.2 Voraussetzungen des Vorhabens

Das Verbundvorhaben war Teil des Programms „Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft – Innovative Produktkreisläufe“ mit verschiedenen Schwerpunktthemen, u.a. Geschäftsmodelle. Im Verbundvorhaben LongLife lag der Fokus auf der Ermittlung der Restnutzungsdauer von Bauteilen in technischen Systemen, kombiniert mit neuen Geschäftsmodellen, was diesem Schwerpunkt zugeordnet werden konnte.

Für die Entwicklung eines entsprechenden Ansatzes wurden zwei Anwendungsfälle festgelegt, in denen zwei unterschiedliche technische Systeme betrachtet wurden. Zum einen handelte es sich um ein Schnelllaufrolltor für den industriellen Gebrauch und zum anderen um den Spindelantrieb für eine Mischschnecke, die Teil einer Spritzgussmaschine für die Direktansohlung von Schuhen ist.

Aufgrund der unterschiedlichen Use Cases werden in den nachstehenden Abschnitten die Ausgangssituationen in den jeweiligen Anwendungsfällen und Unternehmen, welche die Anlagen produzieren, getrennt behandelt.

Schnelllaufrolltor

Industrietore oder auch Hallentore (Schnelllaufrolltore) werden in großen Lagerhallen, Industrieanlagen oder auch Produktionsstätten eingesetzt. Bei solchen Toren kommt es vor allem auf die langlebige Funktion an, da sie oft mit komplexen Produktions- oder Logistikprozessen gekoppelt sind, deren Unterbrechung erhebliche Kosten verursachen kann. Ein wesentlicher Bestandteil der Hallentore ist der Antriebsstrang, bestehend aus Bedienelementen, Steuerung, Getriebe, Elektromotor und weiteren mechanischen Komponenten.

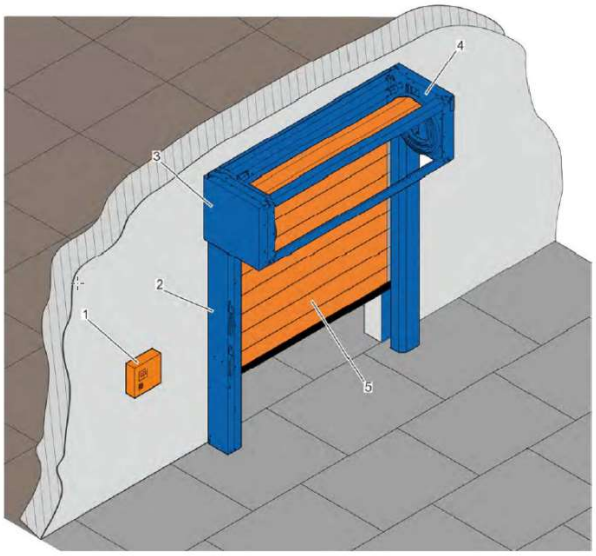


Abbildung 2: Übersicht über den Aufbau eines Industrietors mit den wesentlichen Komponenten: (1) Steuerung / (2) Zarge / (3) Antrieb / (4) Behangkasten / (5) Torblatt [EFAFLEX GmbH, Bruckberg]

Im Rahmen dieses Verbundvorhabens wurde von der Fa. EFAFLEX ein Schnelllaufrolltor („*Schnelllauf-Spiraltor, Serie S*“) zur Verfügung gestellt. Dieses Rolltor hat eine weite Verbreitung in industriellen Gebäuden hat und ist darüber hinaus mit einem Lenze-Antrieb ausgestattet (der Projektpartner encoway GmbH gehört zur Firmengruppe Lenze).

Abbildung 3: Schnelllauf-Spiraltore der Serie S [EFAFLEX GmbH, Bruckberg]

Das Unternehmen EFAFLEX verfügt über ein Technikum mit Testanlagen und eine Entwicklungsabteilung, welche die grundlegenden Arbeiten bzgl. der Konstruktionstechnik zur Auslegung der Rolltore durchführen. Die Tore variieren in ihrem Aufbau sowie in der Größe und Anzahl der verbauten Bauteile. Die Instandhaltungsmaßnahmen an den Rolltoren, die bei Kunden montiert sind werden von einer separaten Abteilung durchgeführt. Die Rolltore von EFAFLEX sind grundsätzlich sehr wartungsarm. Es gibt jedoch einige Verschleißkomponenten, die aktuell nach festen Vorgaben gewartet und getauscht werden müssen.

Nicht vorhanden sind Dokumentationen aus den Service-Einsätzen bzgl. der Abnutzungsverläufe, charakteristischen Schadensfälle, Nutzungsdauer, o.ä., aus denen sich bspw. eine Statistik bzgl. der Bauteil-ausfälle ableiten ließe. Die bisherige Instandhaltung der Rolltore erfolgt zum einen auf der Basis von fest vorgegeben Wartungszyklen, zum anderen bei einigen Komponenten basierend auf Sichtprüfungen durch die Service-Techniker, die einer groben und individuellen Qualitätssicherung gleichkommen. Dieses ist bei der Zustandsbeschreibung ein wichtiges Kriterium, da die tatsächlichen Einsatzbedingungen, das Handling und auch die Umgebungsbedingungen sehr unterschiedlich sind und ein vorausschauendes Handeln verlangen. Welche Arbeiten dann durchgeführt werden, hängt jeweils von der subjektiven Betrachtung der Techniker sowie deren Erfahrungswissen ab. Entsprechend wurde mit der prototypischen technischen Umsetzung angestrebt, eine halbautomatische Beurteilung kritischer Komponenten zu dokumentieren.

Spindelantrieb (Antriebseinheit einer Mischschnecke von einer Schuhmaschine)

Als Maschinenbauunternehmen mit Standard- und Spezialmaschinenbauaktivitäten begegnet der Projektpartner DESMA wiederkehrenden Problemstellungen, die sich auf einen Großteil der zu über 80% in Drittländer exportierten Maschinen und Anlagen bezieht. Jede gebaute Rundtischanlage zur Polyurethan-basierten Direktansohlung von Schuhen verschiedenster Art (das Kernprodukt der Firma DESMA) verfügt über eine sogenannte Reaktionsgießeinheit (RGE), welche u.a. eine Mischschnecke samt zugehöriger Lagerung und Antriebseinheit beinhaltet (s. Abbildung 5). Innerhalb der RGE wird mit Hilfe der Mischschnecke in einer Mischkammer Polyol mit Isocyanat vermischt, um ein reaktionsfähiges und innerhalb einer Schuhsohlenkavität aufschäumendes Gemisch (Polyurethan) zu erhalten. Hierbei ist die Mischschneckenlagerung als kritisches Bauteil anzusehen, da durch ihren Ausfall oder Beeinträchtigungen der angestammten Funktionsweise Maschinen- und in der Folge auch Produktionsstillstandzeiten entstehen können. Die nachstehende Abbildung 4 veranschaulicht eine Rundtischanlage.

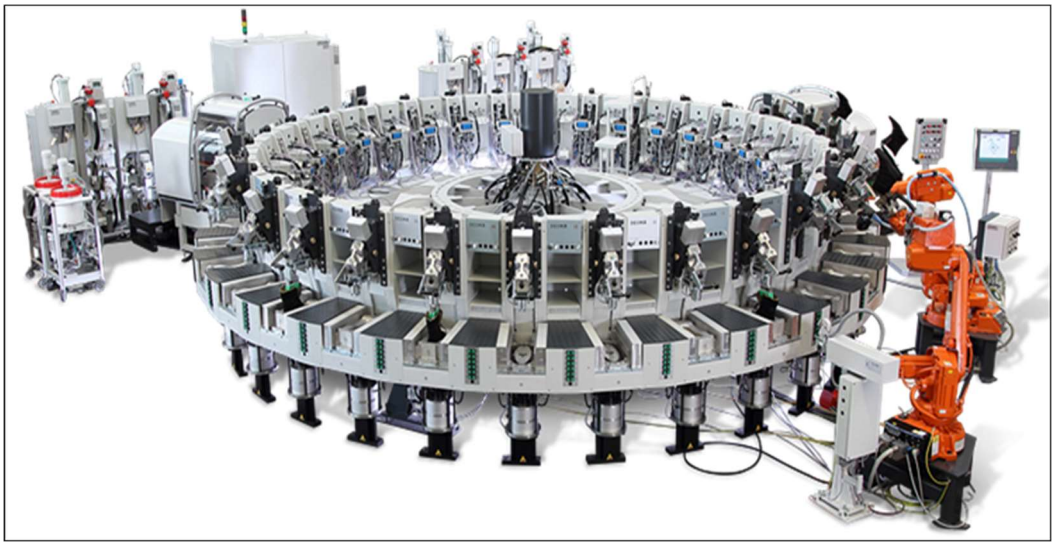


Abbildung 4: Rundtischanlage zur Direktansohlung [DESMA GmbH, Achim]

Der Hersteller der verbauten Wälzlager gibt für diese eine Nutzungsdauer an, aus der die Wartungsintervalle berechnet werden. Die angegebene Nutzungsdauer der Lagerung beträgt in diesem Use Case 5.000 Stunden. Aus Erfahrungswerten des Unternehmens betreiben einige Kunden die Mischschneckenlagerung bis zum Bruch. Hierdurch können unvorhersehbare Beschädigung an der Anlage auftreten können. Weiter lagern viele Betreiber eine Ersatzmischschnecke vor, damit diese bei einer Störung direkt ersetzt werden kann. Dieses Vorgehen hat allerdings zur Folge, dass bei einem Austausch die vermeintlich neue Mischschnecke bereits dem Alterungsprozess durch das Vorlagern ausgesetzt ist und die Angabe zur Nutzungsdauer des Herstellers nicht mehr gewährleistet werden kann.

Abbildung 5: Mischschnecke samt zugehöriger Lagerung und Antriebseinheit der Testanlage

Das Unternehmen DESMA verfügt über eine Testanlange, an der im Laufe des Projekts Tests durchgeführt wurden, bevor Änderungen an Soft- und/oder Hardware bei den Kundenanlagen umgesetzt wurden. An der Testanlage findet keine getaktete Produktion wie bei den Kunden der DESMA statt. Diese Anlage dient lediglich zu Vorführ-

zwecken bei der Konfiguration neuer Anlagen. Die Schuhmaschinen der DESMA verfügen bereits über eine Vielzahl an Sensorik, die Betriebsdaten der Anlage erfassen können und vorrangig den Prozess der Schuhansohlung dokumentieren.

Der DESMA ist durch die Datenerhebung und Speicherung bekannt, dass nicht alle relevanten Daten für eine Zustandsbestimmung kritischer Komponenten erfasst werden, da unter anderem die technischen Voraussetzungen nicht gegeben sind. Darüber hinaus liegt keine Information darüber vor, ob bspw. vorhandene Sensoren beschädigt oder nicht angeschlossen sind. Die Datenhaltung unterliegt bislang keiner Analyse, sondern dient lediglich für den Abgleich unterschiedlicher Produktionskennzahlen, wie bspw. Produktionsstückzähler. Der Umfang der übertragenden Daten ist dabei vom Netzwerk (Bandbreite, Anbindung bis ans Internet, Firewall etc.) der Kunden abhängig, welche die Maschinen betreiben. Da der Ausbau des Netzwerks der DESMA-Kunden unterschiedlich ist, kann das den Datentransport in der Geschwindigkeit und Menge beeinflussen. Als Datenbasis wurde auf das DESMA-Produkt *Smart-ShopFloor* zurückgegriffen. Im Rahmen dieser Software wird dem Maschineneigentümer in Form des Moduls *Smart-ShopFloor MDA* (Machine Data Acquisition) die Möglichkeit geboten, die Betriebsdaten der Maschine in frei konfigurierbaren Widgets anzuzeigen und diese zur Prozessoptimierung und Vermeidung von Stillstandzeiten zu nutzen. Darüber hinaus gibt es ein zweites Modul, das *Smart-ShopFloor MMS* (Machine Maintenance System), welches das Wartungshandbuch der Maschine dem Kunden digitalisiert. Die Visualisierung erfolgt in ähnlicher Form, wie bei den erfassten Betriebsdaten. Die mittels dieser Software erfassten Daten werden für die Ableitung der notwendigen Künstlichen Intelligenz (KI) genutzt und im Umkehrschluss können getroffene Annahmen und Instruktionen bis hin zu präventiven Wartungsmaßnahmen im Rahmen dieser Software visualisiert und durch den Kunden verwaltet werden.

Für das Projekt LongLife ergab sich aus diesem Use Case, dass die *Smart-ShopFloor*-Daten durch eine zusätzliche Sensorbox ergänzt, bzw. erweitert wurde. Somit war nebst der Überwachung, von z.B. der Maschinenauslastung auch die Kombination verschiedener Sensordaten möglich. Durch diese Kombination wurde eine halbautomatische Beurteilung kritischer Komponenten ermöglicht.

Zusammenfassung der Use Cases

Die Vorarbeiten zum Verbundvorhaben zeigten auf, dass die bislang aufgenommenen Betriebsdaten bei der Spindeleinheit lediglich den Zustand der gesamten Anlage beschreiben. Es ist also weitere Sensorik notwendig, um eine Zustandsbestimmung und Überwachung kritischer Komponenten durchführen zu können. Auch konnte im Use Case „Schnelllaufrolltor“ über die Steuerung nur in Ansätzen auf relevante Parameter zurückgegriffen werden. Fehlende Parameter, wie bspw. die Umgebungsbedingungen, unter denen die Anlagen betrieben werden, mussten ergänzt werden. Entsprechend wurde im Rahmen dieses Verbundvorhabens die Entwicklung einer mobilen Sensorbox durchgeführt. Hierbei wurde auf die Integration verschiedener MEMS-basierter Sensoren (mikro-elektro-mechanisches System) gesetzt. Diese Sensortechnologie zeichnet sich vor allem durch die Merkmale Robustheit und Langzeitstabilität aus.

In beiden Use Cases verfolgen die Unternehmen die Zielsetzung einer verbesserten Ressourceneffizienz. Das bedeutet, dass die Bauteile der technischen Systeme so lange wie technisch möglich betrieben werden sollen. Ein Austausch soll erst dann erfolgen, wenn die Bauteile kurz vor dem Ausfall stehen bzw. ihre Funktion nicht mehr erfüllen können. Bislang erfolgt der Bauteilaustausch aufgrund von Unsicherheit häufig aufgrund der subjektiven

Einschätzung der Servicemitarbeiter oder anhand eines vorab festgelegten Wartungsplans, der keine Zustandsdiagnose vorsieht. Neben der Ressourceneffizienz werden zudem eine bessere Planbarkeit der Serviceeinsätze und eine verbesserte Ersatzteilbeschaffung angestrebt. Dies kann erfüllt werden, wenn der mutmaßliche Ausfallzeitpunkt der Bauteile bekannt und damit die einhergehenden Serviceeinsätze beim Kunden frühzeitig geplant werden können.

Die Geschäftsmodelle der Unternehmen basieren bislang auf dem Vertrieb ihrer Maschinen, dem Abschließen von Wartungsverträgen und dem Ersatzteilgeschäft.

II.3 Ablauf und Organisation

Das Projekt LongLife wurde von der Universität Bremen bzw. der Forschungsstelle BIK koordiniert und zusammen mit den Partnern DESMA, ENCOWAY, AIMPULSE und COSYNTH durchgeführt. Mit Projektbeginn wurde unter den Partnern eine Kooperationsvereinbarung verfasst, in der die Zusammenarbeit und die Aufgaben sowie die Geheimhaltung über die Projektinhalte geregelt wurden. Die nachstehende Darstellung verdeutlicht die inhaltliche Zusammenarbeit der Partner im Projekt. Die hier aufgeführten Arbeitspakete beschreiben die Hauptaufgaben im Projekt, welche zur Zielerreichung bearbeitet wurden. Die Projektpartner übernahmen je nach Kompetenzschwerpunkt die Führung der einzelnen Arbeitspakete. Eine entsprechende Übersicht über die Arbeitspakete und die jeweilige Zuständigkeit liefert die Abbildung 6.

AP	Beschreibung	Federführend
1	Bestimmung der Anforderungen an die neue Lösung	Uni Bremen
2	Konzeptionelle Entwicklung von Qualitätsstandards u. Prüfmethoden	Uni Bremen
3	Entwicklung eines Funktionsmodells des mobilen Prüfstands	CoSynth
4	Erhebung, Aufbereitung und Analyse der Daten	Uni Bremen
5	Entwicklung der Methoden und Tools zu Prognose der Restlebensdauer	Aimpulse
6	Validierung der Modelle und Datenzusammenführung	encoway
7	Entwicklung geeigneter Geschäftsmodelle und Prozesse	Uni Bremen
8	Evaluation	Uni Bremen
9	Vorbereitung der Übertragung auf weitere Anwendungsfälle am Markt	Uni Bremen
10	Ökonomische und ökologische Betrachtung	Uni Bremen
11	Projektmanagement	Uni Bremen

Abbildung 6: Arbeitspakete im Projekt und federführende Partner

Die technischen Daten- und Informationsschnittstellen der vorhandenen und zu entwickelnden Systeme, insbesondere zum vorhandenen Betriebsdatenerfassungssystem (Anwendungsfall Schuhmaschine des Verbundpartners DESMA) wurden im Rahmen der Antragstellung bereits vorbesprochen und zu Beginn des Verbundvorhabens konkretisiert.

Eine Visualisierung der Aufgabenteilung zwischen den Verbundpartnerunternehmen zeigt Abbildung 7.

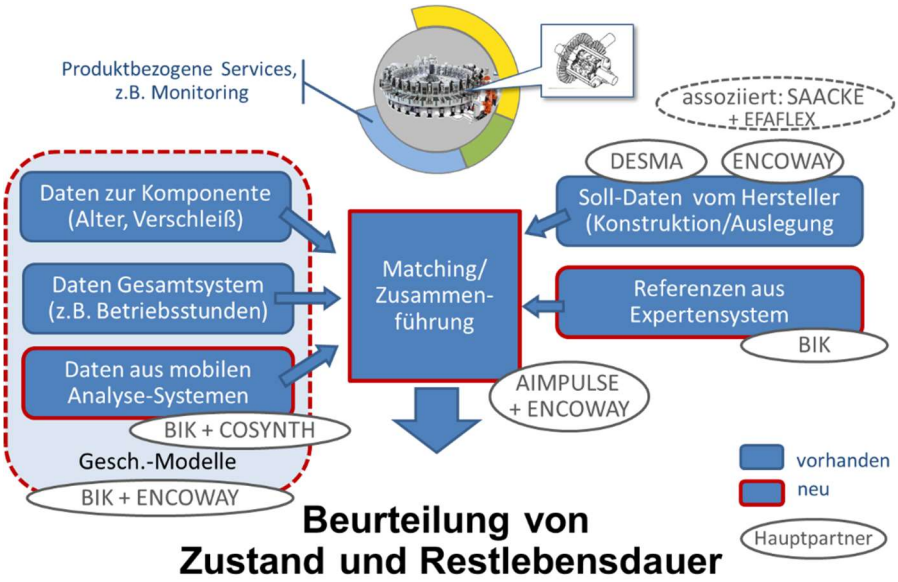


Abbildung 7: Zusammenarbeit der Partner im Projekt LongLife

Für die Bearbeitung des Projekts wurde eine Vorgehensweise festgelegt (s. Abbildung 8), welche auch die Struktur für die aufgestellten Arbeitspakete darstellt. Durch eine Orientierung an dieser Abfolge wurde eine Bearbeitung aller relevanten Inhalte für das Projekt sichergestellt. Dabei wurde sich an der Projektstrukturierung nach [Jakoby 2021] orientiert, die den Projektablauf in Aufgabenanalyse, Lösungsentwurf, Realisierung und Validierung unterteilt.

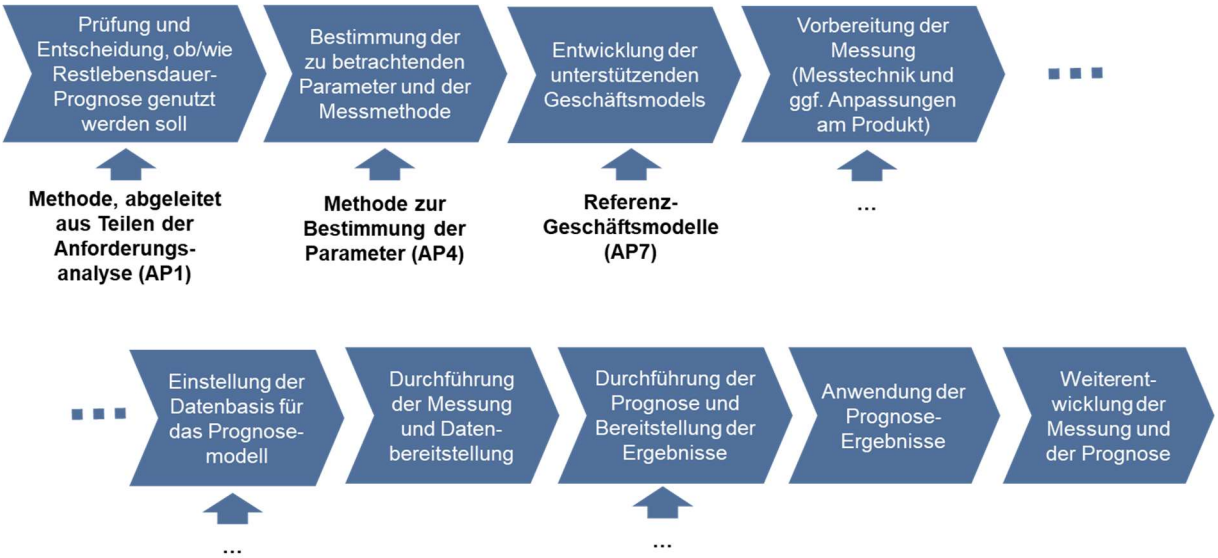


Abbildung 8: Vorgehensweise im Projekt LongLife

Die zu Projektbeginn durchgeführte Anforderungsanalyse bildete die Grundlage der Herangehensweise für die Restnutzungsdauerprognose der Bauteile.

Zusammenfassung der wesentlichen Anforderungen und Schlussfolgerungen für die Projektarbeiten

Aufbauend auf die beiden Use Cases (Rolltor, Spindellagerung) waren die aufzunehmenden Parameter zu identifizieren, um auf dieser Basis eine Aussage über die Restnutzungsdauer durchführen zu können. Des Weiteren waren entsprechende Messmethoden zu entwickeln, zu testen und umzusetzen. Für die Anwendung einer Restnutzungsdauerbestimmung in die unternehmerische Praxis sind wiederum neue Geschäftsmodelle aufzuzeigen bzw. zu entwickeln. Hier gilt es diese in die Instandhaltungsstrategien einzubinden und Vor- und Nachteile zu beschreiben.

Zur Schaffung einer Datenbasis für das Prognosemodell sind entsprechende Datenerhebungen an ausgewählten Maschinen zu planen und durchzuführen und basierend auf dieser Datengrundlage sind erste Restnutzungsdauerprognosen von Bauteilen durchzuführen.

II.4 Wissenschaftlich-technischer Stand

In dem Verbundvorhaben wurden verschiedene Forschungsfragestellungen, wie Modelle zur Bestimmung der Restnutzungsdauer technischer Komponenten, Entwicklung von Elektronikkomponenten sowie die Gestaltung von Geschäftsmodellen usw. betrachtet und anhand der Use Cases überprüft. Diese Themen werden nachstehend getrennt betrachtet und am Ende des Kapitels zusammengefasst. Vorab wird zum besseren Verständnis detailliert auf den Aufbau der beiden Use Cases sowie den in der Systemanalyse vorgefundenen technischen Stand eingegangen.

II.4.1 Technischer Stand bei den betrachteten Use Cases

Ausgangssituation zum Rolltor

EFAFLEX verfügt aufgrund von Langzeittests in ihrem Technikum und den Dokumentationen von Instandhaltungsmaßnahmen bei Kunden bereits über erste Erfahrungswerte bzgl. der Bauteile, welche voranging als verantwortlich für die Ausfälle der Rolltore sind. Dabei handelt es sich um die Zugfedern, die Haltegurte und die Zahnriemen, wobei alle drei Komponenten Teil des Antriebsstrangs sind.

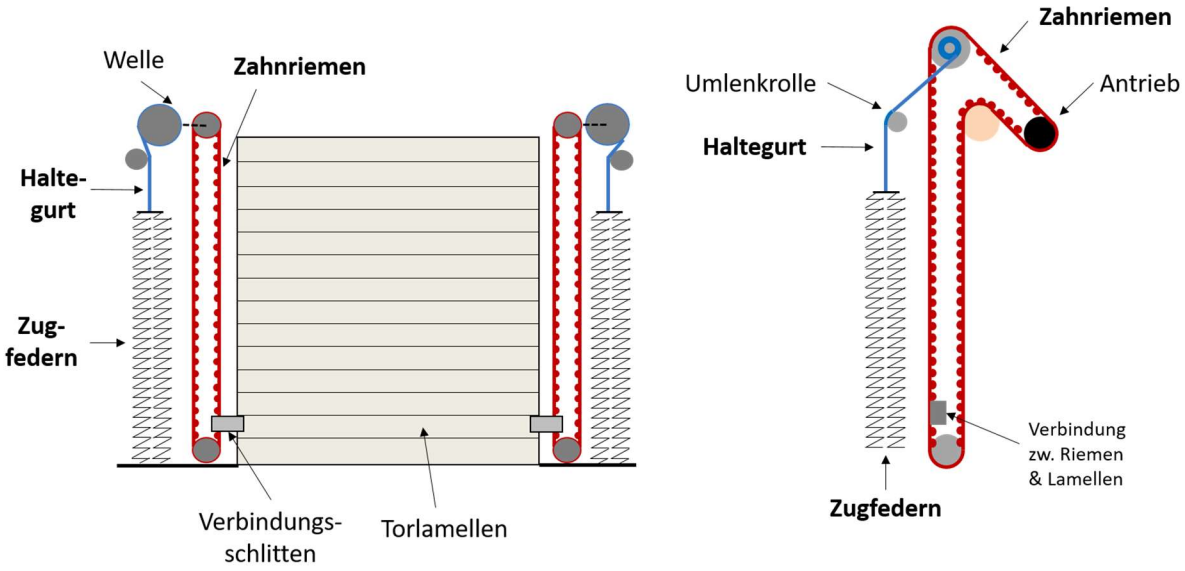


Abbildung 9: Schematische Darstellung des Rolltors (links) und überwachter Komponenten (rechts)

Während der Testläufe im Technikum wird die ungefähre Lebensdauererwartung der einzelnen kritischen Bauteile im Rolltor ermittelt. Diese bildet die statistische Grundlage der Arbeiten und Versuche im LongLife-Projekt bzgl. des Rolltors. Die Lebensdauererwartungen werden in Form von Lastzyklen angegeben, welche die Bauteile bis zu ihrem Ausfall durchschnittlich durchlaufen können. Bei diesen Angaben muss jedoch beachtet werden, dass es sich lediglich um gemittelte Werte aus einer begrenzten Zahl an Langzeittest an Rolltoren unterschiedlicher Größe (bis zu 4 m Höhe und 5,13 m Breite) und Konfiguration handelt. Wenngleich die Bauteile in ihrer Auslegung gleichbleiben, unterliegen sie jedoch in verschiedenen Tortypen unterschiedlichen Belastungen, was zu Schwankungen in den Lebenserwartungen führt.

Konkret handelt es sich bei den kritischen Bauteilen um folgende Angaben bzgl. der Lebensdauer:

- Zugfedern: 302.000 Zyklen
- Halte-(Zurr-)gurt: 650.000 Zyklen
- Zahnriemen: 700.000 Zyklen

Darüber hinaus verfügt EFAFLEX über keine repräsentativen Statistiken oder Kenntnisse bzgl. der Schadensverläufe, d.h. konkrete Schadensursachen und Schadensmechanismen, die zu einem Bauteilausfall führen, sind nicht bekannt. Hierzu gibt es jedoch theoretische Grundlagen aus der Fachliteratur, welche z. T. bauteilindividuell betrachtet werden müssen und im nachstehenden Abschnitt aufgeführt werden.

Bei den Zugfedern die durch Längung und Stauchung dynamisch belastet werden, erfolgt der Bauteilausfall i.d.R. über Materialermüdung, d. h. durch mikroplastische Verformungen die über eine hohe Anzahl an Lastwechseln zunächst zu einer plastischen Verformung in Form von Längung der Feder und daraufhin zu einem Ermüdungsbruch führen. Beim Zahnriemen erfolgt die Abnutzung durch Eindruckskanten und Anrisse der einzelnen Zähne, welche irgendwann zum Ausbruch einzelner Zähne führen. Der Haltegurt verschleißt durch Reibung mit Laufrollen und Führungen, was sich durch seitliches Ausfransen erkennt lässt. Durch konsequentes Ausfransen und zunehmenden Querschnittsverlust kann es zum Riss des Gurtes kommen.

Die Schnelllaufrolltore der Firma EFAFLEX verfügen bislang noch über keine verbauten Sensoren. Da die Zustandsdiagnose im LongLife-Projekt anhand von Daten aus der Betriebsphase erfolgen soll, sind hier Ergänzungen notwendig. Lediglich über die in den Rolltoren verbauten Elektroantriebe können, basierend auf temporären Stromdaten, die Verläufe bestimmter Parameter (z.B. Motortemperatur, Drehzahl, übertragenes Drehmoment) ausgelesen und ein Zustand des gesamten Rolltores bestimmt werden. Ein Beispiel hierfür sind die Federn für den Gewichtsausgleich in der Zarge, die nach einer gewissen Anzahl an Öffnungs-/Schließzyklen brechen können. Deshalb besteht hier z.B. die Vorgabe, dass diese nach 250.000 Zyklen regelmäßig getauscht werden müssen, da danach die Wahrscheinlichkeit des Brechens der Federn deutlich zunimmt. Weitere Verschleißteile sind die Rollen, die sich im Betrieb abnutzen. Hier wird aktuell per Sichtprüfung der Zustand überwacht. Auch der Zahnriemen ist einer Abnutzung unterlegen und dieser verliert während der Betriebsdauer seine Spannung – in diesem Fall muss der Zahnriemen erneut gespannt werden.

Aufgrund der hohen Anzahl an Rolltoren und den jeweiligen Gegebenheiten ist es nicht wirtschaftlich, jedes Rolltor mit einer dauerhaften kontinuierlichen Zustandsüberwachung mit einhergehender dauerhaften Datenübermittlung auszustatten. Hier bietet sich jedoch die Idee mit einer mobilen Sensorbox an, um eine zeitdiskrete Zustandsüberwachung durchzuführen. Damit kann eine objektive Einschätzung erreicht werden, die mit individuellen Maßnahmen für eine hohe Anlagenverfügbarkeit verknüpft werden kann.

Ausgangssituation an der Spindellagerung

Bei der Analyse der Spindeleinheit der Schuhmaschine wurde die Spindellagerung als kritisches Bauteil identifiziert, da durch ihren Ausfall oder Beeinträchtigungen der angestammten Funktionsweise Maschinen- und in der Folge auch Produktionsstillstandzeiten entstehen. Die Mischschnecke selbst ist formschlüssig mit der Spindel verbunden und sie wird regelmäßig gewechselt, da sich an ihr verklebte PU-Reste ansammeln und diese auch nicht durchgängig durch die prozessbedingten „Reinigungsschüsse“ (hierunter ist der Einspritzvorgang ohne PU-Mate-

rial zu verstehen) beseitigen lassen. Die betrachtete Einspritzeinheit der DESMA-Schuhmaschinen wird in unterschiedlichen Maschinen verbaut und aktuell wird der Zustand durch die Anwender / Kunden qualitativ eingeschätzt und kommuniziert. Insbesondere wird hierbei durch das Fachwissen des Bedienpersonals dokumentiert, ob beispielsweise ein ungewohntes Verhalten, wie Schwingungen und Störgrößen, festgestellt wurden.

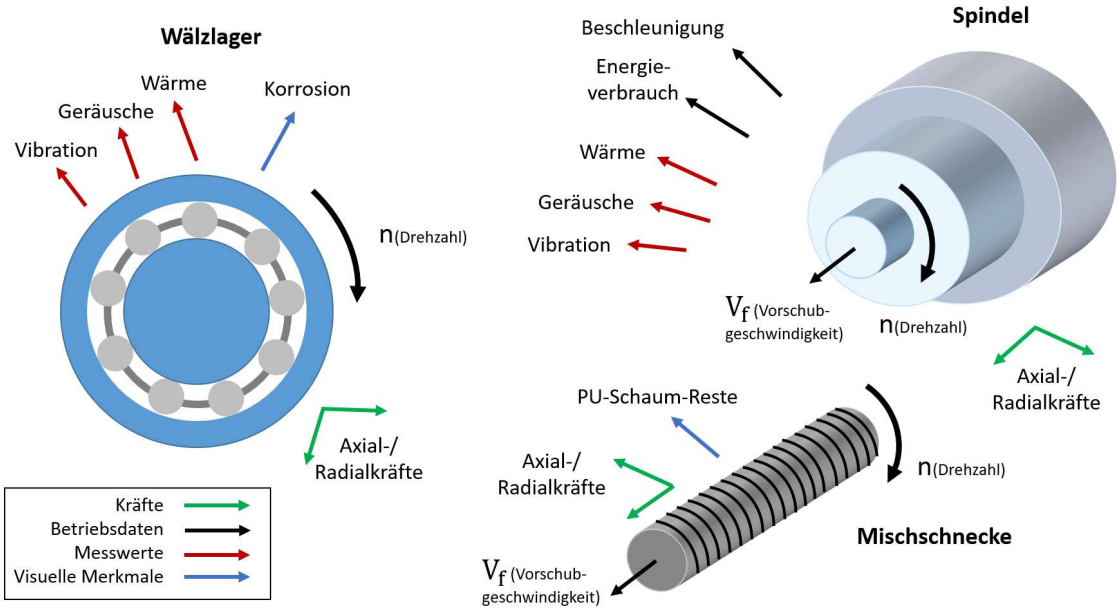


Abbildung 10: Eigenschaftsparameter am Wälzlager und der Spindel (inkl. der Mischschnecke)

Die Abbildung 10 zeigt schematische Darstellungen eines Wälzlagers und der Spindel inklusive der Mischschnecke. Angegeben wurden Messgrößen, die mithilfe von Sensorik aufgenommen werden können, sowie relevante Betriebsdaten. Die Identifizierung geeigneter Sensorik erfolgt über die Analyse möglicher Schädigungen. Während des Betriebs kann dieses aber weder anhand der Begutachtung durch Bedienpersonal, noch durch visuelle Verfahren erfasst werden. Eine Schadensbewertung kann deshalb nur indirekt erfolgen. Zu erwarten ist, dass sich beispielsweise Kennwerte mit steigendem Materialabtrag durch Korrosion verändern, da die Laufbahn der Wälzkörper unregelmäßiger wird, wodurch es zu erhöhter Reibung und Unwucht durch das Überrollen von Unebenheiten kommt [Kaesche 2011]. Hierbei können Sensoren für Vibration und Akustik physisch messbare Ergebnisse liefern, die auf eine solche Veränderung hinweisen. Da für eine Korrosionsbildung die Luftfeuchtigkeit in der Umgebung von großer Bedeutung ist, kann mithilfe eines Luftfeuchtigkeitssensors eine erhöhte Feuchtigkeit detektiert werden, welche in Zusammenhang mit Vibrations- und Akustikwerten auf eine Korrosionsschädigung hinweisen kann.

Die Abnutzungsart des Verschleißes durch Abrasion resultiert ebenfalls in Materialverlust an der Oberfläche der Laufrillen im Lager. Diese führen, wie beim Materialverlust durch Korrosion, ebenfalls zu einer Zunahme der Vibration und können folglich mit demselben Messwertaufnehmer überwacht werden.

Aus Tests und Auswertungen von Reparaturaufträgen ist bekannt, dass die Spindeln mit den verbauten Hybrid-Wälzlagern im Durchschnitt 5.000 Betriebsstunden im Einsatz sind, bevor hier ein Wechsel bzw. eine Reparatur ansteht. Aktuell werden pro Monat zwei bis vier Spindeln neu oder generalüberholt als Ersatzteile ausgeliefert.

Generell wird die Standzeit einer Spindel (die Zeit, die eine Maschine ohne Unterbrechung arbeiten kann) durch die Zahl der sogenannten „Schüsse“ bestimmt (Einspritzvorgang in eine Schuhform). Zudem hängt die Standzeit davon ab, welchen zusätzlichen Belastungen die Komponenten ausgesetzt wurden und welche Umgebungsbedingungen vorherrschen. Zusammenzustellen sind deshalb diese Zustandsbeschreibungen sowie Betriebsdaten wie Drehzahl, Betriebsstunden und Belastungsgrößen.

Für die Spindel inkl. der Wälzlager wurden verschiedene Reparaturaufträge ausgewertet. In Abbildung 11 ist eine Auswahl hieraus zusammengefasst, um zu verdeutlichen, welche Streuungen bei den Betriebszeiten auftreten. Ergänzend muss dabei beachtet werden, dass der Zustand der einzelnen demontierten Spindeln nicht zwingend gleich gewesen sein muss. Zudem sind keine neuen, sondern neuwertige überarbeitete Spindeln in der Tabelle aufgeführt. Die Betriebszeit seit der Inbetriebnahme wurde nicht erfasst. Aus den angegebenen Tagen zwischen den Reparaturen konnten aber überschlägig die Betriebstage abgeleitet werden (Durchschnittlich dauert eine Reparatur 25 Tage). Weiterhin wird seitens DESMA mit durchschnittlichen Einsatzzeiten von 286 Betriebstagen pro Jahr bei den Betreibern der Schuhmaschinen kalkuliert. Hieraus konnte eine grob bemessene rechnerische Betriebszeit bestimmt werden. Die Spindeln befanden sich danach alle im Bereich der Betriebsfestigkeit. Mögliche Anrisse (Bruchfestigkeit) hätten zu einer Ersatzbeschaffung geführt, da eine Reparatur nicht möglich wäre. Ergänzend ist noch festzuhalten, dass die verbauten Hybrid-Schrägkugellager des Herstellers GMN [GMN 2010] bei einer Reparatur immer erneuert werden. Der Zustand in Bezug auf eine Reparatur wird hierbei nicht erfasst.

Spaltenweise wurde neben der Bestimmung der einzelnen Betriebstage jeweils auch eine Addition der einzelnen Reparaturen vorgenommen (Abbildung 11). Ähnlichkeiten waren hier aber ebenso wenig festzustellen, wie bei den Betriebszeiten nach einer Reparatur.

Lfd.-Nr.	Auswerte-zeitraum	Tage zwischen 1. und 2. Reparatur	Betriebstage zwischen 1.+2. Reparat.	Tage zwischen 2. und 3. Reparatur	Betriebstage zwischen 2.+3. Reparat.	Tage zwischen 3. und 4. Reparatur	Betriebstage zwischen 3.+4. Reparat.	Betriebstage (gesamt), nach 1. Reparat.	Betriebstage (gesamt), nach 1.+2. Reparat.	Betriebstage (gesamt), nach 1.-3. Reparat.
1	2015 - 2020	2124	1637					1637		
2	2017 - 2020	1138	868					868		
3	2020 - 2021	142	91					91		
4	2017 - 2021	644	483	493	365				848	
5	2019 - 2021	735	554					554		
6	2016 - 2021	755	569	623	466	356	258			1293
7	2019 - 2021	575	429					429		
8	2017 - 2021	291	207	923	700				907	
9	2017 - 2021	1433	1098					1098		
10	2015 - 2019	328	236	281	200	1083	825			1261
11	2016 - 2020	1394	1068	173	115				1183	
12	2018 - 2020	373	271	285	203	133	84			558
13	2015 - 2020	1333	1020	473	349				1369	
14	2015 - 2020	1798	1383					1383		
15	2016 - 2020	915	694	556	414				1108	
16	2017 - 2018	590	441					441		

Abbildung 11: Auswertung ausgewählter Reparaturaufträge bei der GMN-Spindel (inkl. Wälzlager) [DESMA GmbH]

Die Abstände (Zeiträume) zwischen den einzelnen Reparaturaufträgen sind sehr unterschiedlich. Die Daten lassen keine Schlussfolgerung über die Anzahl der Schichten und damit den Betriebsstunden pro Tag zu. Die Auslastung und die unternehmensspezifischen Betriebsmodelle (1 Schicht bis 3 Schichten) haben aber einen maßgeblichen Einfluss auf die Standzeit der Spindel, inkl. der Wälzlager, da die Anzahl der Lastzyklen dadurch variiert. Weitere

Abweichungen können durch verschiedene Betriebsparameter entstanden sein, die jeweils von der Mischschnecke ausgehen. Eine frühzeitige Reparatur, beispielsweise aufgrund einer aktuellen Auftragslage oder auch terminlich fest geplante Servicearbeiten könnten beispielsweise ebenfalls einen Anteil an der Streubreite haben.

Schädigungen an Bauteilen und Komponenten führen zu einem verkürzten Einsatz. Eine vorgegebene Funktion kann nicht mehr oder nur noch teilweise erfüllt werden und der Zeitpunkt von Ausfällen erfolgt zu unterschiedlichen Zeiten. Eine Schadensbegutachtung und eine anstehende Reparatur sind die Folge.

In der Regel wird bei der Reparatur der Spindellagerung, die Spindel selbst gereinigt und vermessen. Dieses ist Grundlage dafür, dass die zu erneuernden Hybrid-Wälzlager passgenau montiert werden können. Die Wälzlager werden bei einer Reparatur grundsätzlich ausgetauscht. Damit nun frühzeitig eingeschätzt werden kann, ob sich ein Ausfall abzeichnet, muss eine Einschätzung über den Zustand der betrachteten Spindellagerung erfolgen.

Die Spindel selbst ist nach den Gesetzmäßigkeiten der Betriebsfestigkeit als dauerfest zu bezeichnen. Exemplarisch soll hier eine überschlägige Abschätzung den Zusammenhang zwischen den Auslegungsdaten / Betriebsdaten der Spindel und der nach der Betriebsfestigkeit für den Dauerfestigkeitsbereich relevanten Lastspielzahl verdeutlichen.

Es wird davon ausgegangen, dass sich eine Schuhmaschine durchschnittlich pro Schicht 450 min im Einsatz befindet. Alle 18 s wird an einem Schaft eine Schuhsohle angespritzt und mit einer Effizienz von 85 % ergeben sich daraus 1.275 Materialschüsse (Schuhe). Auf jeden Materialschuss erfolgt ein Reinigungsschuss. Da zusätzlich nach jeweils ca. acht Schuhen ein Farbwechsel ansteht, kommen noch zusätzliche 160 Material- und Reinigungsschüsse hinzu.

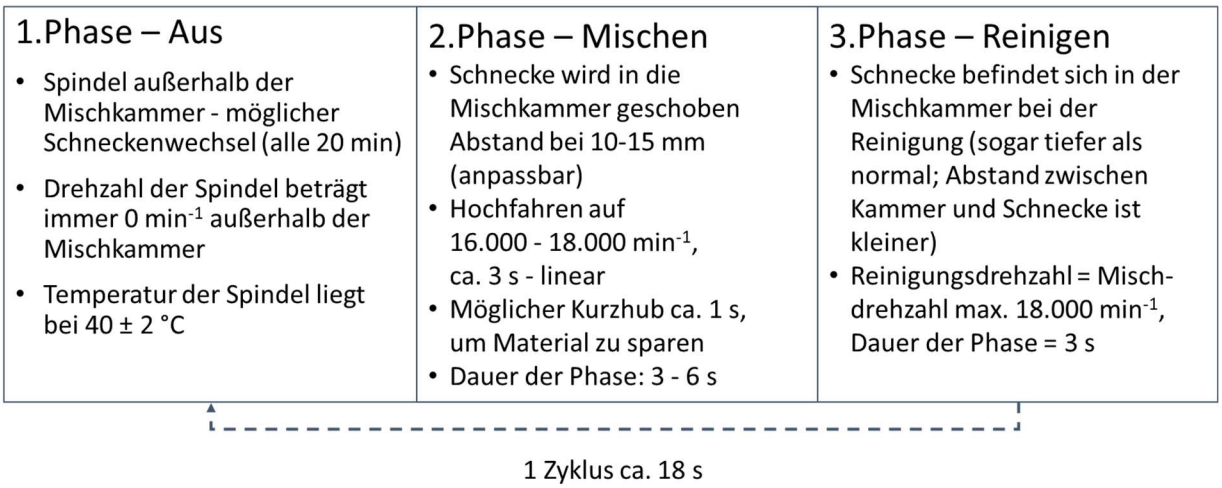


Abbildung 12: Prozessbeschreibung des Einspritzvorgangs

Somit ergeben sich durchschnittlich

2.870 Schüsse pro Schicht.

Die Anzahl der Schichten variieren zwischen einer und drei Schichten pro Tag, was letztendlich bei 286 Betriebstagen pro Jahr zu den nachstehenden Zahlen führt.

Ein-Schicht-Betrieb:

2.870 Schüsse/Schicht · 1 Schicht/Tag · 286 Tage/Jahr → rund 820.000 Schüsse (Schuhe) pro Jahr.

Drei-Schicht-Betrieb:

2.870 Schüsse/Schicht · 3 Schichten/Tag · 286 Tage/Jahr → rund 2.460.000 Schüsse (Schuhe) pro Jahr.

Die Schüsse sind gleichzusetzen mit der Lastspielzahl.

Nach den Regeln der Betriebsfestigkeit wird von einer dauerfesten Auslegung von Metallbauteilen gesprochen, wenn diese eine Lastspielzahl von $2 \cdot 10^6$ bis 10^7 (Stahl) ausfallfrei ertragen können. Dieser Bereich stellt den Übergang von der Zeit- zur Dauerfestigkeit dar. Für einen 3-Schicht-Betrieb der RGE bedeutet dies, dass eine dauerfest ausgelegte Spindel ca. 1 - 4 Jahre eingesetzt werden kann.

Analog kann über die Betriebsdaten aber auch die Lebensdauer der verwendeten Hybrid-Schrägkugellager abgeschätzt werden. Verbaut sind hier GMN-Lager [GMN 2010] vom Typ

- HYS 6010 18GRAD TA A7
- HYS 61910 E TA A7 (2 Stück)

Tabelle 1: Daten der verwendeten Wälzlager [GMN 2010]

HYS 6010 - Sonderausführung	HYS 61910
• max. Betriebstemperatur: 150°C – begrenzt durch den Stahl • max. Drehzahl: 16.500 und 19.500 1/min • dynamische Traglast: 26.500 – 28.000 N	• max. Betriebstemperatur: 120°C – begrenzt durch den TXM-Käfig • max. Drehzahl: 18.000 1/min • dynamische Traglast: 14.500 N

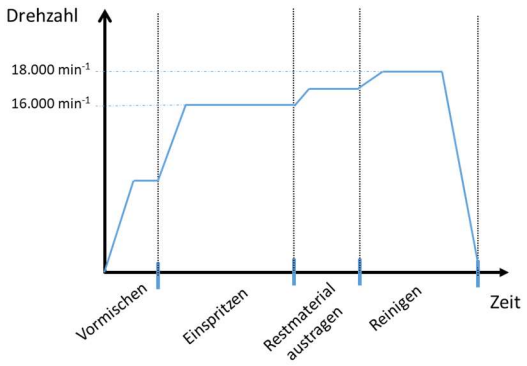
Allgemein gilt, dass die gewünschte Drehzahl in der Mischphase immer in 3 s angefahren wird und im Bereich 12.000 – 18.000 min^{-1} liegt. Die Mischdrehzahlen und Mischzeiten variieren dabei je nach verwendetem PU-System. Die Reinigungsdrehzahl liegt meistens höher als die Mischdrehzahl und kann ebenfalls max. 18.000 min^{-1} betragen.

Ausgelegt sind die Wälzlager auf ca. 5.000 Betriebsstunden. Aus den bereits bei der überschlägigen Abschätzung der Spindel verwendeten Zyklenzahl sowie der durchschnittlichen Betriebszeit pro Schicht ergibt sich eine durchschnittliche Dauer für einen Zyklus von 18 s, der für das Mischen und Reinigen angesetzt werden kann. Dies ist jedoch nicht durchgängig korrekt, da zusätzliche Reinigungsschüsse jeweils nach acht Schuhen durchgeführt werden und somit sind es genaugenommen zwei Prozesse, die beim Einspritzvorgang ablaufen. Da es sich bei der Beschreibung aber um eine grobe Abschätzung handelt, ist diese Vereinfachung ausreichend. Ergänzend noch der Hinweis, dass die Drehzahl nur auf null abfällt, wenn ein Schneckenwechsel ansteht.

Für die 5.000 Betriebsstunden bedeutet dieses, dass mit der Belastungszeit von 18 s die Wälzlager

≈ 1.000.000 Belastungszyklen

standhalten müssen.



1-Schicht-Betrieb: 7,5 Std. (450 min)

1 Zyklus = 18 s
(basierend auf 2.710 Zyklen/Schicht)

Annahmen:
1. Einspritzen = 6 s
2. Kurzhub (Restmaterial austragen) = 2 s
3. Reinigen = 4 s
4. Mundstück reinigen = 1 s
5. Wartezeit auf nächsten Schuss = 5 s

$$n_m = \frac{n_1}{0{,}3} + \frac{n_2}{0{,}1} + \frac{n_3}{0{,}2} + \frac{n_4}{0{,}05} + \frac{n_5}{0{,}3}$$

Abbildung 13: Drehzahlkollektiv beim Prozess des Einspritzvorgangs

Der 1-Schicht-Betrieb wurde grob mit 800.000 Zyklen abgeschätzt. Das heißt in diesem Fall, dass die Lager ca. 1 Jahr halten müssten. Dem gegenüber muss bei einem 3-Schicht-Betrieb (~ 2.500.000 Zyklen) damit geplant werden, dass bereits nach 115 Betriebstagen ein Austausch notwendig ist.

II.4.2 Technischer Stand bei der Auslegung von Maschinenelementen

Die Lebensdauer eines technischen Bauteils entspricht dem Zeitraum, in welchem das Bauteil seine ihm zugewiesene Funktion innerhalb eines technischen Systems erfüllt. Aus der Mechanik ist bekannt, dass die Lebensdauer eines Bauteils, welche mit der Erstinbetriebnahme beginnt und dem Versagen oder auch vorzeitigem Austausch endet, eine weitere Unterteilung erfährt. Die klassische Betriebsfestigkeit definiert als Lebensdauer die Betriebsphase hin bis zu einem ersten technischen Anriss. Es schließt sich die Restnutzungsdauer an, die gleichzusetzen ist mit der Rissfortschrittsphase und das endgültige Versagen bis zum Bruch beschreibt. Dieses Verhalten wird in der klassischen Bruchmechanik behandelt. Die Gesamtlebensdauer eines Bauteils setzt sich entsprechend aus der Lebensdauer sowie der Restnutzungsdauer zusammen [Sander 2018].

Die Berechnung von Sicherheitsbeiwerten, einer Lebensdauer und Aussagen über die Zuverlässigkeit erfolgen dabei nach entsprechenden Auslegungsmethoden, die in Normenwerken und Fachliteratur beschrieben werden.

Analyse dynamischer Lastkollektive und Ermüdungsbrüche

Technische Systeme basieren auf dem Zusammenspiel ihrer Bauteile, die über ihre Nutzungsphase verschiedene Abnutzungen erfahren und die sich gegenseitig beeinflussen können. Im Betrieb wirken auf ein Bauteil eine oder mehrere Belastungen (Kräfte, Momente), die konstant oder zeitlich veränderlich sein können und auch andere Störgrößen wie z.B. Temperaturschwankungen ein. Diese Belastungen führen wiederum zu Beanspruchungen im Bauteil und sie müssen im Gleichgewicht zu einander stehen, um keine Bauteilschädigungen hervorzurufen. Ein Bauteilversagen ist in der überwiegenden Anzahl von Fällen auf dynamisch wirkende Belastungen (Kräfte, Momente, Temperaturschwankungen) zurückzuführen.

Ein Ansatz für einen sicheren Betrieb ist die Bauteilauslegung nach Gesichtspunkten der Betriebsfestigkeit [Müller u. Esderts 2007]. Hierbei wird ausgehend von den Kennwerten eines verwendeten Werkstoffs rechnerisch ermittelt, ob die Grenzwerte einer Beanspruchung die maximal zulässigen Werte übersteigen [Radaj u. Vormwald 2007]. Aus dem Spannungs-Dehnungsdiagramm eines Werkstoffes sind beispielsweise Zugfestigkeit R_m und Streckgrenze R_e zu entnehmen und im Sinne des allgemeinen Maximalspannungsnachweises würde bereits ein einmaliges Überschreiten dieser Bezugsgrößen ein Versagen des Bauteils bedeuten [Haibach 2006; Sander 2018; Götz u. Eulitz 2020]. Die Dauerfestigkeit als Bemessungsgröße liefert einen Beanspruchungsgrenzwert, der bei einer schwingenden (dynamischen) Beanspruchung beliebig oft ohne eine Schädigung des Bauteils ertragbar ist. Eine Schwingbeanspruchung oberhalb der Dauerfestigkeit führt erst nach einer endlichen Anzahl von Zyklen zum Bruch. Dieser Bruch tritt dabei umso eher ein, je höher eine Beanspruchung ist. Ein im Maschinenbau etabliertes Prüfverfahren über Dauerschwingversuche wird nach DIN 50100-2016 beschrieben. Die Norm umfasst die Versuchsdurchführung, die -auswertung sowie die Dokumentation von lastgerechten Versuchen im Zeit- und Dauerfestigkeitsbereich. Der Nachweis erfolgt über Wöhlerversuche [DIN 50100 2016; Haibach 2006; Radaj u. Vormwald 2007; Sander 2018; Götz u. Eulitz 2020], bei denen das Verhalten von Bauteilen (Probenkörper) bis hin zur Rissbildung über die Schwingfestigkeit untersucht wird. In einem Wöhlerdiagramm wird der Zusammenhang zwischen einer konstanten Lastamplitude und der ertragbaren Schwingspielzahl bis zum Versagen des Bauteils abgebildet.

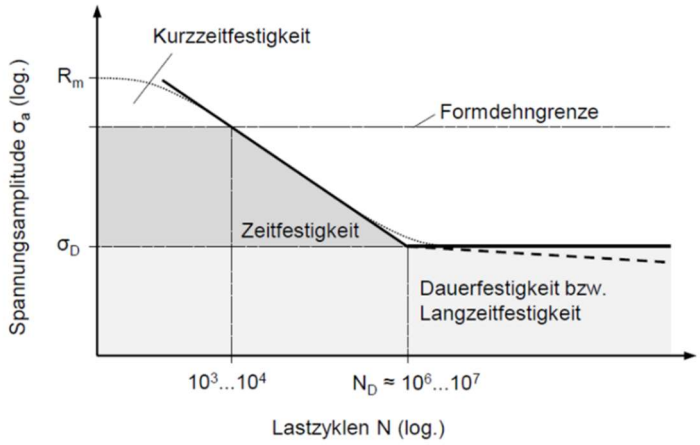


Abbildung 14: Schematische Wöhlerlinie mit der Zuordnung der Bereiche von Zeit- und Dauerfestigkeit

Die rechnerische Dimensionierung in Form eines Lebensdauernachweises für dynamisch beanspruchte Bauteile steht in Abhängigkeit der Belastungs-, Werkstoff- und Konstruktionsdaten. Im Gegensatz zu den Konstruktions- und Belastungsdaten, die während der Betriebsphase im Normalfall unverändert bleiben, verändert sich die Werkstoffstruktur dynamisch belasteter Bauteile im Lauf der Nutzung. Der Werkstoff ermüdet und es kommt zum Versagen [van Bommel 2001].

Die im Experiment anhand von Probenkörpern ermittelten Festigkeitswerte mit regelmäßig wiederkehrenden Belastungen entsprechen jedoch selten den Beanspruchungen realer Bauteile. Technische Kerben, Materialfehler, Oberflächeneinflüsse und Korrosion etc. werden bei den standardisierten Versuchen nicht oder nur unzureichend berücksichtigt und eine Auslegung von Bauteilen erfolgt mit entsprechenden Erfahrungswerten und Korrekturfak-

toren nach den in Regelwerken (DIN, VDI etc.) beschriebenen Abläufen mit der Berücksichtigung von Sicherheitsbeiwerten. Alternativ stehen auch verschiedene nummerische Ansätze, wie die Finite-Element-Methode (FEM), zur Verfügung. Am Ende einer Entwicklungsphase wird überwiegend der experimentelle Nachweis mit der Verifizierung der Werkstoffeigenschaften am fertigen Bauteil durchgeführt. Ergänzt wird dieses heute durch die in den letzten Jahren stark weiterentwickelten Hard- und Softwaresysteme, mit denen eine Simulation am virtuellen Prototyp durchgeführt werden kann.

Eine Alternative zur experimentellen Bestimmung der Wöhlerlinie, die zeit- und kostenintensiv ist, ist die überschlägige Berechnung synthetischer bzw. künstlicher Wöhlerlinien mit Hilfe einfacher Werkstoffkennwerte. Wird ein Bauteil nur mit einer konstanten Amplitude beansprucht, kann die zu erwartende Lebensdauer direkt aus der Wöhlerkennlinie mit dem gleichen Spannungsverhältnis und der festgelegten Ausfallwahrscheinlichkeit abgelesen werden. Dieses wird auch als einstufige Beanspruchung bezeichnet [Haibach 2006; Radaj u. Vormwald 2007; Götz u. Eulitz 2020].

Eine mehrstufige Beanspruchung, wie sie beispielsweise in den meisten Anwendungsfällen einer Maschine auftritt, beinhaltet Belastungen unterschiedlicher Größen und Häufigkeit. Hier kann dann die Lebensdauer nicht mehr direkt aus der Wöhlerlinie ermittelt werden, da diese nur für einstufige Beanspruchungen gilt. In diesen Fällen wird von einer *Schadensakkumulation* (Summierung) gesprochen. Die Akkumulation einer Schädigung im Bauteil ist nicht durchgängig messbar, weil die Schädigung keine eindeutige Messgröße darstellt. Die rechnerische Schadensakkumulation erfolgt deshalb über Hypothesen, wie die Miner-Regel (Abbildung 15). Es werden aber auch bereits Ansätze verfolgt, wie unter Einbeziehung der Versuchsplanung eine Schadensakkumulation durchgeführt werden kann [Siemon 2006]. Die lineare Schadensakkumulationshypothese nach Miner [Haibach 2006; Radaj u. Vormwald 2007; Sander 2018; Götz u. Eulitz 2020] beschreibt einen einfachen und heute noch oft eingesetzten Ansatz. Grundlage der Schadensakkumulation nach Miner ist, dass die Lebensdauer über einen Vergleich der auftretenden Beanspruchungen (Spannungskollektiv) zu den Beanspruchungen aus der Wöhlerlinie bestimmt wird. Der Ansatz stellt keine physikalisch exakte Berechnung dar und die Anwendung wird daher auch treffender mit Lebensdauerabschätzung statt Lebensdauerberechnung bezeichnet [Götz u. Eulitz 2020].

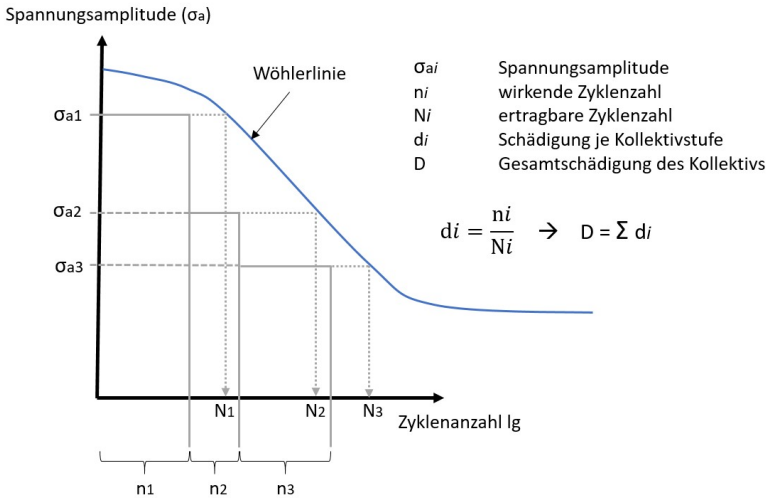


Abbildung 15: Schematische Darstellung der linearen Schadensakkumulation nach der Miner-Regel [nach Einbock 2021]

Der Grundgedanke der linearen Schadensakkumulation ist, dass eine schwingende Beanspruchung mit jedem Lastzyklus eine Schädigung d_i in das Bauteil einbringt, die sich mit jedem weiteren Lastzyklus weiter aufsummiert [Götz u. Eulitz 2020].

Beim Bruch (100% Schaden) eines Bauteils hat dieses die Lebensdauer N_L erreicht. Kommt es zu einem Schaden (Bruchmechanik), wird in der Regel über eine Fehlerdiagnose versucht, die Schädigungsmechanismen über ihre Erscheinungsformen zu analysieren und zu verstehen. Schwingbeanspruchte Bauteile können durch Schwingbruch oder auch schon durch einen Schwinganriss versagen, ein Gewaltbruch kann durch Überlastung entstehen usw. Hierüber gibt es verschiedene Standardliteratur [Schmidt-Thomas 2015; Neidel u. Engel 2012; Broichhausen 1985], die dieses Vorgehen ausführlich beschreibt und entsprechende Schlussfolgerungen für Änderungen einer Konstruktion aufzeigen.

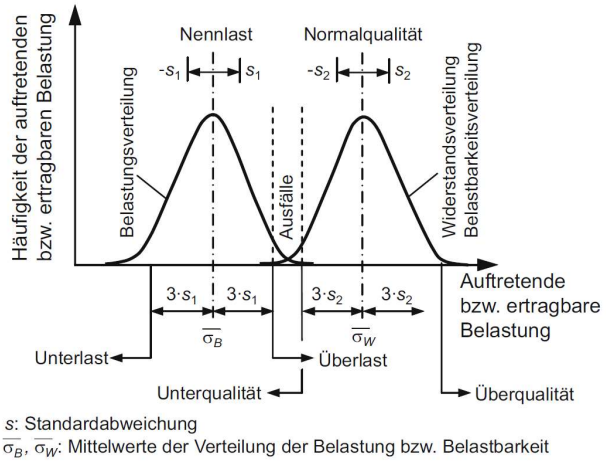


Abbildung 16: Zusammenhang zwischen Belastung und Belastbarkeit eines Bauteils [Bertsche u. Lechner 2004]

Bei Kenntnis des Belastungskollektivs und der zulässigen Werkstoffbeanspruchung in Form eines Wöhlerdiagramms kann mit Hilfe einer Schadensakkumulationshypothese eine Lebensdauervorhersage für ein Bauteil erfolgen. Dabei ist aber zu beachten, dass diese Vorhersage nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit erfolgen kann, da sowohl auftretende Belastungskollektive als auch ertragbare Beanspruchungen in Form von Wöhlerlinien Zufallsgrößen darstellen. Die bekannten Schadensakkumulationshypothesen basieren auf empirischen Daten und nicht auf werkstoffmechanischen Gesetzen. Darüber hinaus unterliegen sie einer großen Streuung. [Bertsche u. Lechner 2004]

Bei den meisten Bauteilen sind die auftretenden Belastungen und die Belastbarkeit statistisch verteilt. Die Belastungen werden durch die Lastkollektive und Umgebungseinflüsse bestimmt, während die Belastbarkeit durch den Werkstoff und die Fertigungsqualität festgelegt wird. Durch Kenntnis über die Verteilung der Belastung und Belastbarkeit können Aussagen über die Ausfallwahrscheinlichkeit von Bauteilen auf statistischer Basis getroffen werden. [Bertsche u. Lechner 2004]

Bei der Produktentwicklung wird angestrebt, eine hohe und definierte Lebensdauer zu erzielen. Dabei ist die Kenntnis aller potenziellen Ursachen für Bauteilversagen erforderlich. Diese können aber auch in Bedienungs- oder Qualitätsfehlern bestehen oder auch Abweichungen zu vorher nicht bekannten Betriebsbedingungen sein, die bei der Bauteilauslegung nicht bekannt waren. Auch hieraus resultieren Abweichungen bei einer erwarteten

Lebensdauer, die sich in der Gesamtheit nach den Gesetzmäßigkeiten der Mechanik und Festigkeitslehre rechnerisch nicht bestimmen lässt.

Für eine praktische Lebensdauervorhersage wird deshalb auf ein ausgewiesenes Verhältnis zwischen Feldversuchen, Versuchen auf Prüfständen und Berechnungen verwiesen. Ebenfalls werden der Auswertung und Bewertung erfasster Daten ein hoher Stellenwert beigemessen, um letztendlich ein wirkungsvolles Werkzeug darstellen zu können. Ziel einer Produktentwicklung ist im Sinne der Zuverlässigkeit, Produkte so zu entwickeln, dass sie unter vorgegebenen Belastungen die geforderte Lebensdauer erreichen. Ermüdungsausfälle, Alterungsausfälle, Verschleißausfälle und auch Ausfälle verursacht durch Umwelteinflüsse, wie z. B. Korrosion etc. führen zu verkürzten Lebensdauererwartungen, denen mit geeigneten Strategien oder auch durch die Anwendung von Methoden und Werkzeugen begegnet werden muss. Diese können Lebensdauerberechnungen (basierend den Belastungen und der Belastbarkeit von Bauteilen) sein, wie auch Instandhaltungsmaßnahmen und sensortechnische Überwachungen von Betriebszuständen. Die Lebensdauerberechnung ist wegen der verschiedenen Unsicherheiten bei der Vorhersage der Betriebsbeanspruchungen und der zumeist ungenauen linearen Schadensakkumulationshypothese einer großen Streuung unterworfen. Die Informationstechnik bietet heute aber zunehmend Lösungen für die Erfassung relevanter Betriebsparameter an und in Kombination mit den Grundlagen der Lebensdauerberechnung soll im Rahmen dieses Forschungsvorhabens ein Ansatz aufgezeigt werden, wie eine praxisgerechte Zustandsbeschreibung mit der Angabe einer Restnutzungsdauer erfolgen kann. Hierauf aufbauend lassen sich dann Instandhaltungsmaßnahmen genauso ableiten wie neue Geschäftsmodelle, da sich mit einem Prognosesystem ein Serviceangebot verbessern lässt und darüber hinaus auch neue Möglichkeiten erschließen lassen.

Theoretische Bestimmung der Lebensdauer von Wälzlagern

Lebensdauerberechnungen sind insbesondere für Wälzlagerungen bekannt. Im Gegensatz zu vielen anderen Maschinenelementen, wie Passfedern, Achsen und Wellen, Zug-/Druckfedern etc., bestehen Wälzlager aus verschiedenen Einzelkomponenten. Aufgrund des Fehlens von Dauerfestigkeitsschaubildern musste zur Bestimmung der theoretischen Lebensdauer ein anderer Weg beschritten werden.

Das genormte Berechnungsverfahren für dynamisch beanspruchte Wälzlager beruht auf der Werkstoffermüdung (Pitting-Bildung) als Ausfallursache. Zugrunde liegt hierbei die bereits genannte Schadensakkumulationshypothese, nach der eine äquivalente Lagerbelastung bestimmt wird. Des Weiteren geht die dynamische Tragzahl, die aus Langzeitversuchen ermittelt und seitens der Lagerhersteller in Katalogen zur Verfügung gestellt wird, in die Berechnung der Lebensdauer ein.

Die Zuverlässigkeit eines Wälzlagers oder einer anderen Komponente ist eine Eigenschaft, die angibt, wie verlässlich eine zugewiesene Funktion erfüllt wird. Sie unterliegt einem stochastischen Prozess und kann qualitativ oder auch quantitativ beschrieben werden. Die Norm ISO 281 (Wälzlager - Dynamische Tragzahlen und nominelle Lebensdauer) definiert eine Lebensdauer, die von 90% der unter gleichen Betriebsbedingungen geprüften Wälzlager erreicht wird. Das heißt im Umkehrschluss, dass mit einer 10%igen Ausfallwahrscheinlichkeit kalkuliert werden muss. [Schaeffler 2013; GMN 2010]

Im Maschinen- und Anlagenbau wird, sobald ein Bauteil bereits Belastungen erfahren hat, allgemein von einer verbliebenen Lebensdauer gesprochen. Deren Erfassung ist ein wesentlicher Bestandteil für eine vorausschauende Instandhaltungsplanung, da Bauteilausfälle häufig zu Ausfällen der ihnen übergeordneten Maschinen bzw. Anlagen führen oder deren Funktionalität einschränken. Im Sinne dieses Beitrags und zur Unterscheidung der

Definitionen aus der Mechanik wird der Begriff *Restnutzungsdauer* verwendet, welcher das Potenzial beschreibt, das bei zu betrachteten Komponenten noch vorliegt. Im Sinne einer bestmöglichen, ressourcenschonenden Instandhaltung sollen sowohl ungeplante Ausfälle als auch nicht zwingend erforderliche frühe Auswechselungen der Komponenten vermieden werden. Hierfür muss eine möglichst genaue Prognose erfolgen. Anhand dieser kann anschließend der vorteilhafteste Austauschzeitpunkt bestimmt werden kann. Dieser Zeitpunkt liegt vor, wenn basierend auf der Analyse der Abnutzungserscheinungen inklusive der Materialermüdung am Bauteil, die Ausfallwahrscheinlichkeit einen zuvor definierten, kritischen Wert überschritten hat.

Minderung der Lastspielzahl durch Verschleiß

Die Abnutzungsart Verschleiß lässt sich in vier Schadensbilder aufteilen. Zu diesen gehört u. a. die Abrasion, welche den Materialabtrag an der Werkstoffoberfläche durch die Rauheitsspitzen zweier Reibungspartner beschreibt. Die Auswirkungen sind im Falle von Wälzlagern u. a. die Riss-, Rillen- oder Grübchenbildung (Pitting) im Innen- oder Außenring des Lagers. Eine weitere Schadensart ist die Oberflächenzerrüttung, bei der durch wechselnde mechanische Spannungen Mikrorisse in den Werkstoffoberflächen entstehen. Dies geschieht zum einen durch das ständige Überrollen der Laufrillen durch die Wälzkörper. Gegebenenfalls erfolgen zusätzliche Belastungen durch Unwuchten im Prozessablauf der Reaktionsgießeinheit (RGE), hervorgerufen durch verhärtete PU-Schaumreste an der Spindelschnecke. Diese können zu zusätzlichen Belastungen beim Vermengen der PU-Komponenten in der Mischkammer und anschließenden Einschießen in die Schuhsohlenform führen.

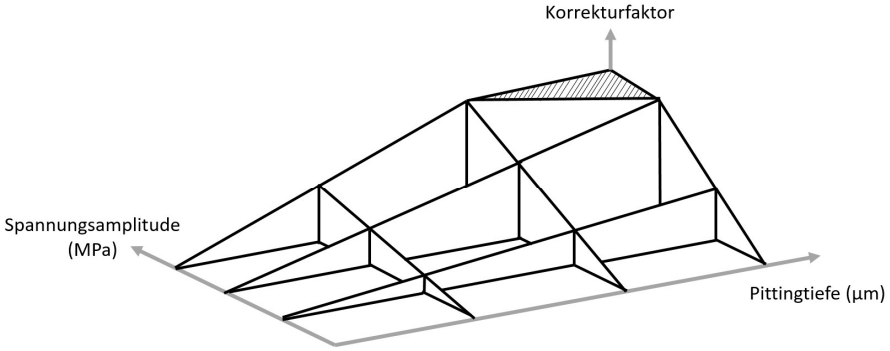


Abbildung 17: Ermittlung des Korrekturfaktors bei Verschleißbeanspruchung am Beispiel der Pitting-Tiefe [nach Schlottmann und Schnegas 2016]

Die Quantifizierung der Schadensbilder erfolgt über die Bewertung der Geometrie des Schadens, d. h. Länge und Tiefe der Risse, Rillen und Grübchen in den Lagerbauteilen. Zusätzlich spielen die anliegenden Spannungen im Lager eine wichtige Rolle. Wirken höhere Kräfte im Lager wird das Risswachstum oder die Pitting-Bildung stärker vorangetrieben, wodurch der Ausfallzeitpunkt schneller bzw. nach einer geringeren Anzahl an Lastzyklen erreicht wird. Umgekehrt führt eine fortgeschrittene Schadensgeometrie im Lager bereits bei niedrigeren Spannungen zum Ausfall. Abbildung 17 stellt beispielhaft dar, wie ausgehend von der Pitting-Tiefe und der anliegenden Spannung im Lager ein Korrekturfaktor bestimmt wird, welcher die restliche ertragbare Schwingspielzahl des Lagers herabsenkt.

Für die Berechnung der Anzahl der abzuziehenden Lastzyklen in Abhängigkeit vom Verschleißfortschritt bedarf es weiterer Untersuchungen ausgebauter Wälzlager, anhand derer die verschleißbedingten Schadensbilder weiter

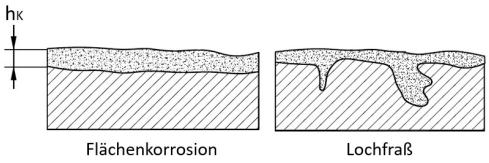
analysiert werden können. Die Lager werden in verschleißfreiem Zustand eingebaut, erfahren jedoch bereits beim ersten Lastzyklus anfängliche Abnutzungen. Der Korrekturfaktor steigt folglich ab der ersten Belastung an. Anhand von Testläufen, bei denen eine Überwachung der betrieblichen Belastungen und Veränderungen der Vibrations- und Akustikwerte erfolgt, sollen die anfallenden Schadensbilder verdeutlicht und die Korrekturfaktoren bestimmt werden. Hierbei werden Wälzlager untersucht, die unterschiedlich viele Lastzyklen durchlaufen haben, wodurch sich Daten zu unterschiedlichen Bauteilzuständen erfassen lassen.

Die verschleißbedingte Minderung der Lastspielzahl erfolgt durch die Einbringung der Korrekturfaktoren sämtlicher Verschleißarten und -schadensbilder. Neben der in Abbildung 17 dargestellten Ermittlung des Korrekturfaktors für Pitting-Bildung bedarf es folglich weiterer Korrekturfaktoren für Riss- und Rillenbildung, Adhäsion, Oberflächenzerrüttung und Tribooxidation (Reaktionsschichtverschleiß, wie bspw. Passungsrost) [Czichos u. Habig 2020].

Minderung der Lastspielzahl durch Korrosion

Im Allgemeinen spielt die Korrosion durch Feuchtigkeit (Rost), welche die Wöhlerlinie zu niedrigeren Lastspielzahlen verschiebt [Neidel 2012], eine entscheidende Rolle bei der Abnutzung von Lagern. Durch Abrasion oder Ermüdung kann der Korrosionsschutz an der Oberfläche der Bauteile eines Lagers zerstört werden. Ist dies erfolgt, kann es bei einwirkender Feuchtigkeit zu Rostbildung kommen. Diese tritt zumeist unregelmäßig auf den Laufflächen der Wälzkörper am Innen- und Außenring auf. Die Rostnarben erleichtern den abrasiven Verschleiß und die Bruchcinleitung, weshalb es zu vorzeitigem Bauteilversagen kommt. Folglich muss für die Restnutzungsdauerberechnung eine Überwachung und Bewertung der Korrosion am Lager erfolgen. Dies kann nach [Schlottmann u. Schneegas 2016] über die Höhe der Korrosionsschicht (h_K) an der Bauteiloberfläche bestimmt werden. Die Korrosionsbeanspruchung (B_{Korr}) setzt sich hierbei aus den Umgebungsbedingungen (Temperatur, Feuchtigkeit) und den im Lager wirkenden, korrosionsfördernden Kräften zusammen. In Hinblick auf die Restnutzungsdauerformel wird bei der Korrosion die Korrosionstiefe als ausschlaggebender Faktor für die Reduzierung der Nutzungsdauer verwendet.

Für die Berechnung der Anzahl der abzuziehenden Lastzyklen in Abhängigkeit zur Korrosionstiefe bedarf es weiterer Untersuchungen ausgebauter Wälzlager, anhand derer die Korrosionsbildung analysiert wird. Da die Lager in neuwertigem Zustand ohne Korrosion eingebaut werden, kann bei einer Zunahme von Vibration und Akustik über die Einsatzdauer und unter bestimmten Umgebungseinflüssen von einer steigenden Korrosionsbelastung ausgegangen werden. Die Erfassung der relativen Luftfeuchtigkeit sowie der Temperatur ist in möglichst geringer Distanz zum Lager zu erfassen. Anhand dieser kann auf eine Korrosionsbelastung geschlossen werden. Basierend auf den Messwerten wird ein bestimmtes Schadensbild, welches eine bestimmte Korrosionstiefe abbildet, angenommen. Diese Korrosionstiefe bestimmt wiederum den Anteil der zu reduzierenden Lastzyklen.



$$B_{Korr} \cdot t_B = C \cdot h(t)$$

B_{Korr}	Korrosionsbelastung
t_B	Belastungsdauer
C	Konstante
h(t)	Korrosionstiefe

Abbildung 18: Analytischer Ansatz zur Berücksichtigung einer Korrosionsbeanspruchung [Schlottmann u. Schnegas 2016]

Minderung der Lastspielzahl durch Materialermüdung

Die Abnutzung durch Materialermüdung erfolgt bei Belastungen unterhalb der Festigkeitswerte des Bauteils aufgrund von zeitlich veränderlichen Beanspruchungen. Die Materialermüdung erfolgt als Funktion von Beanspruchung und Lastspielzahl und kann für einstufige Belastungen in einem Wöhlerdiagramm abgebildet werden. Da durch die Wöhlerlinie jeder Spannungsamplitude eine bestimmte, maximal ertragbare Lastspielzahl zugeordnet wird, wird hieraus der Korrekturfaktor $N_{L\ \text{Materialermüdung}}$ ermittelt. Für diesen Fall besteht die Berechnung darin, die bereits erfolgten Lastspiele von der maximalen Lastspielzahl abzuziehen. Hierfür ist keine Sensorik oder Datentechnik erforderlich. Es bedarf lediglich eines Zyklenzählers sowie Kenntnisse über die auftretenden Belastungen.

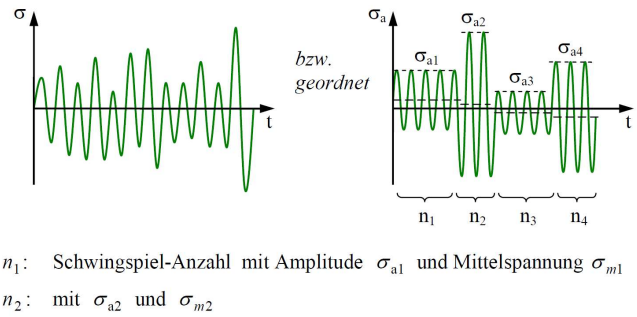


Abbildung 19: Beispiel eines mehrstufigen Lastkollektivs [Joensson 2016]

Bei einer mehrstufigen Belastung mit unterschiedlichen Spannungsamplituden und Mittelspannungen über verschiedene Schwingspielzahlen ergibt sich die Abnutzung durch die kumulierte Summe der Schädigungen. Dabei wird die Annahme getroffen, dass die Schädigung durch eine Spannungsamplitude proportional mit der Anzahl ihrer Schwingspiele zunimmt [Joensson 2016].

Um die Bauteilabnutzung zu bestimmen, müssen die einzelnen Teilschädigungen zusammengetragen werden. Nach dem oben beschriebenen Ansatz von Miner kann für diese kumulierten Lastkollektive eine Lebensdauer-Linie erstellt werden, die aus sog. „Lebensdauer-Punkten“ gebildet wird. Ein Lebensdauer-Punkt stellt die maximal ertragbare Schwingspielzahl dar, welche das Bauteil maximal bei einer bestimmten, mehrstufigen Belastung bis zum Bruch erträgt. Die „Lebensdauer-Punkte“ lassen sich folgendermaßen berechnen und in das Bauteil-Wöhlerdiagramm eintragen [Joensson 2016]:

$$N_L = \frac{\sum n_i}{\sum \frac{n_i}{N_i}}$$

N_L = Lebensdauer
n_i = anfallende Schwingspiele
N_i = ertragbare Schwingspielzahl der Stufe i, mit Spannungsamplitude $\sigma_{a\,i}$ aus der Wöhlerlinie

Das Ergebnis N_L wird der höchsten Spannungsamplitude zugeordnet, weshalb der „Lebensdauer-Punkt“ auf dieser Spannungsamplitude liegt. Da es sich um ein Zusammenwirken verschiedener Spannungsamplituden handelt, weicht der Wert von der Wöhlerlinie ab. Die ertragbare Lastspielzahl des Lebensdauer-Punktes liegt zwischen den maximalen Lastspielen der Spannungsamplituden, die Teil der mehrstufigen Belastung sind. Dies liegt daran, dass die Kombination der unterschiedlichen Schädigungen zu einer neuen Anzahl der ertragbaren Lastspiele im Bauteil führt. Werden die beteiligten Spannungsamplituden der mehrstufigen Belastung proportional verkleinert oder vergrößert, entstehen weitere Lebensdauer-Punkte, welche die Lebensdauerlinie abbilden.

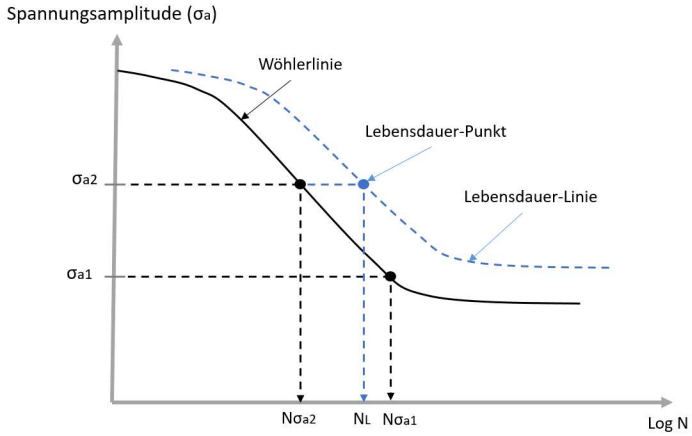


Abbildung 20: Lebensdauerlinie eines mehrstufiger Lastkollektivs [nach Joensson 2016]

Minderung der Lastspielzahl durch Alterung des Materials

Beim Alterungsprozess handelt es sich um zeitbedingte Veränderungen im Werkstoffgefüge auf molekularer Ebene [Hornbogen 2019]. Die dabei ablaufenden chemischen Prozesse sind hochkomplex und erfordern zumeist spezielle Untersuchungen und Langzeittests. Die vorherrschenden Prozesse variieren zudem stark in Abhängigkeit vom Material und den Umgebungsbedingungen. In der Regel handelt es sich um Ausscheidungsprozesse, die Metalle z.B. weniger zäh, sondern härter und spröder werden lassen.

Am Beispiel des Zahnriemens im Use Case Rolltor soll dieses verdeutlicht werden. Hersteller von Zahnriemen produzieren in der Regel Meterware der gängigen Riemengrößen und lagern diese auf Zahnriemenwickeln, bis diese auf Nachfrage in die gewünschten Längen geschnitten werden. Deshalb kann je nach Situation das Zeitfenster zwischen Herstellung und Einsatz mehrere Monate groß sein. In dieser Zeit kann der Kunststoff verspröden und an Flexibilität verlieren, wodurch die Lebensdauer im Einsatz verkürzt sein kann. An der Universität Stuttgart wurde mit einem Versuchsstand die Lebensdauer von Riemen verschiedener Herstellungsjahre gemessen und ausgewertet (s. Abbildung 21). Trotz der geringen Anzahl an Testobjekten lässt sich eine eindeutige Tendenz erkennen, dass die 2,5 bis 3 Jahre alten Riemen die längste Lebensdauer im Versuch aufweisen. Das Verhalten wird anschließend damit erklärt, dass in den ersten Jahren nach der Fertigung, Verfestigungsvorgänge in der Polymermatrix die Haltbarkeit erhöhen. Die erhöhte Belastbarkeit addiert sich auf, bis die ersten Versprödungseffekte einsetzen. Anschließend sinkt die Lebensdauer durch die angesprochene Verringerung der Flexibilität. [vgl. Kremer 2019]

Qualitativ wird ein parabellförmiger Verlauf in erster Näherung für den Anteil der Alterung berücksichtigt.

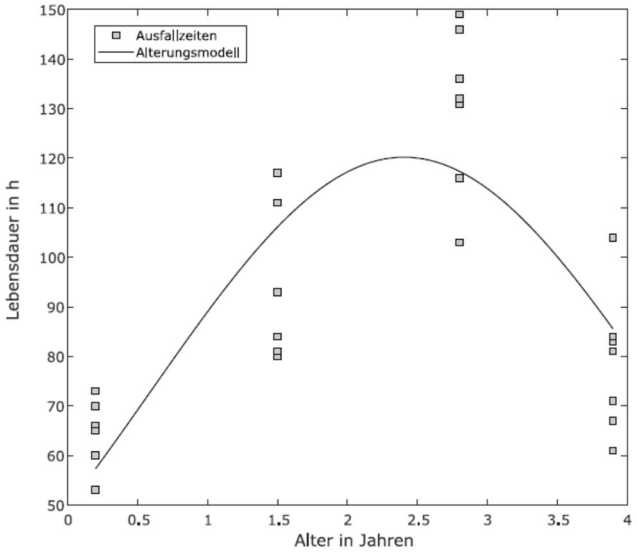


Abbildung 21: Einfluss der Alterung auf die Lebensdauer von Industriezahnriemen [Kremer 2019]

Im Kontext der Modellbeschreibung wird die Minderung der Lastspielzahl durch Alterung durch eine anwendungsspezifische Einflussgröße indirekt beschrieben. Liegen vergleichbare Ergebnisse aus Experimenten vor, können diese herangezogen werden. Ansonsten kann aus Erfahrungswerten geschädigter Bauteile eine Funktion über die Zeit hergeleitet und hierauf aufbauend ein entsprechender Korrekturfaktor bestimmt werden. Durch die Zeitabhängigkeit der Schädigung kann bei der Einbringung des Korrekturfaktors bereits der weitere Fortschritt der Alterung über die prognostizierte verbleibende Betriebszeit berücksichtigt werden.

II.4.3 Das Verbundvorhaben LongLife im Kontext zu Industrie 4.0

Industrie 4.0, cyber-physische Systeme, Internet der Dinge, Condition Monitoring, Künstliche Intelligenz (KI) etc. sind Schlagworte, die in den letzten Jahren die Produkt- und Prozessentwicklung geprägt haben. Die Entwicklung solcher Systeme steht im Kontext von Effektivität und Effizienz bei der Produkt- und Prozessgestaltung und adressiert einen Mehrwert für den Kunden durch bessere Auslastungen, verbesserte Servicedienstleistungen, höhere Verfügbarkeit etc. Die Digitalisierung von Produkten, Dienstleistungen und Kundenschnittstellen stellt dabei den Service-Gedanken in den Vordergrund. Im Prinzip steht hinter jedem Produkt eine Dienstleistung und jede Dienstleistung hat einen Wert für den Kunden. Entsprechend muss ein Unternehmen nicht wie bisher ausgehend vom Produkt denken, sondern an erster Stelle überlegen, wie und welche Werte es für den Kunden mit seinen Produkt-Dienstleistungsbündeln über die digitalen Kundenschnittstellen erfüllt.

Digitale Daten stehen aber nicht durchgängig in Bezug auf die verschiedenen Industrie- und Konsumgüter zur Verfügung. Mit Ausnahme von Systemen, die bereits für die grundlegenden Anwendungen eine digitale Verbindung zum Internet benötigen (Computer, SPS, CMS etc.), gibt es gerade bei Investitionsgütern sehr große Unterschiede. Die geografische Lage mit der Verfügbarkeit geeigneter Verbindungen, Datensicherheit und nicht gewollte Zugänge sowie das Kosten-/Nutzenverhältnis stehen einer kontinuierlichen Datenverbindung, welche gleichzeitig eine Datensteuerung bzw. -überwachung bedeuten kann, gegenüber. In Bezug auf die geografische Lage kommt hinzu, dass oftmals auch die Umgebungs- und Einsatzbedingungen sowie die Produkte bzw. Anlagen

selbst keinen Datenfluss zulassen. Geeignete Sensorik und Anlagensteuerungen müssen einerseits so robust sein, dass eine sinnvolle Generierung von Daten möglich ist. Anderseits müssen sie die technischen Voraussetzungen erfüllen, um in Produkte und Anlagen integriert zu werden. Auch dürfen hierbei die vorgegebenen Kostenziele nicht vernachlässigt werden.

Im Rahmen des Projekts wurden diese Restriktionen aufgenommen und die betrachteten Anwendungsfälle greifen unterschiedliche Szenarien auf. Den zusätzlichen Kosten durch fest zu integrierende Sensorik wurde bestmöglich durch eine mobile Sensorbox begegnet. Die teilweise fehlende bzw. unzureichende IT-Infrastruktur (z.B. Begrenzung der Datenübertragungsrate bei Kunden) wurde durch temporäre, periodische Lösungen zur Datenübertragung und -speicherung überbrückt.

Der Schwerpunkt dieses Verbundvorhabens lag nicht ausschließlich in der Hardwareentwicklung, sondern vielmehr in der Kombination von Datentechnik, Datenanalyse, Prognosealgorithmen etc. Folglich bestand ein Großteil der Arbeit auch darin, geeignete Modelle und Software zu entwickeln, die eine reale Einschätzung des jeweiligen Zustands der betrachten Systeme erlaubte und um mit den vorhandenen Entwicklungs- und Auslegungsdaten eine Restnutzungsdauer zu prognostizieren.

Condition Monitoring Systeme CMS / Prädiktive Instandhaltung

Die Instandhaltung komplexer technischer Systeme stellt aus betrieblicher Sicht eine große Herausforderung dar. Von dem Produktionsfaktor „Maschine“ wird grundsätzlich eine hohe Verfügbarkeit und Auslastung erwartet, somit besteht für die Instandhaltungsorganisation ein hoher Druck, unvorhergesehene Ausfallzeiten und arbeitsprozessbedingte Kosten gering zu halten. Aus strategischer Sicht verspricht die zustandsorientierte Instandhaltung eine verbesserte Planung und Steuerung der Instandhaltungstätigkeiten unter Berücksichtigung der genannten Faktoren, wobei vor allem der Einsatz von technischen Hilfsmitteln (sog. Condition Monitoring Systeme) zur Zustandserfassung vermehrt an Bedeutung gewinnt. Im Rahmen des Zukunftsprojekts „Industrie 4.0“ wird diesem Themenfeld daher explizit eine große Wichtigkeit zur Erreichung der Gesamtzielstellung eines modernen Industrieumfeldes beigemessen [Lewandowski 2016]. Durch die global verteilte Wertschöpfung bei der Herstellung von Produkten haben effiziente Produktionsprozesse, genauso wie die zugehörigen logistischen Prozesse, in den letzten Jahren entscheidend an Bedeutung gewonnen.

Die Möglichkeiten moderner Produktionstechnologien im Zusammenspiel mit Informations- und Kommunikationstechnologien machten in den letzten Jahren einen schnellen Austausch von Informationen zu den korrespondierenden Materialflüssen möglich. Hinsichtlich des vermehrten Einsatzes von Maschinen und automatisierten Anlagen rücken heutzutage auch Unterstützungsprozesse wie die Instandhaltung der technischen Systeme in den Fokus effizienter Wirtschaftskreisläufe. Im komplexen Beziehungsgeflecht der produktionstechnischen und logistischen Objekte sollen sie das Ineinandergreifen der Prozessabläufe effizient und stetig gewährleisten. Für spezialisierte Instandhaltungsdienstleistungsunternehmen ist dadurch bereits heute ein enormes Marktpotenzial entstanden [Lewandowski 2016]. Mit der Instandhaltung, insbesondere im Verständnis eines Kostenverursachers, können die betriebliche Optimierung der Strategien, Ressourceneinsparungen und Prozessoptimierungen somit einen entscheidenden Beitrag für das betriebliche Gesamtergebnis liefern.

Eine prädiktive bzw. präventive Instandhaltung geht davon aus, dass man an Anlagen nicht nur Daten über ihren aktuellen Zustand sammeln kann, sondern anhand dieser Daten auch Vorhersagen über die Zukunft machen kann.

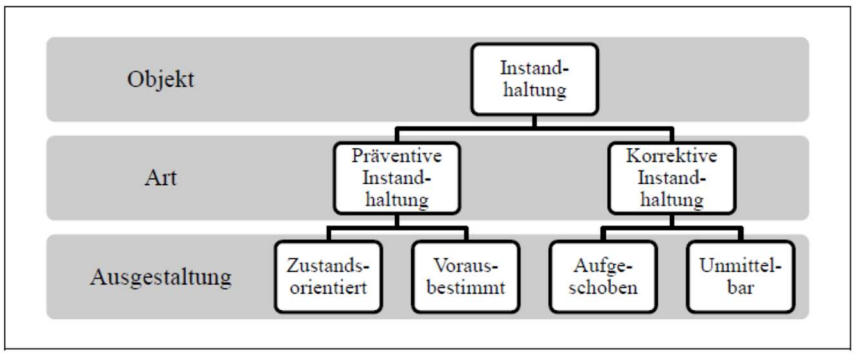


Abbildung 22: Systematische Darstellung unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien

Im Gegensatz zur korrektiven Instandhaltung soll die präventive Instandhaltung vor dem eigentlichen Ausfall oder Fehler greifen und damit dessen Eintrittswahrscheinlichkeit entsprechend mindern [vgl. Ryll und Freund 2010; Veldman et al. 2011]. Dies kann durch zwei Prinzipien erreicht werden; einerseits durch festgelegte (Zeit-)Abstände und andererseits orientiert an vordefinierten Messkriterien beispielsweise eines Abnutzungsvorrats. Die DIN EN 13306 unterteilt dementsprechend weiter in die *vorausbestimmte Instandhaltung* sowie in die *zustandsorientierte Instandhaltung*. Die vorausbestimmte Instandhaltung wird in der wissenschaftlichen Literatur häufig auch als zyklische, turnusmäßige oder periodische Instandhaltung [vgl. Ryll u. Freund 2010] bezeichnet, da bei Verfolgung dieser Strategie in festen Intervallen eine Instandhaltungsmaßnahme durchgeführt wird. Hinsichtlich des Abnutzungsvorrats von vorausbestimmt gewarteten Komponenten ist davon auszugehen, dass diese in der Regel technisch zu früh ausgetauscht werden [Strunz 2012; Ryll u. Freund 2010]. Eine besondere Herausforderung besteht außerdem in der Angleichung der unterschiedlich zu erwartenden Ausfallwahrscheinlichkeiten von Komponenten eines Gesamtsystems zu festen planbaren Wartungsintervallen [Ryll u. Freund 2010].

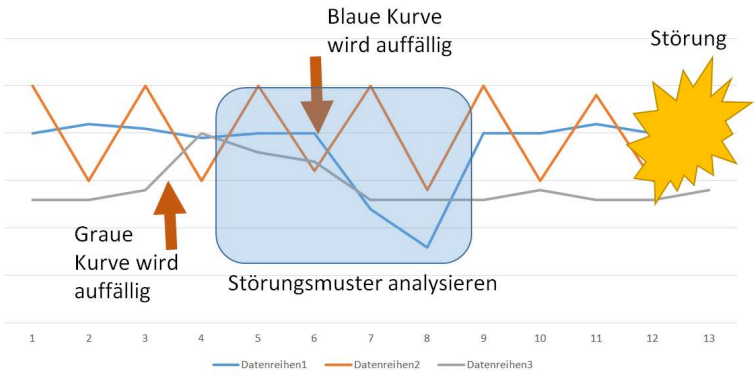


Abbildung 23: Verhaltensmuster eines Systems bei einem Ausfall

Aus technischer Sicht wird mit der vorbeugend zustandsorientierten Instandhaltung häufig der Einsatz eines regelmäßigen Kontrollsystems zur Messung der physikalischen Zustandseigenschaften verbunden. Der Einsatz von Sensoren und die Analyse der Daten sind dabei neben statistischen Zuverlässigkeitsberechnungen ein essenzielles Werkzeug für die Steuerung der Instandhaltungsfunktionen [vgl. z.B. Bengtsson et al. 2004; Lebold et al. 2003; MIMOSA 2010].

Das Ziel ist, dass Systeme bzw. Anlagen selbst feststellen, dass etwas unplanmäßig abläuft und so zielgerichtete Instandhaltungsprozesse auslösen, bevor gravierende Störungen oder Stillstandszeiten eintreten können. Das System wird also „intelligent“. Ein intelligentes System merkt kommende Störungen und meldet diese zurück und zukünftig können hieraus sogar komplette Instandsetzungsvorschläge abgeleitet werden. Ein intelligentes System weiß, ob eine geplante Inspektion oder Wartung notwendig ist und meldet dieses zurück bzw. stößt die Folgeprozesse an. So werden unnötige Serviceeinsätze vermieden und eine differenzierte Terminplanung für einen zukünftigen Einsatz wird ermöglicht.

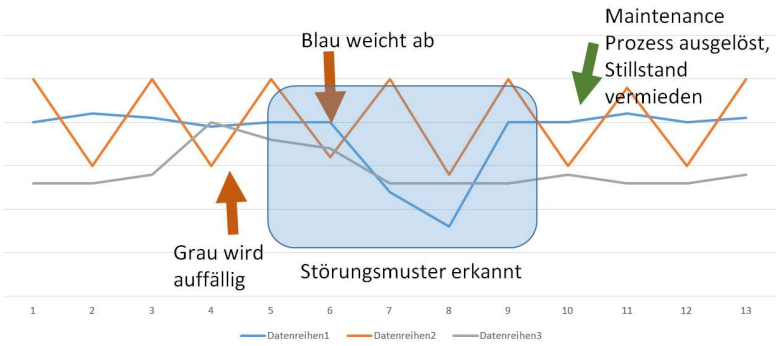


Abbildung 24: Verhaltensmuster eines Systems mit einer prädiktiven Instandhaltung

Datenakquise, Datenextraktion und Datenschnittstelle

Die Zusammenführung der Datenquellen im Data Warehouse erfordert einen sogenannten *ETL-Prozess*. ETL steht in diesem Zusammenhang für Extraktion, Transformation und Laden der entsprechenden Daten. Er ist essenziell für die Konsolidierung der verschieden operationalen Datenbanken und kann sich grundsätzlich je nach Datenquelle leicht unterscheiden.

In Abhängigkeit der Datenquellen können die drei Schritte des ETL-Prozesses unterschiedlich gestaltet werden. Die grundsätzlichen Handlungsoptionen je Schritt ergeben sich wie in den folgenden Unterkapiteln beschrieben wird.

Extraktion

Es wird ein Ausschnitt aus den Daten der Quellen extrahiert und für die weiteren zwei Schritte bereitgestellt. Um die Aktualität des Data Warehouse zu gewährleisten, müssen Synchronisationsvorgänge stattfinden. Die Handlungsoptionen daraus werden unterteilt in:

- Synchron (Quelldaten werden gleichzeitig mit dem Data Warehouse gespiegelt)
- Asynchron (zeitlich versetzt)
- Die asynchrone Übertragung in das Data Warehouse erfolgt dabei:
    - Periodisch (in zeitlich regelmäßigen Abständen)
    - Ereignisgesteuert (die Quelle erzeugt beispielsweise bei neuen Daten das Ereignis für eine neue Übertragung)
    - Anfragegesteuert (die Quelle stellt Daten aufgrund einer Anfrage bereit)

Transformation

Mit der Transformation werden die Quelldaten bereinigt und in ein einheitliches Schema gebracht. Handlungsoptionen bestehen in diesem Prozessschritt nicht, stattdessen muss eine Liste an Überprüfungen stattfinden. Unter anderem sind folgende Aspekte entscheidend:

- Korrektur von Datentypen basierend auf formalen Aspekten (Datumsformat, Dezimaltrennzeichen, etc.)
- Identifizierung von Duplikaten
- Schlüsselanpassung (Überprüfung und Anpassung von Fremdschlüsseln)
- Anpassung von Datenwerten (z. B. Codierung von Enumerationen)
- Umrechnung von Maßeinheiten
- Aggregation von Daten (Mittelwertbildung, Summen, etc.)
- Anreichern mit Zusatzinformationen aus externen Quellen

Laden

Das Laden umfasst die Übertragung der Daten aus dem Arbeitsbereich des ETL-Prozesses in die Datenbank des Data Warehouse. Zusätzlich zu diesem Kernprozess ist eine weitere Handlungsoption vorhanden:

- Versionshistorie (Protokollierung der Änderungen)

Relationale Datenbank / Objektorientierte bzw. dokumentenbasierte Datenbank

Eine relationale Datenbank beinhaltet verschiedene Tabellen (Relationen) in festen Strukturen, in welche Datensätze abgespeichert werden. Jede Zeile in einer Tabelle ist ein Datensatz, wobei jede Zeile aus einer Reihe von Attributen besteht, die sich als Spalten der Tabelle darstellen. Das Schema legt dabei die Anzahl und den Typ der Attribute für eine Relation im Vorfeld fest. Ein Datensatz muss eindeutig identifizierbar sein, welches über ein oder mehrere Schlüsselattribute sichergestellt wird. Es können außerdem Beziehungen (1-1, 1-n, n-m) zwischen Tabellen abgebildet werden, indem als zusätzliches Attribut (sog. Fremdschlüssel) einer Tabelle B der Schlüssel der Tabelle A angegeben wird. Auch wenn Anpassungen der Struktur grundsätzlich möglich sind, verdeutlicht das Konzept, dass eine möglichst feste Struktur der Datenbank zu Beginn eines Data Warehouse-Projekts festgelegt wird.

Vorteile:

+ etablierte Systeme und erprobte Anwendungen
+ verschiedene Anbieter vorhanden
+ von allen gängigen Reporting-Tools unterstützt

Nachteile:

- unflexibler Aufbau der Datenstrukturen
- keine Unterstützung von Vererbung, Versionierung, etc.
- nicht ideal für die Speicherung von Zeitreihen

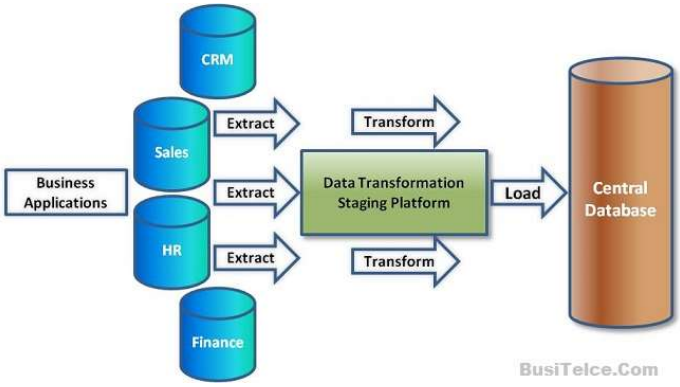


Abbildung 25: Grundlegender ETL-Prozess

Mit dem Einzug der Objektorientierung in der Erstellung von Anwendungssoftware stellt die relationale Datenbank zur Speicherung von Daten einige Nachteile dar, da wichtige Konzepte der Objektorientierung (hierarchischer Aufbau, Vererbung, etc.) nicht direkt berücksichtigt werden. Während objektorientierte Datenbanken in der Regel eingebettet in die Anwendungssoftware ihre entsprechende Daseinsberechtigung haben, sind sogenannte dokumentenbasierte Datenbanken ebenfalls in der Lage, die objektorientierten Strukturen effizient zu speichern, indem die Struktur eines Objekts als sog. Dokument abgelegt wird. Eine dokumentenorientierte Datenbank ist somit eine Datenbank, bei der Dokumente die Grundeinheit bilden. Anstelle von Datenbanktabellen, die in einem festen Datenbankschema aufgebaut sind, enthält eine dokumentenorientierte Datenbank einzelne Dokumente. Diese wiederum enthalten in der Regel strukturierte Dateien mit einem Standard-Dateiformat, in der Regel JSON-Objekte oder XML-Dokumente als Repräsentanz (sogenannte Serialisierung) der entsprechenden Objekte. Jedes Dokument innerhalb der Datenbank wird über einen eindeutigen Schlüssel angesprochen. Die dokumentenbasierte Struktur orientiert sich tendenziell eher an den Daten der identifizierten Quellen und ist sehr flexibel auch hinsichtlich möglicher Erweiterungen. Führende Systeme auf dem Markt sind sehr performant beim Verwalten großer Datenmengen. Als Synonym wird häufig auch der Begriff „No-SQL“-Datenbank verwendet. Die Systeme sind häufig Gegenstand der aktuellen Big-Data-Diskussionen.

Vorteile:

+ etablierte Systeme und erprobte Anwendungen inzwischen vorhanden
+ verschiedene Anbieter vorhanden
+ flexibler Aufbau der Datenstrukturen
+ Unterstützung von Vererbung, Versionierung, etc.
+ komplexe Abfragen können leichter werden
+ einfache Skalierbarkeit (Big Data)

Nachteile:

- nicht ideal für die Speicherung von Zeitreihen,
- nicht von allen gängigen Reporting-Tools unterstützt
- Standardabfragen können komplizierter werden

Eingebettete Systeme und Edge Computing

Die zunehmende Miniaturisierung im Bereich der Halbleiter [IRDS 2017] hat es in den letzten beiden Jahrzehnten ermöglicht, dass die Rechenleistung von Standard- und Server-Computern mittlerweile in Systemen verfügbar ist, die nicht viel größer als eine Streichholzschachtel sind.

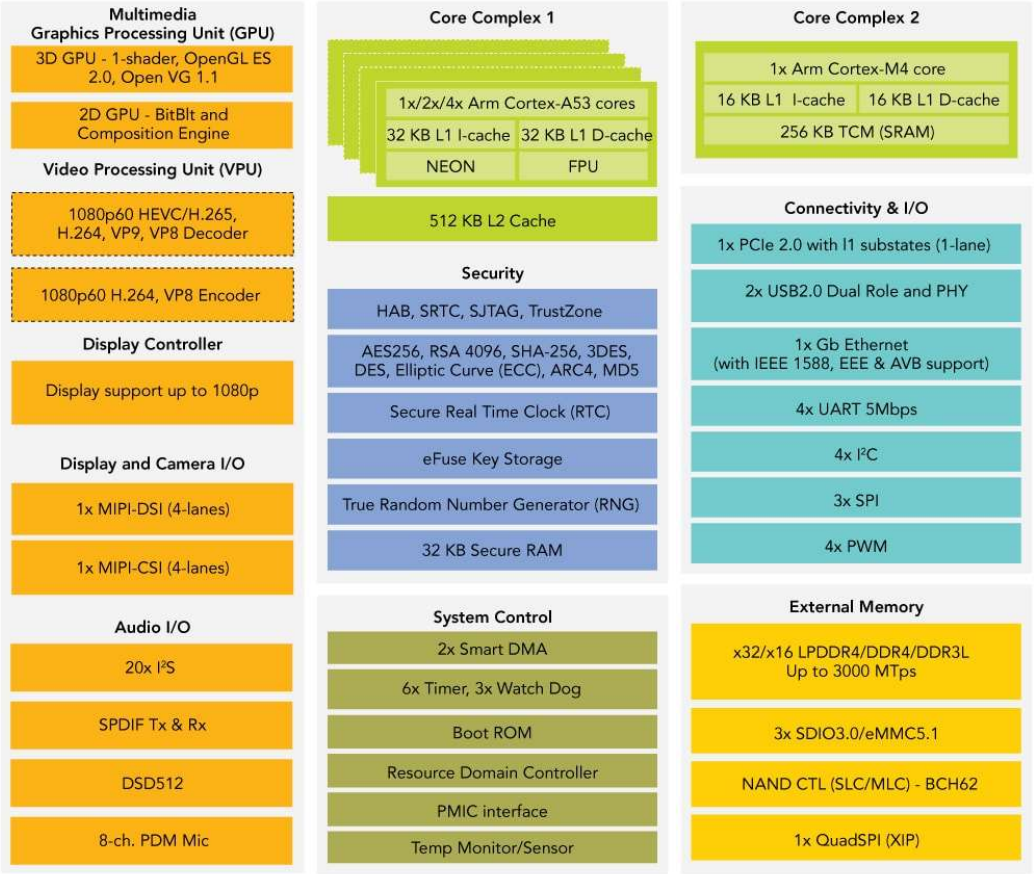


Abbildung 26: Schematischer Aufbau eines 64-Bit-ARM-Multicore-System-on-Chip mit integrierter GPU und Hardware-Beschleunigern (NXP iMX8) [NXP]

Durch die weite Verbreitung entsprechender System-on-Chip-Mikroprozessoren in Smartphones und Tablets sind auch die Preise für entsprechende Komponenten mittlerweile in einem Bereich angekommen, die ihren Einsatz in preisgünstigen und kundenspezifischen Anwendungen jenseits einer Massenfertigung ermöglichen. Entsprechende Eingebettete Systeme können zum Teil herkömmliche Steuerungen (SPS) ersetzen oder durch zusätzliche Intelligenz und hohe Rechenleistung ergänzen. Dieses sogenannte „Edge Computing“ zwischen Anlage (bzw. Feldebene) und Cloud ermöglicht die Realisierung von Funktionen die über die herkömmliche Steuerung von Maschinen und Anlagen hinausgehen und entsprechend für Diagnose, Analyse, Qualitätskontrolle sowie generell für die Integration von Maschinen in digitale Geschäftsprozesse (Digitaler Zwilling, Industrie 4.0) genutzt werden kann.

Die am weitesten verbreitete Prozessorarchitektur im Bereich eingebetteter und mobiler Systeme ist die ARM-Architektur, die von verschiedenen Herstellern in Lizenz genutzt wird. Prozessoren mit ARM-Architektur (Abbildung 26) decken dabei einen sehr großen Bereich ab, von einfachen 32-Bit-Single-Core-Mikrocontrollern (Cortex-Mx) bis hin zu extrem leistungsfähigen 64-Bit-Multicore-Prozessoren (Cortex-Axx). Die Prozessor-Kerne werden dabei in der Regel im Sinne eines „System-on-Chip“ mit verschiedenen Hilfsprozessoren und Peripherie- und Schnittstellen-Controllern (USB, Ethernet, CAN, etc.) kombiniert, so dass auf der Ebene eines einzelnen Chips bereits eine hohe funktionale Integration erreicht wird.

Abbildung 27: SoC mit integriertem 64-Bit-ARM-Multicore, GPU und FPGA [Xilinx ZYNQ UltraScale+]

In letzter Zeit sind auch zunehmend leistungsfähige Grafikprozessoren (GPU) in System-on-Chips verfügbar, die neben Grafikberechnungen auch die Beschleunigung generischer hoch-paralleler Algorithmen (General Purpose Computing on GPU (GPGPU) genutzt werden können. Neben herstellerspezifischen Schnittstellen (API) wie CUDA (nVidia) sind auch herstellerübergreifende Schnittstellen wie OpenCL [Khronos Group 2018] verfügbar, die die Verwendung von GPGPU auch ohne tiefere Kenntnis der Hardware ermöglichen.

Abbildung 28: Raspberry Pi mit ARM-Prozessor als System on Module [Compute Module 3]

Ebenfalls gibt es seit einigen Jahren spezielle System-on-Chips die Multicore-ARM-Systeme mit FPGA-Technologien kombinieren (Xilinx Zynq Ultrascale MPSoC). FPGAs sind programmierbare Hardware-Bausteine mit sehr hoher Granularität. Mit ihnen lassen sich Funktionen und Algorithmen annähernd genauso schnell und effizient realisieren wie mit anwendungsspezifischen hart verdrahteten Schaltkreisen (ASIC). Zwar sind FPGAs bei den Produktionskosten in Relation zu den verfügbaren Logikgattern teurer, sind aber deutlich kostengünstiger in der Entwicklung (ab Tausend Euro gegenüber Hunderttausend und mehr Euro) und lohnen sich daher in der Regel für Kleinserien bis zu Zehntausend Stück.

Der Einsatz hochintegrierter Schaltkreise, wie System-on-Chip auf anwendungsspezifischen Leiterplatten führt häufig zu einem relativ hohen Aufwand während der Entwicklung, da z.B. Speicherbausteine mit sehr hohen Datenraten und Frequenzen an den Chip angebunden werden müssen. Gleichzeitig erhöhen sich durch den hohen Verdrahtungsaufwand auch die Produktionskosten, da in der Regel teure mehrlagige Platinen genutzt werden müssen. Eine Alternative dazu sind sogenannte „System-on-Modules“ [Kuther 2019]; diese Platinen integrieren auf einer sehr kleinen Fläche System-on-Chip und Speicherbausteine (DRAM, Flash-RAM) und können über Steckverbinder auf Basisplatinen aufgesteckt werden. Die Basisplatinen können mit deutlich geringerem Aufwand anwendungsspezifisch entwickelt und zu geringen Kosten auch in kleinen Stückzahlen produziert werden.

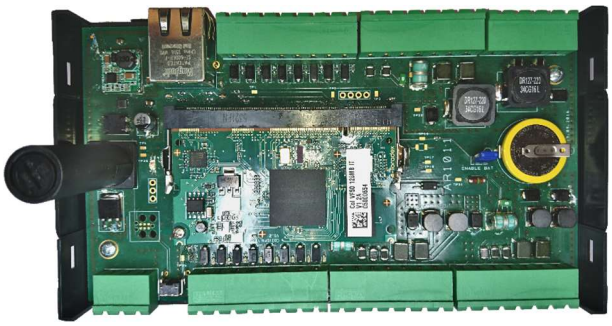


Abbildung 29: Kompakt-Steuerung mit Mikrocontroller auf Basisplatine und ARM-Prozessor über System-on-Module (CoSynth SPLC-DIO16) [CoSynth]

Intelligente Sensorik

Seit vielen Jahren kommen kompakte elektronische Sensoren in industriellen Maschinen und Systemen zum Einsatz. Diese basieren in der Regel auf dem Prinzip des elektrischen Widerstands und ermitteln den Messwert indirekt aus einer Strom- oder Spannungsmessung. Solche Sensoren sind aber meist auf einfach zu messende physikalische Größen, wie z.B. Temperatur oder Feuchtigkeit beschränkt. Von zunehmender Bedeutung sind in den letzten Jahren aber Mikrosysteme (MEMS (engl. **M**icro **E**lectronic **M**echanical **S**ystem) als Sensoren [Leondes 2006]. Dabei handelt es sich um mechanisch-elektrische Systeme, die im Bereich von wenigen Mikrometern groß sind und die sich in der Regel auch günstig und effizient im Rahmen eines Halbleiterprozesses herstellen lassen. Im Gegensatz zu vorgenannten Sensoren, können MEMS auch zur Messung von mechanischen Größen genutzt werden, z.B. Beschleunigung, Drehwinkel, Position/Lage, Vibrationen, etc. Ebenfalls können mit MEMS sehr kompakte Mikrofone bis hin zu Ultraschallsensoren realisiert werden.

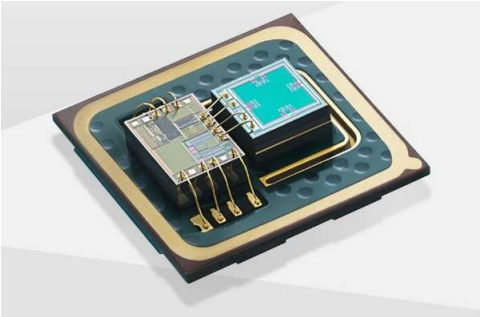


Abbildung 30: Bosch MEMS-Sensor mit piezoresistivem Drucksensor

Traditionell sind Sensoren im Rahmen von Geräten, Maschinen oder Industrieanlagen direkt an eine Steuerung angeschlossen und liefern ihre Rohdaten direkt über einfache analoge oder digitale Schnittstellen an eine zentrale Steuereinheit. Dort werden die Sensoren dann ausgewertet und für die Steuerung bzw. Regelung oder Überwachung des Systems genutzt. Mit der zunehmenden Komplexität der Systeme und der wachsenden Menge an Sensoren steigen aber auch die Datenmengen, die zur Steuerung übertragen und von ihr verarbeitet werden müssen, immer weiter an. In dem Zuge lässt sich in den letzten Jahren eine Zunahme von „smarten Sensoren“ beobachten. Dabei handelt es sich um Sensoren, die mit einer Mikrocontroller- und Kommunikationseinheit kombiniert werden [Nitaigour 2006]. Solche smarten Sensoren können Datenverarbeitungen und -auswertungen bis zu einer gewissen Komplexität selbst ausführen und die dadurch bereits reduzierten Daten über gemeinsam genutzte Feldbusse (z.B. CAN, FlexRay, Ethernet) an eine weitere Steuereinheit übertragen oder auch direkt angebundene Aktoren steuern. Zum Teil kommen dabei auch mehrere Steuerebenen zum Einsatz, bei der mehrere verteilte Steuerungen am Ende in einer Zentralsteuerung zusammengeführt werden.

In einem weiteren Schritt können solche „smarten Sensoren“ auch für Aufgaben genutzt werden, die über die unmittelbare Steuerung der Maschine oder Anlage hinausgehen. Im Sinne der Industrie 4.0 können Sensoren genutzt werden, um den Zustand eine Maschine zu überwachen und die Arbeitsabläuft zu protokollieren. Dies kann sowohl „online“, also im laufenden Betrieb, oder „offline“, also nachgelagert, passieren. Daten können auch genutzt werden, um im Rahmen von digitalisierten Produktionsprozessen sogenannte „digitale Zwillinge“ zu erstellen. Dabei handelt es sich um digitale Kopien von Maschinen und Anlagen inklusive ihres aktuellen Zustandes und ggf. einer vollständigen Historie über vergangene Einsätze.

Abbildung 31: Smart Sensor-Konzept der Firma SICK

Kommunikation für intelligente Sensorik, Internet of Things und Industrie 4.0

Sowohl für die Kommunikation zwischen Maschinen und Systemen verschiedener Hersteller, als auch bei der Kommunikation von Anlagen mit der Cloud haben sich neben den typischen Kommunikationsschnittstellen und -protokollen für Steuerungen (CanOpen, Modbus, Ethercat, Profibus etc.) in den letzten Jahren auch Protokolle etabliert, die zum großen Teil auf Netzwerk- bzw. Internet-Technologien wie Ethernet und TCP/IP aufsetzen, aber zusätzliche Funktionen für die zuverlässige Kommunikation zwischen unterschiedliche Systemen bieten. Neben generischen HTTP-basierenden Webservice-Schnittstellen (REST-APIs) existieren auch speziell für die Machine-to-Machine (M2M) Kommunikation entwickelte Protokolle wie MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) und OPC/UA (OPC Unified Architecture) [Hunger 2016].

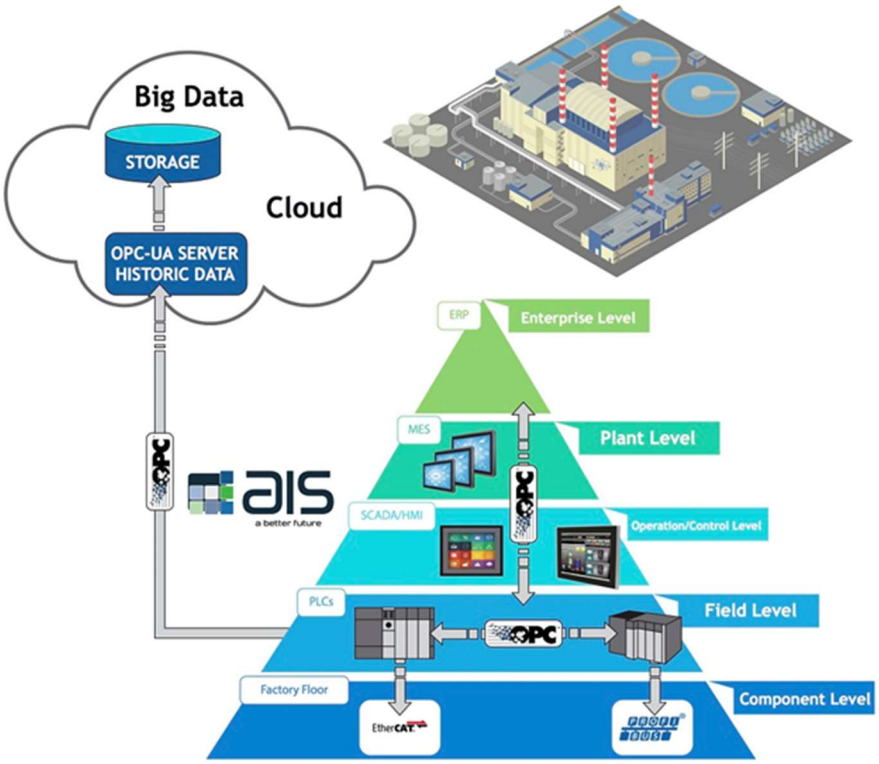


Abbildung 32: Einsatz unterschiedlicher M2M-Protokolle und Feldbusse im Bereich Industrie 4.0 [AIS Inc.]

Neben den drahtgebundenen Kommunikationsverfahren werden auch zunehmend drahtlose Verfahren genutzt. Diese kommen vor allem bei mobilen Anwendungen oder bei nicht-permanenten Installationen zum Einsatz, da hier in der Regel keine dauerhafte Verkabelung möglich oder vergleichsweise aufwendig ist. Ein Problem bei drahtloser Kommunikation war lange Zeit die Zuverlässigkeit bzw. die Garantien in Verbindung mit Verfügbarkeit und Übertragungsqualitäten wie Geschwindigkeit und Latenz. Für die lokale Kommunikation (z.B. zwischen Sensor und Steuerung oder Gateway) sind mittlerweile mit z.B. Zigbee und Bluetooth Low Energy (BLE) aber Standards verfügbar, die explizit für solche Anwendungen entwickelt wurden und im Vergleich mit WiFi auch einen sehr geringen Energieverbrauch aufweisen. Für die drahtlose Kommunikation über größere Distanzen bieten sich entweder Mobilfunkstandards wie z.B. 3G und 4G an oder alternativ Funknetzwerke wie Sigfox und LoRAWAN an. Letzteres nutzt frei verfügbare ISM-Lizenzen (Industrial, Scientific and Medical) und ermöglicht den Aufbau einer eigenen Netzstruktur aus verteilten Gateways und Funkknoten, wie es auch prinzipiell beim 5G private wireless vorliegt. Zwischen Gateway und Funkknoten können mehrere Kilometer Abstand überbrückt werden. Allerdings sinkt bei größerem Abstand die Geschwindigkeit bei steigender Latenz deutlich.

3G und 4G ist eine Sammelbezeichnung für mehrere etablierte Mobilfunkstandards, die theoretisch Geschwindigkeiten von bis zu 4000 Mbits/s erreichen. Praktisch liegen die verfügbaren Raten eher im Bereich bis 50 Mbit/s. Durch die hohe Latenz eignen sie sich eher für den nicht-zeitkritischen Upload von Daten in die Cloud oder gelegentliche Konfigurationen aus der Cloud in Richtung Anlage. Anwendungen bei denen Regelungen oder Steuerungen durch in die Cloud ausgelegte Dienste oder Algorithmen erfolgen, sind aufgrund der hohen Zykluszeiten nur

mit erheblichem Aufwand realisierbar. Mit der Mobilfunkgeneration 5G sind aber bereits Übertragungsvarianten mit geringer Latenz und einer hohen Anzahl von Geräten pro Funkzelle möglich und im Einsatz.

Bei mobilen Anwendungen kommt dazu, dass viele Funktionen auch dann verfügbar sein müssen, wenn gerade kein Mobilfunknetz vorhanden ist. Entsprechend müssen auch hier Alternativen zur Zwischenspeicherungen von Daten und/oder die lokale Ausführung von Funktionen vorgesehen werden.

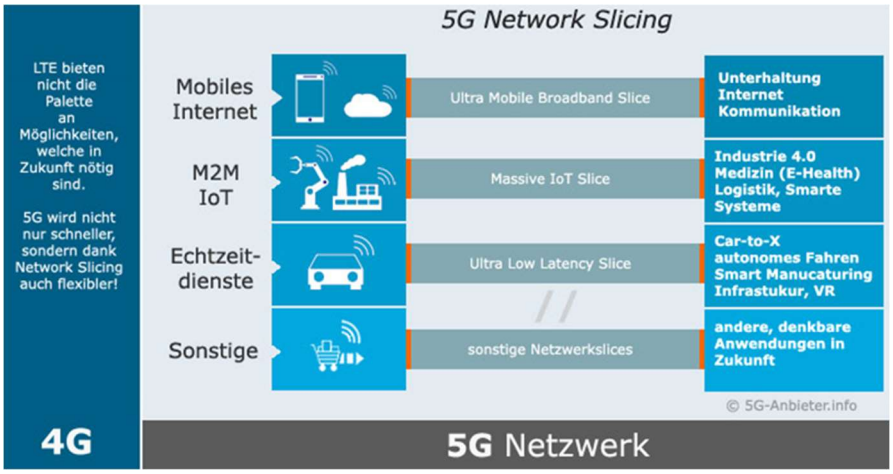


Abbildung 33: Zugeschnittene 5G Netzwerkdienste für unterschiedliche Anwendungsszenarien [5G-Anbieter.info]

II.4.4 Künstliche Intelligenz KI / Neuronale Netze / Bayes´sche Netze

KI-Anwendungen, die heute im Einsatz sind, haben weniger mit Denken, sondern mehr mit Lernen zu tun. Sie können komplexes Wissen anwenden und teilweise auch selbstständig neues Wissen generieren. Algorithmen werden trainiert, um aus Daten, mit denen die Anwendungen gespeist werden, selbstständig zu lernen. Im Training werden symbolische oder sub-symbolische Lernverfahren angewendet. Zur ersten Gruppe gehören Systeme, die mit Entscheidungsbäumen oder Regeln arbeiten. Es wird hier auch von regelbasierten Expertensystemen gesprochen, die einem „Wenn dann Muster“ folgen. Sub-symbolisches Lernen (auch „*maschinelles Lernen*“ genannt) basiert dagegen auf neuronalen Netze. [Fink 2020]

Künstliche Intelligenz (KI) und Maschinelles Lernen sind informationstechnische Konzepte, die in den letzten Jahren zunehmend im Kontext von Vorhersagemodellen, Condition Monitoring und ähnlichen Anwendungen eingesetzt werden. Insbesondere bei Vorhersagen mit großen Unsicherheiten und Streuungen der erfassten Daten, ermöglicht KI genauere Aussagen zu überwachten Ereignissen. KI-Techniken ermöglichen die Abbildung von Entscheidungsstrukturen in Algorithmen, wodurch eine hohe Vollständigkeit der Variablen und Genauigkeit bei der Prognoseerstellung erzielt werden kann.

Im Allgemeinen werden mit dem Begriff des Maschinellen Lernens Methoden zusammengefasst, bei denen mithilfe von Lernprozessen Zusammenhänge bestehender Datensätze erkannt werden, um darauf aufbauend Vorhersagen zu treffen. Grundsätzlich lassen sich hierbei drei Arten des Maschinellen Lernens unterscheiden: das überwachte Lernen, das unüberwachte Lernen und das verstärkende Lernen [Buxmann, Schmidt 2021; Matzka 2021]. Beim überwachten Lernen geht es darum, Zielgrößen basierend auf Informationen über Eingangsgrößen

abzuschätzen. Werkzeuge sind hier beispielsweise neuronale Netze oder mathematische Verfahren der Mustererkennung. Bei einigen Fragestellungen ist das überwachte Lernen nicht anwendbar, insbesondere, wenn mit fehlenden Daten oder unsicheren Informationen auf Zielgrößen geschlossen werden soll. Dieses trifft auch auf den Anwendungsfall der Spindellagerung, sowie im Allgemeinen auf temporär überwachte Systeme, bei denen zum einen die Historie nicht bekannt ist und zum anderen eine Vielzahl an lebensdauerreduzierenden Ereignissen eintreten können, zu. Dennoch wird auch hier angestrebt, Aussagen über die Wahrscheinlichkeit des Eintretens dieser einzelnen Ereignisse zu treffen. Ein Bayes´sches Netz stellt die Wahrscheinlichkeiten von Ereignissen und deren Abhängigkeit bzw. Unabhängigkeit zueinander dar. Hierdurch wird das Ziehen von Schlussfolgerungen (die sogenannte „Inferenz“) unter der Betrachtung von bedingten Wahrscheinlichkeiten und ggf. aktuellen Beobachtungen („Evidenzen“) ermöglicht. Deshalb werden Bayes´sche Netze mit großem Erfolg in vielen Diagnose- und Expertensystemen eingesetzt [Ertel 2016]. Ein Bayes´sches Netz wird damit zum Bestandteil eines Expertensystems, welches komplexe Interaktionen von unsicheren Informationen verarbeitet, wie beispielsweise bei dem Ansatz zur Bestimmung einer Restnutzungsdauer.

Neuronale Netze

Die Klassifikation von Objekten ist eine gängige Problemstellung im Umfeld der Bildverarbeitung. In einem abgegrenzten industriellen Szenario können dabei Umgebungseinflüsse, wie bspw. Variationen der Lichtverhältnisse, Vibration, Staub und Fremdkörper durch bauliche Maßnahmen auf ein Mindestmaß reduziert werden. So ist im Allgemeinen der Einsatz einfacher Techniken der Bildverarbeitung zur Objektbeschreibung (sog. Merkmale), wie Kanten, markante Punkte oder Schwellwerte (z. B. sehr helle oder dunkle Punkte in einem Bild) möglich.

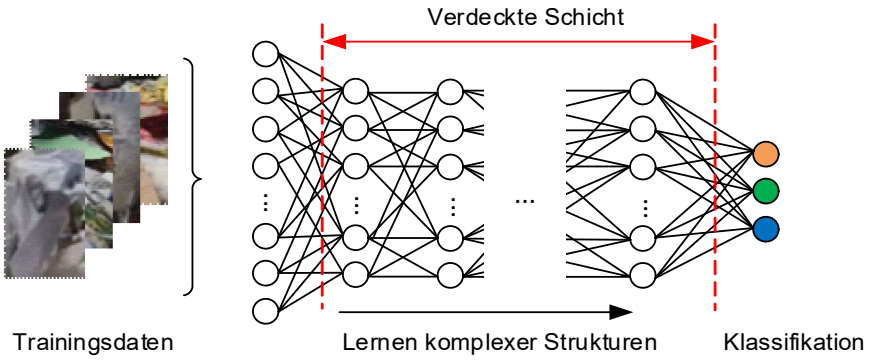


Abbildung 34: Vorgehensweise zum Lernen komplexer und robuster Merkmalsstrukturen mittels tiefer Neuronaler Netze

Deutlich robuster zeigen sich Ansätze, die basierend auf Lerndaten aus wiederholter Prozessbeobachtung automatisch markante und auf das Szenario angepasste Merkmale zur Objektbeschreibung generieren. Dabei werden Trainingsdaten generiert und einem tiefen Neuronalen Netz zugeführt. Im Gegensatz zu herkömmlichen Neuronalen Netzen bestehen tiefe Netze aus mehreren verdeckten Schichten. Ein tiefes Neuronales Netz lernt in einem iterativen Prozess komplexe Darstellungen der Eingangsdaten. Die Aussagekraft dieser Darstellungen für das finale Klassifikationsergebnis steigt dabei von Schicht zu Schicht. Basierend auf diesen komplexen Darstellungen

(Merkmalen) kann eine zuverlässige Klassifikation und Kategorisierung auch in komplexen Umgebungen abgeleitet werden. Die prinzipielle Vorgehensweise ist in Abbildung 35 dargestellt. Um dies zu erreichen, sind folgende Arbeitsschritte erforderlich.

Um den tiefen Neuronalen Netzen das automatische Generieren von komplexen Merkmalen zu ermöglichen, sind Trainingsdaten notwendig. Dabei müssen im Prozess Sensordaten aufgenommen und für das Training relevante Bereiche markiert werden. Diesen Vorgang bezeichnet man als Labeln, welches von einem Experten durchgeführt wird. Aufgrund der unterschiedlichen Szenarien, Kategorien und der Komplexität des tiefen Neuronalen Netzes ist eine möglichst große Anzahl von Trainingsdaten anzustreben.

Die Struktur des tiefen Neuronalen Netzes spielt eine entscheidende Rolle für die Güte der Erkennung. Daher muss die ideale Konfiguration für die gegebene Problemstellung (Anzahl der verdeckten Schichten, Anzahl von Neuronen in jeder Schicht, Aktivierungsfunktion, etc.) ermittelt werden. Die einzelnen Parameter des Netzes werden dabei mittels eines Cross-validation Ansatzes simuliert und ausgewertet. Um eine stabile und hohe Erkennungsrate im Sinne kurzer Entscheidungszeiten im Prozess zu ermöglichen, wird bei notwendiger Implementierung rechenintensiver Prozesse auf die parallele Verschaltung von Rechner-Hardware zurückgegriffen.

Maschinelle Lernverfahren für die Zustandsbestimmung und Restnutzungsdauerprognose

Aktuell werden für die automatisierte Analyse großer Datenbestände in vielen Anwendungsbereichen maschinelle Lernverfahren verwendet. Die eingesetzten Algorithmen lernen Zusammenhänge aus sogenannten Trainingsbeispielen und sind in der Lage, die daraus gewonnenen Informationen auf neue Beispiele, sogenannte Testdaten, zu übertragen. Nach der Trainingsphase steht das erlangte Wissen in Form eines Modells zur Verfügung. Dieses Modell bildet den aus den Trainingsbeispielen erkannten Zusammenhang ab, ohne jedoch die Trainingsbeispiele selbst zu hinterlegen. Stattdessen wird in der Trainingsphase das in den Beispielen verborgene Wissen erkannt, generalisiert und schließlich im Modell gespeichert.

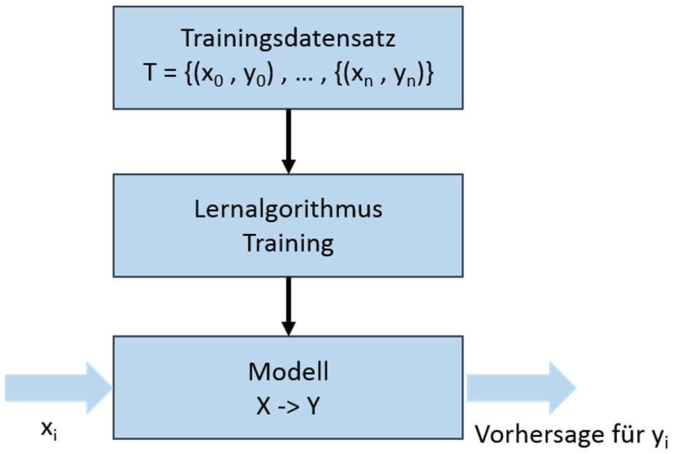


Abbildung 35: Vorgehensweise zum Training maschineller Lernverfahren

Ein weiterer wichtiger Aspekt des „Lernens“ ist der Transfer des erlangten Wissens. Dem Modell werden unabhängige, neue Beispiele zugeführt, die nach dem erlernten Zusammenhang bewertet werden sollen. Je nach Qualität des Modells und der gegebenen Informationen kann diese Beurteilung der Testdaten zutreffend oder ungenau sein.

In der Abbildung 35 ist der Trainingsvorgang mit einem maschinellen Lernverfahren dargestellt. Der Trainingsdatensatz besteht üblicherweise aus n unterschiedlichen Trainingsbeispielen. Ein Trainingsbeispiel beinhaltet beliebig viele verschiedene informationstragende Merkmale x (engl. Features). Zusätzlich ist häufig ein sogenanntes Label y vorhanden. Dieses Label stellt eine Bewertung des Trainingsbeispiels dar.

Überwachte Lernverfahren

Beim überwachten Lernen besitzen die Trainingsbeispiele ein Label „y“. Dieses Label ist die Zielgröße, die in Abhängigkeit von den Merkmalen „x“ modelliert werden soll.

1. Das Label kann eine Anzahl diskreter Klassen sein. In diesem Fall spricht man von Klassifikation. Ein Beispiel dafür wäre die Zuordnung von unterschiedlichen Tieren zu verschiedenen Arten auf Basis visueller Merkmale. In diesem Fall wäre das Klassenlabel beispielsweise „Hund“, „Katze“ oder „Maus“.
2. Ist das Label „y“ keine Zuordnung zu einer Klasse, sondern ein kontinuierlich verteilter Wert, spricht man von Regression. Ein Beispiel dafür wäre die Modellierung der täglichen Besucherzahlen eines Restaurants auf Basis verschiedener Merkmale. Das Klassenlabel wäre in diesem Fall die Anzahl der Besucher und damit kontinuierlich verteilt.

Unüberwachte Lernverfahren

Ist kein Label „y“ vorhanden, spricht man von unüberwachtem Lernen. Ein Beispiel dafür sind Clustering-Algorithmen. Bei diesem Verfahren werden die Trainingsbeispiele auf Basis ihrer Merkmale „x“ eigenständig verschiedenen Gruppierungen zugeordnet.

Die Qualität eines Modells, das mit maschinellen Lernverfahren generiert wird, ist von mehreren Einflussfaktoren abhängig. Zum einen hat die Wahl des Modellalgorithmus einen Einfluss auf die spätere Performance. Für unterschiedliche Zustände der zu trainierenden Daten eignen sich einige Modelle besser, andere schlechter. Ein weiterer wichtiger Faktor ist die Datenvorverarbeitung und die Generierung von informationstragenden Merkmalen aus dem Rohdatenbestand. Je nach Qualität der Rohdaten müssen diese gefiltert, ergänzt oder auf Ausreißer überprüft werden. Bei der Generierung von Merkmalen ist es notwendig, die in den Rohdaten vorhandenen Informationen auf eine möglichst geringe Zahl informationstragender Kennzahlen zu reduzieren. Dazu bieten sich beispielsweise statistische Methoden an. Der wichtigste Einflussfaktor ist der Informationsgehalt und die Qualität des zur Modellierung verwendeten Datenbestandes. Dieser muss ausreichend Wissen über den zu untersuchenden Zusammenhang enthalten, um dieses vollständig beschreiben zu können.

Je nachdem, ob es sich um Klassifikation, Regression oder Clustering handelt, steht eine Vielzahl verschiedener Algorithmen und Modellierungsansätze zur Verfügung. Diese haben sich bereits in unterschiedlichen Anwendungsszenarien und Branchen bewährt. Im Folgenden werden einige dieser Algorithmen näher erläutert.

Support Vector Regression (SVR)

Die Support Vector Regression (SVR) [Drucker 1997] zählt zu den überwachten Lernverfahren aus dem maschinellen Lernen und beschreibt ein Verfahren zur Modellierung von Regressionsproblemen. Der Ansatz erweitert die für Klassifikation eingesetzte Support Vector Machine, bei der zur Trennung von zwei Klassen eine lineare Hyperebene zur Trennung der Trainingsbeispiele der unterschiedlichen Klassen eingesetzt wird. Die Lage der Trennebene wird nur von einzelnen Beispielen (Stützvektoren) definiert. Sie wird so gewählt, dass der Abstand zwischen Hyperebene und Stützvektoren maximal wird.

Für die Nutzung dieses Ansatzes zur Regression wird die Lage der Hyperebene folgendermaßen umdefiniert. Möglichst alle Trainingsbeispiele sollen sich innerhalb eines Abstandes Epsilon zur Trainingsebene befinden. Punkte außerhalb dieses Epsilon-Schlauches werden mit einer Kostenfunktion bestraft.

Um auch nichtlineare Regressionsprobleme beschreiben zu können, werden die Trainingsbeispiele zuvor nach einer Transformationsvorschrift in einen höherdimensionalen Raum transformiert. Dieser Vorgang wird Kernel-Trick genannt. Wird die Transformationsvorschrift passend gewählt, sind die Beispiele in diesem höherdimensionalen Raum wieder über eine lineare Hyperebene abbildbar. So lassen sich auch hochgradig nichtlineare Zusammenhänge mit einer SVR abbilden.

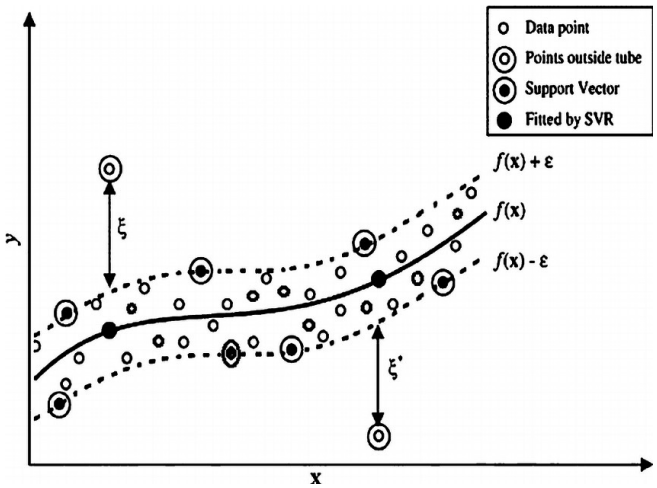


Abbildung 36: Support Vector Regression

Anwendung maschineller Lernverfahren

Maschinelle Lernverfahren werden bereits in vielen unterschiedlichen Anwendungsbereichen eingesetzt. Die daraus generierten Modelle liefern häufig gute Ergebnisse. Eine Modellierung bietet sich vor allem in Fällen an, in denen ein großer historischer Datenbestand zur Verfügung steht. Ist diese Voraussetzung erfüllt, ist auch ein Einsatz in Bereichen möglich, für die die Abbildung mit physikalischen Modellen sehr aufwendig oder nicht möglich ist.

Im Folgenden ist eine kurze Zusammenstellung interessanter wissenschaftlicher Arbeiten in verschiedenen Anwendungsgebieten dargestellt.

- In [Guyon 2002] wird ein Ansatz aus dem medizinischen Bereich zur Krebsdiagnostik vorgestellt. Dort wird mit maschinellen Lernverfahren, genauer mit einer Support Vector Machines, ein Modellzusammenhang zwischen verschiedenen menschlichen Genen und der Erkrankung an Krebs generiert. DNA-Microarrays erlauben die Aufnahme tausender Gene des menschlichen Körpers. Nur sehr wenige tragen jedoch Informationen über eine mögliche Krebserkrankung. Durch eine Modellierung mit maschinellen Lernverfahren lassen sich diese wenigen informationstragenden Merkmale identifizieren und modellieren.
- In [Kühnert 2009] wird ein Verfahren zur Modellierung verfahrenstechnischer Prozesse mit maschinellen Lernverfahren erläutert. Anwendungsfall ist ein Glasrohr-Ziehprozess zur Herstellung äußerst dünnwandiger Glaszylinder. Besonders die Anfahrphase des Prozesses ist sehr komplex und mit physikalischen Modellen schwierig zu modellieren. Auf Basis historischer Produktionsdaten wurde ein Modell für den Ausschuss auf Basis der Prozessparameter und verschiedener Störgrößen erstellt. Ergebnis dieser Untersuchung war eine Identifikation relevanter Einflussgrößen während der Modellerstellung. Dieses Wissen wurde genutzt, um die relevanten Größen zu optimieren.
- In [Fang 2008] wird ein Verfahren gezeigt, die Korrosion verschiedener Metalle wir z. B. Zink oder Eisen vorherzusagen. Für die Vorhersage wird ein Modell genutzt, das auf Basis eines historischen Datenbestandes erstellt wurde. Als Algorithmus wurde eine Support Vector Regression genutzt. Das trainierte Modell ermöglicht eine Vorhersage der Korrosion für unterschiedliche Materialien unter verschiedenen Umwelteinflüssen.

Bayes´sche Netze als probabilistischer Ansatz für Wahrscheinlichkeitsbestimmungen

Der Ansatz zur Prognose der Restnutzungsdauer vereint datengesteuerte und physikalische Modelle zu einem hybriden Modellansatz. Zu den Werkzeugen für datengesteuerte Modelle gehören unter anderem probabilistische Methoden, zu denen das Bayes´sche Netz zählt. Eine Vorhersage wird dabei als probabilistisch statt als deterministisch bezeichnet, wenn sie eine Reihe von Wahrscheinlichkeiten zu allen möglichen Zukunftsszenarien enthält und sich nicht nur auf ein mögliches Ergebnis, das als „Vorhersage“ dargestellt wird, beschränkt. Probabilistische Vorhersagen sind von Bedeutung, wenn sich die Ungewissheit nicht eingrenzen lässt, was praktisch bei jedem komplexen System der Fall ist.

Die physikalischen Modelle, die das Systemverhalten und die entsprechenden Charakteristiken von Ausfallmechanismen abbilden, sind aufgrund der statistischen Streuung und den wechselseitigen Abhängigkeiten möglicher Abnutzungserscheinungen, Messwerten und Lastspielzahlreduzierungen mit Unsicherheiten verbunden. Die Statistik ist Bestandteil der Entscheidungsgrundlage. Es werden jedoch große Mengen von Daten für die Bearbeitung benötigt und die Verarbeitung dieser großen Datenmengen stellt wiederum den Anwender vor Herausforderungen. Bayes´sche Netze erlauben die Abbildung von bedingten Wahrscheinlichkeiten, die letztendlich zur Entscheidungsfindung beitragen.

Die mathematische Grundlage hierfür wird durch den Satz von Bayes gebildet:

Satz von Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)}$$

P(A|B)	Wahrscheinlichkeit für Ereignis A, unter der Bedingung das B eingetreten ist
P(B|A)	Wahrscheinlichkeit für Ereignis B, unter der Bedingung das A eingetreten ist
P(A)	Wahrscheinlichkeit für Ereignis A
P(B)	Wahrscheinlichkeit für Ereignis B

Die Struktur eines Bayes´schen Netzes ist ein gerichteter Graph. Die Knoten des Graphen repräsentieren je eine Variable. Die gerichteten Kanten beschreiben jeweils einen direkten stochastischen Einfluss einer Variablen auf eine andere Variable. Jeder Knoten enthält dabei eine Tabelle (Conditional Probability Table), welche die bedingten Wahrscheinlichkeiten der jeweiligen Knotenvariablen bzgl. ihrer direkten Einflussvariablen definiert. Die Topologie des Graphen spiegelt somit (bedingte) stochastische Unabhängigkeitsannahmen wider. Jede Variable ist nur von ihren direkten Einflüssen abhängig. Sind diese Einflüsse durch Messung/Beobachtung bekannt, sind demnach alle anderen Variablen stochastisch ohne Einfluss, was die Modellierung wesentlich vereinfacht. [Ertel 2016]

Bestimmung von Wahrscheinlichkeiten durch probabilistische Ansätze

Probabilistische Ansätze wie Bayes´sche Netze oder Entscheidungsnetze ermöglichen es insbesondere auch bei unvollständiger Informationslage oder mit Unsicherheit oder mangelnder Qualität behafteten Eingangsdaten, belastbare Aussagen zu treffen. Stochastische und möglichst kausale Zusammenhänge von Einflussfaktoren und Zustandsvariablen werden hierzu in einem gerichteten azyklischen Graphen modelliert. Die Topologie des Graphen spiegelt stochastische Unabhängigkeitsannahmen wider. Die Reduktion auf einzelne Verteilungen bedingter Wahrscheinlichkeiten vereinfacht somit wesentlich die Bestimmung bzw. Abschätzung der betreffenden Wahrscheinlichkeitswerte. Bekannte Systemgrößen fließen dann als Evidenzen in die probabilistische Berechnung der Wahrscheinlichkeitsverteilung unbekannter Systemgrößen ein. Die Vorhersagen oder Entscheidungsempfehlungen sind hierdurch mit einer klar deklarierten Unsicherheit bzw. einem erwarteten Nutzen verbunden, die ein Assistenzsystem und letztlich dessen Nutzer in ihre Entscheidungen einbeziehen können [Gehrke 2011]. Temporale Erweiterungen der Modelle (als Markov-Prozesse) ermöglichen es überdies, aus vorherigen Messwerten Schlüsse über ihren aktuellen oder zukünftigen noch unbekannten Wert zu ziehen. Lineare stochastische Prozesse können auch sehr effizient mit Kalman-Filtern abgebildet werden. Der im Rahmen dieses Projekts geschaffene Verwendungsansatz für probabilistische Bestimmungen von Wahrscheinlichkeiten wird im Ergebniskapitel näher beschrieben.

II.4.5 Smart-Service-Geschäftsmodelle

Die Fragestellung, ob die Investition in einem neuen Smart Service erfolgen soll, kann nur fundiert beantwortet werden, wenn eine erste Einschätzung zu dem damit zukünftig verfolgten Geschäftsmodell erfolgt. Zur Konzeption von Geschäftsmodellen bietet die Forschung unterschiedliche Ansätze an. Ein Ansatz, der sich in der Praxis breit etabliert hat, ist die Business Model Canvas von Osterwalder und Pigneur [2010]. Eine Ergänzung zur Business Model Canvas ist die Value Proposition Canvas [Osterwalder et al. 2015], die das Nutzenversprechen und die Kundenbedürfnisse detaillierter und differenzierter betrachtet.

Darauf aufbauend wurde die Smart-Service-Canvas entwickelt, die die bisherigen Ansätze u.a. um folgende die Aspekte erweitert [Pöppelbuß u. Durst 2017]:

- Informationen zum Kontext, in dem der Kunde seine Aufgaben erfüllt (z.B. Temperatur und weitere Umgebungsdaten).
- Für den Service benötigte Daten und deren Quellen, z.B. Daten aus der Steuerung einer Anlage.
- Informationen zum Ökosystem, in dem der Service erbracht wird, z.B. technische Infrastruktur wie Netzanbindung oder die genutzte digitale Plattform, über die der Kunde erreicht wird.

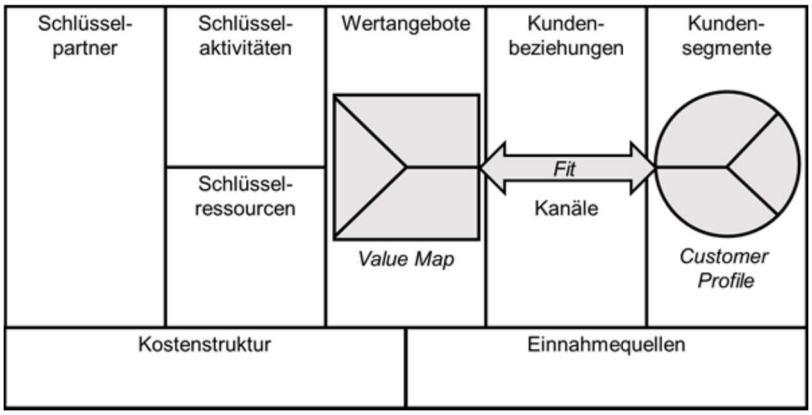


Abbildung 37: Business Model Canvas und Value Proposition Canvas [Osterwalder et al. 2015]

Der Smart Service Canvas Ansatz wurde im Projekt LongLife zur Strukturierung der Dokumentation der Geschäftsmodelle genutzt.

Ein weiterer Ansatz, der die Business Model Canvas für die spezifischen Anforderungen digitale Services erweitert, wurde von [Zolnowski et al. 2014] vorgeschlagen. Darin werden alle Canvas Elemente (value proposition, relationship, channels, revenue streams, key activities, key resources, cost structure) aus Sicht des betrachteten Unternehmens sowohl in Richtung der Kunden als auch in Richtung der Schlüsselpartner betrachtet. Dieser Ansatz wurde auch in LongLife aufgegriffen, da es z.T. zu mehrstufigen Wertschöpfungsbeziehungen kam.

In einer Veröffentlichung (White Paper) des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie [BMWi 2020] wird herausgestellt, dass Daten *„zu einem entscheidenden Teil der Wertschöpfung“* werden, sie aber *„zur Entwicklung digitaler datenbasierter Geschäftsmodelle … vielfach nicht genutzt“* werden. Eine der daraus abgeleiteten Kernfragen ist: *„Wie können die Teilnehmer in einem B2B-Wertschöpfungsnetz motiviert werden, ihre Daten zu teilen?“* Auch im Projekt LongLife war dies sowie der Aufwand zur Gewinnung der Daten wesentliche Fragestellungen für die Überlegungen.

Cyber-Physische Systeme und Smart Services

In einem produktionstechnischen Umfeld wird die durchgängige Vernetzung und Digitalisierung durch sogenannte Cyber-Physische-Systeme (CPS) umgesetzt. CPS koppeln und koordinieren Rechenleistung und mechanische Elemente über das Internet oder eine andere Kommunikationsinfrastruktur in Echtzeit [Janiesch 2016]. Sie basieren auf eingebetteten mechatronischen Komponenten wie Sensor- und Aktor-Systeme [Gausemeier 2015] und operieren selbstorganisiert und dezentral [Gausemeier et al. 2015; Spath et al. 2013]. CPS sind darüber hinaus Teil soziotechnischer Systeme und besitzen Mensch-Maschinen-Schnittstellen zur Interaktion mit den Anwendern [Hirsch-Kreinsen u. Weyer 2014]. CPS und sogenannte Smart Products bilden die wesentlichen Komponenten und Infrastruktur der Industrie 4.0. Der Begriff Smart Services steht hingegen für die Dienstleistungen, die aufgrund der Weiterverarbeitung der durch die CPS und Smart Products gesammelten Daten erbracht werden können. Smart Services sind dementsprechend digitale Dienstleistungen, die „auf der Basis vernetzter, intelligenter technischer Systeme und Plattformen Daten aggregieren und analysieren sowie die dabei entstehenden Mehrwert-Informationen über Service-Plattformen, App-Stores oder andere Online-Marktplätze […] verwertbar machen.“

[BMWi 2014; Anke u. Krenge 2016] definieren Smart Services auch als „digitale Dienstleistungen für technische Produkte, die als Product-Service-System auf Basis von Cyber-Physischen Systemen erbracht werden."

Vor diesem Hintergrund werden in der Industrie vermehrt digitale industrienahe Dienstleistungen entwickelt, die die vorhandene Datenbasis mit maschineller Intelligenz auswerten und vermarktbare, wertvolle Informationen generieren [Allmendinger u. Lombreglia 2005]. Durch das Angebot entsprechender Dienstleistungen können Unternehmen einen zusätzlichen oder gänzlich neuen Nutzen für ihre Kunden erzielen, bspw. durch eine vorausschauende Überwachung, Nachjustierung und Wartung von Produktionsanlagen zur Vermeidung von unerwünschten und teuren Stillstandzeiten. Gleichzeitig bietet sich die Chance, umfangreiche Daten über die tatsächliche Nutzung der Maschinen und Anlagen zu sammeln, um so noch besser auf die Kunden zugeschnittene Lösungen anbieten zu können. Grundsätzlich finden in der Industrie die ersten I4.0-/IoT-Anwendungen den Weg in die Praxis. Aktuell sind die meisten Ansätze jedoch darauf beschränkt, die Konnektivität von Komponenten mit einer Cloud herzustellen, um auf diesem Weg Daten der Komponenten zu sammeln. In den meisten Fällen fehlen noch die konkreten, wertstiftenden Nutzenszenarien, über die erst eine wirtschaftlich sinnvolle Nutzung dieser neuen technologischen Möglichkeiten erfolgen kann. Viele der ersten industriellen Anwendungen sind zurzeit darauf beschränkt, Betriebsdaten der Komponenten in Dashboard-artigen Bedienoberflächen lediglich zur Anzeige zu bringen. Es fehlt zumeist noch die Erfahrung, welche Use Cases tatsächlich möglich sind und welche zusätzlichen Auswertungsmechanismen zur Erschließung der Potentiale notwendig sind.

II.4.6 Nachhaltigkeit und Bewertung von Innovationen

Zumeist werden bei Nachhaltigkeit die drei klassischen Säulen bzw. Dimensionen betrachtet, die ökologische, die ökonomische sowie die soziale Dimension. Die Vorstellung ist, dass nachhaltige Entwicklung nur durch das gleichzeitige und gleichberechtigte Umsetzen von Zielen der drei Dimensionen erreicht werden kann.

Im Laufe der Zeit gab es sehr vielfältige Versuche, den Begriff der Nachhaltigkeit zu operationalisieren, also mit Kriterien und Indikatoren zu unterlegen, um Nachhaltigkeit konkreter messbar zu machen.

Die folgende Tabelle zeigt exemplarisch eine kleine Übersicht oft gebräuchlicher Kriterien und Indikatoren für Nachhaltigkeit mit Bezug auf Unternehmen und deren Produkte.

Mittlerweile wurden vielfältigste Bewertungskonzepte entwickelt und weiterentwickelt bspw. [UNEP/SETAC 2011]. Es wurde versucht, dem Bewertungskontext angepasst jeweils spezifische Kriterien zu entwickeln. So existieren z.B. Konzepte zur Bewertung der nachhaltigen Entwicklung ganzer Gesellschaften, Regionen, Flusslandschaften, Kommunen, Stadtquartiere, Gebäude, Produkte und Dienstleistungen.

Ein Forschungsstrang befasst sich mit der Bewertung von (nachhaltigen) Innovationen und neuen Technologien.

Ein interessanter Ansatz ist dabei der im EU-Projekt ProSuite [Blok et al. 2013 u. 2014] entwickelte Nachhaltigkeitsbewertungsansatz, welcher Nachhaltigkeit in fünf Wirkungskategorien unterteilt (in Analogie zur Ökobilanz auch Endpoints genannt):

- Wirkungen auf das soziale Wohlergehen
- Wirkungen auf den gesellschaftlichen Wohlstand
- Wirkungen auf menschliche Gesundheit

- Wirkungen auf die Umwelt
- Wirkungen auf endliche Rohstoffe

Tabelle 2: Kriterien und Indikatoren für Nachhaltigkeit

Ökologie	Ökonomie	Soziales, Ethik …
Emissionen/Klimaschutz	Wettbewerbsfähigkeit	Gesellschaftliches Engagement
Energieverbrauch	Kosten und deren Transparenz	Arbeitsbedingungen
Ressourcenschutz	Innovationsfähigkeit	Globale Verantwortung (Einkauf, Lieferketten)
Abfall	Kundenzufriedenheit	Mitarbeiterpartizipation
Wasser /Abwasser	Mitarbeitermotivation	Gleichberechtigung
Verkehr, Logistik		Gerechte Bezahlung
Eutrophierung		Toleranz und Werte
Versauerung		Lebenslanges Lernen
Toxizität der Stoffe		Vernetzung
Flächenverbrauch		Interne/ externe Kommunikation
Lärm		
Artenvielfalt		
…	…	…

Die drei letzten Wirkungskategorien lassen sich mit Hilfe der Methode der Ökobilanzierung quantitativ bewerten. Die Ökobilanz (Life Cycle Assessment – LCA) ist die am weitesten entwickelte und normierte Methode zur Abschätzung der mit einem Produkt verbundenen Umweltaspekte und produktspezifischen potenziellen Umweltwirkungen. Im Vergleich zu bestehenden Anwendungen ist durch die Ökobilanz die Analyse von Umweltwirkungen möglich. Nach EN ISO 14040 besteht eine Ökobilanz aus vier Schritten: Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens, Sachbilanz, Wirkungsabschätzung und Auswertung.

Den Zusammenhang zwischen diesen Schritten verdeutlicht die nachfolgende Abbildung 38. Die Pfeile zwischen den einzelnen Ökobilanzschritten sollen den iterativen Charakter verdeutlichen, d.h. dass die Ergebnisse weiterführender Schritte stets rückgekoppelt werden und ggf. Änderungen und einen erneuten Durchgang zur Folge haben.

Für die beiden ersteren Kategorien des Nachhaltigkeitsbewertungsansatzes sind eher klassische ökonomische Indikatoren (u.a. zu betriebswirtschaftlichen Kosten-Nutzen-Betrachtungen, Life Cycle Costing) zu finden sowie soziale Indikatoren, die der Social LCA entlehnt sind Anlehnung an die internationalen Richtlinien zur „Life-Cycle Sustainability Assessment“-Methodik [UNEP/SETAC 2011].

Diesen Oberkategorien sind dann zugrundeliegende Wirkungen und Dimensionen zugeordnet, denen dann konkrete Kategorien und Indikatoren zugeordnet sind. Eine Gewichtung der fünf Bereiche und deren Dimensionen bildet die Basis für die letztliche Aggregation.

Dieser Nachhaltigkeitsansatz erscheint insbesondere für Projekte mit dem Schwerpunkt auf Ressourceneffizienz sehr passend, zumal hier explizit der Ressourcenaspekt als Wirkungskategorie hervorgehoben wird. Daher werden sich die Arbeiten zur ökologischen und ökonomischen Bewertung der im Projekt anvisierten Anwendungsszenarien und Geschäftsmodelle an diesem Ansatz orientieren.

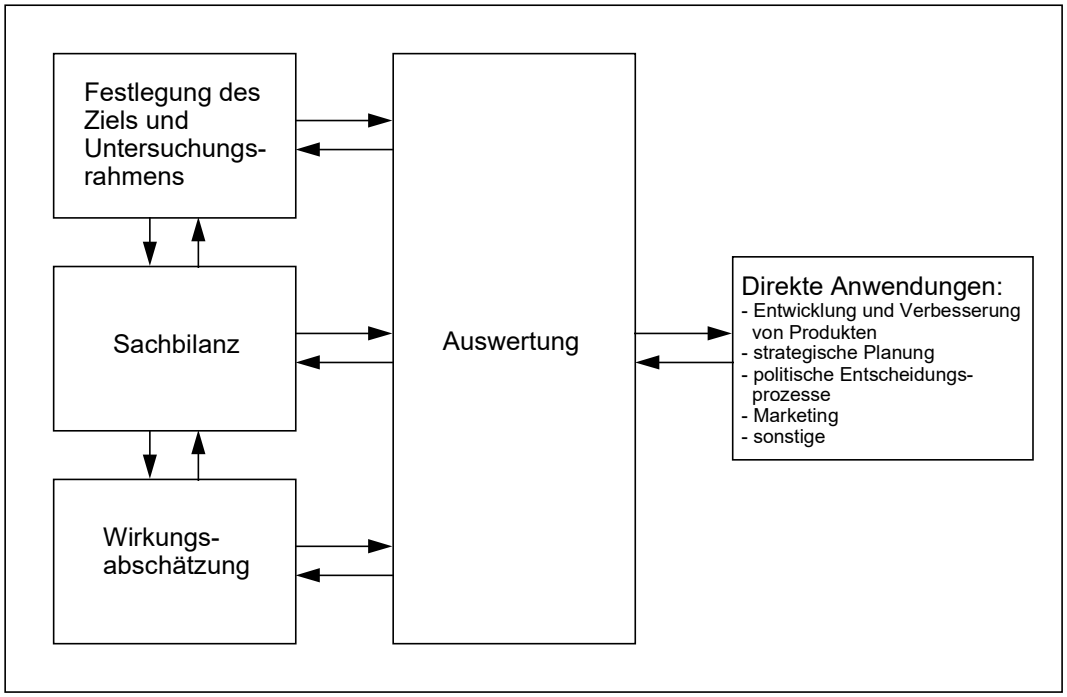


Abbildung 38: Schritte zur Erstellung einer Ökobilanz [DIN EN ISO 14040, 2009]

Die betrachteten Themen in diesem Kapitel dienten als Grundlage für die erfolgreiche Umsetzung des Projektvorhabens. Auf Basis der beschriebenen Ausgangssituation der Use Cases und der theoretischen Grundlagen zur Bestimmung der Restnutzungsdauer von Komponenten konnten die relevanten Systeme und Technologien aus dem Bereich der Industrie 4.0 eingegrenzt werden. Diese beschreiben die Möglichkeiten zur Erweiterung bestehender Condition Monitoring Systeme und die Entwicklung von Hardware, wie bspw. einer intelligenten Sensorbox. Für die Auswertung der erhobenen Daten wurden Verfahren aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz, genauer gesagt dem Maschinellen Lernen, näher betrachtet. Diese fanden besonders bei der Zustandsdiagnose und bei der Ermittlung der Restnutzungsdauerprognose, Anwendung.

II.5 Zusammenarbeit der Partner

Die Aufteilung unter den Projektpartnern bzgl. der zu bearbeitenden Arbeitspakete im Projekt wurde bereits im Kapitel Ablauf und Organisation beschrieben. Hier wurde dargelegt, welcher Partner im welchen inhaltlichen Fragen federführend war. Für die Koordination der Zusammenarbeit wurden verschiedene Strukturen geschaffen. Die Organisation und Koordination aller Projektarbeiten im Zusammenwirken mit den Arbeitspaketverantwortlichen wurde von der Universität Bremen übernommen. Dazu gehörte u. a. die Organisation der regelmäßig stattfindenden Projekttreffen sowie die Identifikation und Beseitigung von Störungen im Projektablauf. Weiterhin erfolgte ein regelmäßiger Austausch mit allen Verbundpartnern auch neben den regelmäßigen Projekttreffen. Verantwortliche Arbeitspaketmanager informierten den Projektmanager beim Auftreten unerwarteter Störungen, wie z.B. die Verzögerung spezifischer Aufgaben oder technischer Schwierigkeiten.

Expertenwissen

Im Rahmen der Anforderungsanalyse wurden die von den Maschinenherstellern EFAFLEX und DESMA zur Verfügung gestellten Informationen und Datenblätter analysiert und Gespräche mit den Experten der beiden Unternehmen geführt. Hierbei wurden die Anforderungen der im Projekt betrachteten technischen Systeme identifiziert, welche die Grundlage für die Bearbeitung der weiteren Arbeitspakete bildeten. Darüber hinaus wurden im Verlauf des Projekts das erforderliche Expertenwissen durch Recherche in Fachliteratur, Analyse der Datenblätter der Maschinen, Expertengesprächen und Analyse der Testmaschinen im DESMA-Testzentrum und des zu Verfügung gestellten Rolltors erhoben.

Sensorik

Die Auswahl der Sensoren für die von COSYNTH entwickelte Sensorbox LLMS1 basierte auf der Identifikation der physikalischen Messgrößen, anhand derer die Abnutzung der Bauteile in den betrachteten Anwendungsfällen erfasst werden sollte. Hinzu kamen Sensoren zur Überwachung von Umweltdaten und Umgebungseinflüssen. Diese wurde von der Universität in Zusammenarbeit mit den Experten der DESMA und EFAFLEX durchgeführt. Ausgehend von den Erkenntnissen wurden die entsprechenden Messwertaufnehmer von COSYNTH in die Sensorbox integriert. Die Funktionsweise der Sensorbox wurde in Feldversuchen im Testzentrum der DESMA, bei DESMA-Kunden und dem Rolltor-Teststand an der Universität evaluiert (s. Kapitel II.6 Erzielte Ergebnisse).

Bauteilinformationen und historische Betriebsdaten

EFAFLEX und DESMA stellten zu Beginn des Projekts und auf Nachfrage im weiteren Verlauf Informationen bzgl. der Prozesse, des Aufbaus und der verbauten Bauteile ihrer Maschinen zur Verfügung. Hierbei handelte es sich zum einen um die Datenblätter der relevanten Bauteile und Zeichnungen der untersuchten Maschinen. Zum anderen wurden für das Rolltor bereits Langzeittests durchgeführt, wodurch die ermittelte Durchschnittliche Lebensdauer der Bauteile vom Hersteller angegeben werden konnte. Für die Antriebsspindel wurden historische Instandhaltungsdaten zu Verfügung gestellt, welche u.a. in der Dokumentation durchgeführter Instandhaltungsarbeiten bestanden. Diese Informationen beinhalteten die durchgeführten Aufbereitungen an Antriebsspindeln.

Insgesamt war es durch die Informationen möglich, das erforderliche Verständnis für die anliegenden Lastkollektive und das Verhalten der untersuchten Bauteile zu analysieren. Basierend auf den zu Verfügung gestellten Informationen konnte zusätzliches Expertenwissen zusammengetragen werden und im Zusammenspiel die Herangehensweise für die Bauteilzustandsbestimmung und Restnutzungsdauerprognose entwickelt werden.

II.6 Erzielte Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die im Rahmen des Projekts erzielten Ergebnisse vorgestellt. Zum einen sind dies konzeptionelle und datentechnische Ansätze, die verfolgt und umgesetzt wurden. Zum anderen betrifft es die Entwicklung der Sensorbox. Es folgt die Verifizierung anhand der Use Cases Rolltor und Spindelantrieb. Abgeschlossen wird das Kapitel mit den entwickelten Geschäftsmodellen für den gewählten LongLife-Ansatz sowie die Nachhaltigkeitsbewertung der betrachteten Use Cases.

Abbildung 39 zeigt eine Übersicht der im Projekt bearbeiteten Themenfelder.

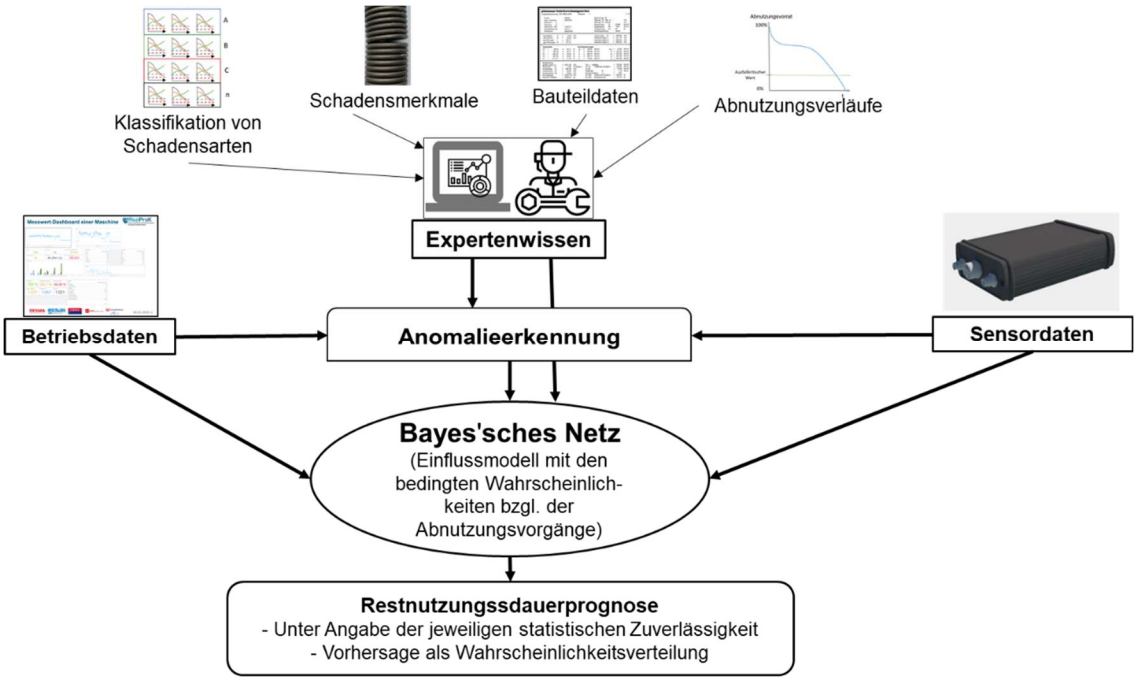


Abbildung 39: Übersicht über die Projektstruktur

II.6.1 Vom Vorgehensmodell zur Bestimmung der Restnutzungsdauer

II.6.1.1 Expertenwissen

Die Grundlage der im Projekt erarbeiteten Lösung bildet das zusammengetragene Expertenwissen, welches sich aus den Teilbereichen „Klassifikation von Schadensfällen“, „Schadensmerkmale“, „Bauteildaten“ und „Abnutzungsverläufe“ zusammensetzt. Diese Teilbereiche werden im Folgenden beschrieben. Als Expertenwissen werden in diesem Zusammenhang Kenntnisse bzgl. relevanter Informationen und Verfahrensweisen verstanden, die eine Problemlösung in einem bestimmten Fachgebiet ermöglicht.

Das Expertenwissen gibt in dem verfolgten Ansatz den „Soll-Zustand“ wieder. Analytische Auslegungsverfahren betrachteter Maschinenelemente werden dabei ebenso einbezogen, wie Vorgaben, die auf empirischem Wege erfolgt sind. Hierzu zählen bspw. die Klassifikation von Schadensbildern und die Bestimmung der reduzierenden Anteile an einer Restnutzungsdauer.

Der „Soll-Zustand“ beschreibt immer zu Beginn die theoretisch mögliche Nutzungsdauer und über verschiedene Versuchsreihen (überwachte, vergleichbare Systeme) werden diese „Start-Parameter“ den vorhandenen Gegebenheiten angepasst.

Klassifikation von Schadensfällen

Aufbauend auf den Kenntnissen aus Konstruktion und Betrieb wurde eine Klassifizierung von Abnutzungsarten entwickelt und angewendet, wobei jeder Klasse eine Schadensbeschreibung, ein Schadensbild, Schadensmechanismen und Merkmale zugeordnet wurden (s. Abbildung 40). Dies bildet die Basis für die Herleitung der erforderlichen Sensorik und die Berechnung der Faktoren für die Bestimmung der Restnutzungsdauer, welche auf die erfassten Zustandsdaten angewendet wird.

Die auf die Spindellagerung (kritisches Baugruppe der RGE-Reaktionsgießeinheit von der Schuhmaschine) wirkenden Störeinflüsse können unterschiedliche Ursachen und Abhängigkeiten aufweisen. Zyklusabhängige Störeinflüsse entstehen beispielsweise durch die unterschiedlichen Belastungen beim Misch- und Einspritzprozess. Darüber hinaus gibt es weitere Störgrößen, die anhand verschiedener Merkmale erkannt werden können, die teilweise eine gegenseitige Abhängigkeit aufweisen.

Identifizierte Merkmale	→	**Vermutetes Schadensbild**	→	**Vermuteter Schadensmechanismus**
- Erhöhte Vibration - Erhöhte rel. Luftfeuchtigkeit		Korrosionsbildung in der Laufbahn der Wälzkörper		Materialausbruch in der Laufbahn der Wälzkörper

Abbildung 40: Beispiel einer Schadenskette

Die Tabelle 3 und Tabelle 4 beinhalten eine ausführliche Übersicht über verschiedene Abnutzungsarten und die Beschreibung ihrer Schadensprozesse für die betrachteten Anwendungsfälle (Rolltor und Spindellagerung). In etwas ausführlicherer Form bilden sie die potenziellen Schadensketten der Bauteile der Anwendungsfälle ab. Die Tabellen ermöglichen ein Verständnis bzgl. der zu erwartenden Schäden an den jeweiligen Bauteilen und den zu überwachenden Parametern. Sie bilden somit die Ausgangslage für die Auswahl geeigneter Messwerte für die Zustandsbestimmung der Bauteile.

Ausgehend von der Klassifizierung potenzieller Schadensbilder, welche aufgrund theoretischer Überlegungen bzgl. der kritischen Bauteile in den Anwendungsfällen festgehalten wurden, wurden die Bauteile weitergehend untersucht. Die Ergebnisse wurden in Bauteilsteckbriefen festgehalten, welche die zu überwachenden Abnutzungsarten und die mithilfe von Sensorik festzuhaltenden Merkmale darstellen. Die Ergebnisse können folgenden Tabellen entnommen werden.

Tabelle 3: Klassifizierung möglicher Schadensfälle am Rolltor

Bauteilübergreifend			Bauteil - bzw. Anwendungsfallspezifisch	
Abnutzungs-art	**Schadensart**	**Schadensbild**	**Schadensmechanismus**	**Merkmale**
Verschleiß	Abrasion	Rissbildung, Rillenbildung, Eindruckskanten	Kollision mit Führungsschlaufe, Windungsschlagen,	Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall)
	Adhäsion	Abscherung von Randschichtteilchen	Anhaften von Oberflächen und Abscherungen bei Relativbewegung	
	Oberflächenzerrüttung	Mikrorisse unter der Oberfläche	Viele Lastwechsel unter dyn. Spannungen	Lastzyklenanzahl, Lastkollektiv
	Tribooxydation	Materialausbruch	Mech. Zerstörung von chem. Reaktionsschichten	Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall)
	Plast. Verformung	Plast. Verformung	Windungsschlagen (Feder), Kollosion mit Führungen	
Material-ermüdung	Relaxation	Längung	Überlastung, viele Lastwechsel unter dyn. Belastung	Lastzyklenanzahl, Lastkollektiv, Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall)
	Ermüdungsbruch	Bruch		
	Plast. Verformung	Plast. Verformung		
Korrosion	Lochfraß	Materialausbruch	Einwirken von Feuchtigkeit auf ungeschützte Materialoberflächen; verstärkt durch Luftverunreinigung (flüchtige Stoffe)	Verfärbung der Oberfläche, Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall) Rel. Luftfeuchtigkeit, Luftqualität
	Flächenkorrosion			
Alterung	Veränderung des Werkstoffgefüges	Hohlräume im Werktsoff	(Hauptsächlich) Zeitbedingte Änderungen im Werkstoffgefüge	Einsatzdauer

Tabelle 4: Klassifizierung möglicher Schadensfälle bei der Baugruppe Spindellagerung

Bauteilübergreifend			Bauteil - bzw. Anwendungsfallspezifisch	
Abnutzungsart	**Schaden**	**Schadensbild**	**Schadensmechanismus**	**Merkmale**
Verschleiß	Abrasion	Rissbildung, Rillenbildung, Pitting	Schwingende Belastung, hohe Punktlast	Temperatur, Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall)
	Adhäsion	Abscherung von Randschichtteilchen	Haftende Oberflächen durch hohe Flächenpressung	
	Oberflächen-zerrüttung	Mikrorisse unter der Oberfläche	Wechselnde Spannungen im Werkstoffgefüge	
	Tribooxydation	Materialausbruch	Zerstörung von chem. Reaktionsschichten	
Material-ermüdung	Mikrorisse unter der Oberfläche	Ermüdungsbruch, Pitting	Wechselnde Spannungen im Werkstoffgefüge	Lastzyklenanzahl, Beanspruchung, Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall)
Korrosion	Lochfraß	Pitting, Materialausbruch	Einwirken von Feuchtigkeit auf ungeschützte Materialoberflächen	Verfärbung der Oberfläche, Vibration (Körperschall), Geräusche (Luftschall) Rel. Luftfeuchtigkeit
	Flächenkorrosion			
Alterung	Veränderung des Werkstoffgefüges			

Tabelle 5: Bauteilsteckbrief – Schadensbild – Wälzlager

Bauteil: Lager		Zu erfassendes Merkmal (Ergänzung relevanter Parameter)	Quelle
Abnutzungsart	**Schadensbild**		
Verschleiß	Rissbildung; Pitting; Materialausbruch	Wechselbeschleunigung (Vibration) [mg]; Temperatur [°C]	Sensorbox LLMS1
Korrosion	Pitting; Materialausbruch	Betriebszeit [h] relative Luftfeuchtigkeit [%]	Sensorbox LLMS1, Anlage - BDE
Material-ermüdung	Ermüdungsbruch; Pitting	Wechselbeschleunigung (Vibration) [mg]; Temperatur [°C]	Sensorbox LLMS1
Alterung	Veränderung des Werkstoffgefüges	Wird als statischer Sicherheitswert abgebildet	

Tabelle 6: Bauteilsteckbrief – Schadensbild – Torblattzahnriemen

Bauteil: Torblattzahnriemen		Zu erfassendes Merkmal (Ergänzung relevanter Parameter)	Quelle
Abnutzungsart	**Schadensbild**		
Verschleiß	Rissbildung; Materialausbruch	Optisch	Sichtprüfung
Korrosion	-		
Materialermüdung	Längung; Ermüdungsbruch	Drehmoment [Nm], Drehzahl [1/min], Lastzykluszähler [-]	Lenze - Umrichter
Alterung	Porosierung	Temperatur [°C], Betriebszeit [h]	Sensorbox LLMS1, Lenze – Umrichter

Tabelle 7: Bauteilsteckbrief – Schadensbild – Halte-(Zurr-)gurt

Bauteil: Haltegurt		**Zu erfassendes Merkmal (Ergänzung relevanter Parameter)**	**Quelle**
Abnutzungsart	**Schadensbild**		
Verschleiß	Rissbildung; Materialausbruch	Optisch	Sichtprüfung
Korrosion	-		
Materialermü-dung	Längung; Ermüdungsbruch	Drehmoment [Nm]; Drehzahl [1/min]; Lastzykluszähler [-]	Lenze - Umrichter
Alterung	Versprödung	Temperatur [°C]; Betriebszeit [h]; (UV-Strahlen ➔ nicht relevant)	Sensorbox LLMS1, Lenze – Umrichter

Tabelle 8: Bauteilsteckbrief – Schadensbild – Zugfeder

Bauteil: Zugfeder		**Zu erfassendes Merkmal (Ergänzung relevanter Parameter)**	**Quelle**
Abnutzungsart	**Schadensbild**		
Verschleiß	Rissbildung; Materialausbruch; Plastische Verfor-mung	Drehmoment [Nm]; Drehzahl [1/min]; Optisch	Lenze – Umrichter; Sichtprüfung
Korrosion	Materialausbruch	Temperatur [°C]; Betriebszeit [h]; relative Luftfeuchtigkeit [%]	Sensorbox LLMS1, Lenze - Umrichter
Materialermüdung	Relaxation; Ermüdungsbruch; Plastische Verfor-mung	Drehmoment [Nm]; Drehzahl [1/min]; Lastzykluszähler [-]	Lenze - Umrichter
Alterung	Versprödung	Temperatur [°C]; Betriebszeit [h]	Sensorbox LLMS1, Lenze - Umrichter

Schadensmerkmale

Wie im vorangegangenen Abschnitt beschrieben, unterscheiden sich die Schadensfälle an den Bauteilen u.a. aufgrund ihrer Schadensmerkmale. Diese Merkmale repräsentieren Anzeichen von Abnutzung, anhand derer die Schadensfälle identifiziert und der Bauteilzustand diagnostiziert werden kann. Für eine Analyse dieser Merkmale wurden für die beiden Anwendungsfälle im Projekt gebrauchte, bereits abgenutzte Bauteile von der DESMA und EFAFLEX zur Verfügung gestellt und untersucht sowie in den Tabellen der Schadensklassifikationen berücksichtigt und bewertet. Das Merkmal Ausfransung des Haltegurts am Rolltor, ist beispielhaft in der Abbildung 41 dargestellt.

Die identifizieren Schadensmerkmale bilden weiterhin die Grundlage für die Auswahl der Messwertaufnehmer, d.h. der Parameter der Betriebsdaten der Maschinen und der extern anzubringenden Sensorik. Anhand dieser Messwertaufnehmer wird der tatsächliche Zustand der jeweiligen Bauteile erfasst.

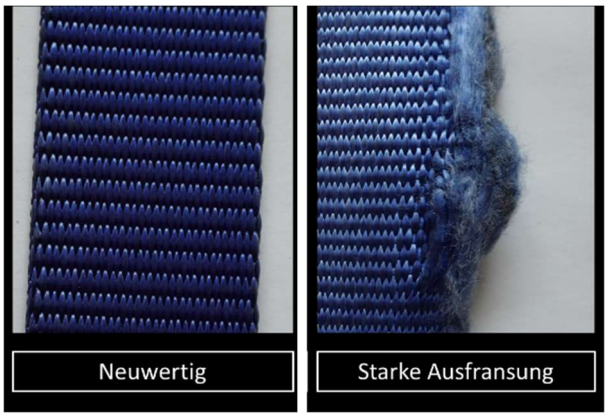


Abbildung 41: Gegenüberstellung des Abnutzungsmerkmals "Starke Ausfransung" am Halte-(Zurr-)gurt

Bauteildaten

Die im Rahmen des Projekts eingesehenen Bauteildaten beschreiben die kritischen Bauteile in den Anwendungsfällen und geben Auskunft über verwendete Werkstoffe und zulässige Belastungen. Sie stammen von den Bauteilzuliefern der Anwendungspartner. Die Bauteildaten sind das Ergebnis einer Dimensionierung nach dem Stand der Technik. Kenntnisse bzgl. der geometrischen Verhältnisse, der Belastung und das Systemverhalten unter Last sowie vergleichbarer Anlagen sind die wesentlichen Kenngrößen für die Zielgröße Betriebszeit (gemessen in Betriebsstunden bzw. Lastzyklen).

Die folgenden Tabellen enthalten die relevanten Daten aus den Bauteilsteckbriefen der verschiedenen betrachteten Bauteile. Sie sind das Ergebnis der Auslegung bzw. stammen aus Erfahrungswerten seitens der Anlagenkonstrukteure.

Tabelle 9: Bauteilsteckbrief - Auslegung - Wälzlager

Bauteil: Wälzlager			Quelle
Auslegung	**HYS 6010**	**HYS 61910**	
Vorrangig verarbeitetes PU-Material auf der betrachteten Anlage	μ = 0,1 …. 0,5 (PU / Stahl)		Anlagenbetreiber
Werkstoff	HY (Kugeln und Ringe aus unterschiedlichen Materialien)		Datenblatt
Bauform	S (Standard-Spindellager)		Datenblatt
Schmierung	keine externe Schmierung		Datenblatt
Bohrungsdurchmesser d	50 mm		Datenblatt
Außendurchmesser D	80 mm		Datenblatt
Breite Einzellager B	16 mm		Datenblatt

Tabelle 10: Bauteilsteckbrief - Auslegung - Torblattzahnriemen

Bauteil: Torblattzahnriemen		Quelle
Auslegung	**Conti synchrondrive Timing Belt LL-8M-30 HDT-HP-Stahl**	
Teilung	8 mm	Datenblatt
Zahnhöhe	3,4 mm	Datenblatt
Anzahl der Zähne	702	Datenblatt
Breite	30 mm	Datenblatt
Länge	5.400 mm	Datenblatt
Dicke	5,6 mm	Datenblatt
Vorspannungsfaktor	1,3	Datenblatt
Bewegungsart	reversierend	Datenblatt
Material	PU schwarz 92 Sh A	Datenblatt
Zugträger	Stahl	Datenblatt

Tabelle 11: Bauteilsteckbrief - Auslegung – Halte-(Zurr-)gurt

Bauteil: Halte-(Zurr-)gurt		Quelle
Auslegung	**Am Rolltor**	
Gewicht	160,5 g/m	Datenblatt
Banddicke	2,9 mm	Datenblatt
Bandbreite	39,85 mm	Datenblatt
Bandlänge	1.300 mm	Datenblatt
Dehnung	max. 9 %	Datenblatt

Tabelle 12: Bauteilsteckbrief - Auslegung - Zugfeder

Bauteil: Zugfeder		Quelle
Auslegung	**Am Rolltor**	
Federlänge L_0	1.371 mm	Datenblatt
Federweg	570 mm	Datenblatt
Belastungsart	dynamisch	Datenblatt
Drahtstärke d	6,5 mm	Datenblatt
Durchmesser (außen) De	49 mm	Datenblatt
Windungen	132	Datenblatt
Werkstoff	SH(C)	Datenblatt
Schubmodul G	81.500 N/mm^2	Datenblatt
Zugfestigkeit Rm	1.650 N/mm^2	Datenblatt
Vorspannung F_0	80 N	Datenblatt
Windungsrichtung	rechts	Datenblatt
Kraft F1	784,79 N	Datenblatt
Kraft F2	981,00 N	Datenblatt
Federanzahl (pro Seite)	2	Datenblatt

Abnutzungsverläufe

Jedes Bauteil weist während der Betriebsphase eine bestimmte Gebrauchs- und Funktionsfähigkeit auf. Diese Fähigkeiten nehmen in der Regel während der Betriebsphase ab und in der Literatur [DIN 31051 2012; Ritter 2011] wird dieses als Abnutzungsvorrat bezeichnet. Vor der ersten Beanspruchung verfügt ein Bauteil über einen Abnutzungsvorrat von 100 %, der mit der Dauer, Häufigkeit und Stärke der auftretenden Belastungen abnimmt. Dieser Abnutzungsvorrat reduziert sich im Verlauf der Betriebsphase und kann aber durch verschiedene Maßnahmen wiederhergestellt bzw. verzögert werden, diese werden nach DIN 31051 als Instandsetzungsmaßnahmen zusammengefasst. Unterteilt werden diese dann in Wartung, Inspektion, Instandsetzung und Verbesserung. Abbildung 42 zeigt den qualitativen Verlauf mit dem Abbau dieses Vorrats über die Zeit. Dargestellt sind nur Beispiele für mögliche Verläufe.

Die Quantifizierung des Fortschritts der Abnutzung, d.h. des Abnutzungsverlaufs, bildet die Basis für die Zustandsdiagnose eines Bauteils. Basierend auf theoretischen Ansätzen aus der Fachliteratur wurden charakteristische Abnutzungsverläufe der relevanten Bauteile untersucht bzw. aufgestellt. Diese boten eine Orientierung für die zu erwartenden Verläufe der aufzunehmenden Messparameter, welche in den beiden Anwendungsfällen erhoben wurden. Hierbei konnten auch Berechnungsgrundlagen für die Zustandsdiagnose festgelegt werden. Instandhaltung während einer Betriebsphase ist nach [DIN 31051 2012] die Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen, die dabei helfen, die Gebrauchs- und Funktionsfähigkeit zu erhalten bzw. wiederherzustellen.

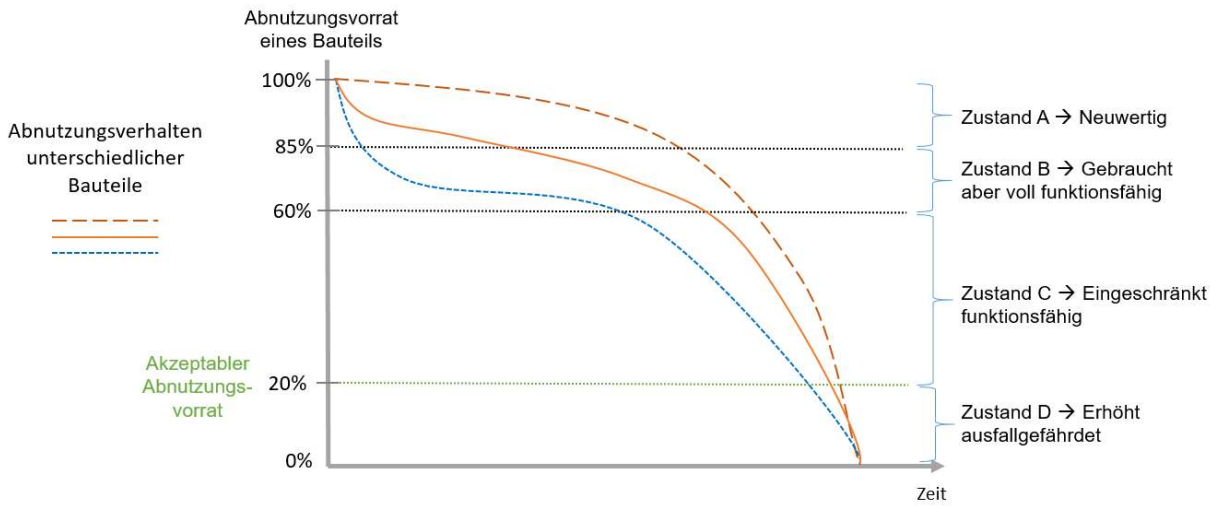


Abbildung 42: Abnutzungsverhalten von Bauteilen [nach Ritter 2011]

Bei der Betrachtung des Alterungsverhaltens interessiert häufig nicht nur das Verhalten eines Bauteils über eine gesamte Betriebsphase, sondern besonders zu einem festgelegten Zeitpunkt t der aktuelle Zustand. Um dieses Verhalten vorhersehbar zu gestalten, wird im Maschinen- und Anlagenbau zunehmend auf ein proaktives Agieren durch Monitoring gesetzt. Geeignete Sensorik in Kombination mit IT-Infrastruktur überwacht Systemkomponenten im Betrieb. Unter der Bezeichnung Predictive Maintenance werden heute Systeme eingesetzt, deren Ziel darin besteht, die Nutzungsdauer von technischen Systemen zu maximieren. Einzelne Bauteilzustände werden hier erfasst und bewertet, wodurch Instandhaltungsmaßnahmen bereits frühzeitig geplant und Bauteile rechtzeitig vor

ihrem Ausfall ausgetauscht werden können. Über die Lebensdauerbestimmung und den charakteristischen Abnutzungsvorgängen in Wälzlagern ist bereits vieles der Fachliteratur zu entnehmen.

Bzgl. des Antriebsstrangs des Rolltors musste im Rahmen des Projekts eigene Tests durchgeführt werden, da es hierzu keine präzisen Vorgehensweisen in der Literatur gibt und es sich zudem um ein verkettetes System handelt, wodurch es zu Wechselwirkungen unter den Bauteilen kommt.

II.6.1.2 Betriebsdaten (Anlage BDE / Lenze Umrichter / Sensorbox LLMS1)

Die Überwachung des Abnutzungsverhaltens der als ausfall- und funktionskritisch identifizierten Bauteile der Anwendungsfälle bildete die Grundlage für die Zustandsbestimmung und Restnutzungsdauerprognose in diesem Projekt. Aufgrund der unterschiedlichen Eigenschaften der Bauteile, musste eine Unterteilung der zu überwachenden Abnutzungen erfolgen. Diese wurde anhand der bauteilindividuellen Schadensklassifizierungen durchgeführt. Im Folgenden werden die für die Zustandsbestimmung erforderlichen Arbeitsergebnisse zur Datenerhebung vorgestellt.

In beiden Anwendungsfällen verfügten die zu überwachenden Maschinen bereits über integrierte Sensorik. Die dabei aufgenommenen Messgrößen wurden dahingehend analysiert, welche dieser Parameter für die Zustandsdiagnose bereits durch die integrierte Sensorik abgedeckt werden. Die Herangehensweise für die Identifikation der Messwerte ist in dem vorangegangenen Unterkapitel zum Expertenwissen, insbesondere den dort aufgeführten Tabellen bzgl. der Schadenklassifizierung, festgehalten.

Im Rolltor-Anwendungsfall stellte sich heraus, dass bereits eine Vielzahl der erforderlichen Parameter durch den Lenze-Antrieb aufgenommen wird. Die Abnutzung an den kritischen Bauteilen im Rolltor erfolgt vorranging durch die hohe Anzahl dynamischer Lastwechsel. Die Schadensursache ist eine Materialermüdung, die in fortgeschrittenem Ausmaß bis zum Ermüdungsbruch führt. Um das Lastkollektiv und die einhergehenden Belastungen an den Bauteilen zu überwachen, wurden deshalb die wirkenden Kräfte in Form des Motordrehmoments und Motordrehzahl überwacht. Fehlende Parameter, wie die Umgebungstemperatur und Luftfeuchtigkeit, wurden durch die entwickelte Sensorbox LLMS1 ergänzt (s. Abschnitt II.6.2).

Die entwickelte Sensorbox wurde am Rolltor befestigt, um während eines Langzeittests (s. Abschnitt II.6.3) u. a. die Umgebungsbedingungen aufzunehmen. Zeitgleich wurde anhand dieser Datenaufnahme die Verfügbarkeit der Sensorbox LLMS1 vor Ort getestet.

Tabelle 13: Bauteilsteckbrief – Erfasste Parameter für die Zugfeder

Bauteil: Zugfeder		
Parameter	**Quelle**	**Messverfahren**
Prozessdauer	Lenze - Umrichter	direkt
Belastung	Lenze - Umrichter	direkt
Drehzahl	Lenze - Umrichter	direkt
Zykluszähler	Lenze - Umrichter	direkt
Motorposition	Lenze - Umrichter	direkt
Umgebungstemperatur	Sensorbox LLMS1	direkt
Relative Luftfeuchtigkeit	Sensorbox LLMS1	direkt
Luftqualität	Sensorbox LLMS1	direkt
Herstellungsjahr	Datenblatt	-
Einbauzeitpunkt	Instandhaltung	-
Werkstoff	Datenblatt	-
Ziellebensdauer	Instandhaltung	-

Tabelle 14: Bauteilsteckbrief – Erfasste Parameter für den Zahnriemen

Bauteil: Torblattzahnriemen		
Parameter	**Quelle**	**Messverfahren**
Prozessdauer	Lenze - Umrichter	direkt
Belastung	Lenze - Umrichter	direkt
Drehzahl	Lenze - Umrichter	direkt
Zykluszähler	Lenze - Umrichter	direkt
Umgebungstemperatur	Sensorbox LLMS1	direkt
Relative Luftfeuchtigkeit	Sensorbox LLMS1	direkt
Luftqualität	Sensorbox LLMS1	direkt
Herstellungsjahr	Datenblatt	-
Einbauzeitpunkt	Instandhaltung	-
Werkstoff	Datenblatt	-
Ziellebensdauer	Instandhaltung	-

Tabelle 15: Bauteilsteckbrief – Erfasste Parameter für den Halte(Zurr-)gurt

Bauteil: Halte-(Zurr-)gurt		
Parameter	**Quelle**	**Messverfahren**
Prozessdauer	Lenze - Umrichter	direkt
Belastung	Lenze - Umrichter	direkt
Zykluszähler	Lenze - Umrichter	direkt
Umgebungstemperatur	Sensorbox LLMS1	direkt
Relative Luftfeuchtigkeit	Sensorbox LLMS1	direkt
Luftqualität	Sensorbox LLMS1	direkt
Herstellungsjahr	Datenblatt	-
Einbauzeitpunkt	Instandhaltung	-
Werkstoff	Datenblatt	-
Ziellebensdauer	Instandhaltung	-

Im Spindeleinheit-Anwendungsfall verfügt eine Schuhmaschine ebenfalls nicht über alle erforderlichen Messwertaufnehmer, um eine Zustandsdiagnose für die Spindellagerung durchführen zu können. Die fehlenden Parameter wurden mit der entwickelten Sensorbox LLMS1 aufgenommen und eine Erprobungs- und Testphase wurde von zwei der DESMA-Kunden unterstützt, die einige ihrer Anlagen zur Verfügung gestellt haben.

Anhand der aktuell erhobenen BDE-Daten ist kein direkter Rückschluss auf die Belastung der Spindellagerung möglich. Laut DESMA ist es auch so, dass die Belastung der Spindellagerung abhängig ist vom zu verarbeitenden PU-Material. Entsprechend ist hier eine Abhängigkeit zu berücksichtigen, was über die zu erfassenden Bauteildaten erfolgt. Der Wechselbeschleunigungssensor der Sensorbox LLMS1 gibt indirekte Hinweise auf die tatsächlich messbare Belastung und kombiniert mit der zu beschleunigten Masse der Antriebsspindel wird hieraus die anliegende Belastung berechnet. Die Umgebungsbedingungen, wie Temperatur, relative Luftfeuchtigkeit und die Luftqualität werden auch hier über die Sensorbox erfasst. Beispielsweise wird mithilfe der erhobenen relativen Luftfeuchtigkeit und der gemessenen Umgebungstemperatur auf das identifizierte Abnutzungsmerkmal „Korrosion“ geschlossen.

Insgesamt wurden acht DESMA Direct Injection Process (DIP) - Anlagen verschiedener Bauformen mit 13 Sensorboxen ausgerüstet.

Tabelle 16: Bauteilsteckbrief – Erfasste Parameter für die Wälzlager

Bauteil: Wälzlager		
Parameter	**Quelle**	**Messverfahren**
Traglast	Anlage - BDE	indirekt
Belastungsrichtung	Anlage - BDE	direkt
Drehzahl	Anlage - BDE	direkt
Betriebsdauer	Anlage - BDE	indirekt
Temperatur	Sensorbox LLMS1	direkt
Prozessdauer	Sensorbox LLMS1	indirekt
Wechselbeschleunigung	Sensorbox LLMS1	direkt
Umgebungstemperatur	Sensorbox LLMS1	direkt
Relative Luftfeuchtigkeit	Sensorbox LLMS1	direkt
Luftqualität	Sensorbox LLMS1	direkt
Herstellungsjahr	Datenblatt	-
Einbauzeitpunkt	Instandhaltung	-
Werkstoff	Datenblatt	-
Ziellebensdauer	Instandhaltung	-

Zusammenfassung

Die Sensoren für die Messwerterfassung wurden anhand der Merkmale der verschiedenen Abnutzungsarten ausgewählt, welche nicht bereits durch die integrierte Sensorik in den Maschinen erhoben werden. Dabei muss stets auch die technische Umsetzbarkeit betrachtet werden, die darüber entscheidet, ob ein Abnutzungsvorgang direkt oder indirekt (über korrelierende Messwerte) kontrolliert werden kann. Weiterhin galt es zu berücksichtigen, inwieweit eine konstruktive Umsetzung möglich ist. Beispielsweise müssen die Sensoren zur Überwachung der Bauteiltemperatur in möglichst geringer Distanz zu diesen angebracht werden, um verfälschende Einflüsse durch größere Abstände zur Messwertquelle zu minimieren. Es war daher festzulegen, in welcher Form die identifizieren Sensoren konstruktionstechnisch an den Maschinen anzubringen waren.

Die folgende Abbildung 43 zeigt die mechanische Integration einer Sensorbox in den Hardwareaufbau einer Kundenanlage. Die Sensorbox wurde dabei über eine spezielle Halterung möglichst nahe am Lager der Mischschnecke installiert.

Abbildung 43: Eine Sensorbox LLMS1 an einer Produktiv-Anlage eines DESMA-Kunden

II.6.1.3 Anomalieerkennung

Die Anomalieerkennung ist ein weiterer Baustein für die Zustandsbestimmung der überwachten Bauteile. Grundsätzlich wird bei der Anomalieerkennung zwischen überwachter, semi-überwachter, und unüberwachter Anomalieerkennung unterschieden. Bei der überwachten Anomalieerkennung liegen gekennzeichnete Daten vor. Dieses können mögliche Anomalien sein, aber auch Daten, die den Normalzustand beschreiben. Für die semi-überwachte Anomalieerkennung sind lediglich die Daten des Normalzustandes gekennzeichnet und für die unüberwachte Anomalieerkennung ist keine Kennzeichnung der Daten vorgesehen.

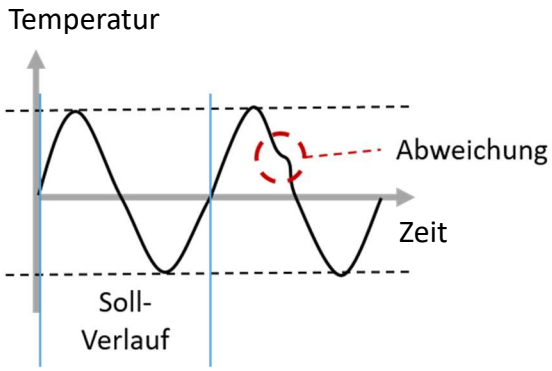


Abbildung 44: Beispiel einer detektieren Abweichung zum Soll-Temperaturverlauf

Basierend auf dem Expertenwissen oder historischen Datensätzen sind die Soll-Verläufe der Parameter bekannt. Eine Anomalie bedeutet folglich eine Abweichung dieser bekannten bzw. erwarteten Verläufe. Die folgende Abbildung 44 zeigt ein solches Beispiel anhand eines Temperaturverlaufs.

Eine einmal detektierte Abweichung muss bzgl. ihrer Intensität bewertet werden. Dies kann basierend auf Erfahrungswerten oder einer Bewertung der aufgetretenen Kräfte/Bewegungen erfolgen. Weitere Informationen über den Kontext der Anomalie, d.h. der gelaufene Prozess am übergeordneten technischen System und der Umgebungsbedingungen, helfen die identifizierte Anomalie zu bewerten. Abbildung 45 zeigt eine Anomalie am Rolltor, im Verlauf der Drehzahl der Rolltorwelle.

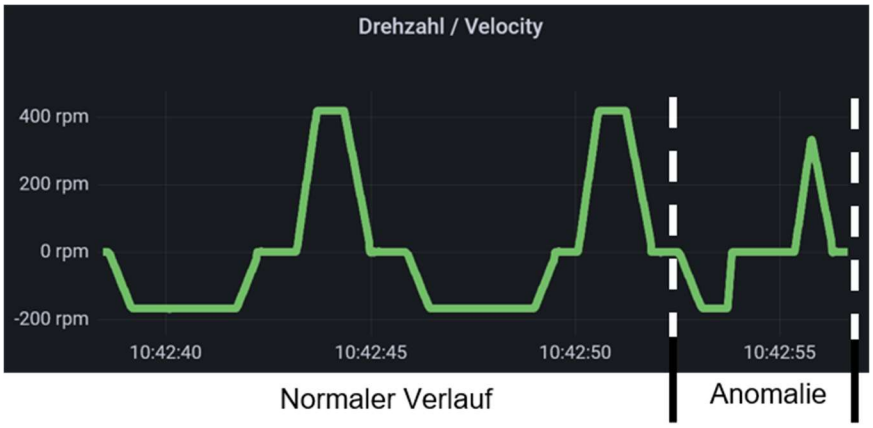


Abbildung 45: Beispiel einer Anomalie im Verlauf der Drehzahl (rpm) der Rolltorwelle

Der normale Verlauf, der beispielsweise anhand der Datenaufnahme aus dem Langzeittest bekannt ist, ist auf der linken Seite erkennbar. Auf der rechten Seite ist eine Abweichung im Verlauf der Drehzahl erkennbar, eine Anomalie. Diese Anomalie wurde bewusst erzeugt, in dem der Schließ-Zyklus des Rolltores unterbrochen wurde, in dem die Sicherheitslichtschranke berührt wurde, wodurch das Rolltor automatisch wieder aufgefahren ist. Auf diese Weise wurden Daten generiert und gekennzeichnet, die zum einen den Normalzustand und zum anderen eine Anomalie beschreiben.

Anomalien lassen sich in Größe und Anzahl auswerten, wobei allein aufgrund der erfassten und hier bildlich dargestellten Anomalie sich noch keine genaue Aussage bzgl. der Ursache treffen lässt. Für diese bedarf es des Expertenwissens und ggf. einer Quantifizierung der Abweichung.

Im Rahmen von Versuchen am Rolltor wurde validiert, dass eine Anomalie im Prozess der Rolltorfunktionalität datengetrieben erkannt werden kann. Die erforderliche Herangehensweise für die Verarbeitung bzw. Verwendung der Anomalieerkennung in der Restnutzungsdauerprognose wird in den folgenden Abschnitten beschrieben.

II.6.1.4 Bayes'sches Netz

Das Ziel des Bayes´schen Netzes besteht darin, den Abnutzungsgrad des überwachten Bauteils als bedingte Wahrscheinlichkeit zu ermitteln. Die Parameter der obersten Knoten des Netzes wurden durch Eingangswerte (Be-

triebs- und Sensordaten, Anomalieerkennung) bestimmt. Die Struktur im Netz wurde basierend auf dem Expertenwissen modelliert, in dem die Zusammenhänge beschrieben werden. In Bezug auf den Anwendungsfall Spindellagerung soll das nachfolgende Beispiel die Vorgehensweise verdeutlichen.

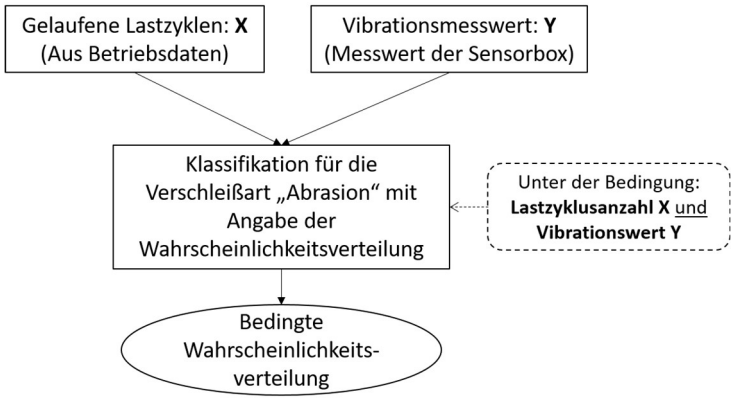


Abbildung 46: Funktionsweise des Bayes´schen Netzes

Den Parametern „Gelaufene Lastzyklen“ und „Vibrationsmesswert“ werden Eingangsdaten zugeordnet, die aus den angegebenen Quellen abgeleitet bzw. erfasst wurden. Aus dem Expertenwissen ist bekannt, dass diese Parameter Einfluss auf den abrasiven Verschleiß haben. Im Knoten für die Klassifikation werden die wechselseitigen Abhängigkeiten für Lastzyklenanzahl und Vibration und die daraus resultierenden Wahrscheinlichkeiten für abrasiven Verschleiß hinterlegt. Die Struktur im Netz gibt nun vor, dass die Lastzyklenanzahl und der Vibrationswert in den Knoten für die Klassifikation eingehen, der daraufhin die entsprechende Wahrscheinlichkeitsverteilung ausgibt. Hierbei wird eine Tabelle erstellt, in der für verschiedene Ausmaße von abrasiven Verschleiß die jeweiligen Wahrscheinlichkeiten, bedingt durch die Inputdaten, angegeben werden. Bei niedrigen Werten für gelaufene Lastzyklen und Vibration ist die Wahrscheinlichkeit hoch, das kein oder nur geringer abrasiver Verschleiß vorliegt. Liegen jedoch höhere Werte der Inputdaten vor, steigt auch die Wahrscheinlichkeit für eine höhere Abnutzung durch Abrasion.

II.6.1.5 Restnutzungsdauerprognose

Aus dem technischen Stand bezüglich der Auslegung und des Abnutzungsverhaltens von Bauteilen wurde deutlich, dass eine Restnutzungsdauerprognose nicht analytisch bestimmt werden kann. Deshalb wurde in Anlehnung an die Schadensakkumulationshypothesen zur Erstellung von Wöhlerkurven auch hier ein empirischer Ansatz gewählt. Die Basis für die Bestimmung der Prognose bildet dabei die Quantifizierung des Abnutzungsfortschritts eines Bauteils, unterteilt in die verschiedenen Abnutzungsanteile. Hierfür werden die Parameterlisten aus den vorangegangenen Abschnitten herangezogen (s. Tabellen 6-16).

Der Ablauf einer Prognose setzt sich immer aus unterschiedlichen Arbeitsschritten zusammen, die chronologisch angeordnet werden können (siehe Abbildung 47). Grundsätzlich handelt es sich immer um einen Soll-/Ist-Vergleich im Rahmen einer Zustandsdiagnose. Auslegungsdaten und Kenntnisse über den betrieblichen Einsatz werden Informationen gegenübergestellt, die aus einer Zustandsüberwachung und einer Zustandsanalyse abgeleitet werden. Bei der Umsetzung wurden diese Schritte berücksichtigt und im weiteren Verlauf in der genannten Reihenfolge beschrieben.

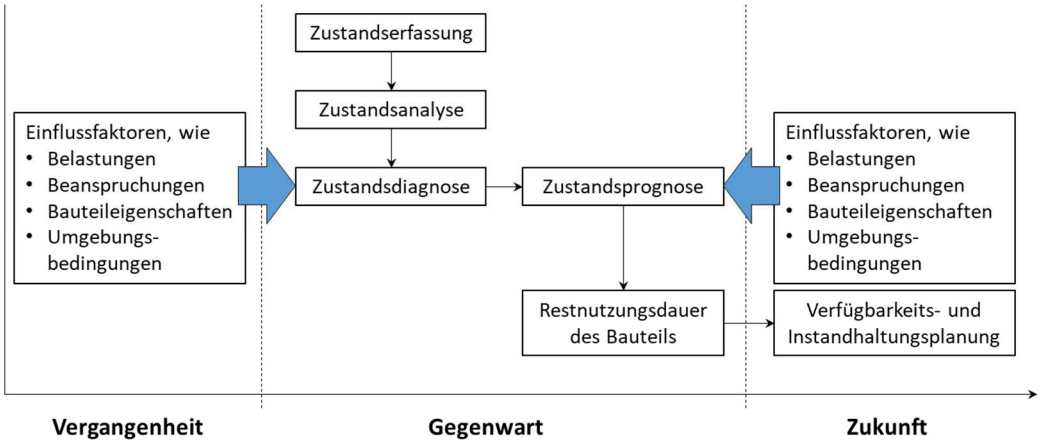


Abbildung 47: Ablauf einer Prognose nach [Bandow und Holzmüller 2010]

Die Prognose des weiteren Verlaufs der Ausfallwahrscheinlichkeit des Bauteils wird auf Basis der aktuellen Zustandsbewertung, der Betriebsdaten und der gespeicherten historischen Sensordaten erstellt. Hierüber lässt sich dann eine Einschätzung des weiteren Nutzungspotenzials erstellen. Es ist jedoch nicht immer möglich, eine annähernd genaue Quantifizierung einer Schadensausprägung analytisch zu beschreiben. In unserem Ansatz haben wir hierfür zwei unterschiedliche Modelle vorgesehen. Zum einen sind qualifizierende Merkmale aus Erfahrungs- bzw. Expertenwissen zu beschreiben und zum anderen kann bei bereits vorliegenden vergleichbaren Datensätzen eine Anomalieerkennung zum Ziel führen. Für das erstgenannte Modell wird eine Klassifikation der Schadensbilder durchgeführt, wobei jede Klasse einem bestimmten Korrekturwert zuzuordnen ist. Wesentlich ist jedoch zunächst, dass über eine erfasste Veränderung belegbar wird, dass sich eine Schädigung abzeichnet. Ebenfalls kann Expertenwissen dabei helfen, eine Sachlage bzgl. einer Schädigung zu identifizieren und so einen Beitrag zur Beschreibung des Abnutzungsgrads leisten.

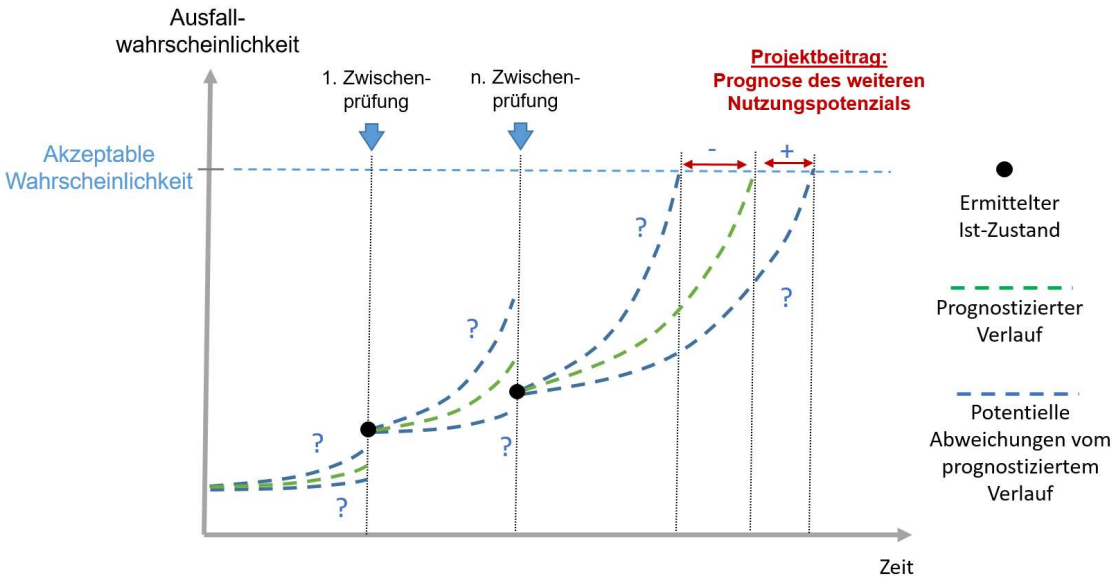


Abbildung 48: Idealisierte Prognose des weiteren Potenzials hinsichtlich einer weiteren Nutzung

Die Angabe der Restnutzungsdauer erfolgt über die Anzahl der verbliebenden Lastspiele, die ein Bauteil noch durchlaufen kann, ohne dass es zu einem Ausfall kommt. Unter der Voraussetzung, dass weiterhin konstante gleichbleibende Belastungen auftreten bzw. der Betrieb in ähnlicher Auslastung erfolgt, kann unter der Annahme „linearer Verlauf“ auf ein Datum für eine Störung bzw. ein Ausfall geschlossen werden. Über entsprechende Zuordnungen zu Betriebszeiten lassen sich hieraus dann Zeiten bestimmen, zu denen dann Serviceleistungen eingeleitet werden können.

Für einen Werkstoff oder auch ein Bauteil (neuwertiger Zustand) lässt sich mithilfe einer Wöhlerkurve darstellen, wie sich das Verhalten in Abhängigkeit der äußeren Belastungen darstellt. In der Regel werden hierfür Ermüdungsversuche/Langzeitversuche durchgeführt. Alternativ kann aber auch eine synthetische Wöhlerkurve berechnet werden. Für die Berechnung einer synthetischen Wöhlerkurve sind Parameter, wie die Zugfestigkeit R_m, die Dauerfestigkeit S_D (σ_D) und die Grenzschwingspielzahl N_G zu bestimmen bzw. vorzugeben. Die Zugfestigkeit R_m ist aus Datenblättern des Bauteils/Werkstoffs zu entnehmen. Die weiteren Parameter lassen sich aus Belastungen und geometrischen Größen bestimmen bzw. werden angenommen. Exemplarisch soll dieses Vorgehen am Beispiel der Zugfeder aus dem Anwendungsfall Schnelllaufrolltor vorgestellt werden. Für die Zugfeder (s. Tabelle 12) gilt R_m= 1650 N/mm^{2}angenommen. Die Dauerfestigkeit (S_D) wird nach nachstehender Gleichung bestimmt. Die Belastung wurde dabei den Betriebsdaten entnommen.

$$S_D\,[\frac{N}{mm^2}] = \frac{F\,[N]}{A\,[mm^2]} = \frac{\frac{M_t\,[Nm]}{r\,[mm]}}{A\,[mm^2]} = \frac{\frac{39{,}8Nm}{1{,}6mm}}{33{,}18mm^2} \approx 750\frac{N}{mm^2}$$

Aus dem Stand der Technik geht hervor, dass der Kurzzeitfestigkeitsbereich (K) unterhalb einer Lastspielzahl von 10^5 liegt (100.000 Zyklen). Ebenfalls geht aus dem Stand der Technik hervor, dass die Zeitfestigkeit (Z) in einem Bereich zwischen 10^4 und $2x10^6$ Zyklen liegt.

Aus dem Datenblatt bzw. der Auslegung der Zugfeder ist bekannt, dass die Ziellebensdauer bei 302.000 Zyklen liegt. Dieses wurde als Grenzwert angenommen. In der nachstehenden Abbildung 49 ist die sich daraus ergebende synthetische Wöhlerkurve abgebildet. Im Dauerfestigkeitsschaubild werden die Bereiche K, Z und D eingetragen, wobei D dem Dauerfestigkeitsbereich entspricht. Mit einer berechneten Wöhlerkurve, die auf erhobenen Daten aus dem Feld basiert, wird die Voraussetzung geschaffen, eine auf den Anwendungsfall bezogene, Restnutzungsdauerprognose zu bestimmen.

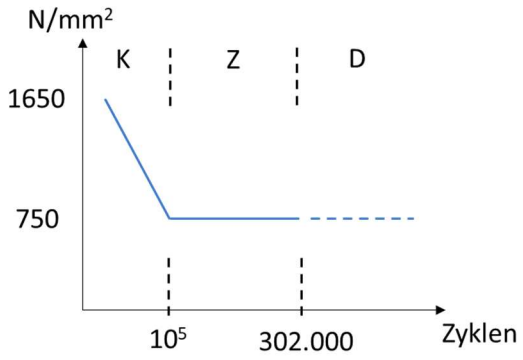


Abbildung 49: Synthetische Wöhlerlinie am Beispiel des Bauteils: Zugfeder

Die nachstehende Abbildung 50 veranschaulicht die Zusammensetzung der identifizierten Abnutzungsarten für die Bestimmung der nominellen Restnutzungsdauer (N_L). Dabei wird ersichtlich, dass der neuwertige Zustand $N_{L\ Neuwertig}$ (entspricht der Ziellebensdauer aus dem Datenblatt), den bauteilspezifischen Abnutzungsanteilen gegenübergestellt wird.

$$N_L = N_{L\ Neuwertig} \text{ vs. } N_{L\ Verschleiß} \text{ vs. } N_{L\ Korrosion} \text{ vs. } N_{L\ Mat.\text{-}Ermüdung} \text{ vs. } N_{L\ Alterung}$$

Abbildung 50: Zusammensetzung der Restnutzungsdauer über die Erfassung geclusterter Abnutzungsanteile

Bei der Angabe der Restnutzungsdauer muss berücksichtigt werden, dass das Ergebnis gewissen Unsicherheiten unterliegt und keine absolute Zuverlässigkeit vorherrschen kann. Auch ist zu berücksichtigen, dass nicht immer alle Abnutzungsanteile zutreffen. Dies liegt darin begründet, dass es sich sowohl bei den Korrekturfaktoren als auch bei der ausgelegten Lastspielzahl um statistische Größen handelt, die bestimmten Wahrscheinlichkeitsverteilungen unterliegen. Zudem ist es so, dass natürlich Kunststoffbauteile nicht korrodieren.

Abbildung 51 stellt das Prinzip der Extrapolation an einem vereinfachten Beispiel des Temperaturverlaufs über die Zeit dar. Der lineare Soll-Verlauf der Temperatur wurde durch theoretische Grundlagen oder historische Daten ermittelt. Der Zeitpunkt t_0 beschreibt den Startpunkt, d.h. das Bauteil ist zu t_0 neuwertig und nicht abgenutzt. Die roten Punkte beschreiben zeitdiskrete Messungen über die Nutzungsdauer des Bauteils, welche den Ist-Verlauf bilden. Der Ist-Verlauf wurde durch das Auslesen von Betriebsdaten der überwachten Maschine oder externer Sensorik zum Zeitpunkt t_1 aufgenommen. Der Ist-Wert ist höher als der Soll-Wert bei t_1 und der äquivalente Soll-Wert den Zeitpunkt (t_2), d.h. das Bauteil ist schneller abgenutzt als geplant. Die Quantifizierung des Unterschieds von Soll zu Ist basiert auf Δt, der zeitlichen Differenz zwischen t_1 und t_2. Die blau markierte Prognose entspricht einer Extrapolation des Ist-Verlaufs über den weiteren Belastungszeitraum.

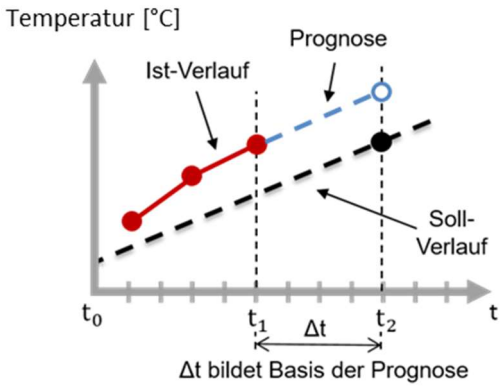


Abbildung 51: Exemplarische Extrapolation eines Ist-Verlaufs unter Berücksichtigung eines Soll-Verlaufs, zur Ableitung einer Prognose

Bzgl. der Restnutzungsdauerprognose ermöglicht dieses Prinzip verschiedene Möglichkeiten, welche abhängig vom Bauteil, von den aufgenommenen Parameter und der Maschine sind. Für die in diesem Beispiel vorgestellte Situation bietet sich bspw. eine Prognose an, da das Bauteil um die zeitliche Differenz von Δt abweicht und sich daraus ein gegenüber einer ursprünglichen Planung abweichender Wert für die Temperatur ergibt. Diese Differenz wird sich weiter ausbauen, proportional zur weiteren Belastungszeit.

Bei der Umsetzung des vorgestellten Modells wurde sowohl ein rein mathematischer als auch ein datenbasierter Ansatz verfolgt. Im Folgenden wird die Umsetzung der beiden Ansätze näher erläutert. Für beide Ansätze wurden die in der Abbildung 47 beschrieben Schritte berücksichtigt. Bei dem mathematischen Ansatz der Restnutzungsdauerprognose werden die beschriebenen Abnutzungsanteile in dem folgenden Abschnitt „Zustandsdiagnose“ quantifiziert.

Zustandserfassung

Für die Umsetzung der Zustandserfassung wurden im Vorfeld bereits folgende Fragestellungen beantwortet (s. a. Abschnitt II.6.1.1 Expertenwissen):

- Bestimmung der funktions- und ausfallkritischen Bauteile der überwachten Anlage.
- Bestimmung der relevanten Parameter, die bei der Auslegung der überwachten Anlage/Bauteile berücksichtigt werden.
- Schadensklassifikation der überwachten Anlage/Bauteile.
- Vorgehen zur datentechnischen Anbindung hinsichtlich Datenerhebung, -transport und -haltung.

Die nachstehende Abbildung 52 zeigt einen Auszug aus einem Grafana-Dashboard. Die Open Source Anwendung Grafana wurde in dem Projekt während der Entwicklungsphase zu Visualisierungszwecken verwendet. Grafana besitzt Schnittstellen zu verschiedenen Datenquellen (Datenbanksysteme) und hiermit lassen sich Daten analysieren. Bibliotheken für Diagramme, Heatmaps und Histogramme sind bereits konfiguriert und fester Bestandteil der Anwendung.

Visualisiert wird in der nachstehenden Abbildung 52 der Zyklusstand der überwachten Bauteile des Rolltores. Zu dem Zeitpunkt hatte das Rolltor einen Zyklusstand von 244.600. Das äußere Kreissegment stellt die entsprechend der Auslegung vorgesehene Zyklenzahl dar. Die einzelnen Diagramme wurden normiert und da die Bauteile unterschiedlich Ziellebensdauererwartungen aufweisen, sind diese unterschiedlich groß. In unserem Fall weisen die Bauteile das gleiche Einbaudatum auf und entsprechend ist der Zyklusstand identisch. In der Praxis kann dieses aber voneinander abweichen.

Abbildung 52: Betriebszyklen der kritischen Komponenten des Rolltores

Ähnliche Darstellungen wurden für alle relevanten Parameter gewählt und werden im weiteren Verlauf dieses Kapitels aufgegriffen. Nachstehend ist in der Abbildung 53 beispielhaft aus dem Use Case der Schuhmaschine die Überwachung der Schneckendrehzahl in der Grafana visualisiert. Ähnliche Visualisierungsarten wurden für die Parameter aus den Tabellen 5-16 gewählt.

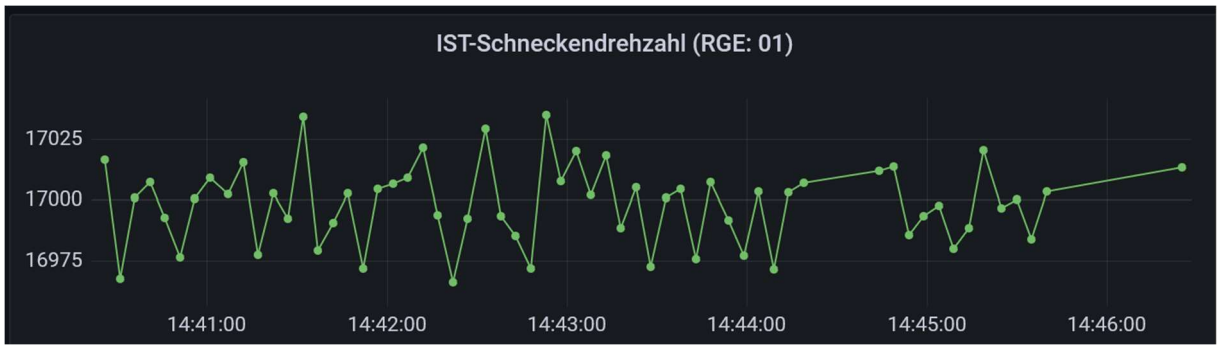


Abbildung 53: Erfasste Ist-Schneckendrehzahl für den Abgleich der Auslegungsparameter und Ableitung des Zustandes

Bereits diese Art der Darstellung lässt die Ableitung einer Handlungsempfehlung zu. Beispielsweise beim Überschreiten der bestimmten Ziellebensdauer der Hersteller, wird der Benutzer darauf hingewiesen, dass eine Wartung durchgeführt werden muss. Das wird durch einen einfachen Abgleich der überwachten Betriebszyklen des Rolltors bzw. des Lagers (berechnet durch die erfasste Betriebs- und Prozessdauer, s. Tabelle 16) bei der Schuhmaschine umgesetzt. Hierbei muss berücksichtigt werden, dass ein „normaler“ Verlauf der Lebensdauer eines Bauteils unüblich ist, da die Variation der Prozesse groß ist und damit die Belastungen der Bauteile unterschiedlich sind. Hierfür sind unteranderem Umgebungsbedingungen oder unvorhersehbare Störeinflüsse wie bspw. Not-Aus der Anlagen zuständig. Ein anomales Verhalten wird durch die Überwachung der anliegenden Prozesse detektiert. Bei der nachstehenden Abbildung 54 ist der Parameter Drehzahl über einen im Normallfall zu erwarteten Öffnungs- und Schließzyklus visualisiert. Dieses Prozessverständnis wird für die Berechnung der Start- und Endzeitpunkte der Prozesse verwendet, um weitere Auswertungen hinsichtlich der überwachten Anomalieerkennung durchzuführen. Dabei werden mehrere Zeitreihendaten der Öffnungs- bzw. Schließzyklen separat übereinandergelegt, um Abweichungen vom „Normalverlauf“ zu detektieren.

Abbildung 54: Erfasste Drehzahl beim Öffnungs- und Schließzyklus des Rolltores

Das beschriebene Vorgehen wurde ebenfalls bei dem Use Case „Spindellagerung“ umgesetzt. An dieser Stelle wurde das mathematische Merkmal RMS (root mean square, quadratisches Mittel) herangezogen, welches zuvor aus der Wechselbeschleunigung der Sensorbox LLMS1 berechnet wurde. In der Abbildung 55 ist das Merkmal für die drei Raumachsen (x-, y- und z-Achse) über einen Prozess dargestellt.

Das Ergebnis der Zustandserfassung sind die erhobenen Parameter aus den Tabellen 13-16, die als Eingangsgrößen für die Zustandsdiagnose dienen um Auskunft über den Zustand der systemkritischen Komponenten zu liefern.

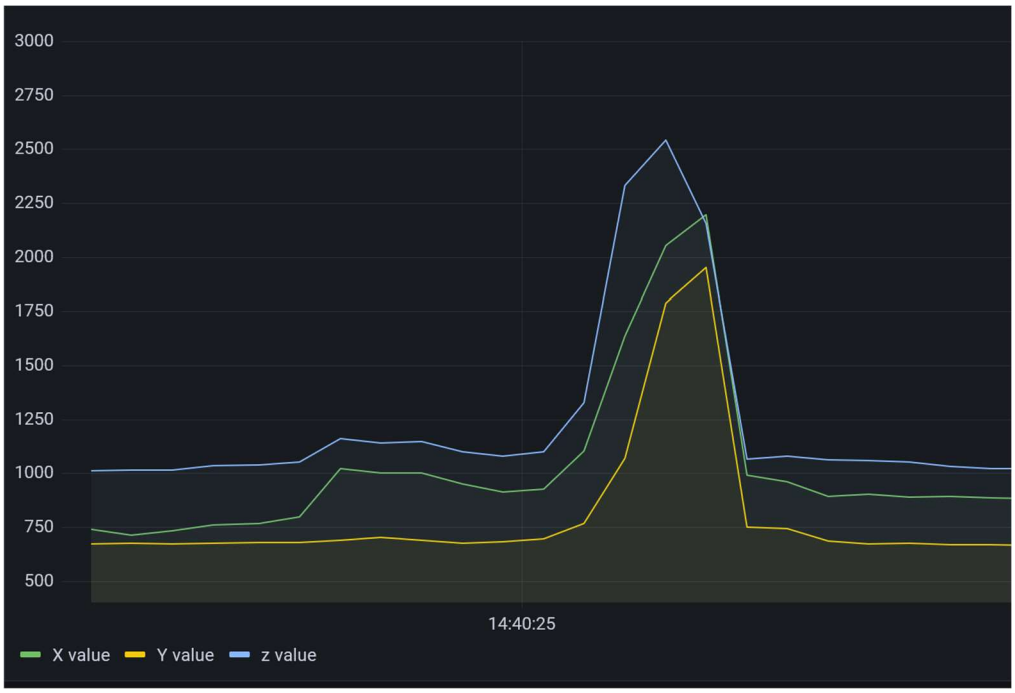


Abbildung 55: Berechneter RMS des 3-achsigen Beschleunigungssensors während eines Einspritzvorganges

Zustandsdiagnose

Auf Basis der Zustandsanalyse/-erfassung wurde die Zustandsdiagnose durchgeführt. Dazu gehört zum einen der Abgleich der Auslegungsdaten zu den aktuellen Prozessdaten. Hierfür wurden die erhobenen Parameter (s. Tabellen 5-12) wie beispielsweise die Betriebsdauer bzw. Betriebszyklen der überwachten Komponenten herangezogen. Für die Umsetzung der Zustandsdiagnose wurden unterschiedliche Methoden angewendet. Neben der sensorischen Erfassung waren diese zum einen eine visuelle Klassifizierung / Einschätzung, eine optische Erfassung mittels Bilderkennung sowie eine berührungslose Methode mittels Luftschall (Maschinenakustik). Die Anomalieerkennung erfolgte mit einem datengetriebenen Ansatz durch ENCOWAY. Hierfür wurden die erfassten Sensordaten in drei Schritten analysiert. Zu Beginn wurde mit unterschiedlichen Methoden eine unüberwachte Anomalieerkennung durchgeführt. Nachdem erfolgreich am Use Case Rolltor aufgezeigt werden konnte, dass Abweichungen bzw. Anomalien erkannt werden können, kamen im zweiten Schritt überwachte Verfahren für eine Zustandsdiagnose zum Einsatz. Im dritten Schritt ging es dann um die Erstellung eines Prognosemodells, welches die Restnutzungsdauer mithilfe eines Regressionsmodells beschreibt.

Aus der Literatur, den Versuchen, der synthetischen Wöhlerlinie und dem Expertenwissen sind bekannte Abnutzungsverläufe berücksichtigt worden. Hierfür wurden zunächst die bekannten Schadensbilder zusammengetragen und klassifiziert.

Für den Riemen ist anhand der dargestellten Abnutzungsmerkmale in Abbildung 56 ersichtlich, dass durch zu hohe Belastungen verschiedene Schädigungen auftreten können. Berücksichtigt wurden Eindruckskanten, Zahneinrisse und -ausbrüche. Diese Art ist nach den berücksichtigten Abnutzungsanteilen dem Verschleiß bzw. der Materialermüdung zuzuordnen.

Da Zahnriemen aus Verbundmaterial (vorrangig Kunststoff) bestehen, entfällt hier der Einfluss durch Korrosion. Demgegenüber sind Abnutzungsanteile aufgrund von Verschleiß, Materialermüdung und Alterung bei der Zustandsdiagnose zu berücksichtigen.

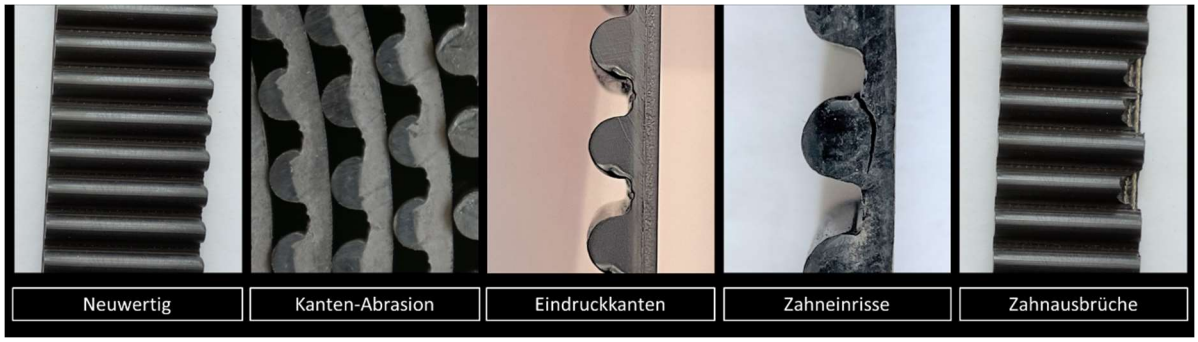


Abbildung 56: Abnutzungsmerkmale am Zahnriemen des Rolltors

Die beschriebenen Abnutzungsmerkmale des Riemens und des Halte-(Zurr-)gurtes können sowohl direkt als auch indirekt erfasst und für die Zustandsdiagnose verwendet werden. Für die automatische Erfassung von Schädigungen an Riemen und Gurt wurde am Rolltor eine Kamera mit Beleuchtungsring installiert und getestet (s. Abbildung 57). Verwendet wurde eine kompakte Industriekamera (Typ VCXU-13M), die über einen USB-Anschluss verfügt und die über ein Notebook angesteuert werden konnte. Zudem gab es hierfür passende Software, die die Auswertung erleichterte und die eine Programmschnittstelle zu Python hatte. Prinzipiell zeigen alle Aufnahmen eine ausreichend gute Bildschärfe und Ausleuchtung des Zahnriemens.

Mit den erfassten Videosequenzen und der Vereinzelung von Bildern konnten charakteristische Histogramm-Verläufe für Zahnriemenrisse festgestellt werden. In Abbildung 58 sind zwei dieser Graphen dargestellt. Die Risse in den Zahnflanken sind auf den Bildern mit dem Auge nicht direkt zu erkennen, hingegen sind diese als Peak (jeweils unten, ganz links) eindeutig zu identifizieren. Dieser Kurvenverlauf über den einzelnen Zahn des Riemens lässt es zu, dass intakte Zähne von eingerissenen und abgebrochenen Zähnen unterschieden werden können. Die Schwierigkeit in der Auswertung besteht allerdings darin, dass der Interessenbereich für das Histogramm immer exakt auf einem einzelnen Zahn liegt. Andernfalls mittelt das Programm die Grauwerte über die y-Richtung und der signifikante Peak im Histogramm verschwindet, trotz eines möglichen Defekts.

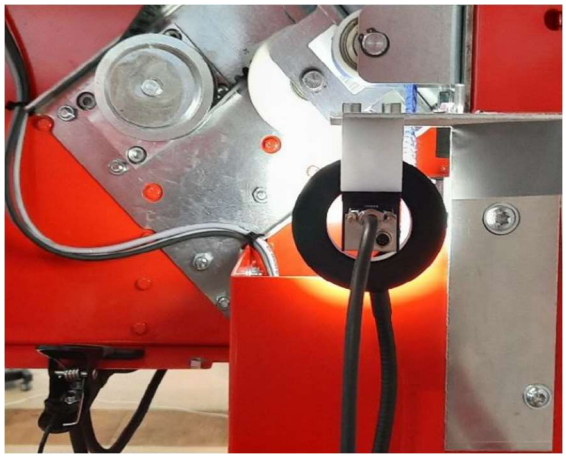


Abbildung 57: Versuchsaufbau am Rolltor zur Überwachung des Zahnriemens [Eisenmenger 2021]

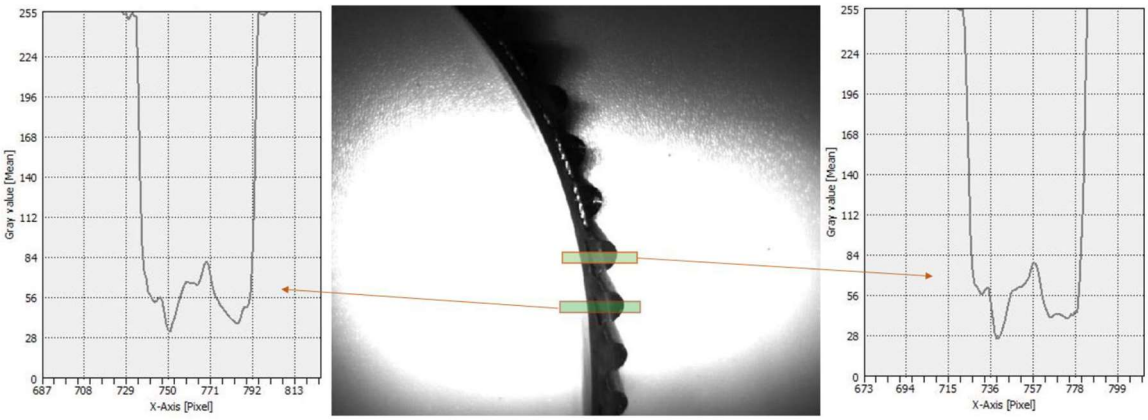


Abbildung 58: Der überwachte Zahnriemen mir einer zweifachen Rissauswertung (deutlich erkennbar in den Histogrammdarstellungen [Eisenmenger 2021]

Die Abnutzungsmerkmale des Halte-(Zurr-)gurts sind in der nachstehenden Abbildung 59 dargestellt und sind ebenfalls, wie bei dem Riemen zuvor, dem Abnutzungsanteil Verschleiß zuzuordnen. Aus Berichten der Instandhaltung ist der Verlauf von Verfärbung des Halte-(Zurr-)gurtes über Ausfransung zum Riss, der übliche Abnutzungsverlauf über die Nutzungsdauer des Bauteils.

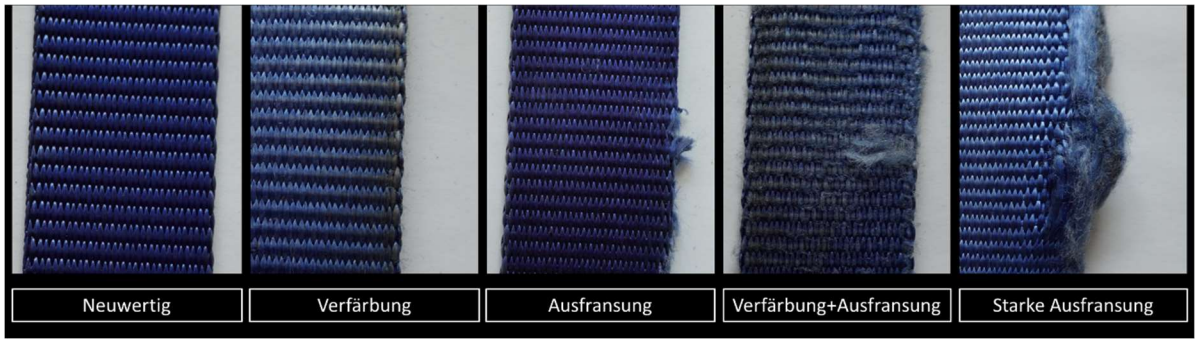


Abbildung 59: Abnutzungsmerkmale am Haltegurt des Rolltors

Neben der Detektion der Risskanten des Zahnriemens wurde auch die Ausfransung am Haltegurt mittels Bildverarbeitung untersucht. Die nachstehende Abbildung 60 veranschaulicht das Ergebnis der Grauwertermittlung zwischen einem neuwertigen und einem ausgefransten Halte-(Zurr-)gurt.

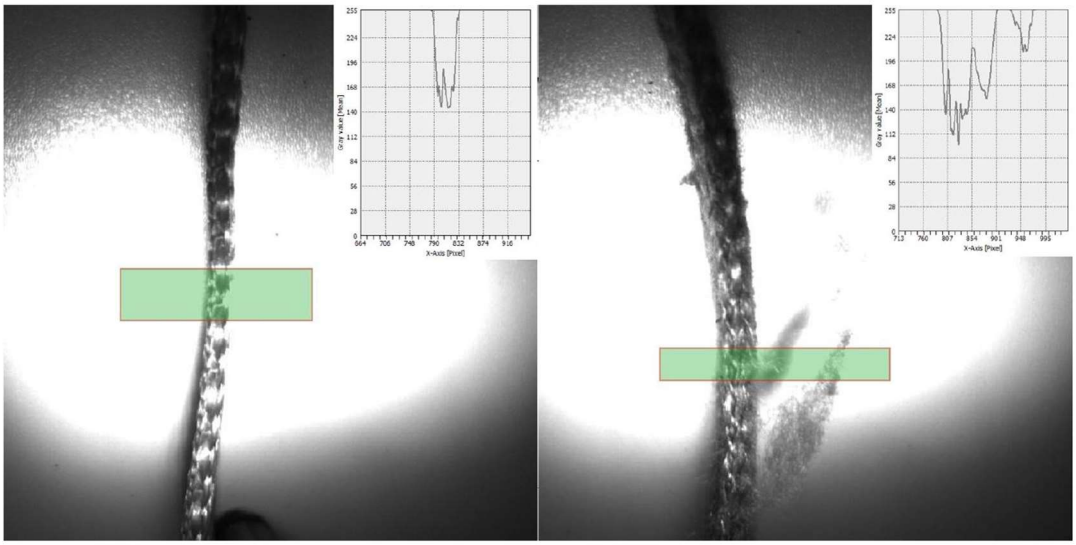


Abbildung 60: Detektion der Ausfransung am Halte-(Zurr-)gurt mittels Grauwertermittlung [Eisenmenger 2021]

Auch dieses Ergebnis hat gezeigt, dass eine direkte Detektion möglich ist. Die Integration einer Kamera ist aber technisch nicht ohne weiteres an jedem Rolltor möglich. Für die Umsetzung müssen beispielsweise alle zu überwachenden Rolltore mit Visierklappen erweitert werden, um die visuellen Aufnahmen der Bauteile durchführen zu können. Weiter sind die Beschaffungskosten für die Industriekamera aus Sicht der Instandhaltung und des Herstellers nicht rentabel. In Bezug auf den zweiten Use Case macht die Abbildung 43 deutlich, dass mit erheblichen Verschmutzungen durch den Betrieb gerechnet werden muss. Dieses beeinträchtigt im besonderen Maße auch eine Kameraoptik und damit die Qualität der aufzunehmenden Bildsequenzen.

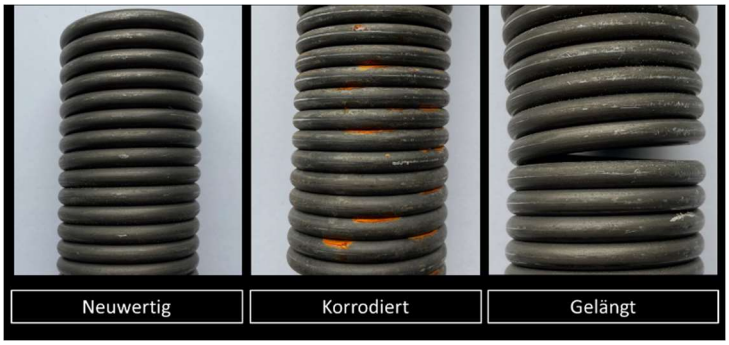


Abbildung 61: Abnutzungsmerkmale an der Zugfeder des Rolltors

Aus diesen Gründen wurde bei Umsetzung in eine alternative Lösung entwickelt, die auf eine indirekte Erfassung des Zustands setzt. Der Lösungsansatz favorisiert die Einschätzung des Zustandes der Bauteile durch einen Instandhalter mittels visueller Wahrnehmung. Im Grafana-Dashboard wurde hierfür ein Bedienfeld angelegt, mit dem der Instandhalter beispielsweise bei der Durchführung einer Wartung, den aktuellen Zustand der Bauteile

einschätzt. Dabei hat dieser die Auswahl zwischen den beschriebenen Abnutzungsmerkmalen zu den Bauteilen Zahnriemen (Abbildung 56), Halte-(Zurr-)gurt (Abbildung 59) und Zugfeder (Abbildung 61). Die Zugfeder weist gegenüber dem Riemen und Halte-(Zurr-)gurt zusätzlich Korrosion als weiteren Teil der Abnutzung auf. Wie zuvor bereits für die visuelle Zustandseinschätzung von Zahnriemen und Halte-(Zurr-)gurt beschrieben, gibt es auch für die Zugfeder in der Grafana-Umgebung die Möglichkeit, eine Einschätzung bzw. Zuordnung vorzunehmen.

Eine weitere Methode, die im Rahmen dieses Verbundvorhabens eingesetzt wurde, beruht auf der Erfassung von akustischen Signalen. Ein Antrieb eines Systems kann bereits zur Entstehung von Schall beitragen. Hier kann, z. B. durch Reibung in Wälzlagern oder den Wirkbewegungen bei Zahnrädern, eine Kraft auf ein Gehäuse des Antriebes geleitet werden. Die resultierende Schwingung ist dabei meist eine Superposition einzelner Schwingungen, die aus unterschiedlichen Quellen des Antriebes kommen können und die einen Luftschall abstrahlen. Dieser Schall strahlt sowohl ins Innere eines Gehäuses als auch in die Umgebung ab und kann durch Messung des Schalldruckes aufgenommen werden. Aus dem gemessenen Schalldruck werden wiederum die Schallleistung sowie die Schallintensität bestimmt, da diese nicht direkt gemessen werden können. Als Sensor werden hierbei Mikrophone eingesetzt.

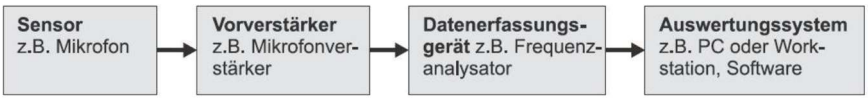


Abbildung 62: Die Messkette beim Erfassen akustischer Signale (Luftschall)

Gemessen wurden die akustischen Signale, die beim Öffnen bzw. Schließen des Rolltores entstehen. Für die Aufnahme und Analyse der aufgenommenen Signale kommt dabei ein System der Firma Brüel & Kjær zum Einsatz. In mehreren Versuchsreihen wurden dabei verschiedene Lasten eingestellt. Des Weiteren wurden Störgrößen und auch geplante Betriebsstörungen initiiert, um zu analysieren, ob hierbei signifikante Unterschiede gemessen werden können.

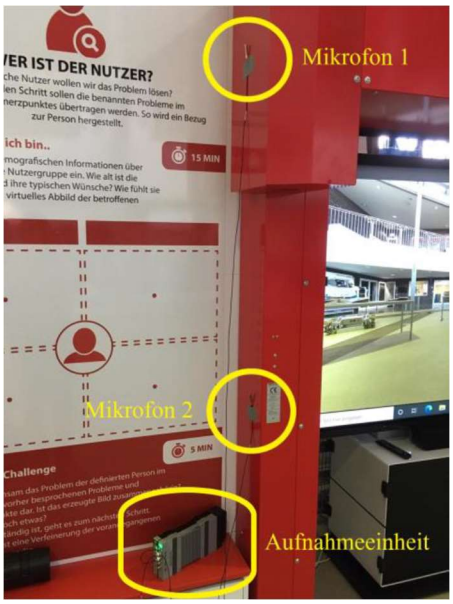


Abbildung 63: Die Positionen der Mikrophone am Rolltor (Kassuba 2021-1]

Analysiert wurden die Amplitude, die logarithmische Darstellung des Schalldrucks über die Zeit und über die Frequenz sowie das Spektrogramm.

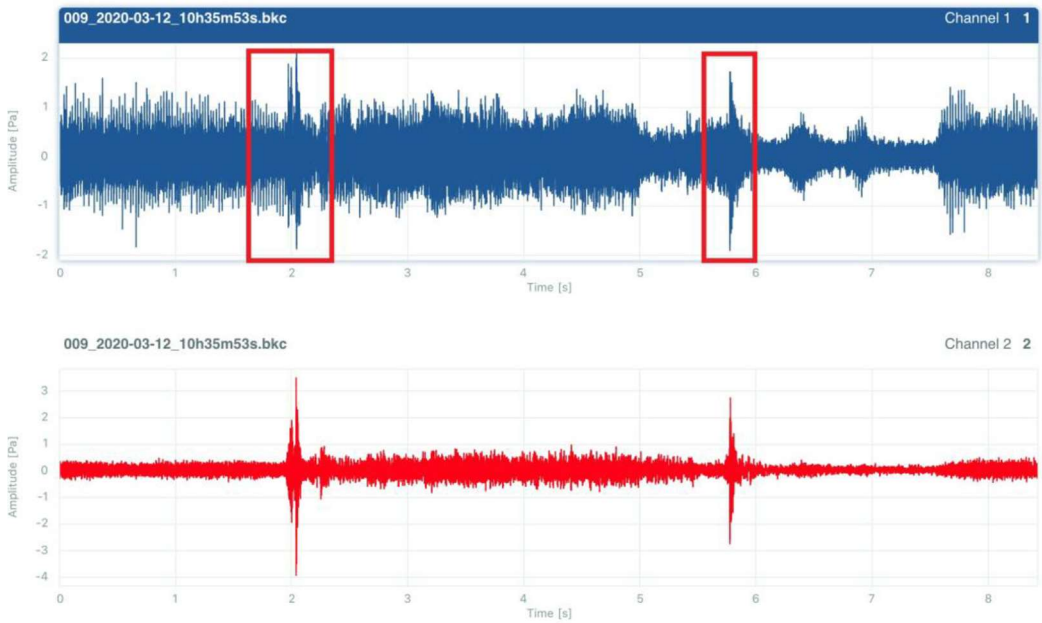


Abbildung 64: Einfaches Schließen / Öffnen des Rolltors mit Hintergrundgeräuschen

In der Auswertung des Schalldruckes (s. Abbildung 64) interferieren die Signale so, dass keine sichere Zuordnung möglich ist. Einzig zu erkennen ist das „Klack"-Geräusch beim Starten bzw. beim Anhalten des Rolltores.

Nach Auswertungen der Messergebnisse lässt sich festhalten, dass Änderungen bei Betriebs- und Umgebungsparametern, wie zum Beispiel eine Laständerung oder beliebige Störgrößen, Änderungen bei den aufgenommenen akustischen Signalen hervorrufen. Eine Schalldruckdarstellung bietet eine gute Übersicht über den Lautstärkenverlauf eines Signals. Detaillierte Erkenntnisse aus den Verläufen lassen sich aus der Abbildung 64 aber nur schwer ableiten. In der Regel ist es so, dass laute Geräusche ein leises Signal überlagern. Störungen und Hintergrundgeräusche, die unter der Lautstärke des aufgenommenen Signals liegen, sind nicht direkt von den eigentlichen Betriebsgeräuschen zu unterscheiden bzw. werden nicht getrennt aufgenommen. In einer Aufnahme mit Störgeräuschen ist es nicht möglich, anhand der Messergebnisse sichere Aussagen über Parameteränderungen zu treffen, ohne vorher die Störgeräusche gefiltert zu haben. Um Aussagen über ungeplante Änderungen bei gemessenen Betriebsparametern von einem zu überwachenden System treffen zu können, bedarf es vorab einer Trennung der Signale von den mitaufgezeichneten Störgrößen.

Da es nicht vorhersehbar ist, welche Betriebsgeräusche (Störgrößen) bei zu überwachenden Systemen auftreten können, wurde die sensorische Zustandserfassung kritischer Bauteile mit Hilfe der Maschinenakustik im Rahmen dieses Projekts nicht weiter betrachtet.

Zustandsdiagnose mit Anomalieerkennung

Das Erkennen von Ausreißern oder Anomalien in Datensätzen gehört zu den klassischen Disziplinen des maschinellen Lernens. Ziel war es, mithilfe von Methoden zur Anomalieerkennung, abgebrochene und angehaltene Zyklen in Datensätzen zu identifizieren. Angewendet wurden die Methoden am Use Case „Schnelllaufrolltor“.

Eine unüberwachte Anomalieerkennung erfordert keine gekennzeichneten Datensätze und um Anomalien zu identifizieren, geht der verwendete Algorithmus grundsätzlich davon aus, dass es weitaus mehr Normwerte als Anomalien gibt. Ausreißer werden häufig intuitiv über ihren Ausnahmecharakter definiert und sie weichen hinsichtlich ihrer Merkmalsausprägungen von einer erwarteten Größenordnung ab. Beispielhafte Methoden bzw. Verfahren zur unüberwachten Erkennung von Ausreißern, die auf Grundlage unmarkierter Daten arbeiten, sind

- „Isolation Forest“ (Erkennen von Anomalien mithilfe von Binärbäumen),
- „K-Nearest Neighbors Detector“ (Vorhersage, ob ein Punkt anomal ist in Bezug auf seine k-nächsten Nachbarn, wobei k eine ganze Zahl mit einem Wert typsicherweise um 5 bis 10 ist),
- One-class SVM (Verfahren, welches eine Grenze zwischen Normalität und Anomalie ermittelt und somit auch als Domänenverfahren bezeichnet wird),
- Local Outlier Factor (ein Algorithmus zur Erkennung von dichtebasierten Ausreißern) und
- „Autoencoder“ (Erkennen von Anomalien mithilfe von neuronalen Netzen).

Diese fünf Verfahren wurden exemplarisch auf 1639 Datensätze (Zyklen beim Schnelllaufrolltor) angewendet. Von dieser Anzahl an Datensätze waren 5 dabei, bei denen der Schließ- bzw. Öffnungsprozess frühzeitig unterbrochen wurde. Ziel war es in Erfahrung zu bringen, ob die Anomalien auch von den angewandten Algorithmen erkannt werden.

Die Datensätze wurden in Schließ- bzw. Öffnungszyklen unterteilt. Als Eingangsdaten wurden Motorstrom, Drehmoment, Drehzahl und die Zyklenanzahl verwendet. Die Abbildung 65 sowie die Abbildung 66 zeigen die Auswertungen, die exemplarisch für alle getesteten Methoden stehen. Unterschiede waren nicht erkennbar.

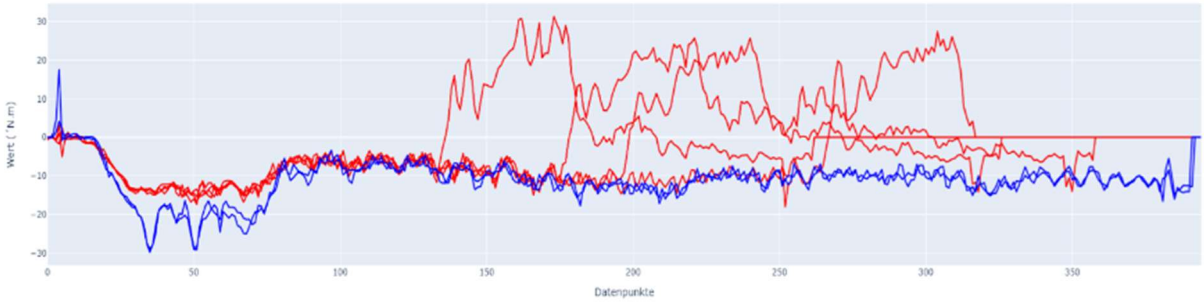


Abbildung 65: Ein Vergleich der Drehmomente am Schnelllaufrolltor mit den identifizierten Anomalien

Die Konfusionsmatrix dient zur Bewertung der Qualität eines Klassifikationsmodells. Die Zahl 1634 entspricht den True Negatives bzw. normalen Daten, die korrekt als Normal klassifiziert wurden und die Zahl fünf die True Positives bzw. Anomaliedaten, die korrekt als Anomalie klassifiziert wurden (in unserem Experiment hatten wir 0 False Negatives und 0 False Positives, da alle normalen Daten und Anomalien korrekt klassifiziert wurden).

Anschließend wurden verschiedene Szenarien am Schnelllaufrolltor simuliert, um mit Hilfe einer überwachten Klassifizierung festzustellen, ob anhand der Daten Unterschiede erkennbar sind und hierüber auf den Zustand der untersuchten Bauteile geschlossen werden kann. Eingesetzt wurden hier die Methoden

- „Logistic Regression“ (lineares Modell, welches für jede Klasse, die gelernt werden soll, ein eigenes binäres Modell benötigt),
- „Random Forest“ (basiert auf unkorrelierten Entscheidungsbäumen um bestmögliche Entscheidungen oder Vorhersagen treffen zu können) sowie
- „K-Nearest Neighbors“ (auch KNN genannt, ist ein nichtparametrischer Lernklassifikator, der das Konzept der Nähe nutzt).

Analog zur Vorgehensweise bei der Anomalieerkennung erfolgte wieder die Datenvorbereitung mit den identisch aufgenommenen Parametern. Passende Datensätze wurden über einen Zeitraum von fünf Monaten aufgenommen.

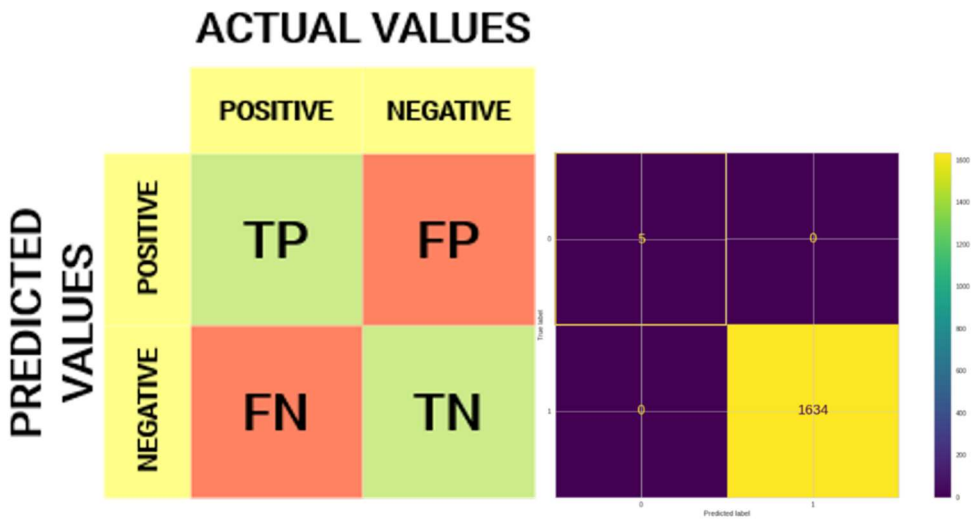


Abbildung 66: Die Konfusionsmatrix für die betrachteten Datensätze

Die Simulation von Anomalien erfolgte bei diesen Szenarien ausschließlich über eine Manipulation an den Federn. Verbaut sind insgesamt vier Federn – jeweils zwei in der linken und zwei in der rechten Zarge, die wiederum parallel angeordnet sind. Über Kabelbinder wurden bis zu 26 Windungen zusammengebunden, so dass in diesen Bereichen die Funktion nicht mehr gegeben war. Verändert wurde damit die Federsteifigkeit (Federrate), da nunmehr die restlichen federnden Windungen den gesamten Federweg ausführen mussten. Darüber hinaus wurde eine Asymmetrie simuliert, in dem nur eine einzelne Feder auf diese Art verändert wurde.

- 8W1F: Acht Windungen wurden bei einer Feder zusammengebunden
- 8W4F: Acht Windungen wurden bei allen vier Federn zusammengebunden
- 26W1F: 26 Windungen wurden bei einer Feder zusammengebunden
- 26W4F: 26 Windungen wurden bei allen vier Federn zusammengebunden

Da parallel der Langzeittest durchgeführt wurde, durften die Eingriffe ins System nicht zu gravierend sein, damit es zu keiner Beschädigung von Komponenten kam. Bei diesen Versuchsreihen ging es ausschließlich um die Erkennung und Verifizierung der eingebrachten Systemstörungen (Anomalien).

Durchgeführt wurden die Modellrechnungen wieder für alle drei genannten Verfahren und die Qualität der Ergebnisse unterschied sich bei der Anzahl an untersuchten Datensätzen nur marginal. Die Rechenzeit war bei diesen von der Anzahl her überschaubaren Modellrechnungen bereits nicht unerheblich.

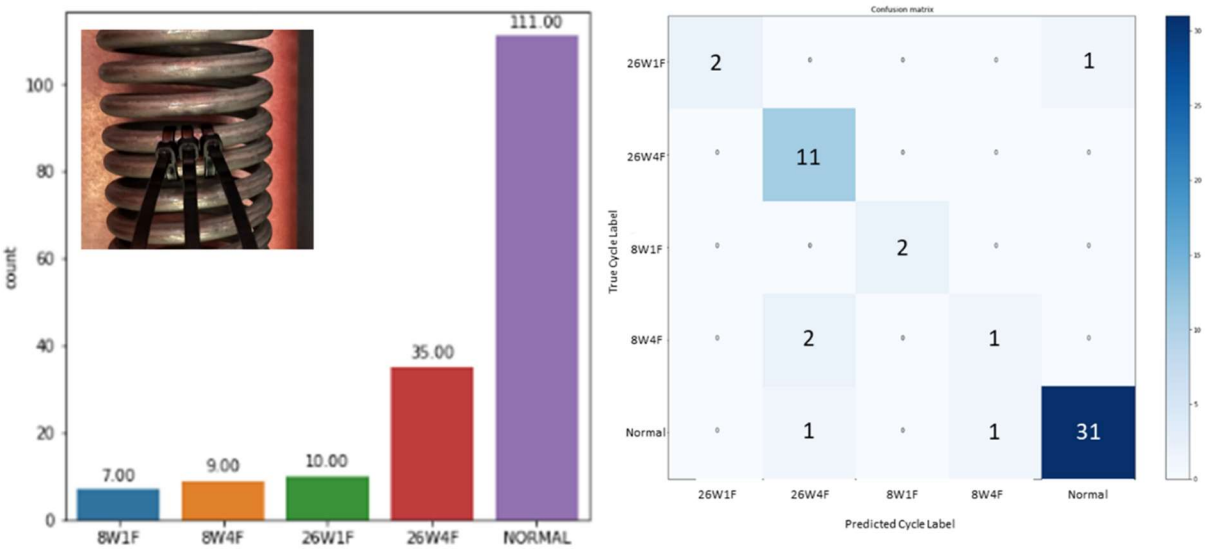


Abbildung 67: Die Anzahl der zugrundeliegenden Zyklen zu den Variationen der Federzustände sowie rechts stehend de Auswertung des Klassifizierungsmodells (Konfusionsmatrix)

Abbildung 67 (links stehend) gibt die Anzahl der jeweiligen Versuchsreihen wieder. Das überblendete Foto zeigt die Feder mit exemplarisch zusammengebundenen Windungen. Rechts ist die Konfusionsmatrix zur Überprüfung der Qualität des Klassifizierungsmodells abgebildet.

Abbildung 68 zeigt die Auswertung mit der Clusterung der Datensätze. Deutlich wird, je größer die Abweichung vom Normalzustand sind, desto deutlicher ist der Unterschied erkennbar. Bei geringen Systemveränderungen, die sich insbesondere auf die asymmetrischen Abweichungen beziehen und wie sie mit der Manipulation von einer Feder erfolgt sind, liegen erwartungskonform näher bei den Datensätzen mit den Normalzuständen. In der Praxis ist es in der Regel so, dass aber gerade diese Fälle häufiger auftreten. Ein einzelnes Bauteil versagt und dann beginnt üblicherweise eine Kettenreaktion mit dem Ausfall weiterer Bauteile. Bei der Zustandsdiagnose müssen entsprechend bereits geringste Veränderung deutlich werden, um rechtzeitig vor einem größeren Schaden warnen zu können. Diese Detektion muss sich dann von der Streuung der Messwerte aus dem Normalzustand deutlich abheben, was bei dem derzeitigen Stand an aufgenommenen Datensätzen nicht gesichert nachgewiesen werden kann. Es fehlt an einer umfangreichen Datenbasis der Parameter über den gesamten Lebenszyklus der Komponenten. Ebenfalls ist eine Quantifizierung der Schädigungen hierüber nicht möglich. Hierfür müssten Vergleichsdaten für alle Schädigungsmechanismen vorliegen und diese müssten sich zusätzlich deutlich voneinander abgrenzen, was bei der Anzahl an erfassten Parametern so nicht zu erwarten ist.

Ausgehend von der Zustandsbeschreibung(/-erfassung) mit den voranstehend betrachteten Methoden ist nun eine Quantifizierung der anliegenden Abnutzungsanteile für die überwachten Komponenten notwendig. In der Abbildung 50 wurden die Abnutzungsanteile aufgeführt. Im Einzelnen sind Verschleiß, Korrosion, Materialermüdung und Alterung zu betrachten. Diese Anteile müssen über die Lebensdauer der Komponenten mathematisch beschrieben werden. Hierfür werden empirische Gleichungen aufgestellt, die näherungsweise den Anteil an Lastzyklen bestimmen, die aufgrund des fortgeschrittenen Betriebs (mit den entsprechenden Abnutzungen) gegenüber der Ausgangsgröße „Neuwertig“ nicht mehr zur Verfügung steht.

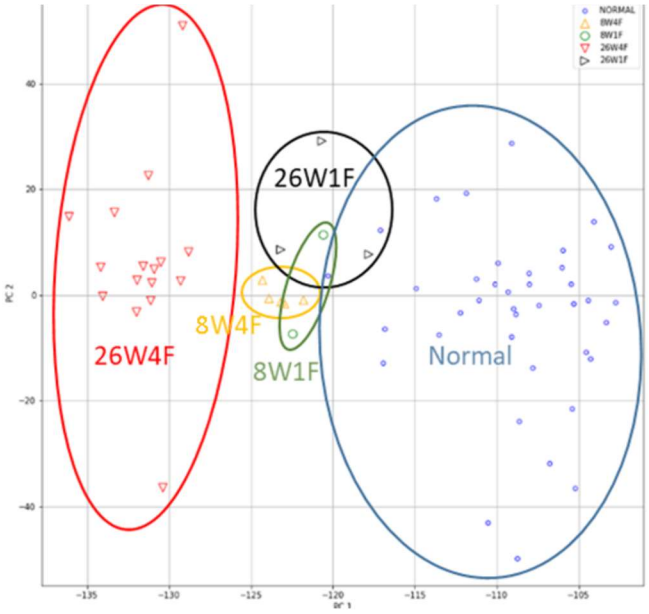


Abbildung 68: Die Klassifizierung der Analyseergebnisse

Verschleiß

Am Beispiel der Komponenten Zahnriemen und Halte-(Zurr-)gurt soll nachstehend verdeutlicht werden, wie ein Verschleiß quantifiziert werden kann.

Mathematisch lässt sich das Verhalten bei den betrachteten Use Cases nicht direkt berechnen. Entsprechend wurde hier eine Inaugenscheinnahme mit der visuellen Einschätzung durch Experten implementiert. Beispiel hierfür ist das auftretende Ausfransen des Halte-(Zurr-)gurtes. Hier erfolgt die Einschätzung entsprechend der Klassifizierung aus Tabelle 17. Im System ist anschließend kein Zurücksetzten des Wertes möglich. Dieses erfolgt erst nach dem Austausch der jeweiligen Komponente.

Die Einschätzung des Verschleißzustands für einen erwarteten Zyklusstand wurde aus Statistiken der Instandhaltung entnommen. Während Wartungseinsätzen durch die Instandhaltung wurden die Bauteile hinsichtlich der auftretenden Schadensbilder erfasst. In Abbildung 56 sind diese für den Zahnriemen und in Abbildung 59 für den Halte-(Zurr-)gurt dargestellt. In ergänzenden Experteninterviews wurden diese Annahmen bestätigt.

Tabelle 17: Erwarteter Zyklusstand bei gesetztem Zustand (Verschleiß)

Zahnriemen		**Halte-(Zurr-)gurt**	
Zustand	**Erwarteter Zyklusstand [-]**	**Zustand**	**Erwarteter Zyklusstand [-]**
Neuwertig	0	Neuwertig	0
Kanten-Abrasion	100.000	Verfärbung	200.000
Eindruckkanten	500.000	Ausfransung	500.000
Zahneinrisse	600.000	Verfärbung und Ausfransung	500.000
Zahnausbrüche	700.000	Starke Ausfransung	600.000

Daraus ergibt sich für die Abnutzungsanteil $N_{L\ Verschleiß}$ die nachstehende Berechnung.

$$\max(x, y) = \begin{cases} x\,; x \geq y \\ y\,; sonst \end{cases}$$

$$x = \ Ziellebensdauer - \ Zyklusstand$$

$$y = Ziellebensdauer - erwarteter\ Zyklusstand$$

$$N_{L\ Verschleiß}[Zyklen] = \max(x, y) = max\big((Ziellebensdauer - Zyklusstand), (Ziellebensdauer - erwarteter\ Zyklusstand)\big)$$

Diese Berechnung wird für die ausgewählten Bauteile durchgeführt und die Differenz fließt in die Berechnung der Restnutzungsdauerprognose ein. Für die Differenzberechnung werden die Ziellebensdauern aus dem Abschnitt „Bauteildaten“ herangezogen, der aktuelle Zyklusstand zum Zeitpunkt der Diagnose und der erwartete Zyklusstand nach dem gesetzten Zustand des Bauteils im Grafana-Dashboard bzw. der PostgreSQL-Datenbank.

Materialermüdung

Analog zum Verschleiß wird für die Materialermüdung ebenfalls ein erwarteter Zyklusstand hinterlegt. Verdeutlicht werden soll dieses anhand der Zugfedern im Use Case Schnelllaufrolltor. Die qualitative Einschätzung erfolgt wieder in Zusammengang mit dem Zyklusstand. Ergänzend hierzu wird ein Soll-/Ist-Vergleich mit Bezug auf historische bzw. theoretische Daten vorgenommen. Historische Daten sind in dem Zusammenhang bereits erfasste Verläufe, die durch die berechnete synthetische Wöhlerkurve bestätigt wurden.

Von Rolltoren wurden seitens des Herstellers verschiedene, ausgebaute Zugfedern mit den beschriebenen Abnutzungsmerkmalen zur Verfügung gestellt. Die Werte aus der nachstehenden Tabelle 18 stellen wiederum einen Mittelwert dar und wurden aus Statistiken der Instandhaltung entnommen. Die Skala der bisherigen groben Klassifizierung wird durch die zunehmend erfassten Daten und damit auch Schädigungen, immer weiter zu verfeinern.

Tabelle 18: Erwarteter Zyklusstand bei gesetztem Zustand der Zugfeder (Materialermüdung)

Zustand	Erwarteter Zyklusstand [-]
Neuwertig	0
Korrodiert	150.000
Gelängt	300.000

Exemplarisch wird in der nachstehende Abbildung 69 der Drehmomentverlauf für das untersuchte Rolltor über die Betriebsdauer abgebildet. Aufgenommen wurde der Ist-Wert des Drehmoments bei ca. 140.000 Zyklen. Wird durch diesen Punkt eine horizontale Linie gezogen, schneidet diese den Soll-Verlauf bei ca. 80.000 Zyklen. Hieraus kann abgeleitet werden, dass damit der erwartete Zyklusstand um ca. 60.000 Zyklen abweicht.

Für eine Zuordnung ist also zum einen ein Soll-Verlauf bis zum Ausfall und zum anderen für eine mathematische Bestimmung des Anteils aufgrund einer Materialermüdung eine Approximation des Graphen erforderlich. Bei dem Ist-Wert des gemessenen Drehmoments handelt sich um einen Mittelwert, der aus mehreren Betriebszyklen des Drehmoments gebildet wurde, um den Einfluss von Messunsicherheiten oder Abweichungen, die zufälligerweise zum Zeitpunkt der Zustandsdiagnose auftreten, zu verringern. Da zu Beginn immer in Bezug auf einen Ausfall mit theoretischen Werten für den Zyklusstand gerechnet wird, ist diese Funktion regelmäßig zu aktualisieren.

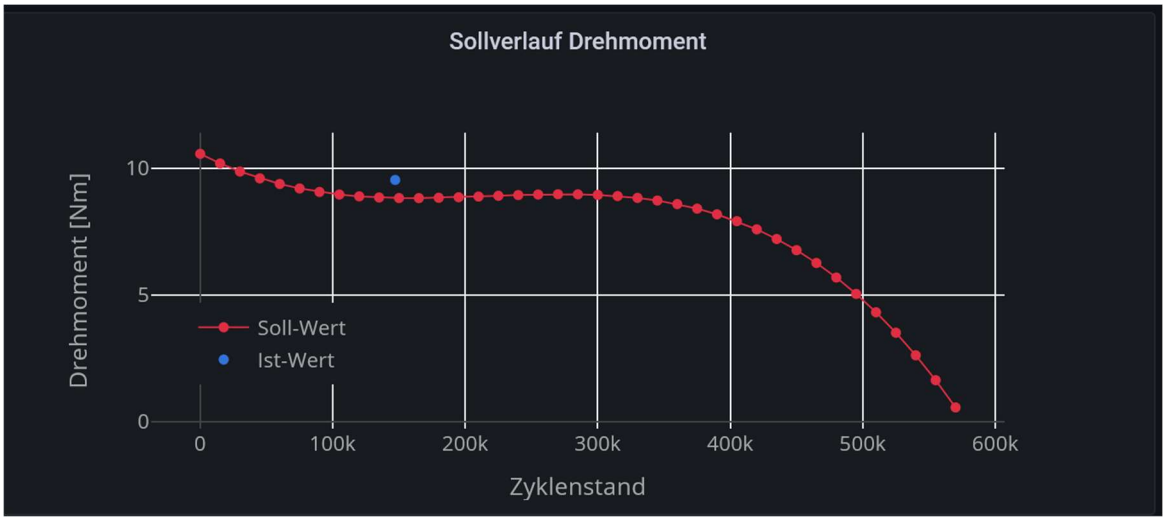


Abbildung 69: Sollverlauf des Drehmoments über die Lebensdauer einer Feder

Der Abnutzungsanteil $N_{L\ Materialermüdung}$ wird in den nachstehenden Berechnungen dargestellt.

$$\max(x, y) = \begin{cases} x\,; x \geq y \\ y\,; sonst \end{cases}$$

$$x = Ziellebensdauer - Zyklusstand$$

$$y = Ziellebensdauer - erwarteter\ Zyklusstand$$

Die Approximation eines Soll-Verlaufes ist immer abhängig vom betrachteten Bauteil. Die aufgezeichneten Daten vom Rolltor ergaben, dass hier ein Polynom vierten Grades die größte Übereinstimmung ergab. Das berechnete Polynom setzt sich für die Zugfedern aus dem zur Verfügung stehenden Rolltor wie folgt zusammen:

$$f(x) = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e =$$
$$2 * 10^{-2}\ x^4 - 3 * 10^{-16}x^3 + 1 * 10^{-10}x^2 - 2 * 10^{-5}x + 10$$

Vom berechneten Polynom wurde die Umkehrfunktion gebildet, um den Betriebszyklusstand zu dem zugehörigen Ist-Wert des Drehmoments zu ermitteln. Demnach setzt sich der Soll-/Ist-Vergleich wie folgt zusammen:

$$SollIstVergleich[Zyklen] = Sollwert[Zyklen] - Istwert[Zyklen]$$

$$N_{L\ Materialermüdung}[Zyklen] = \max(x, y) + SollIstVergleich$$
$$= max\big((Ziellebensdauer - Zyklusstand), (Ziellebensdauer - erwarteter\ Zyklusstand)\big) + SollIstVergleich)$$

Korrosion

Korrosionsbehaftet sind vornehmlich Bauteile, die durchgängig aus metallischen Werkstoffen bestehen bzw. aus Verbundmaterialien mit freien metallischen Oberflächen. Beispielsweise bedeutet dieses, dass der Zahnriemen im Schnelllaufrolltor keine Minderungsanteile aufgrund von Korrosion aufweisen kann, da eine Kunststoffummantelung vorliegt. Bei einer relativen Luftfeuchtigkeit von über 65% liegt im Allgemeinen eine Belastung durch Korrosion vor. Auf der Laboranlage (Schnelllaufrolltor) an der Universität Bremen konnten keine Merkmale für Korrosion festgestellt werden, da die Anlage in einem Technikum betrieben wird. Die vom Hersteller EFAFLEX zur Verfügung gestellten Bauteile zeigten aber auf, dass Anteile für Korrosion zu berücksichtigen sind.

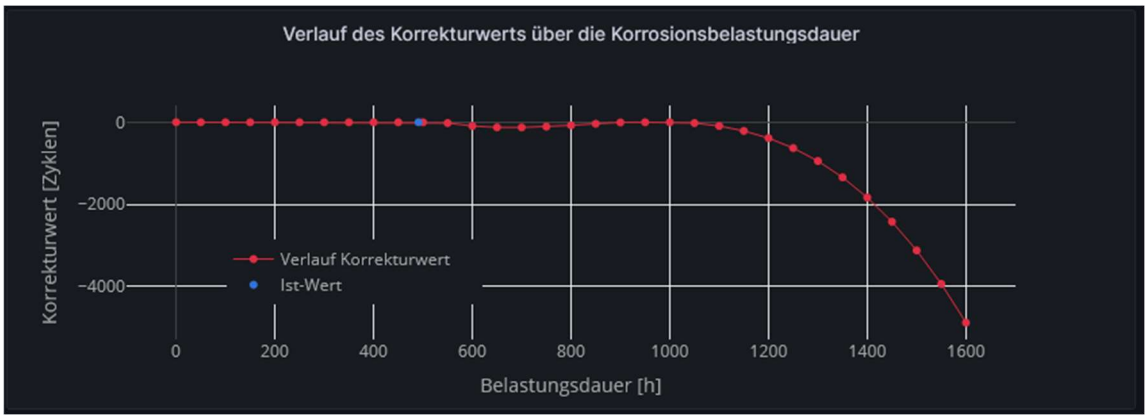


Abbildung 70: Verlauf des Korrekturwertes zur Korrosion

In der Abbildung 70 ist der Verlauf des Korrekturwertes über die Korrosionsbelastungsdauer aufgeführt. Dabei beschreibt die Korrosionsbelastungsdauer die kumulierte Zeit, an der die eine Belastung der überwachten Bauteile durch Korrosion vorlag. Abweichend zur Vorgehensweise für die Materialermüdung wird hier die Belastungsdauer in Stunden herangezogen. Eine Korrosion ist nicht abhängig von der Betriebsphase, die in Zyklen ausgedrückt werden kann, sondern von der Standzeit einer Anlage und den vorherrschenden Umgebungsbedingungen. Der Verlauf für eine Korrosionsbelastungsdauer ist wieder für jedes zu betrachtende Bauteil zu hinterlegen. Ist

wiederum die Gesamtstandzeit bekannt, kann wieder für die mathematische Beschreibung eine Approximation des Graphen durchgeführt werden.

Um $N_{L\ Korrosion}$ anhand der vorangegangenen Abbildung 70 mathematisch zu beschreiben, wurde das Polynom 2. Grades gewählt, da dieser näherungsweise dem Verlauf abbildet. Nachstehend das Polynom, wobei die Konstante „x“ der Korrosionsbelastungsdauer entspricht.

$$x = Korrosionsbelastungsdauer$$
$$bei\ 65\%\ relative\ Luftfeuchtfeuchtigkeit\ [\%]\ und\ 20°C\ Raumtemperatur$$

$$N_{L\ Korrosion\ 65}[Zyklen] = ax^2 + bx + c = -0{,}004x^2 + 4x - 150$$

Korrektur bei einer relativen Luftfeuchtigkeit größer 65 %:

$$N_{L\ Korrosion}[Zyklen] = N_{L\ Korrosion\ 65}[Zyklen] * \frac{relative\ Luftfeuchtfeuchtigkeit[\%]}{65\%}$$

Analog hierzu wurde mit der Raumtemperatur verfahren.

Alterung

Bei der Umsetzung richtet sich dieser Abnutzungsanteil im Wesentlichen aus Literatur- und Herstellerangaben. Im Zusammenhang mit dem Schnelllaufrolltor haben Gespräche mit Technikern der Instandhaltung ergeben, dass Alterungsprozesse für die kritischen Komponenten vorliegen. Eingesetzte Bauteile wurden oftmals beschafft und über längere Zeiträume zwischengelagert und sind somit einem Alterungsprozess ausgesetzt. Es kann davon ausgegangen werden, dass damit die Ziellebensdauer bereits vor dem Einsatz der Bauteile angepasst werden muss. Durch die Lagerzeit kommt es beispielsweise vor, dass Weichmacher des Riemens entweichen. Exemplarisch wurde bereits in Abbildung 21 der Einfluss der Alterung für einen Zahnriemen dargestellt. Dieser Verlauf ist nicht zwangsläufig auf alle Bauteile anwendbar und individuell zu gestalten. Als ersten Ansatz kann deshalb auch ein linearer Verlauf, wie in Abbildung 71 abgebildet, angenommen werden.

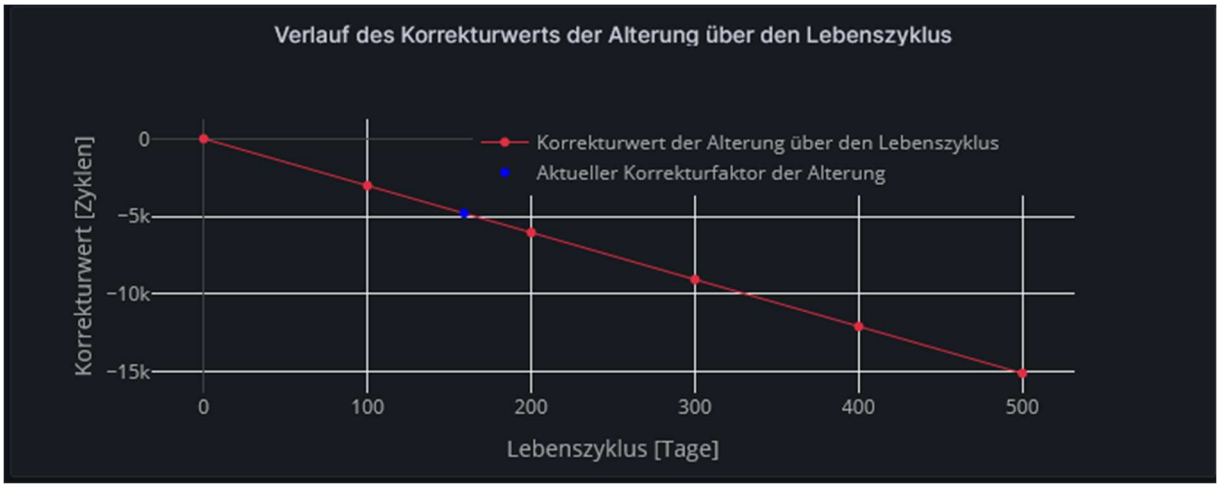


Abbildung 71: Verlauf des Korrekturwertes zur Alterung

$$x = Lebenszyklus[Tage] = (Diagnosezeitpunkt[Jahr] - Herstellungsjahr[Jahr]) * 365[\frac{Tage}{Jahr}]$$

$$N_{L\ Alterung}[Zyklen] = mx + b = -30x - 3{,}4$$

Dabei beschreibt der Lebenszyklus den Zeitraum zwischen dem Herstellungsjahr und dem Zeitpunkt der durchgeführten Zustandsdiagnose. Die Alterung ist also ausschließlich von der Zeit abhängig und entsprechend wird der Korrekturwert über den Zeitraum in Tagen (Diagnosezeitpunkt abzüglich Herstellungsjahr) dargestellt.

Analog zur Korrosion wird basierend auf den aktuellen Messpunkt (Blau) der zugehörige Korrekturfaktor berechnet.

Zusammenfassung

Als Ergebnis der Zustandsdiagnose stehen die berechneten Anteile der Abnutzungsarten. Sie sind die Grundlage für die sich anschließende Prognose. Die Abbildung 72 zeigt exemplarisch die in Grafana visuell aufbereiteten Faktoren der Abnutzungsarten für das untersuchte Rolltor. Da alle Bauteile zum gleichen Zeitpunkt eingebaut wurden, unterscheiden sich die Zustände für den Betriebszyklusstand nicht. Unterschiede sind alleine bei den Abnutzungsanteilen erkennbar. Die zum Zeitpunkt der Auswertung durchgeführten Betriebszyklen sind im inneren Kreis breiter dargestellt. Der äußere schmale Kreisbogen zeigt das theoretische Potential der Bauteile auf und damit ist erkennbar, wie weit die Bauteile von einem Ausfall entfernt sind.

Abbildung 72: Beispielhaftes Ergebnis der Zustandsdiagnose für das Rolltor

Ermittlung der Restnutzungsdauerprognose

Unter Einbeziehung der Ergebnisse aus der Zustandsdiagnose kann für die systemkritischen Bauteile eine Prognose berechnet werden. Grundlage der Berechnung sind die bestimmten Abnutzungseinteile $N_{L\ Verschleiß}$, $N_{L\ Korrosion}$, $N_{L\ Mat.\text{-}Ermüdung}$ und $N_{L\ Alterung}$. Diese werden der neuwertigen Ziellebensdauer ($N_{L\ Neuwertig}$) gegenübergestellt. Weist die nominelle Lebensdauer (N_L) zum Zeitpunkt der Berechnung eine Abweichung zum Betriebszyklusstand auf, wird die Restnutzungsdauer (RND) mithilfe einer Extrapolation neu bestimmt. Die nachstehende Abbildung *73* veranschaulicht an einem Beispiel die Abweichung von einer Soll-Kennlinie (schwarz-gestrichelt). Das System weist gegenüber dem normalen Betrieb übermäßige Abnutzung auf. Zu einem Zeitpunkt t_1 wurde rechnerisch ein positiver Wert für die Ziellebensdauer abzüglich der Abnutzungsanteile ermittelt. Folglich ist eine korrigierte Soll-Kennlinie zu bestimmen (grün-gestrichelt) und hierrüber lässt sich dann der Zeitpunkt einer vorgezogenen Wartung ableiten.

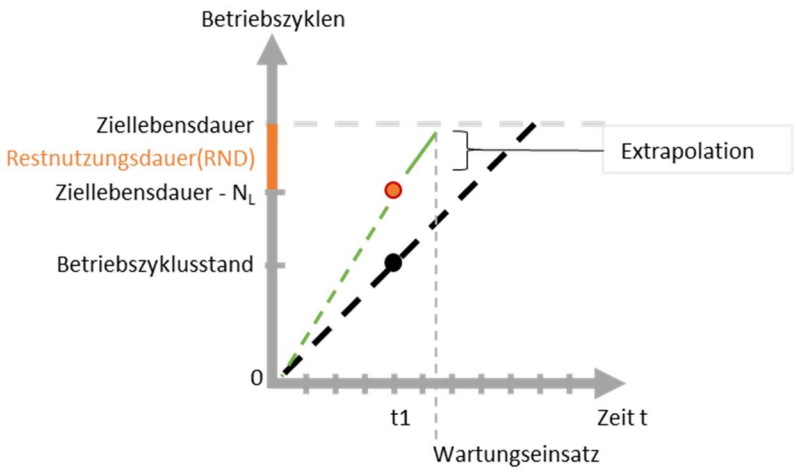


Abbildung 73: Extrapolation des Ist-Zustandes für die Ableitung einer Prognose

Die nachstehende Abbildung 74 veranschaulicht die Ergebnisse aus dem Langzeittest für den Prognosebereich. Abgebildet sind sowohl Kennzahlen für das Gesamtsystem als auch für die systemkritischen Bauteile. Für das Rolltor wird zum abgebildeten Zeitpunkt eine Restnutzungsdauer von 44.120 Zyklen angezeigt. Dieser entspricht dem berechneten Wert der Zugfeder und ist ausschlaggebend für die Durchführung der kommenden Wartung.

Abbildung 74: Prognosebereich der Entwicklungsumgebung

Anhand einer berechneten Prognose, basierend auf den Sensordaten sowie den Betriebsdaten (BDE), kann die Instandhaltung bzw. der Betreiber einer Anlage notwendige Maßnahmen einleiten. Dieses können Änderungen beim Betrieb sein genauso wie die Bestellung von Ersatzteilen oder der Austausch von Komponenten.

Die Prognose ist mit Unsicherheiten behaftet und analog zur Zustandsdiagnose wurde auch hier untersucht, ob die bereits vorgestellten KI-Methoden und -Verfahren angewendet werden können. Entsprechend wurde von EN-COWAY untersucht, ob mit einem Regressionsansatz die Vorhersage einer Restnutzungsdauer möglich ist.

Die Methode der überwachten Regression wurde mit den Algorithmen Random Forest (unkorrelierte Entscheidungsbäume), Adaboost (Meta-Algorithmus zur statistischen Klassifikation) und Gaussian Process (automatische Modellbildung auf der Basis von Beobachtungen) angewendet. Die über zehn Monate gesammelten Motorstromdaten des Schnelllaufrolltors bildeten die Grundlage der Berechnungen. Ein Vergleich der Ergebnisse bzw. die Modellbewertung zeigte auf, dass mit Random Forest und Gaussian Process annähernd gleiche Ergebnisse erzielt werden konnten. Der Adaboost-Algorithmus fiel demgegenüber leicht ab.

Bei der Restnutzungsdauerprognose mit Hilfe dieses Ansatzes gilt aber auch, dass bisher zu wenig Datensätze vorliegen, um eine belastbare Aussage treffen zu können. Es fehlten historische Daten aus den Use Cases, die bis zum Ausfall der Systeme aufgezeichnet wurden. Dieses ist aber Voraussetzung für ein realistisches Prognosemodell, welches dann mit den aufgezeichneten Daten anzupassen ist.

Herausforderung ist es auf der einen Seite ein System zu etablieren, welches frühzeitig eine Restnutzungsdauer prognostizieren kann und andererseits dem Anwender bzw. Betreiber glaubhaft zu machen, dass hierfür erst einmal vergleichbare Aufzeichnungen, die bis zum Ausfall der Systeme aufgenommen wurden, benötigt werden.

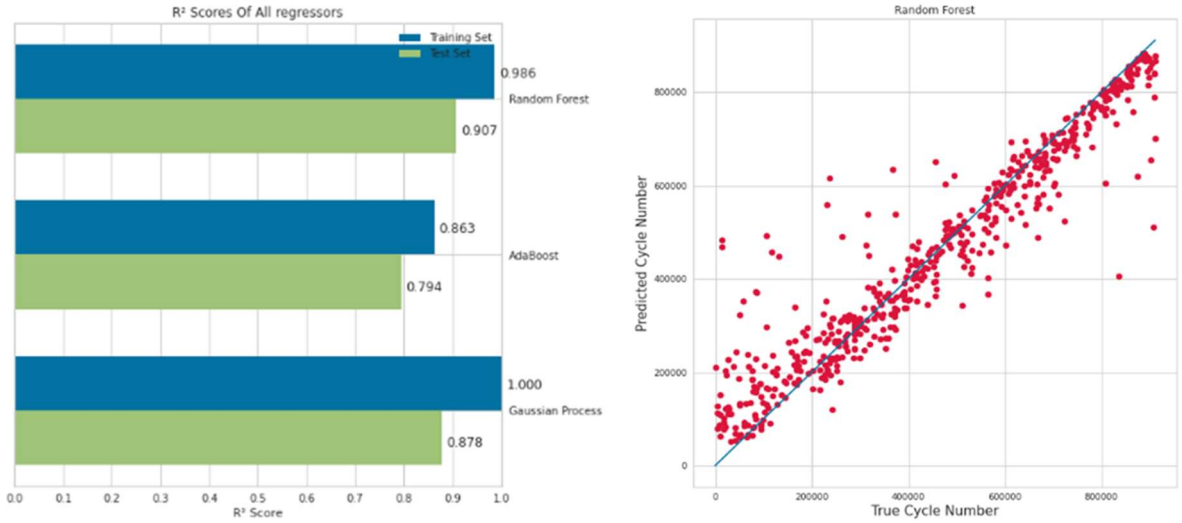


Abbildung 75: Das Regressionsmodell (Random Forest) für die Restnutzungsdauerprognose sowie links stehend die Modellbewertung der drei Verfahren über R^2 Score

Die Berechnungen wurden auf dem LongLife-Server durchgeführt. Zurückgegriffen wurde hierbei auf *TensorFlow* für die Entwicklung des Autoencoders (künstliches neuronales Netz), mit dem die Eingangsinformationen so komprimiert werden, dass diese im Ausgang wieder korrekt wiedergegeben werden. Weiterhin wurde die Machine Learning Library *Scikit Learn* eingesetzt. *TensorFlow* ist eine Open-Source Programmbibliothek, welche für die

gängigen Betriebssysteme zur Verfügung steht und häufig im Bereich des maschinellen Lernens genutzt wird. Gleiches gilt für *Scikit Learn*. Diese Bibliothek ist weitgehend in Python geschrieben und bietet verschiedene Klassifikations-, Regressions- und Clustering-Algorithmen. *TensorBoard* ist eine Sammlung von Webanwendung zur Visualisierung von Experimenten, welche in gehosteten Jupyter-Notebook-Umgebungen aufgerufen werden können. Jupyter-Notebook ist eine web-basierte interaktive Umgebung, die das Erstellen, Dokumentieren und Teilen von Demonstratoren, insbesondere im Umfeld einer Datenanalyse, unterstützt. Ein Jupyter-Notebook-Dokument ist ein JSON-Dokument (JavaScript Object Notation) mit einem versionierten Schema, das aus einer Liste von Eingabe- und Ausgabezellen besteht.

II.6.2 Entwicklung der Sensorbox LLMS1

Das vorgestellte Konzept wurde für den Anwendungsfall „Spindellagerung“ (DESMA-Maschinen) umgesetzt. Die Erkenntnisse bezüglich möglicher Fehler und deren Ursachen waren dabei die Basis für den technischen Entwurf für eine sensorgesteuerte Datenerhebung.

Für die Sensorik wurde unter anderem ein bisher von der DESMA genutzter Prüfstand für die Spindel berücksichtigt. Auf diesem Prüfstand werden ausgebaute Spindeln nach einem vorgegebenen Prüfprotokoll getestet. Dabei werden festgelegte Drehzahlprofile abgefahren und mithilfe eines piezobasierten Sensors werden die Vibrationen des Spindelgehäuses gemessen. Darüber hinaus integrieren einige der verwendeten Spindeln einen PT100-Temperaturwiderstand, der während des Tests am Prüfstand mittels einer zusätzlichen Messelektronik ausgelesen wird.

Entsprechend wurden für die Sensorbox zwingend eine Vibrationsmessung (Accelerometer) und eine Möglichkeit zum Auslesen des PT100-Temperaturwiderstands vorgesehen. Zusätzlich wurde in Absprache mit den Anwendungspartnern auch ein Multisensor-Element zur Messung von Lufttemperatur, relativer Luftfeuchtigkeit und Luftqualität vorgesehen. Auf ein Mikrofon zur Luftschallmessung wurde aufgrund des eingeschränkten Nutzwertes (s. a. Erfassen akustischer Signale) und Datenschutzproblemen bewusst verzichtet.

Hardware

Auf dem bei der DESMA bisher genutzten Prüfstand wird ein Piezo-Vibrationssensor verwendet. Demgegenüber wurde für die Sensorbox ein MEMS-basierter (Micro-Electro-Mechanical-Systems) Accelerometer als Sensorchip gewählt. Dieser konnte direkt auf die Platine der Sensorbox montiert werden. Durch die direkte mechanische Verbindung von der Platine über das Sensorboxgehäuse zum Spindelgehäuse ist eine durchgehende Übertragung der Vibrationen der Spindellagerung zum Sensor gewährleistet. MEMS-basierte Sensorchips haben darüber hinaus den Vorteil, dass sie sehr kompakt und energieeffizient sind. Im Gegensatz zum bisherigen Sensor, der Vibration als mittlere Geschwindigkeit (RMS-Wert) gemessen hat, erfasst der MEMS-Sensor die Vibration als Beschleunigung in Milli-g (0,00981 m/s²). Der Messbereich ist von ±2 g bis ±16 g einstellbar. Darüber hinaus kann der MEMS-Sensor die Beschleunigungen mit einer zeitlichen Auflösung von bis zu 5,3 kHz aufzeichnen. Die damit verbundene Erwartung war, dass der Sensor auch deutlich kleinere mechanische Veränderungen der Spindellagerung erfassen kann. Darüber hinaus misst das Accelerometer die Beschleunigung in drei Achsen. Damit ist z.B. auch das Erkennen von Bewegungen der Spindel im Rahmen des Misch- und Einspritzvorganges möglich.

Für die Messung der Temperatur über den in die Spindel integrierten PT100-Temperatursensor wurde ein speziell dafür vorgesehener AD-Wandler in die Sensorbox integriert. Dieser gibt eine Referenzspannung für den PT100-Widerstand vor und misst dann die über dem Widerstand abfallende Spannung aus. Aus dem dadurch gemessen effektiven Widerstand lässt sich die Temperatur am Widerstand ableiten.

Für die Messung der Luftqualität wurde ein von der Firma Bosch entwickelter MEMS-Sensor integriert. Dieser misst mit einem speziellen Verfahren gleichzeitig Lufttemperatur, relative Luftfeuchtigkeit und die Luftqualität (AQI = Air Quality Index). Zwar lassen diese Messwerte keinen direkten Rückschluss auf den Zustand der Spindel zu, allerdings lassen sich so Messungen zu unterschiedlichen Zeitpunkten auch auf ihre eventuelle Abhängigkeit zu den äußeren Bedingungen der überwachten Anlage untersuchen.

Für das Auslesen der Daten der verschiedenen Sensoren und deren Übertragung an einen externen Datenspeicher wurde ein Microcontroller vorgesehen. Wichtigste Anforderungen waren einerseits ein geringer Energiebedarf andererseits aber auch die Fähigkeit, kleinere Datenverarbeitungen lokal ausführen und einen vollständigen Ethernet-Zugang mit TCP/IP-Unterstützung bereitstellen zu können. Der gewählt Microcontroller *Microchip SAM-E53* basiert auf der gängigen 32-Bit ARM-Cortex-M Mikrocontroller-Architektur und integriert einen vollständigen 100 Mbit/s Ethernet-Controller.

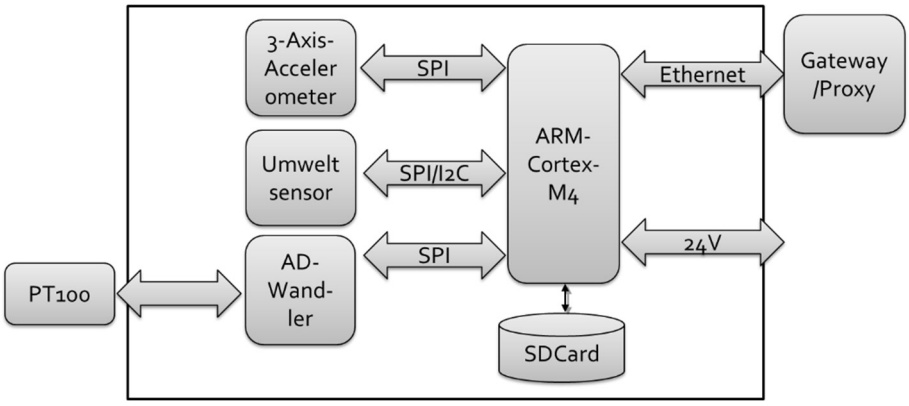


Abbildung 76: Hardwaredesign der LongLife Sensorbox LLMS1

Für die lokale Aufzeichnung und Zwischenspeicherung von Daten sowie die Speicherung von Systemprotokollen wurde zusätzlich ein Micro-SD-Karten-Slot integriert.

Die Spannungsversorgung der Sensorbox erfolgt über übliche 24V-Gleichspannung. Der Anschluss von Spannungsversorgung, PT100-Temperatursensor als auch Ethernet wurde mit industrietauglichen und den Einsatz in rauen Umgebungen geeigneten M-Rundstecker-Anschlüssen umgesetzt. Insbesondere erfolgt der Ethernet-Anschluss über eine M12-Buchse, deren Belegung den typischerweise für Profinet (auf Ethernet-basierender Feldbus) verwendeten Kabeln und Steckern entspricht.

In Abbildung 76 ist die Hardwarearchitektur der Sensorbox als Übersicht dargestellt. Mit enthalten ist die Anbindung an ein externes Gateway zur Datenübertragung als auch der ggf. vorhandene externe PT100-Temperatursensor.

Die gesamte Elektronik der Sensorbox ist zusammen mit den externen Anschlussbuchsen auf einer Platine integriert. Die Platine selber wurde in ein kompaktes Metallgehäuse eingebaut, das über integrierte Dichtungen vor dem Eindringen von Flüssigkeiten und Feuchtigkeit geschützt ist. Darüber hinaus ist ein Druckausgleichelement integriert.

Abbildung 77 zeigt die prototypische Sensorbox mit Gehäuse als auch die integrierte Platine.

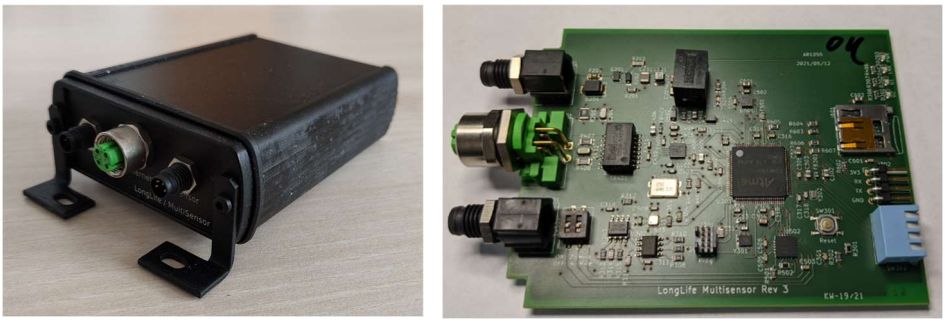


Abbildung 77: LongLife Sensorbox mit Gehäuse und Befestigungslaschen, Platine der Sensorbox

Software

Die Umsetzung der Software erfolgte auf Basis des FreeRTOS Betriebssystems [Asche 2016], welches eine echtzeitfähige Datenverarbeitung zulässt. Als TCP/IP-Stack wurde der Lightweight-IP-Stack (LwIP) verwendet, der bereits Clients für HTTP, MQTT und SNTP mitliefert. Alle verwendeten vorhandenen Software-Komponenten sind als Open-Source verfügbar. Allerdings wurde darauf geachtet, dass keine Komponenten mit Copyleft-Bedingungen verwendet wurden (z.B. GPL), so dass die entstandene Sensorsoftware nicht automatisch als Open-Source verfügbar gemacht werden muss.

Das Auslesen der Daten von den jeweiligen Sensorchips erfolgt über integrierte, digitale On-board Busse, wie SPI und I2C. Durch deren hohe Geschwindigkeit ist gewährleistet, dass insbesondere das Accelerometer auch bei einer maximalen Samplingrate von 5 kHz noch in Echtzeit ausgelesen werden kann. Die Datenerfassung erfolgt periodisch und kann an den Anwendungsfall angepasst werden (Samplingrate, Auflösung, Datenformat). Weiter besteht die Möglichkeit, die erfassten Daten auf einer SD-Karte lokal zu speichern.

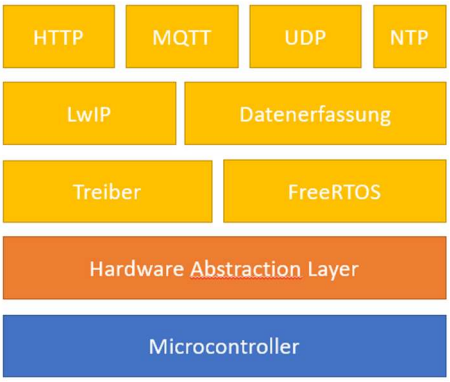


Abbildung 78: Softwarearchitektur der LLMS1 Sensorbox

Da insbesondere bei Verwendung des DESMA-ShopFloor-Protokolls nicht ausreichend Bandbreite zur Verfügung stand, um die Rohwerte der Messungen in Echtzeit zu übertragen, wurde im weiteren Verlauf des Projektes eine optionale Vorverarbeitung ergänzt, bei der innerhalb eines einstellbaren Zeitfensters aus den Einzelmesswerten ein RMS-Wert (quadratisches Mittel) der Beschleunigung berechnet wird. Der RMS-Wert ist dafür geeignet, Aussagen über den Energiegehalt der Schwindung und damit indirekt über deren Intensität zu treffen. Allerdings wird zusätzlich zum RMS-Wert auch jeweils der minimale und maximale Messwert innerhalb des jeweiligen Zeitfensters übertragen. Damit sind auch weiterhin Aussagen über Richtungen möglich.

Als externe Datenschnittstellen wurden auf Basis von TCP/IP ein HTTP-Client, ein MQTT-Client und ein UDP-Client entwickelt. Der HTTP-Client unterstützt das von DESMA im Anwendungsfall Spindellagerung verwendete Smart-ShopFloor Protokoll. Der MQTT-Client bietet parallel dazu die Möglichkeit, die Daten über ein standardisiertes und verbreitetes Datenprotokoll zu übertragen. Da HTTP und MQTT jeweils nicht ausreichend Bandbreite und Effizient bereitstellen, um die Messdaten auch vollständig als Rohdaten zu übertragen, wurde zusätzlich ein proprietäres, auf UDP basierendes Protokoll entwickelt, bei dem die Messwerte als Binärdaten mit maximaler Effizienz übertragen werden. Für Testzwecke wurde auch ein Python-basierter Server entwickelt, der die von der Sensorbox verschickten Daten als UDP-Datenstrom empfängt und lokal auf einem PC speichert.

Da die Sensorbox selber keine Pufferbatterie für eine Echtzeituhr enthält, muss die Uhrzeit des Systems zu Beginn über eine externe Quelle synchronisiert werden. Die Software der Sensorbox nutzt dafür das NTP-Protokoll.

Die Software der Sensorbox ist generell aktualisierbar. Ein Update kann entweder über die SD-Karte oder per Netzwerk über TFTP erfolgen. Gleiches gilt für die Konfiguration der Sensorbox. Da jede Sensorbox hardwareseitig eine eindeutige ID besitzt, kann die Konfiguration für jede Box innerhalb eines Netzwerkes individuell eingestellt werden.

Für die weitere Entwicklung ist die Integration eines Webservers geplant, der auch ohne externen Server einen Zugriff auf die Messdaten der Box ermöglicht. Auch die Konfiguration der Sensorbox kann darüber hinaus dann nutzerfreundlich eingestellt bzw. konfiguriert werden.

Datenübertragung und -erfassung

Im Use Case „Spindellagerung“ werden die bereits erfassten Maschinenbetriebsdaten über das Internet in die DESMA-Cloud übertragen. Diese bereits vorhandene IT-Infrastruktur wurde analysiert, um eine Anbindung der LongLife-Sensorbox an die vorhandene Smart-ShopFloor-Plattform zu realisieren. Das Ziel hierbei war es, keine unterschiedlichen parallelen Strukturen zu planen und auch mögliche Synergien zu nutzen. Die so geschaffene Infrastruktur lässt somit die Option offen, die LongLife-Sensorbox als weitere Anwendung an die DESMA-Cloud anzubinden. So kann erreicht werden, dass über eine Weiche parallel zum bestehenden Smart-ShopFloor-System die bisher eingehenden Betriebsdaten ergänzt werden.

Eine von Aimpulse entwickelte API (s. Abschnitt II.6.2.1) ermöglichte dann die Weiterleitung an die LongLife-Cloud, in der die gesamten Daten zur Analyse und Aufbereitung abgelegt wurden.

Die daraus entstandene Struktur wurde anschließend auch für den zweiten Use Case „Schnelllaufrolltor“ übernommen. Hier erfolgte jedoch die Speicherung direkt in die LongLife-Cloud in der Universität Bremen.

In Abbildung 79 wird die Einbindung der LongLife-Sensorbox in die vorhandene Struktur bei der DESMA dargestellt. Die erfassten Daten, Sensorbox und Betriebsdaten, werden als JSON-File in die DESMA-Cloud übertragen. Ein NTP-Server gibt die aktuellen Zeitstempel vor, sodass die erfassten Daten synchronisiert werden können. Für den Datenaustausch wurden REST-Schnittstellen (Representational State Transfer) nach dem OpenAPI-Standard definiert und umgesetzt.

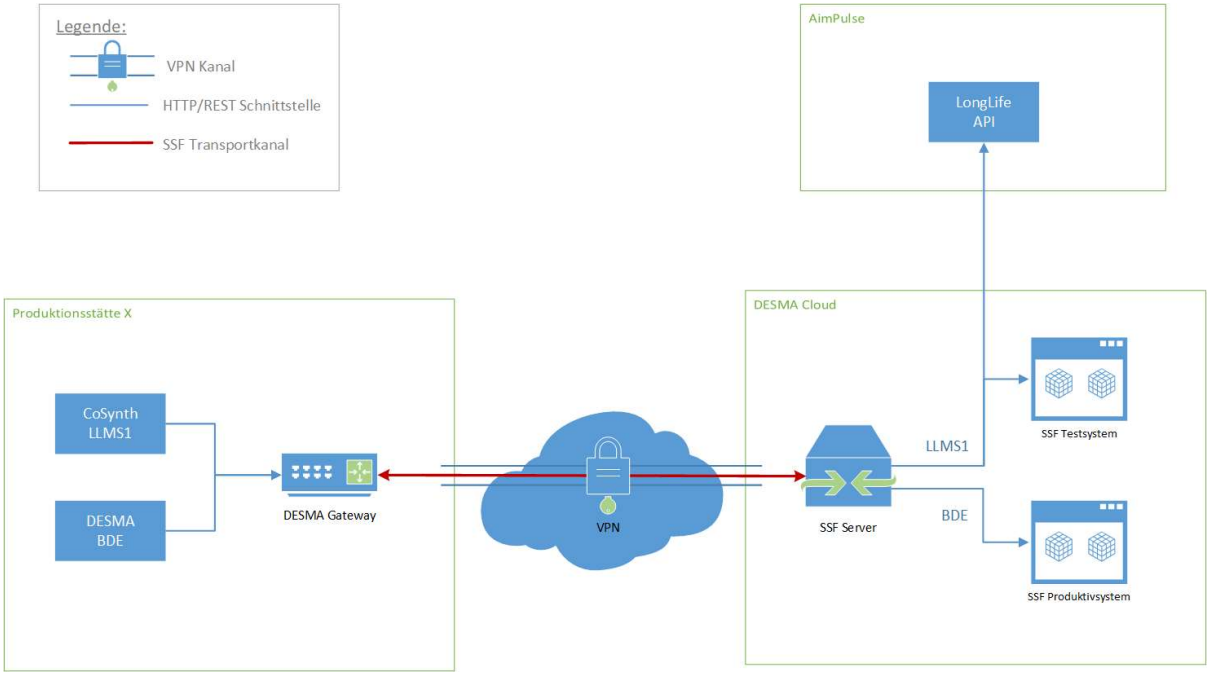


Abbildung 79: Datenübertragung mit den beteiligten Kernkomponenten bei der DESMA

Die implementierten Sensorboxen bei den DESMA-Kunden mussten in das jeweilige Maschinen-Netzwerk der überwachten Anlagen eingebunden werden. Weiterhin musste die Schnittstelle des Smart-ShopFloor Transportkanals in die Sensorbox LLMS1 integriert werden, um so eine Datenübertragung aus den Produktionsstätten zu ermöglichen. Die aufgezeichneten Messwerte der Sensorbox werden dann ebenso wie die BDE-Daten über ein gemeinsames Gateway übertragen. Das Gerät stellt damit eine Schnittstelle zum Entgegennehmen aller Messwerte dar und über dieses Gateway erfolgt die Weiterleitung über das Internet (kabelgebundene Ethernet mit dem RJ-45-Stecker) zur DESMA-Cloud, die sich in der DESMA-Firmenzentrale befindet.

Abbildung 80: Die Integration der BDE- und der LLMS1-Daten erfolgt über das DESMA-Gateway

Der Vorteil dieser Lösung ist, dass viele DESMA-Kunden nicht nur eine einzige Anlage betreiben und über das Gateway können gleich mehrere Anlagen angeschlossen werden können, was die technische Infrastruktur bei den Anlagenbetreibern vereinfacht.

II.6.2.1 Datenanbindung und Bereitstellung

AIMPULSE hat anhand des Anwendungsfalles „Spindellagerung“ ein erstes Konzept für eine mögliche LongLife-Architektur erstellt. Dieser Architekturentwurf diente als Grundlage für den Austausch mit den Partnern. Ausgangspunkt des Entwurfs ist die gegebene Netzwerkarchitektur bei der DESMA. Die DESMA-Schuhmaschinen sind bereits heute mit Komponenten zur Betriebsdatenerfassung ausgestattet und die auf diese Weise erfassten Maschinenbetriebsdaten werden über das Internet (HTTP-Protokoll) in die DESMA-Cloud übertragen. Eine zentrale Anwendung in der DESMA-Cloud ist dabei die Smart-ShopFloor-Anwendung (SSF). Diese übernimmt die Aufgaben des Auslesens, Ablegens und Darstellens der Betriebsdaten.

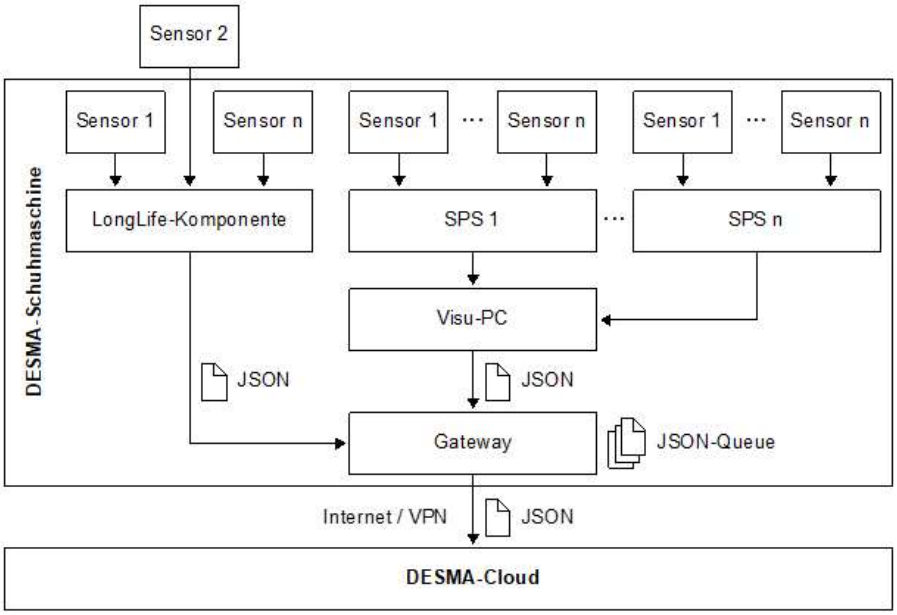


Abbildung 81: Anbindung der projektspezifischen Sensoren an die DESMA-Cloud

Die im Projekt entwickelte LongLife-Engine stellt im Architekturentwurf eine ergänzende Anwendung zur DESMA-Cloud dar. Hiermit wurde erreicht, dass diese für das maschinelle Lernen über eine Weiche parallel zum bestehenden Smart-ShopFloor-System mit den eingehenden Betriebsdaten „gefüttert“ werden kann. Außerdem werden mit der zusätzlichen Sensorik (Sensorbox LLMS1) weitere Messdaten aufgenommen, die für eine Zustandsbeschreibung als notwendig erachtet wurden. Die erfassten Sensordaten werden in die DESMA-Cloud übertragen und anschließend in die *LongLife-Engine* (Datenserver in der Universität Bremen) eingespeist.

Aufgabe der *LongLife-Engine* ist einerseits das Entgegennehmen des Datenstroms, die Analyse der Daten und die Anreicherung des Datenstroms mit abgeleiteten Prognosen. Andererseits die Bewertung, also die Erkennung von Ereignissen auf der Basis der Prognosen. Hierfür wurde ein Linux-Rechner aufgesetzt. Die Datenhaltung in der LongLife-Cloud erfolgt in einer PostgreSQL-Datenbank. Hierbei handelt es sich um ein freies, objektrelationales

Datenbank-Managementsystem, welches von einer Open-Source-Community weiterentwickelt wird. PostgreSQL ist weitgehend konform mit dem SQL-Standard und in den meisten Linux-Distributionen enthalten. Weiterhin stehen Docker-Container für diese Anwendungen als Open-Source-Lösung zur Verfügung. Der Docker-Ansatz zur Containerisierung konzentriert sich auf die Möglichkeit, einen Teil einer Anwendung zu aktualisieren oder zu reparieren, ohne die gesamte Anwendung deaktivieren zu müssen. Damit konnte insbesondere für die Implementierungs- und Testphase eine größtmögliche Flexibilisierung erreicht werden.

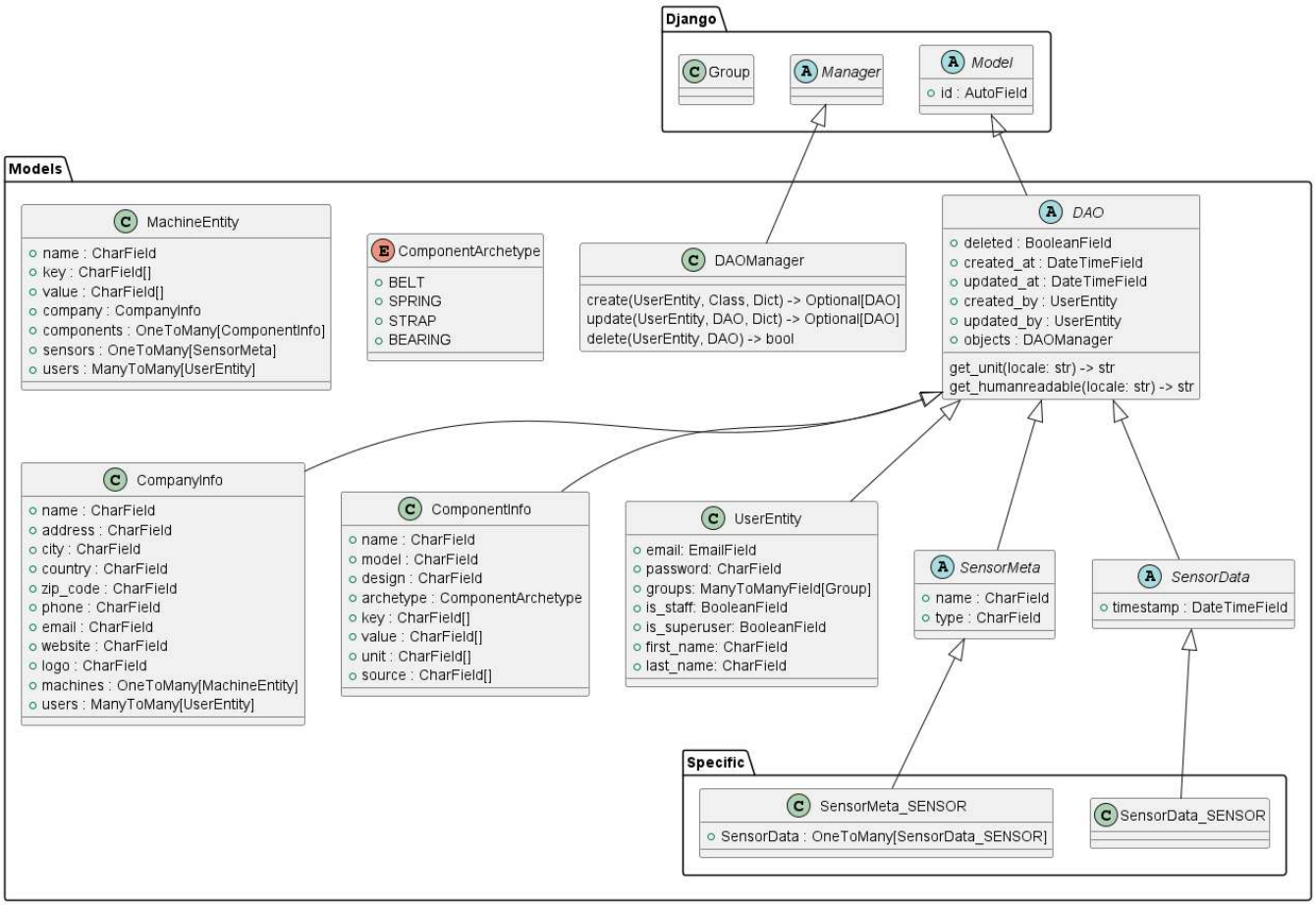


Abbildung 82: Das Klassendiagramm der implementierten Datenbankanwendung

Die implementierte Tabellenstruktur für die PostgreSQL-Datenbank enthält neben administrativen Daten (Nutzer, Unternehmen etc.) die maschinenspezifischen Sensordaten der überwachten Systeme. Darüber hinaus werden die vorzugebenen Bauteildaten abgelegt. Das Konzept ist so angelegt, dass hierauf basierend mit einem grafischen Interface auf maschinenspezifische Zustandsbeschreibungen und Prognosen zurückgegriffen werden kann. Vordefinierte Analysen sind dabei ebenso möglich wie Empfehlungen für den weiteren Betrieb und auch das Hinzufügen weiterer zu überwachender Systeme. Im LongLife-Kontext kann dieses beispielsweise bedeuten, dass bei einer überwachten Anlage ein Schwellenwert für die zu erwartende Restnutzungsdauer einer Komponente unterschritten wurde und dieses hier angezeigt wird. Es kann aber auch ein Hinweis gegeben werden, dass die Restnutzungsdauer verlängert werden kann, wenn die Maschinenauslastung reduziert wird.

Während der Entwicklungs- und Testphase erfolgte die Visualisierung über das Web-Interface Grafana. Diese Anwendung verfügt ebenfalls über Schnittstellen zu verschiedenen Datenbanksystemen, u. a. das verwendete Datenbanksystem PostgreSQL.

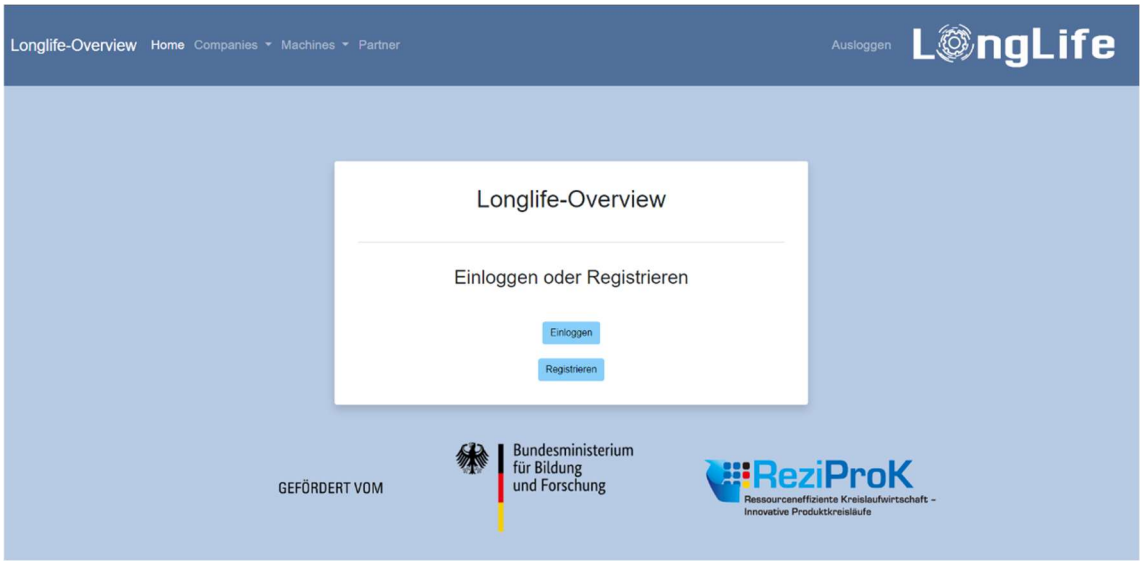


Abbildung 83: Der Startbildschirm der entwickelten LongLife-GUI

Parallel zur Visualisierung wurde das Konzept einer GUI (Graphical User Interface) entwickelt und in Ansätzen umgesetzt. Die LongLife-GUI (s. Abbildung 83) greift ebenfalls auf die PostgreSQL-Datenbank zurück und verbindet quasi die technische LongLife-Anwendung mit den Geschäftsmodellen (s. Abschnitt II.6.5). Die modellierten Zugangsdaten für Unternehmen und überwachte Anlagen lassen beliebige Konstellationen zu, so dass beispielsweise die Hersteller von Anlagen/Systemen einen gesamten Überblick erhalten und somit auch übergreifend Analysen und Prognosen ableiten können. Dem gegenüber können Anlagenbetreiber nur die eigenen überwachten Anlagen in ihren Planungen und Prozessen berücksichtigen.

Eine Analyse kann sowohl durch eine integrierte Komponente auf kontinuierlich erfassten Daten oder mobil auf einem Datenauszug erfolgen. Zusätzlich ist es sinnvoll, auch Domänenwissen der Fachleute und Daten vom Prüfstand in die Analyse einzubeziehen. Ein Beispiel hierfür stellt die Einschätzung dar, ob ein Bauteil „zu früh“ zur Wartung gegeben wurde, also durchaus noch sicher hätte weiterbetrieben werden können.

Das Konzept wurde auch auf den zweiten Use Case übertragen, um auch den Ansatz der Verallgemeinerung zu berücksichtigen.

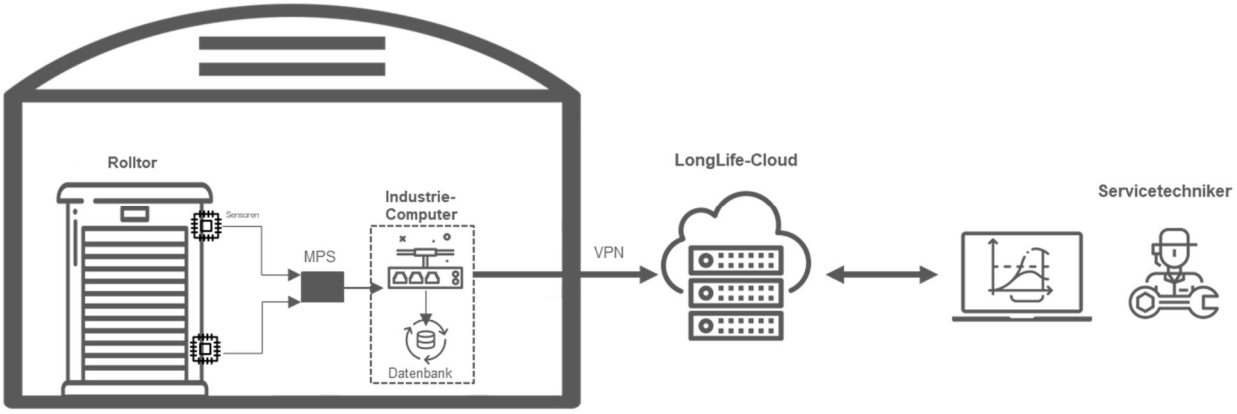


Abbildung 84: Technische Infrastruktur beim Rolltor

Beim Anwendungsfall EFAFLEX werden Daten aus den Steuerungskomponenten der Lenze-Antriebe abgegriffen, die Schlussfolgerungen auf bestimmte Systemzustände zulassen. Ergänzt werden diese Daten durch die Sensorbox LLMS1. Der Zugriff auf die Steuerungsdaten erfolgt über eine Lenze Service Plattform, deren Entwicklung noch nicht abgeschlossen ist und für die der Partner ENCOWAY eine Entwicklungslizenz hatte. Über einen Industriecomputer wurden die Daten über einen MQTT-Broker synchronisiert und in eine Zeitreihendatenbank (Influxdb) abgelegt. Der Broker ist dafür verantwortlich, alle Nachrichten zu empfangen, die Nachrichten zu filtern, zu bestimmen, wer die einzelnen Nachrichten abonniert hat, und die Nachricht an diese abonnierten Clients zu senden.

Im Rahmen von LongLife wurden die Daten der Influxdb soweit aufbereitet, dass sie ebenfalls in der PostgreSQL Datenbank abgelegt werden konnten. Damit wurde eine einheitliche Datenstruktur erreicht und die Analyse bzw. Auswertung konnte analog zum Use Case Spindellagerung erfolgen.

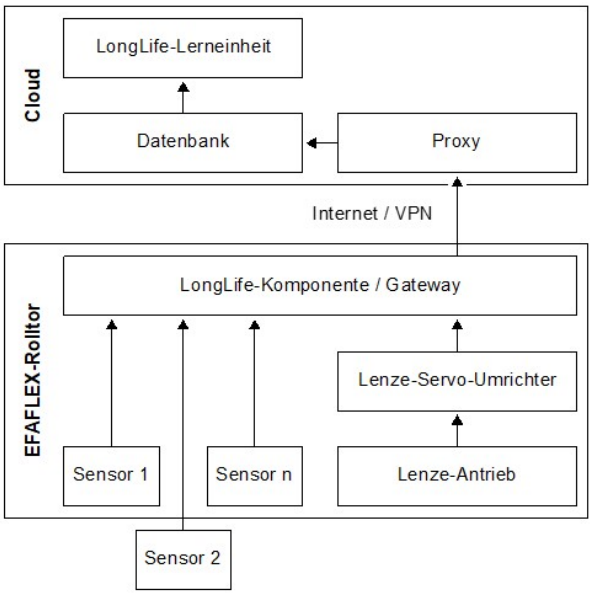


Abbildung 85: Anbindung der Sensoren im Rolltor-Teststand und Weiterleitung an die LongLife-Engine

Für den Datenaustausch von Diensten existiert eine Vielzahl von Ansätzen. Durchgesetzt haben sich dabei zunehmend Verfahren, die auf dem HTTP-Protokoll basieren. Insbesondere die RESTful Web Services (Representational State Transfer) haben hierbei eine weite Verbreitung erfahren. Representational State Transfer (REST) ist ein Entwicklungsmuster im Bereich von Web/Netzwerk-basierten Softwaresystemen. Hier wird festgelegt, wie unterschiedliche Systeme miteinander kommunizieren und Daten austauschen können. Der Austausch geschieht dabei über Programmierschnittstellen – Application Programming Interfaces(APIs).

Die OpenAPI Specification ist ein Standard zur Spezifikation von REST-APIs, der von der OpenAPI Initiative innerhalb der Linux Foundation weiterentwickelt wird. OpenAPI-Schnittstellen-Definitionen können mit Hilfe der quelloffenen Swagger-Tools erstellt werden. AIMPULSE hat die Grundlagen zum Einsatz von OpenAPI und den Swagger-Tools für das Projekt LongLife erarbeitet und eine Datenschnittstelle in Form einer REST-API für das DESMA Gateway bereitgestellt. Über diese Schnittstelle wird eine im Smart-ShopFloor-System definierte Datenstruktur kommuniziert, welche das standardisierte Format Java Script Object Nation (JSON) nutzt, um die Messwerten zu übertragen.

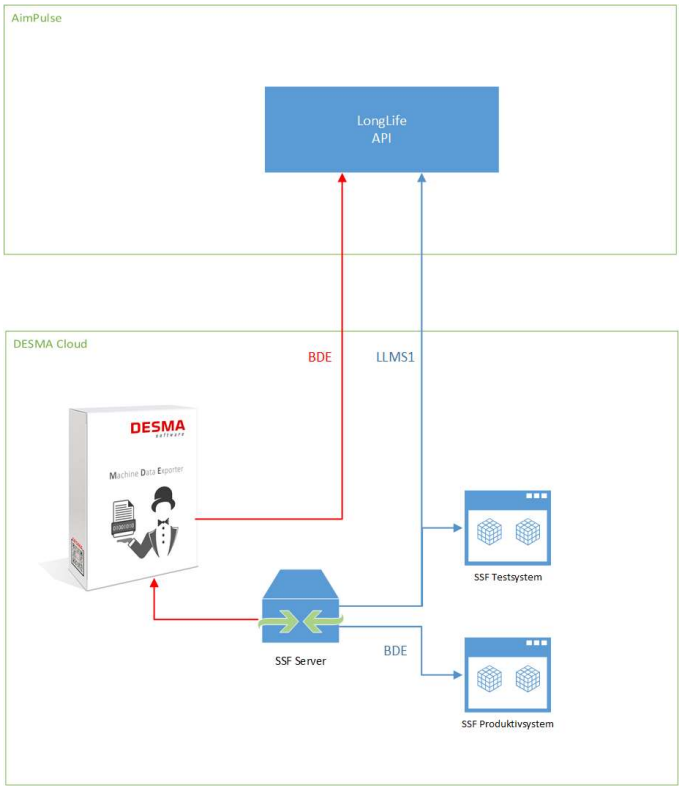


Abbildung 86: Der realisierte Datenfluss für BDE-Kundendaten der DESMA

Bei der Analyse zeigte sich, dass die Integration in bestehende Systemlandschaften eine Herausforderung für die Systementwicklung im Rahmen des LongLife-Projekts darstellt. Verdeutlicht werden soll dieses am Use Case Spindelantrieb. Über die Schnittstelle werden sowohl die aufgezeichneten Sensordaten der LLMS1 Sensorboxen, wie auch die Maschinendaten der DESMA BDE (Smart-ShopFloor-System) entgegengenommen. Für diese Schnittstelle wurde eine Datenstruktur definiert, die sowohl einzelne Elemente wie auch ein Bündel mehrerer Datensätze des

DESMA ShopFloor-Formats enthalten kann. In diesem Fall werden einzelne Datensätze von Sensorboxen übertragen und mit den BDE-Daten zu einem größeren Datenpaket gebündelt. Dies hängt mit Sicherheitsanforderungen des Smart-ShopFloor-Systems zusammen. Die Unternehmensrichtlinien sehen vor, dass die am Testsystem im Hause DESMA angeschlossenen Sensorboxen eine direkte Verbindung zur API von AIMPULSE herstellen dürfen. Die BDEs der Kundenanlagen senden jedoch ihre Maschinendaten direkt an das Produktivsystem und in diesem Fall untersagen die DESMA-Sicherheitsrichtlinien den direkten Zugriff auf den Datenfluss der Kundenanlagen. Aus diesem Grund bestand die Notwendigkeit eines zusätzlichen Softwaremoduls, welches die Maschinendaten der BDE auf einem sicheren und für den Betrieb des Produktivsystems unkritischen Weg an die AIMPULSE-API überträgt.

Der *DESMA Machine Data Exporter* wurde hierfür entwickelt. Die Hauptanforderungen an diese Software waren zum einen der Export ausgewählter Maschinendaten aus dem DESMA-SSF-System sowie die Übertragung der Daten in einer definierten Struktur an die HTTP/REST-API des Projektpartners AIMPULSE.

Abbildung 87: Der DESMA Machine Data Explorer MDE als Teil der Entwicklungen für LongLife

Die MDE-Software wird auf einen separaten Linux-Server betrieben, der den Zugang zur Smart-ShopFloor-Anwendung des besonders gesicherten Produktivsystems kapselt. Die MDE-Software ist in der Programmiersprache Go-Lang implementiert und modular aufgebaut.

Zusammen mit der MDE-Software und dem bereits vorhandene ShopFloor-Plattform steht im Anwendungsfall bei der DESMA eine gute Ausgangsbasis zur Datenerfassung und -visualisierung für das LongLife-System bereit. Historische Daten können aus dieser Plattform bezogen werden und abgeleitete Prognosen können wiederum über die Software bereitgestellt und visualisiert werden.

Gleiches gilt für den zweiten Use Case Rolltor. Auch hier war es notwendig, spezifische Softwaretools einzusetzen, um auf die Steuerungsdaten zurückgreifen zu können. Ebenfalls musste hier ein Workaround geschaffen werden, der die Übertragung an die *LongLife-Engine* sichergestellt hat.

II.6.3 Langzeittest am Rolltor-Teststand

Im Technikum der EFAFLEX GmbH wurden bislang die vom Lenze-Antrieb auslesbaren Parameter nicht aufgenommen. Folglich lagen auch keine Daten zu bisherigen Verläufen der für die Bauteilzustandsdiagnose erforderlichen Messparameter vor. Um diese im Laufe der Projektzeit zu erzeugen, wurde ein geraffter Langzeittest am Rolltor

durchgeführt. Ein geraffter Test zielt darauf ab, bei einer möglichst kurzen Prüfzeit realistische Ergebnisse zu erhalten. Hierbei ist darauf zu achten, dass aufgrund der Raffung keine unrealistischen Fehler aufgrund einer praxisfernen Überlastung hervorgerufen werden. Die Parametrisierung des Tests ist in Abbildung 88 dargestellt.

Die Parametrisierung erfolgte in Absprache mit EFAFLEX, basierend auf den Belastungen der Rolltore bei verschiedenen Kunden. Die Öffnungs- und Schließzeiten entsprechen den Standardzeiten des getesteten Rolltores. Die Pause nach der Zu- bzw. Auffahrt wurde so dimensioniert, dass sie ein hinreichendes Ausschwingen der Bauteile nach der Belastung ermöglicht.

Zusätzlich zu der Aufnahme der Parameter verfolgte der Langzeittest das Ziel, die gemittelte Lebensdauerangabe der kritischen Bauteile von EFAFLEX zu überprüfen, da die Lebensdauer der Bauteile bei unterschiedlichen Torkonfigurationen stark variiert.

Zeitl. Parameter des Langzeittests		
Dauer Zufahrt	3,5	sek
Dauer Auffahrt	2	sek
Pause nach Zufahrt	5	sek
Pause nach Auffahrt	5	sek
Sek/Zyklus	15,5	sek
Zyklen/min	3,9	Zyklen
Zyklen/Std.	232,3	Zyklen
Zyklen/Tag	1858,1	Zyklen
Std/Tag	8	Std
Std/Woche	40	Std
Zyklen/Woche	9290	Zyklen
Zyklen/Monat	37161	Zyklen

Abbildung 88: Parametrisierung des Langzeittests

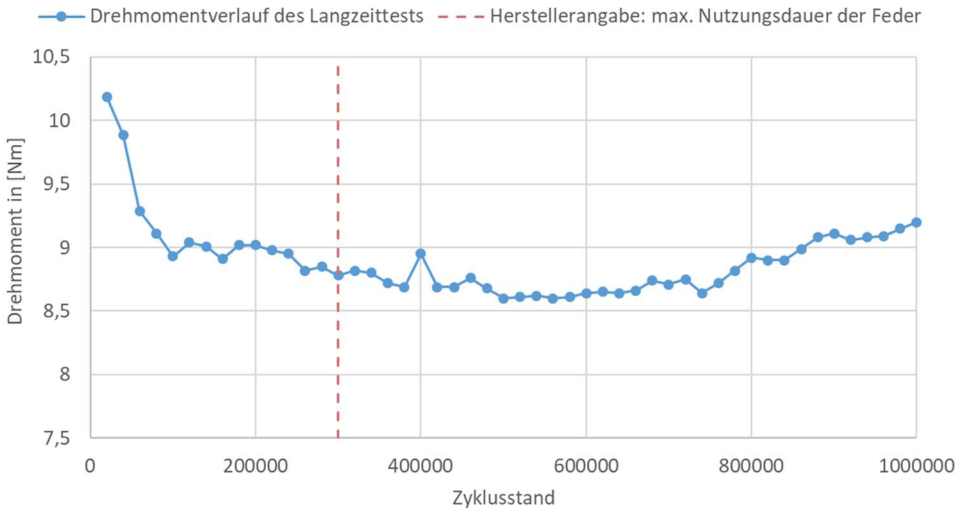


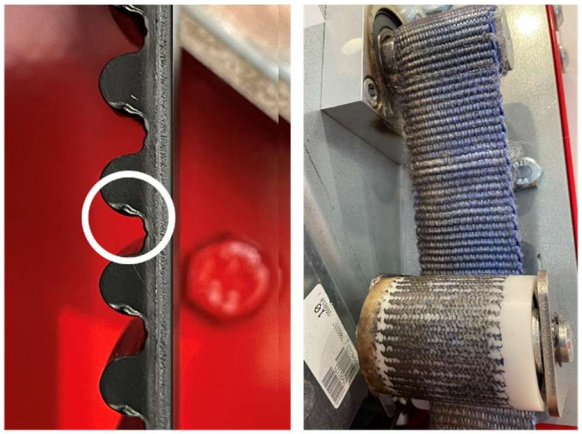
Abbildung 89: Im Langzeittest aufgenommene Drehmoment-Mittelwerte über 1.090.000 Schließzyklen des Rolltors

Die durchlaufenen Zyklen (ein Zyklus entspricht einer Auf- und einer Zufahrt) werden am Antrieb gezählt und auf dem Steuerungsdisplay des Rolltores angezeigt. Im Laufe der Projektlaufzeit wurden insgesamt ca. 1.090.000 Zyklen gefahren. Trotz der hohen Zyklenanzahl kam es zu keinerlei Bauteilausfällen im Rolltor, obwohl die ursprünglich angegebene Lebensdauer um bis zu 300% überschritten wurde. Abbildung 89 zeigt den dabei aufgenommen Verlauf der Drehmoment-Mittelwerte. Die angegebene Nutzungsdauer vom Hersteller wurde rot markiert.

Der „Run-to-Failure“ Datensatz, welcher die Zeitspanne direkt vor einem Ausfall der Feder beschreibt, kann noch nicht identifiziert werden, da es im Rahmen des Langzeittests noch zu keinem Ausfall gekommen ist. Das Absinken des Drehmoments ist zurückzuführen auf Setzerscheinungen bei den Komponenten (Halte-/Zurrgurt) und auf Veränderungen bei den Zugfedern. Die Zugfedern längen sich mit steigender Zyklenanzahl und bringen weniger Kraft gegen ihre Längung auf und da der Antrieb auf eine feste Drehzahl ausgelegt ist, verringert sich entsprechend das Drehmoment.

Der Grund für den späteren Wiederanstieg (ca. ab 600.000 Zyklen) sind zunehmende Reibungen im Rolltor, beispielsweise aufgrund von zunehmenden Abrieb an den Laufrollen der Torlamellen.

Die Abbildung 90 veranschaulich den optisch erfassten Zustand der weiteren kritischen Bauteile. Diese Aufnahmen entstanden bei einem Zyklusstand von 1.090.000. Auch für diese Bauteile gilt, dass die ursprüngliche Ziellebensdauer weit überschritten wurde. An den Bauteilen sind zu diesem Zeitpunkt leichte Verschleißerscheinungen erkennbar. Diese stimmen mit dem in Abschnitt II.6.1.1 beschriebenen Expertenwissen überein. An dem Zahnriemen sind leichte Eindruckkanten zu erkennen. An dem Halte-(Zurr-)gurt ist in erster Linie eine Verfärbung zu erkennen. Laut Instandhalter sind dies übliche Escheinungen, die durch Reibung am Lager verursacht werden. Querkräfte führten zu Veränderungen beim Aufwickeln des Halte-(Zurr-)gurtes. Der Gurt wanderte Richtung Lager und es entstand Reibung die zu einer Temperaturerhöhung führte. Einzelnen Fasern des Halte-(Zurr-)gurtes verfärbten sich. Weitere Verfärbungen des Bauteils sind auf die Umlenkrolle zurückzuführen. Ein weiteres Abnutzungsmerkmal ist das leichte Ausfransen des Halte-(Zurr-)gurtes.



Zahnriemen | Halte-(Zurr)gurt

Abbildung 90: Optisch erfasster Zustand des Zahnriemens und des Halte-(Zurr-)gurtes nach 1.090.000 Schließzyklen

Während des Langzeittest wurden durch die Belastung auch andere mechanische Bauteile, wie die Lagerung an der Antriebswelle oder die Rollen in den Führungsschienen des Rolltores, abgenutzt. Diese wurden aber vom Hersteller mit einer deutlich höheren Ziellebensdauer ausgewiesen. Die mechanischen Bauteile entwickeln mit einer zunehmenden Dauer des Langzeittests eine erhöhte Geräuschentwicklung, was auf eine zunehmende Reibung zurückzuführen ist. Für das Fortschreiten der identifizierten Abnutzungsanteile der Bauteile wird der Langzeittest fortgeführt.

II.6.4 Durchgeführte Tests bei verschiedenen Einspritzeinheiten (Schuhmaschinen)

Es wurden verschiedene Arten von Tests mit den LLMS1-Sensorboxen und der von DESMA bereitgestellten Testanlage in der Firmenzentrale durchgeführt. Diese hatten zum einen das Ziel, die Gebrauchstauglichkeit der entwickelten Sensorbox zu überprüfen. Insbesondere wurden dabei die Standfestigkeit sowie die Abtastrate und der Messbereich der verbauten Sensoren überprüft. Dieses galt insbesondere für den verbauten 3-Achsen Beschleunigungssensor *ST Microelectronics LIS3DHTR.* Dieser konnte für unterschiedliche Messbereiche eingestellt werden. Die Sensorbox LLMS1 wurde so entwickelt, dass Updates der Firmware und Einstellungen von einem TFTP-Server geladen werden können. TFTP (Trivial File Transfer Protocol) ist ein Protokoll, das für die Übertragung von Dateien über Netzwerke und zwischen Computern verwendet werden kann. Das Protokoll erlaubt also per Datenübertragung eine Anpassung und ist insbesondere für die Kundenanlagen relevant, da für die Anpassung nicht zwingend ein Techniker vor Ort sein musste. Um diese Aktualisierungen über das Netzwerk bereitstellen und durchführen zu können, war es deshalb notwendig, einen TFTP-Server auf dem DESMA Gateway zu installieren.

Abbildung 91: Die für verschiedene DESMA-Kunden vorbereiteten Sensorboxen LLMS1

Weiterhin wurden hochauflösende Messungen des Drehmoments am Servoantrieb der Mischschnecke durchgeführt. Dazu wurde eine spezielle Messsoftware des Herstellers des Antriebs "*LTi-Drive-Manager*" verwendet. Diese Software konnte direkt mit dem Frequenzumrichter des Servoantriebs verbunden werden und hierüber war man in der Lage, direkt auf dem Frequenzumrichter Messungen zu initiieren. Aufgezeichnet werden konnte hiermit das Drehmoment mit einer Auflösung in 25 Millisekunden. Aufgrund des limitieren Speichers des Frequenz-

umrichters konnten dabei Messreihen mit einer maximalen zeitlichen Begrenzung von 100 Sekunden durchgeführt werden. Abbildung 92 zeigt eine exemplarische Messreihe.

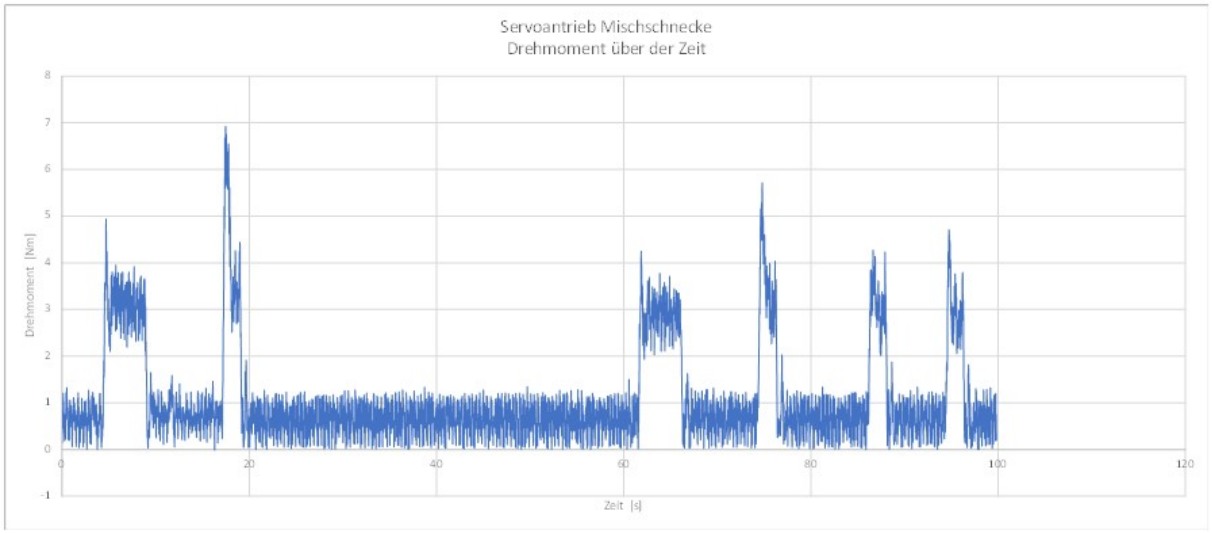


Abbildung 92: Exemplarische Messung des Drehmoments am Servoantrieb der Mischschnecke

Für sich wiederholende Messungen musste der Speicher des Frequenzumrichters geleert werden, da ansonsten ein Überschreiben vorheriger Messreihen erfolgte. Eine Datenübertragung konnte aber über eine serielle Schnittstelle durchgeführt werden. Aufgrund dieser Rahmenbedingungen konnten keine durchgehenden Messreihen des Drehmomentverlaufs durchgeführt werden und eine zeitliche Synchronisation musste manuell vorgenommen werden.

Ziel der Messungen war es, in Erfahrung zu bringen, welchen Einfluss der Zustand der Schnecke bzw. der Mischkammer auf das Drehmoment hat. Verschiedene Messreihen mit den unterschiedlichen Zuständen konnten so aufgenommen werden. Gemessen wurden das Drehmoment des Einspritzvorgangs mit einer gereinigten („jung“) Mischschnecke und -kammer und einer verdreckten Mischschnecke und -kammer („alt“). Es wurde für alle Kombinationen mehrere Messungen durchgeführt. Ein Ausschnitt der Messungen ist in Abbildung 93 zu sehen. Abgebildet sind vier Drehmomentverläufe mit unterschiedlichen Zuständen der jeweiligen Bauteile. Zur Auswertung wurden zwei mathematische Merkmale herangezogen. Eines der Merkmale ist die Summe der gemessenen Absolutwerte des Drehmoments (sumabs). Das zweite Merkmal ist die Bestimmung des Maximums im Drehmomentverlauf. Mithilfe der Merkmale wird deutlich, dass die auftretende Belastung auf die Spindellagerung eine höhere ist, wenn eines der Bauteile verdreckt (alt) ist. Zurückzuführen ist dieses auf die geänderten Reibungsbedingungen. Die Kegelförmige Schnecke initiiert Radial- und Axialkräfte. Nach mehreren Einspritzvorgängen verändert sich durch das ausgehärtet Restmaterial der Reibungsfaktor zwischen den Bauteilen nicht unerheblich. Die erhöhte Reibung führt wiederum zu höheren Axialkräften, die kritisch für die Lager sind.

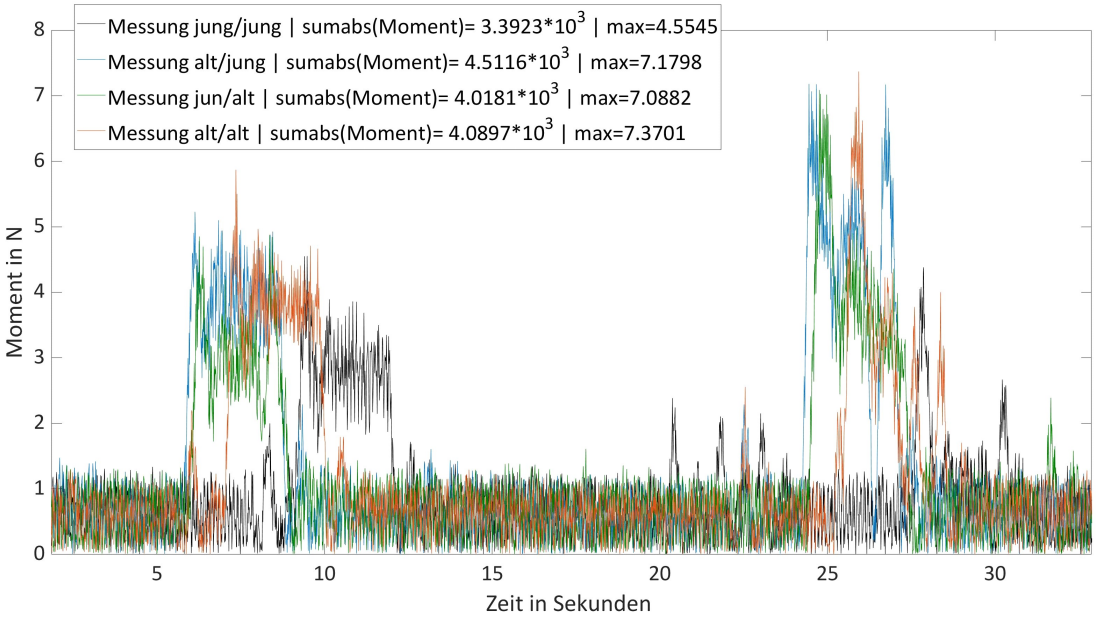


Abbildung 93: Drehmomentverlauf mit unterschiedlichen Zuständen der Mischschnecke und Mischkammer

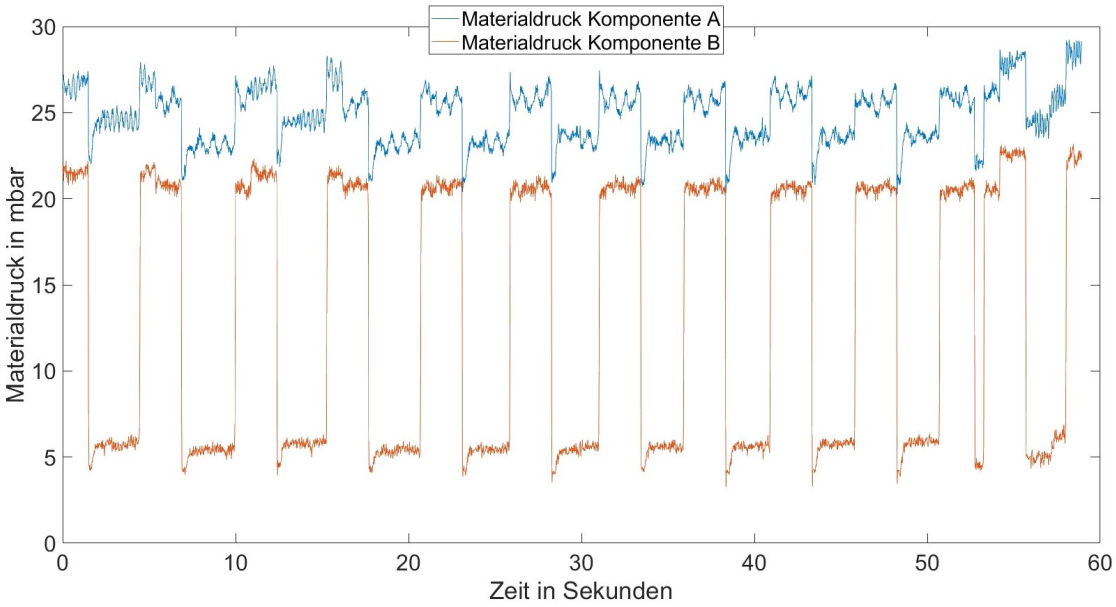


Abbildung 94 Materialdruck Messung der Komponente A und B

Anhand der Messung des Drehmomentverlaufs konnten keine signifikanten Merkmale festgestellt werden, die mit dem Beschleunigungssignal der Sensorbox korrelieren. Ziel dieser Messungen war es unter anderem, eine eindeutige Bestimmung für den Start- und Endzeitpunkte eines Belastungszyklus zu erhalten. Ergänzend wurden deshalb Testmessungen mit dem Materialdruck durchgeführt. Genau wie das Drehmoment wird auch der Materialdruck nicht kontinuierlich gemessen. Nachstehend ist in der Abbildung 94 der Materialdruck der beiden zu

mischenden Komponenten (A und B) dargestellt. Zu sehen sind insgesamt 12 Einspritzvorgänge für den Materialdruck, der während des eigentlichen Einspritzvorgangs abfällt. Bspw. für die Komponente B (Orange dargestellt) von ca. 22 mbar auf ca. 5 mbar. Durch die bekannten Zeitpunkte der Messungen wurde das dazugehörige Beschleunigungssignal der Sensorbox zur Analyse herangezogen. Trotz Zeitsynchronisation mit dem Beschleunigungssignal der Sensorbox konnte bei den durchgeführten Messungen keine Systematik in Bezug auf Start- und Endzeitpunkt des Einspritzvorgangs bestimmt werden. Um hier belastbare Aussagen treffen zu können, wären weitere Untersuchungen notwendig gewesen.

Die bei zwei Kunden der DESMA verbauten Sensorboxen waren teilweise ausgefallen und von Interesse war es deshalb, dieses nachzuvollziehen und die Ursachen hierfür in Erfahrung zu bringen. Die Gehäuse waren mit einer mehreren Millimeter starken Schicht von Trennmittel überzogen (Abbildung 95). Darüber hinaus war aufgefallen, dass einige Steckverbindungen der ausgefallenen Sensorboxen stark beansprucht wurden. Teilweise hatten sich auch die verwendeten Steckverbindungen aus Kunststoff verzogen oder es waren die Kabel abgeknickt.

Abbildung 95: Eine verbaute Sensorbox LLMS1 aus einer Produktivanlage eines DESMA-Kunden

Beim Öffnen der Gehäuse hat sich jedoch herausgestellt, dass die Abdichtung der Gehäuse einwandfrei funktioniert hat. Es ist kein sichtbares Trennmittel in die Gehäuseinnere eingedrungen, wie in Abbildung 96 zu sehen ist.

Abbildung 96: Die in der vorherigen Abbildung gezeigte Sensorbox nach dem Öffnen des Gehäuses

Die Ergebnisse zeigen, dass es richtig war, gleich auf ein robustes Gehäuse zu setzen, um damit die Platine und die elektronischen Bauteile sicher vor Verunreinigungen zu schützen. Bzgl. der Kabelanschlüsse (verwendet wurden hier bisher bereits Industriesteckverbindungen) sind Verbesserungen notwendig.

II.6.4.1 Überprüfung und Anpassung des Messbereichs des Beschleunigungssensors

Die DESMA-Testanlage wurde ebenfalls genutzt, um die Skalen des verwendeten Beschleunigungssensors per TFTP einzustellen. Notwendig war dieses, da sich aufgrund erster Auswertungen zeigte, dass keine quantitativ aussagekräftigen Signale erfasst wurden.

Alle LLMS1-Sensorboxen wurden bei der initialen Konfiguration für die Integration in die Kundenanlagen bereits so vorbereitet, dass die IP-Adresse des DESMA-Gateways als Host-TFTP-Server hinterlegt wurde. Dadurch konnten die benötigten Aktualisierungen durch den DESMA-Fernwartungskanal gezielt auf dem DESMA-Gateway bereitgestellt und anschließend automatisiert über den TFTP-Server durchgeführt werden.

Der in der Sensorbox verwendete Beschleunigungssensor-Chip (ST LIS3DH) misst Beschleunigungen in den drei Raumachsen x, y und z. Auf jeder Achse wird dabei die Beschleunigung als Vielfaches der Erdbeschleunigung g gemessen. Diese beträgt ca. 9,81 m/s². Wenn die Sensorbox auf einer mit 90° zum Erdradius ausgerichteten Oberfläche liegt und sich in Ruhe befindet, beträgt die gemessene Beschleunigung in z-Richtung 1 g. Auf den anderen beiden Achsen x und y sind es entsprechend 0 g. Der von der Sensorbox gesendete Messwert wird dabei in [mg] (Milli-g, 1/1000 g) ausgegeben.

Der Messbereich ist für alle Achsen einheitlich im Bereich von ±2 g bis ±16 g einstellbar. Die davon abhängige maximale Auflösung liegt im Bereich zwischen 1 mg [1/1000 g] bei einem Messbereich von ±2 g und 12 mg [12/1000 g] bei einem Messbereich von ±16 g.

Bei der Sensorbox ist der Messbereich über eine Konfigurationsdatei auf der SD-Karte einstellbar. Die Datei kann entweder manuell auf die SD-Karte oder übers Netzwerk per TFTP geschrieben werden.

Der verbaute Beschleunigungssensor-Chip ist werkseitig auf 0 g kalibriert. Allerdings kann der Wert in Abhängigkeit von Umweltfaktoren (Temperatur, Luftfeuchtigkeit) und der Position auf der Erde laut Hersteller im Bereich ±40 mg variieren.

Nachdem die ersten Testmessungen an der Spindel Beschleunigungswerte jenseits von 8 g gezeigt haben, wurde der Messbereich für die überwachten Testanlagen auf ±16 g eingestellt. Aufgrund eines internen Fehlers in der Sensorbox bei der Umrechnung der Rohwerte in [mg] musste der übermittelte Wert nachträglich mit 1,5 multipliziert werden, um auf den tatsächlichen mg-Wert zu kommen. Der Fehler wurde zwischenzeitlich in der Software der Sensorbox behoben, das Update wurde aber während der Projektlaufzeit nicht mehr eingespielt.

II.6.5 Geschäftsmodelle für den LongLife Ansatz

Um einen Ansatz wie den des Projektes LongLife in der Praxis zu etablieren, bedarf es geeigneter Geschäftsmodelle, die den Anbietern und Kunden sowie weiteren beteiligten Partnern konkrete Vorteile bieten. LongLife zielt grundsätzlich nicht auf die eigentliche Entwicklung neuer technischer Systeme ab. In vielen Fällen werden die

LongLife-Ansätze auf Systeme angewendet werden, die im Grundsatz bereits entwickelt und teilweise bereits produziert und beim Kunden im Einsatz sind. Eine Herausforderung besteht daher darin, Geschäftsmodelle, die auf frühzeitigen Austausch und Entsorgung von Komponenten ausgerichtet sind, durch Geschäftsmodelle zu ersetzen oder mindestens zu ergänzen, die es vorteilhaft machen, solche Komponenten deutlich länger zu nutzen und damit Ressourcen zu sparen. Das heißt zum Beispiel, auch für den Produzenten der Komponente muss es vorteilhaft sein, dass sein Kunde eine Komponente länger nutzt, anstatt eine neue Komponente zu kaufen und die alte zu entsorgen. Als Konsequenz müssen die Geschäftsmodelle die voraussichtlich unterschiedlichen Beteiligten des Gesamt-Wertschöpfungsnetzwerks, z.B. auch Systemanbieter und Anbieter von Services, mit einbeziehen, wodurch es zu komplexeren Verknüpfungen kommen kann.

Der LongLife-Ansatz baut auf die Auswertung von Daten überwachter technischer Systeme auf. Hierbei bestimmen deren Einsatz und den dabei vorherrschenden Einsatzbedingungen maßgeblich Folgeprozesse, wie Wartung und Service. Von daher sind diese Daten nach dem Business Model Canvas [Osterwalder und Pigneur 2010] eine „Schlüssel-Ressource“ und deren Erhebung oder Beschaffung eine „Schlüssel-Aktivität“. Die Erfahrungen aus einer Vielzahl von Anwendungsfällen bei allen Projektpartner zeigten, dass Unternehmen in der Regel sehr restriktiv bzgl. des Zugriffs auf Firmennetze und eigene Daten sind. Daher wurde im Projekt nach Ansätzen gesucht, die es für die Unternehmen vorteilhaft machen, Zugriff auf Daten zu gewähren, zumindest temporär auf Teile der Daten. Hier bot insbesondere der temporäre Zugriff auf die Komponenten und die Daten, wie sie in LongLife verfolgt wurde, eine Möglichkeit, die Hemmschwellen zu senken.

Partner und relevante Stakeholder im Wertschöpfungsnetzwerk sowie deren Anforderungen

Die ersten Überlegungen zu den grundsätzlichen Ansätzen für Referenz-/Grundgeschäftsmodelle standen in enger Wechselwirkung zur Anforderungsanalyse. Die dort ermittelten Typen von Stakeholdern stellten eine wichtige Eingangsgröße zur Ausgestaltung der Geschäftsmodelle dar.

Unter Stakeholdern (Anspruchsgruppen) werden alle Personen, Gruppen oder Institutionen verstanden, die von den Aktivitäten eines Unternehmens direkt oder indirekt betroffen sind oder die irgendein Interesse an diesen Aktivitäten haben. Der Zweck, die Ziele und die Strategie eines Unternehmens sollten darauf ausgerichtet sein, dass die Interessen, Erwartungen und Ansprüche der wichtigen und einflussreichen Stakeholder immer erfüllt werden.

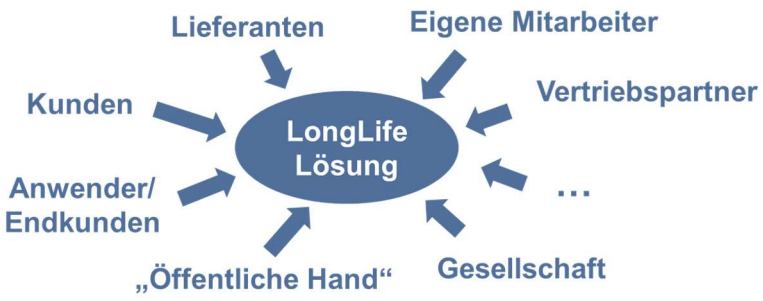


Abbildung 97: Potenzielle Stakeholder, die zu berücksichtigen sind

Projektintern wurde hierfür ein Workshop (geplant und geleitet von ENCOWAY und der Universität Bremen) durchgeführt, der Grundlagen der Anforderungsanalysen enthielt, vor allem aber auf die Erarbeitung von unterschiedlichen Vorgehensvorschlägen in Bezug auf die unterschiedlichen Stakeholder-Gruppen abzielte.

Zur Klärung, welche Stakeholder bei welchen der Partner der Wertschöpfungskette relevant sind, wurde ein erster Blick auf die Grundkonzepte der Geschäftsmodelle erforderlich.

Hierfür wurden zunächst drei Szenarien betrachtet, die in der nachfolgenden Grafik von den entsprechenden Nummern repräsentiert werden.

	System-anbieter	Dienst-leister	Kunde	???
Entwicklung u. Fertigung des Prüfstands		1 2 3		
Eigentümer des Prüfstands	1	3	2	
Anwendung des Prüfstands	1	3	2	
Entwicklung der Prognose-Plattform	1	2 3		
Vorhalten der Prognoseplattform	1	2 3		
Eigentümer der Daten	1	3	2	

Erlösmodell

	Direkt	Indirekt
Transaktion	3 2	
Transakt.-unabhängig	1	2

Abbildung 98: Mögliche Verteilung der Verantwortung im Kontext der LongLife Lösung

Szenario 1: Der Systemanbieter (Anlagenhersteller, der die betrachtete Komponente verbaut) bezieht den LongLife-Prüfstand von Dienstleister und stattet damit seine Service-Techniker aus. Er entwickelt die Plattform und hält sie vor. Die Lebensdauerprognose ist Teil des regulären Wartungsvertrags, den der Kunden beauftragt und als Dienstleistung bezahlt.

Szenario 2: Der Systemanbieter bezieht den LongLife-Prüfstand von Dienstleister und verkauft diesen an den Kunden (Betreiber der Anlage, in der die betrachteten Komponenten verbaut sind), der die Messung selbst durchführt, um seine Anlage zu beurteilen. Der Systemanbieter hält die Plattform, die er selbst entwickelt hat, als kostenlosen Service vor (Datenquelle).

Szenario 3: Der LongLife-Prüfstand und die Plattform werden von (unterschiedlichen) Dienstleistern entwickelt, vorgehalten und angewendet, die Messung und Ergebnisse als Service (Einzelauftrag) anbieten.

Zusammenfassend wurden auf Basis der Anforderungsanalyse und des Einstiegs in die Diskussion der Geschäftsmodelle insgesamt fünf mögliche Akteure identifiziert, die im Wertschöpfungsnetz bei der Leistungserbringung auf Basis des LongLife-Systems eine Rolle spielen:

1. **Systemholder** => entwickelt die Methoden und die Technik (Hardware und Software) für die Datenerhebung, die Datenübertragung, die Prognose sowie Plattform, über die dies erfolgt, und stellt diese bereit.
2. **Komponentenhersteller** => entwickelt, produziert und liefert die betrachtete technische Komponente, z.B. ein Lager.
3. **Anlagen- bzw. Systemhersteller** => entwickelt, produziert und liefert das System, in dem die betrachtete technische Komponente zum Einsatz kommt. Übernimmt ggf. auf Wartungsarbeiten an dem System.

4. **Anlagen- bzw. Systembetreiber** => betreibt das System, in dem die betrachtete technische Komponente zum Einsatz kommt, und übernimmt i.d.R. auch Instandhaltungsaufgaben im Zusammenhang mit dem System.
5. **Dritte Dienstleister, insbes. Instandhaltungsdienstleister** => bieten Instandhaltungsleistungen und ggf. weitere Services im Zusammenhang mit der betrachteten Komponente und dem System, in dem sie zum Einsatz kommt, an.

Bei diesen möglichen Partnern sind gemäß des in Abbildung 8 dargestellten Prozesses unterschiedliche Aktivitäten durchzuführen und Entscheidungen zu treffen. Diese liegen in der Zuständigkeit unterschiedlicher Stakeholder, die jeweils eigene Anforderungen an die LongLife-Lösung haben. Folgende Stakeholder wurden unterschieden:

- **Stakeholder 1** => entscheidet, ob und wie eine Prognose der Restlebensdauer genutzt und weiterentwickelt wird, inkl. der betriebswirtschaftlichen Rahmenbedingungen.
- **Stakeholder 2** => ist dafür zuständig, die technischen Voraussetzungen für die Messung und Bereitstellung der für die Prognose erforderlichen Daten zu schaffen. Legt die zu messenden Parameter fest.
- **Stakeholder 3** => führt die Messung durch und stellt die Daten bereit. Kümmert sich u.a. auch darum, dass die damit verbundenen Prozesse entwickelt und geschult werden.
- **Stakeholder 4** => nutzt die Prognoseergebnisse und setzt sie in konkrete Maßnahmen um.

Für jeden dieser Stakeholder-Typen wurde ein Fragebogen entwickelt, anhand dessen die fallspezifischen Rahmenbedingungen und Anforderungen bei den entsprechenden Ansprechpartnern der Organisationen abgefragt wurden.

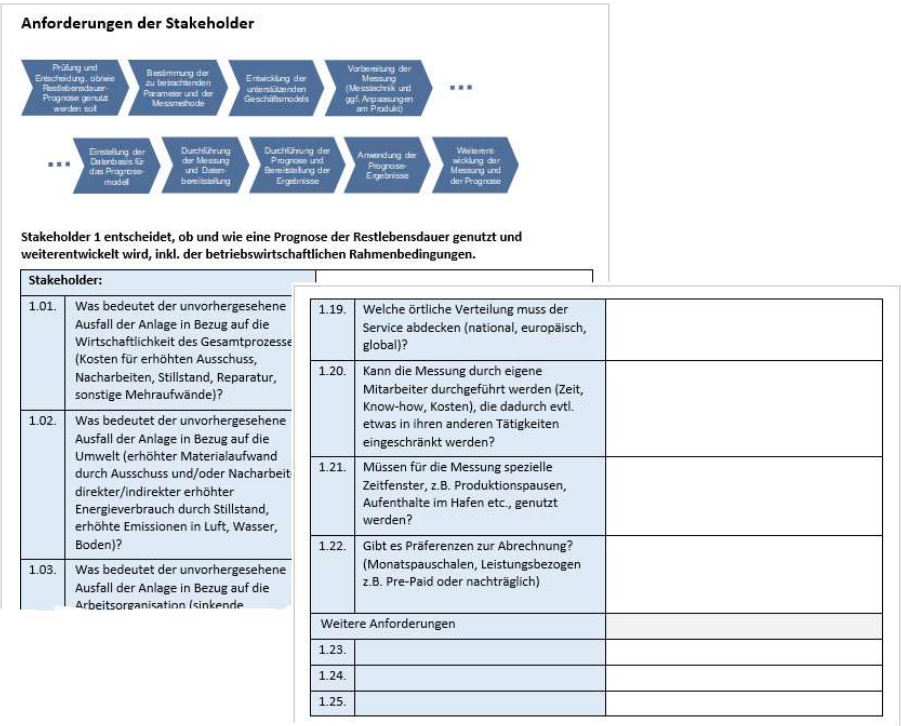


Abbildung 99: Fragebögen an die unterschiedlichen Stakeholder-Typen

Potenzielle LongLife-Wertangebote

Nachdem über Interviews und die Fragebögen ein erstes Verständnis zu dem Anwendungs-Szenario, den relevanten Stakeholdern wie zu Rahmenbedingungen und Anforderungen aufgebaut worden ist, wurde durch Anwendung der Value Proposition Canvas [Osterwalder et al. 2015] untersucht, welcher konkrete Mehrwert die Basis eines zukünftigen Geschäftsmodells für den LongLife-Ansatz im jeweiligen Anwendungsfall sein könnte. Dazu wurden die Aufgaben, Probleme und Wünsche der Stakeholder analysiert und in Beziehung zu den Möglichkeiten der LongLife-Lösung gesetzt. Daraus ergibt sich dann das Wertangebot für die Business Model Canvas.

Exemplarisch ist nachfolgend die Übersicht für Servicetechniker der Maschinebauer (DESMA, EFAFLEX) abgebildet.

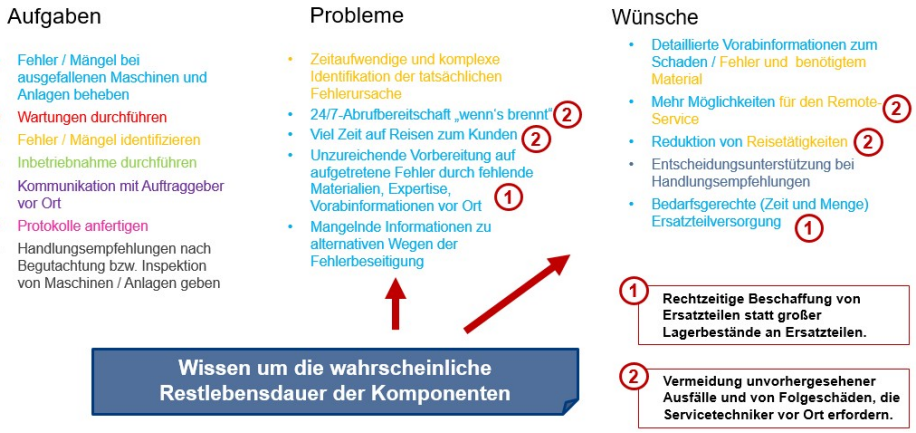


Abbildung 100: Aufgaben/Probleme/Wünsche eines Service Technikers und LongLife-Nutzenversprechen

Leistungsbeziehungen und Anreize zur Datenbereitstellung

Um eine Aussage über die mögliche Restnutzungsdauer der Komponenten zu ermöglichen und damit den verfolgten Mehrwert zu generieren, müssen für diesen Service mehre Leistungsbausteine erbracht werden. Dies sind:

1. **Entwicklung eines Prognosemodells für ein spezifisches technisches System.**
   Für den spezifischen Anwendungsfall, der bestimmte Komponenten aber auch Gruppe vergleichbarer Komponenten umfassen kann, muss ein speziell zugeschnittenes Prognosemodell entwickelt und getestet werden. Dies muss vorher anhand der konkreten Anforderungen, z.B. der geforderten Genauigkeit, spezifiziert werden. Dies stellt eine initiale Investition in die Anwendung des LongLife-Ansatzes dar.
2. **Bereitstellung und Betrieb der Prognose-Plattform.**
   Die Prognosemodellen laufen auf eine Plattform, die auch die Anwenderschnittstelle für die Abfrage der Prognose, die Bereitstellung der für die Prognosen erforderlich Daten und den Abruf der Prognoseergebnisse bietet.
3. **Durchführung der Datenerhebung und Abruf der Prognosen.**
   Je nachdem, von wem diese durchgeführt werden, können auch die Erhebung der Daten und der Abruf darauf basierender Prognosen angebotene Leistungen sein.

4. **Erstellung von Prognosen.**
   Es wird an die Plattform bzw. auf der Plattform eine Anfrage zur wahrscheinlich möglichen Restnutzungsdauer einer bestimmten Komponente gestellt, z.B. für ein in einer Maschine verbautes Lager. Dazu werden die für die Prognose benötigten Daten bereitgestellt (hochgeladen). Die Prognose wird aus den Daten berechnet und das Ergebnis auf der bzw. über die Plattform zur Verfügung gestellt.
5. **Bereitstellung der Mobilen Prüfstation (Verkauf oder Vermietung)**.
   Zum LongLife-Ansatz gehört auch die technische Unterstützung der Aufnahme der erforderlichen Daten an dem System, in dem die betrachtete Komponente zum Einsatz kommt. Der Grundsatz ist, dies über eine Mobile Prüfstation zu tun, die bereits im Standard mit unterschiedlichen Sensoren bestückt ist und eine Anbindung zur Plattform bietet. Ggf. umfasst diese Leistung auch Anpassungen an bzw. Erweiterungen für die spezifischen Datenbedarfe der Anwendungsfälle.
6. **Beratung und Schulungen.**
   Bei der Planung und Umsetzung des LongLife-Ansatzes kann es Bedarf für Beratung und Schulung der Anwender geben.

Diese Leistungen stellen für sich noch keinen Mehrwert dar. Dieser entsteht erst durch die Nutzung für die Zwecke des Anwendungsfalls. Zu wissen, wie lange der Restnutzungsdauer einer Komponente noch ist, wird erst dadurch zu einem Mehrwert, dass sich auf Basis dieser Information z.B. das Wartungsintervall verlängern lässt oder die Zahl ungeplanter Ausfälle reduziert werden kann. Bei der Frage nach dem Mehrwert müssen die Perspektiven der Partner unterschieden werden.

Ein wesentlicher Kunde im LongLife-Kontext ist der Betreiber des technischen Systems, in dem die betrachtete Komponente verbaut ist. Der Mehrwert einer besseren Kenntnis der Restnutzungsdauer steht im Wesentlichen im Zusammenhang mit dem Ausfall oder der eingeschränkten Nutzbarkeit der Komponente:

- Kosten des Produktions-/ Leistungsausfalls, bzw. deren Einschränkung. Dies umfasst insbesondere die Zeit zur Behebung ungeplanter Ausfälle, aber auch die Zeiten für geplante Ausfälle für Wartung und Austausch von Komponenten.
- Kosten des Austausches der Komponente (ohne Komponentenkosten). Hierbei geht insbesondere um den Arbeitsaufwand.
- Kosten der Ersatzbeschaffung der Komponenten, insbesondere der Teilekosten.
- Kosten von Ausschuss, der aus dem Ausfall der der Beeinträchtigung der betrachteten Komponente resultiert.
- Kapitalbindungs-, Lagerhaltungs- und Verschrottungskosten für Ersatzteile, die vorgehalten werden, um längere Ausfälle zu vermeiden.

Der zweite wichtige Adressat ist der Anlagenhersteller. Für diesen kann sich der Mehrwert aus einem oder mehreren der folgenden Punkte ergeben:

- Verbesserte Wettbewerbsfähigkeit des technischen Systems durch die Möglichkeit, eine Restnutzungsdauer-Prognose anzubieten (Umsatz und Marge).
- Verbesserte Wettbewerbsfähigkeit der zum System bereits angebotenen Services (z.B. Umsatz und Marge von Wartungspaketen).

- Zusatzerträge aus erweitertem Service für die System-Kunden.
- Bindung des Kunden für das Ersatzteilgeschäft (vermeiden, dass auf alternative Anbieter ausgewichen wird).
- Bessere Datenbasis bzgl. der Komponenten (Beschaffungskosten, Anlagenoptimierung, Entwicklungsaufwand).
- Bessere Datenbasis bzgl. des Nutzungsverhaltens des Anlagenbetreibers (=> Anlagenoptimierung, Entwicklungsaufwand).

Der identifizierte potenzielle Mehrwert stellt die Grundlage für die Vergütung der empfangenen Leistungen dar. Er muss so groß sein, dass er die geforderte Vergütung übersteigt, um die Anwendung des LongLife-Ansatzes als vorteilhaft zu bewerten. Grundsätzlich kann zwischen direkten und indirekten Vergütungen sowie zwischen transaktionsabhängigen und transaktionsunabhängigen Vergütungen unterschieden werden. Die direkten Vergütungen sind von dem Empfänger der Leistungen zu zahlen bzw. zu erbringen, während die Indirekten Vergütungen dem Leistungsempfänger nicht „direkt in Rechnung“ gestellt werden, sondern über Dritte beglichen oder intern quer-subventioniert werden. Erfolgt eine transaktionsabhängige Vergütung, richtet diese sich danach, wie oft die Leistung in Anspruch genommen wurde oder danach, welcher Aufwand tatsächlich entstanden ist. Ist dies nicht der Fall, ist von einer transaktionsunabhängigen Vergütung auszugehen; es werden z.B. Pauschalen in Rechnung gestellt.

Im Projekt wurden somit folgende alternative Möglichkeiten für die Vergütung betrachtet:

- Eine **direkte, transaktionsabhängige Vergütung**. Beispiele aus dem LongLife Kontext:
  - Die Mobile Prüfstation kann für einen Stückpreis an Interessenten (Anlagebauer, Anlagenbetreiber, Instandhaltungsdienstleister) verkauft werden.
  - Es erfolgt eine Abrechnung jeder einzelnen abgerufenen Prognose.
  - Die Erstellung des Prognosemodells wird nach Aufwand abgerechnet.
- Eine **direkte, transaktionsunabhängige Vergütung**. Beispiele:
  - Es wird eine periodenbezogene Pauschale, z.B. eine Monatspauschale, für den Zugriff auf die Plattform abgerechnet, unabhängig davon, wie oft oder wie lange darauf zugegriffen wurde.
  - Es wird eine periodenbezogene Pauschale, z.B. eine Monatspauschale, für die abgerufenen Prognosen abgerechnet, unabhängig davon, wie viele es waren.
  - Es wird ein pauschaler Gesamtpaketpreis, z.B. für ein Jahr, für die zur Verfügung gestellte Mobile Prüfstation, den Zugriff auf die Plattform und die abgerufenen Prognosen berechnet.
- Eine **indirekte, transaktionsunabhängige Vergütung**. Beispiele:
  - Die Leistungen werden dem Empfänger nicht direkt berechnet, sondern intern aus dem F&E-Budget subventioniert, weil dort Interesse an den Daten aus dem operativen Betrieb der Anlage besteht.
  - Die Leistungen werden aus Erlösen der Anlagenverkäufe subventioniert, da sie einen Wettbewerbsvorteil gegenüber anderen Anbietern darstellen.
- Eine **indirekte, transaktionsabhängige Vergütung**. Beispiele:
  - Die oben aufgeführten Beispiele für indirekte Vergütung könnten auch hier angeführt werden. Es stellte sich jedoch die Frage, ob es sinnvoll wäre, diese dabei transaktionsbezogen abzurechnen.

Die Vergütungsansätze können vielfältig kombiniert werden. Es könnte z.B. eine Pauschale für die ersten 100 Prognosen geben und alle weiteren würden pro Abruf abgerechnet werden.

Ein besonderer Ansatz der Vergütung besteht darin, das ganze System als Service anzubieten („*As-a-Service*"). In diesem Fall würde der Betreiber das System nicht kaufen oder mieten, sondern die damit erzielte Produktionsleistung vergüten. Die Möglichkeit, die Restnutzungsdauer zu prognostizieren, könnte bei so einer Lösung das Risiko des Anlagenbauers reduzieren und zudem die Möglichkeit bieten, Einsparungen durch höhere Effizienz zu erzielen. Vergütet würde der LongLife-Service in so einem Fall pauschal aus den As-a-Service-Erlösen.

Besonderes Augenmerk wurde bei den Überlegungen auf eine eventuelle Vergütung von bereitgestellten Daten gerichtet. Zwei Arten von Daten wurden dabei betrachtet:

- Daten, die erforderlich sind, um den Service, insbes. das Prognosemodell zu entwickeln.
- Daten, die für die Erbringung des Service erforderlich sind, insbes. Daten, auf deren Basis die Prognose der Restnutzungsdauer berechnet wird.

Um die Partner zur Datenbereitstellung bzw. zur Gewährung des Zugriffs auf Daten zu motivieren, sind unterschiedliche Anreiz-Ansätze möglich:

1. Als Mehrwert wird der Service selbst angeboten, wird ein Service verbessert oder können zusätzliche Services angeboten werden.
   - Durch die Aussagen zur Restnutzungsdauer können z.B. Wartungsintervalle ohne ein höheres Ausfallrisiko fallspezifisch verlängert werden.
   - Auf Basis der Daten könnten z.B. Empfehlungen für eine Optimierung der Fahrweise des Systems angeboten werden.
2. Die Datenbereitstellung wird direkt oder indirekt vergütet.
   - Eine direkte Vergütung entspricht einem Verkauf von Daten.
   - Eine indirekte Vergütung kann z.B. durch das Gewähren von Rabatten auf den Service oder andere Leistungen erfolgen.
   - In diese Kategorie von Anreizen kann auch der Zugriff auf bestimmte Serviceleistungen, die nicht im direkten Zusammenhang zu den bereitgestellten Daten stehen, eingeordnete werden. Z. B. wird ein besonderer Kundenstatus gewährt, der mit einer beschleunigten Lieferung von Ersatzteilen verbunden ist.
3. Zugriffe auf Analysen in einem Netzwerk von Partnern, die durch die eigenen Daten in der Aussagekraft verbessert werden.
   - Ein Beispiel dafür wäre ein Benchmarking-Ansatz.

Im Zusammenhang mit der Motivation zur Datenbereitstellung wurde deutlich, dass es den Unternehmen dabei häufig nicht in erster Linie um eine Vergütung / Honorierung geht. Vielmehr muss die Sicherheit vermittelt werden, dass sensible Daten vertraulich und sicher gehandhabt werden. So wird genau bewertet, wo die Daten gespeichert werden und wer Zugriff darauf hat. Hilfreich sind ergänzende Angebote, mit denen Daten anonymisiert oder pseudo-anonymisiert werden können.

Daten sind somit, wie bereits oben dargestellt, eine Schlüssel-Ressource im Business Model Canvas, und das Verfügbarmachen der benötigten Daten eine Schlüssel-Aktivität. Der damit verbundene Aufwand stellt häufig eine relevante Kostenposition dar und muss entsprechend im Business Model Canvas berücksichtigt werden.

Im Rahmen des Projektes wurde ein Vorschlag zum Vorgehen bei der Aufwand-Nutzen-Bewertung der Datenbeschaffung entwickelt, der in der nachfolgenden Grafik dargestellt ist.

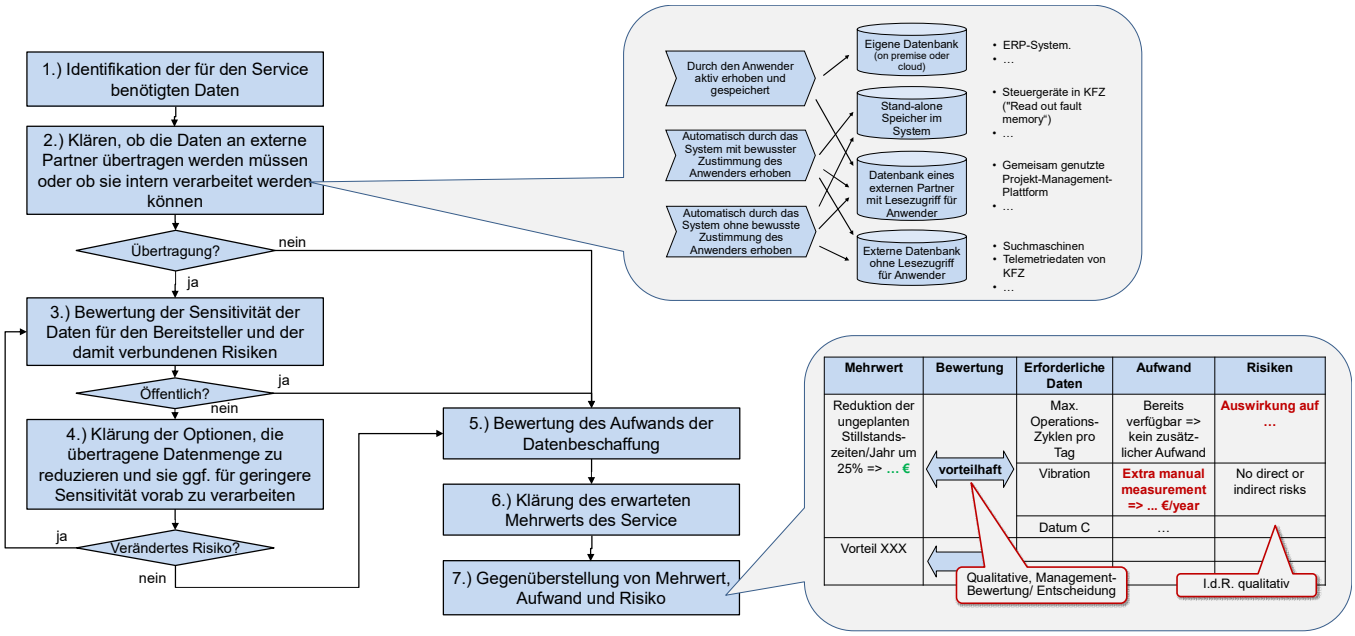


Abbildung 101: Vorgehensvorschlag zur Bewertung von Aufwand, Nutzen und Risiko bei der Datengewinnung

Referenzbausteine für fallspezifische LongLife-Geschäftsmodelle und Katalog für Szenarien

Aus den vorangegangenen Überlegungen sind zusammengefasst folgende Bausteine für die Ausgestaltung fallspezifischer LongLife-Geschäftsmodelle hervorgegangen:

- Die potenziell beteiligten Partner, die im Wertschöpfungsnetzwerk Kunden und Lieferanten von Leistungen sein können.
- Leistungsbausteine, die eine Prognose der Restnutzungsdauer ermöglichen.
- Mögliche Gegenleistungsbausteine, mit denen empfangene Leistungen vergütet / honoriert werden.
- Mögliche Mehrwertbausteine, die die Basis für eine Vergütung von Leistungen liefern.

Auf diese Bausteine kann bei der Erstellung einer konkreten Business-Model-Canvas [Osterwalder u. Pigneur 2010] bzw. einer Smart Service Canvas [Pöppelbuß u. Durst2017] zugegriffen werden, und sie können darin nach Bedarf kombiniert werden, wie in der nachfolgenden Grafik dargestellt.

Die Struktur ist so angelegt, dass sie sich über mehrere Ebenen erstrecken kann (siehe Abbildung 103).

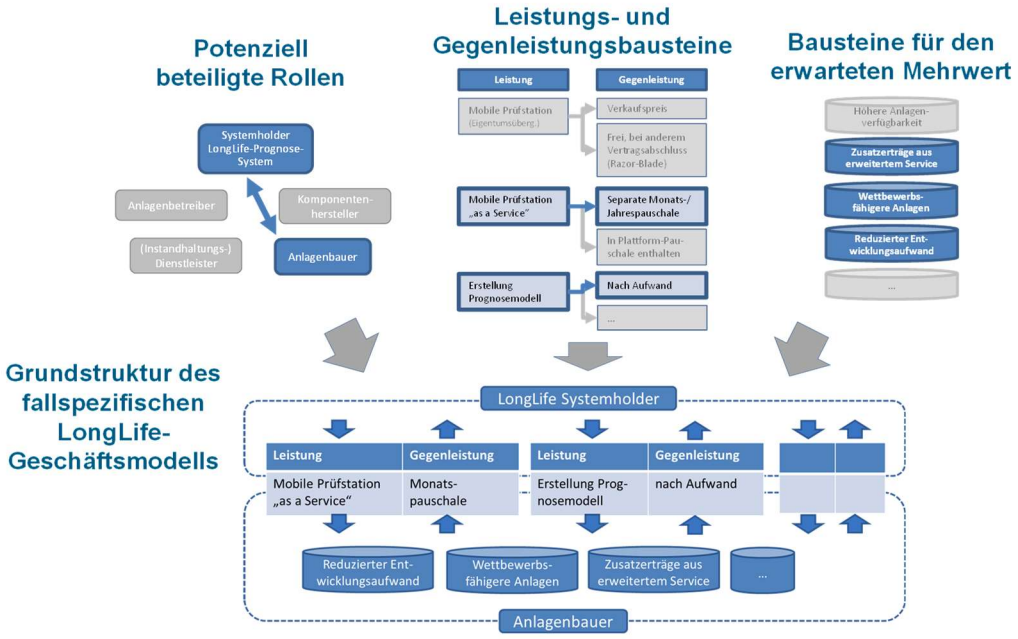


Abbildung 102: Aus Bausteinen des Referenzmodells wird ein spezifisches LongLife-Geschäftsmodell erstellt

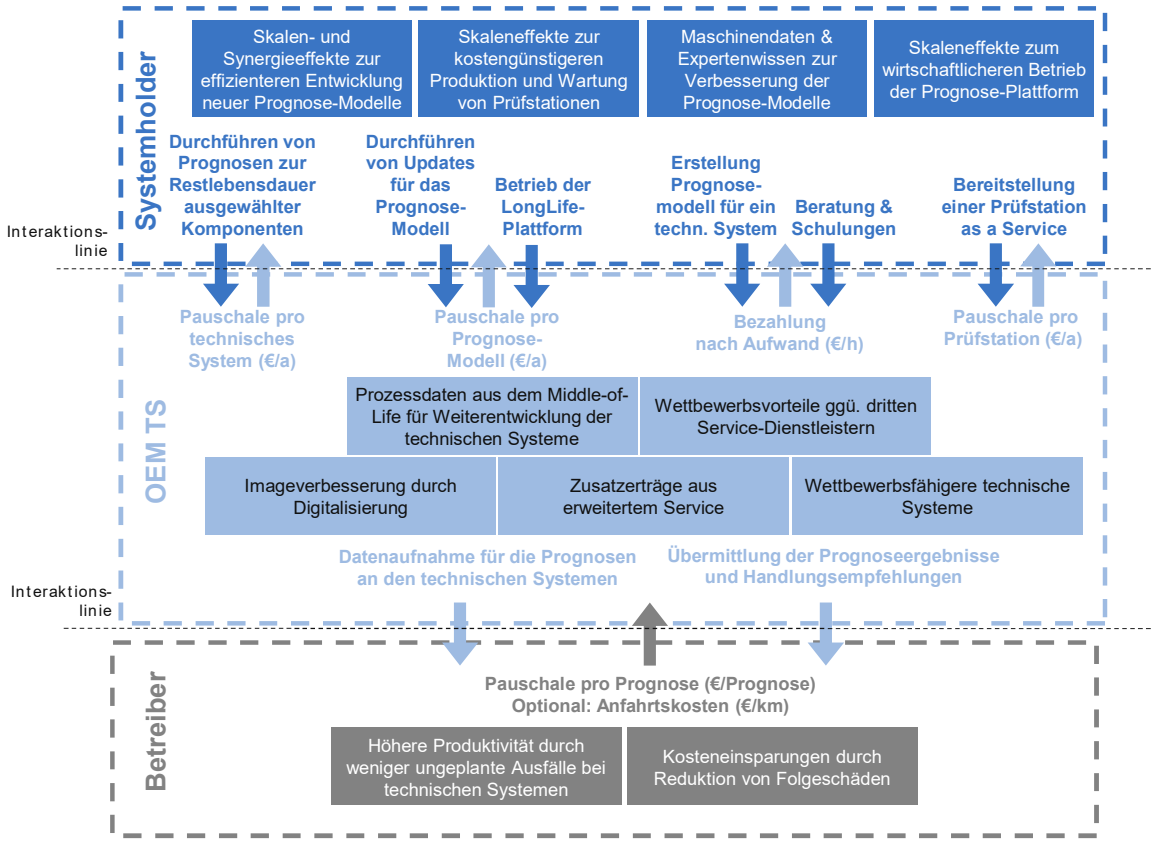


Abbildung 103: Ein LongLife-Geschäftsmodell, das sich über mehrere Partnerebenen erstreckt

Aus diesen Überlegungen erwuchs der Ansatz eines Geschäftsmodell-Konfigurators der im folgenden Abschnitt näher erläutert wird.

Grundsätzlich ist durch die Kombinationsmöglichkeiten eine Vielzahl an Geschäftsmodell-Szenarien denkbar. Mit dem Ziel, interessierten Unternehmen mögliche und realitätsnahe Einsatzszenarien für den LongLife-Ansatz aufzuzeigen, wurden im Rahmen des Projekts Muster-Geschäftsmodellszenarien erstellt. Diese zeigen die bilateralen Beziehungen zwischen den Akteuren mit den vorgesehenen Leistungen und Gegenleistungen.

Diese variieren in der Beziehung zwischen Anlagenhersteller und Kunde und decken dadurch verschiedene Anwendungsfälle ab, die in Expertengesprächen als sinnvoll eingestuft wurden. Die Beziehung zwischen dem Systemholder und dem Anlagenhersteller bleibt hingegen in allen Geschäftsmodell-Mustern gleich und beinhaltet initiale Kosten für die Entwicklung der Referenz-Prognosemodelle, sowie monatliche Beiträge pro Prognosemodell, pro mobiler Prüfstation und pro Durchführung von Prognosen.

Der nachfolgend beschriebene Katalog für Geschäftsmodell-Szenarien kann als eine Art *White-Label-Lösung* betrachtet werden, die dem Anlagenhersteller verschiedene Geschäftsmodelle aufzeigt. Die Geschäftsmodelle sind dabei modular aufgebaut, sodass die Bausteine unterschiedlich ausgeprägt sein und kombiniert werden können. Der System-Holder gibt Empfehlungen und berät, welche Szenarien für den Anlagenhersteller unter welchen Bedingungen sinnvoll sind.

Gemäß den erstellten Muster-Geschäftsmodellszenarien kann eine Prüfstation z. B. als Teil der Wartungsarbeiten eingesetzt und direkt im Rahmen eines bestehenden Wartungsvertrags inbegriffen sein. Alternativ wurden Szenarien betrachtet, bei denen die Kunden die Prognosen gesondert beauftragen (Prognosen *As-a-Service*) oder wo sie die Prognosen mithilfe einer mobilen Prüfstation selbst aufnehmen. Letzteres kann insbesondere für Endkunden mit eigenem Instandhaltungspersonal interessant sein, um Kosten zu sparen und die Überprüfung der Maschinen zeitlich besser einzuplanen.

Tabelle 19: Katalog für Geschäftsmodell-Szenarien aus Sicht des Anbieters und des Betreiber des technischen Systems

Nr.	Name	Kurzbeschreibung	Anwendungsfälle
1	Instandhaltung zum Festpreis	Die LongLife Prognosen sind Teil eines Wartungspakets, welches zu einem Festpreis pro System angeboten wird.	▪ Service-Verträge mit erhöhter Service-Qualität ▪ Bei stationärer und mobiler Prüfstation möglich
2	Individualprognosen as a Service	LongLife-Prognosen sind losgelöst von bestehenden Serviceverträgen, sondern werden pro Einsatz individuell berechnet.	▪ LongLife-System als Unterstützungs-Tool bei schwierigen oder aufwendigen Diagnosen ▪ ServicePlus: Zustandsprüfung nach durchgeführtem Service
3	Self-Service für Betreiber	Der Betreiber führt die Datenaufnahme mit der mobilen Prüfstation vor der regulären jährlichen Wartung selbst durch. Wenn Teile getauscht werden müssen, dann nimmt der Service Techniker die Teile direkt mit zur Wartung, basierend auf bestehenden Serviceverträgen.	▪ Betreiber hat eigenes Instandhaltungspersonal und möchte Kosten senken ▪ Kosten für die Einrichtung stationärer Maschinenüberwachung ist zu hoch
4	Performance-based Contracting	Der Betreiber bezahlt eine Grundgebühr plus leistungsabhängige Zahlungen für das Erbringen einer vorherdefinierten Leistung z.B. je nach Anlagenverfügbarkeit oder der Nutzungsintensität.	▪ Betreiber fordern leistungsrechtere Abrechnungsmodelle vom Anlagenhersteller ▪ Bei stationärer und mobiler Prüfstation möglich
5	Servicepartner-Modell	Ein externer Dienstleister führt die Serviceleistung (ggf. im Auftrag des Anlagenherstellers) durch. Wie in Geschäftsmodellmuster 1-4 beschrieben, kann dieses Modell ebenfalls als Festpreis-, Individualservice-, Self-Service- oder als leistungsbasiertes Modell eingesetzt werden.	▪ Anlagenhersteller hat keinen Servicestandort in der Nähe des Betreibers ▪ Anlagenhersteller hat keinen eigenen Service ▪ Externer Servicedienstleister sieht seine Chance, um sich von Anlagenhersteller abzuheben.

Aus den Überlegungen zur Entwicklung der Geschäftsmodelle und den damit gemachten Erfahrungen wurde ein allgemeines, schrittweises Vorgehen entwickelt. Dies ist in der folgenden Grafik dargestellt.

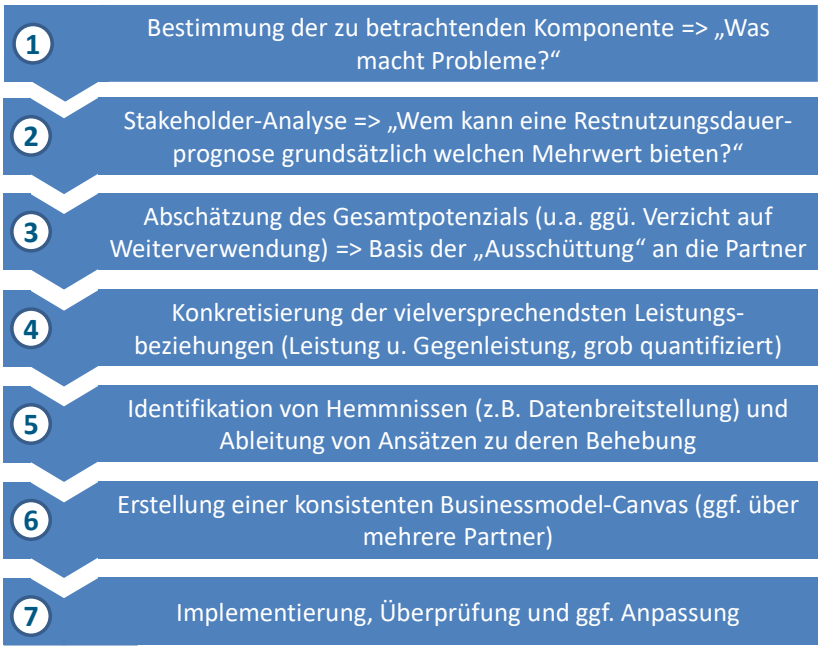


Abbildung 104: Der LongLife-Geschäftsmodell-Prozess

LongLife Geschäftsmodell-Konfigurator

Im Projekt wurden unterschiedliche Typen von Partnern und Rollen herausgearbeitet, die für die Geschäftsmodelle relevant sein können. Zudem wurden Übersichten über die in Frage kommenden Leistungsbausteine, Ansätze für entsprechende Gegenleistungen und mögliche Mehrwertbausteine erstellt. Um alle diese Elemente inklusive deren Abhängigkeiten besser handhabbar zu machen und den Anwendern eine Orientierungshilfe bei der Gestaltung für sie passender Geschäftsmodelle anzubieten, wurde eine systemtechnische Unterstützung in Form eines Geschäftsmodell-Konfigurators konzipiert und prototypisch realisiert. Der Konfigurator ist über die LongLife-Website (https://longlife.uni-bremen.de) erreichbar.

Der Anwender des Tools wird zunächst gefragt, aus welcher Rolle heraus er das Geschäftsmodell gestalten will (prototypisch ist Anlagenhersteller umgesetzt). Dann werden gewünschte Bausteine und bestimmte Merkmale des Anwendungsfalls abgefragt, aus denen sich Anforderungen an bzw. Konsequenzen für das Geschäftsmodell ergeben, z.B. die installierte Basis, für die die Prognose erstellt werden soll. Der Konfigurator generiert daraus und unter Berücksichtigung hinterlegter Regeln einen Vorschlag für ein passendes Geschäftsmodell. Nachfolgend ist dieser Ansatz grafisch dargestellt.

Abbildung 105 zeigt das im Konfigurator umgesetzte Konzept. Über Regeln und Beziehungen werden, ausgehend von den beteiligten Partnern, Referenzbausteine verknüpft und Vorschläge zum Geschäftsmodell unterbreitet.

Die Handhabung des Konfigurators und das Ergebnis nach entsprechenden Selektionen bei den verschiedenen Fragen zeigt exemplarisch die Abbildung 106.

Abbildung 105: Referenzbausteine und deren Konfiguration für den Anwendungsfall

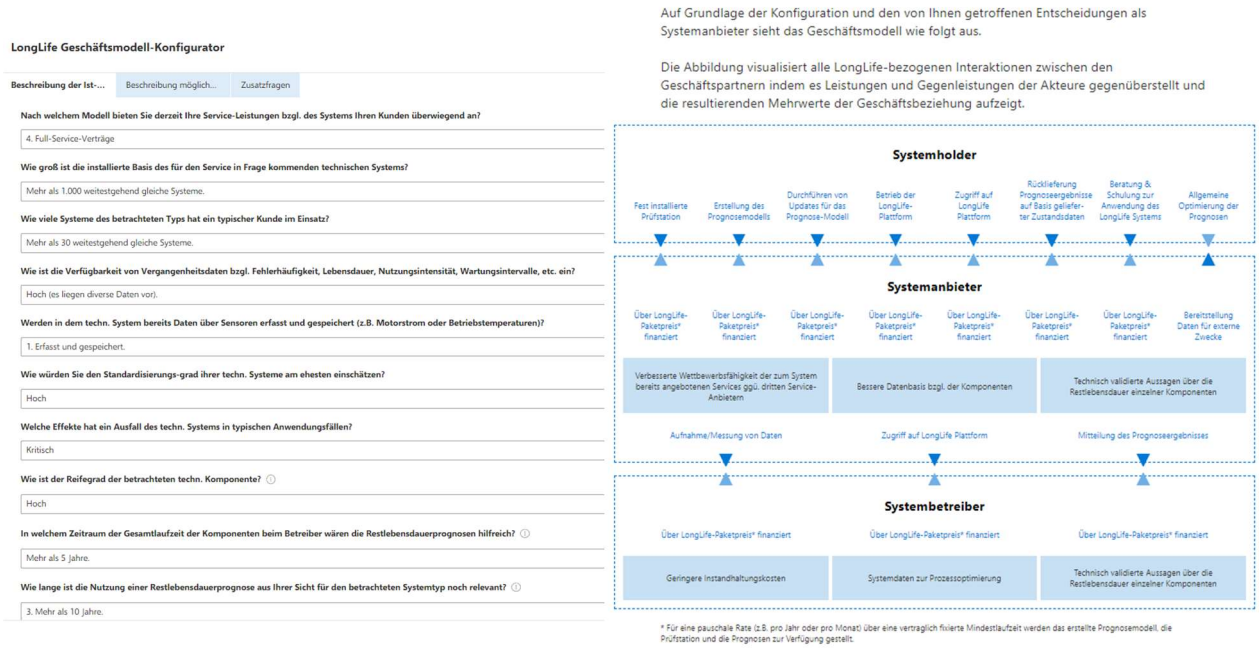


Abbildung 106: Screenshot des LongLife Geschäftsmodell-Konfigurators

II.6.5.1 Anwendung EFAFLEX (Rolltorhersteller)

Um den Anwendungsfall des Rolltorherstellers EFAFLEX ganzheitlich zu verstehen, wurden mehrere Remote-Workshops und Telefoninterviews mit Rolltorexperten der Firma durchgeführt. Zusätzlich wurden Fragebögen für MitarbeiterInnen der Fa. EFAFLEX im Service, Produktmanagement sowie der Forschung und Entwicklung entwickelt. Die darin enthaltenen Fragen adressieren die Anforderungen der Fa. EFAFLEX an die Technik, die zugrundeliegenden Prozesse sowie die Geschäftsmodelle zur Monetarisierung des LongLife-Systems.

Konkret lassen sich die zentralen Anforderungen an ein Geschäftsmodell wie folgt zusammenfassen:

- Transparente und planbare Kosten für alle beteiligten Akteure
- Monatspauschalen statt Einzeltransaktionen. Das Ziel ist ein Product-Service-System zum Festpreis (TCO-Fokus)
- Bilaterale Geschäftsbeziehungen statt komplexer Wertschöpfungsnetze
- Freie Gestaltung des Geschäftsmodells durch EFAFLEX

Aufbauend auf den Anforderungen, den konzeptionellen Grundlagen und den Geschäftsmodell-Mustern (siehe Katalog oben) wurde zunächst grundsätzlich in Frage kommende Szenarien der Leistungsbeziehungen zwischen den Partnern erstellt und bewertet. Für die weitere Vertiefung wurde dann das sogenannte „Wartungsmodell“ ausgewählt, das für den Betreiber des Tors das Szenario „Instandhaltung zum Festpreis“ aus dem oben dargestellten Katalog der Geschäftsmodell-Szenarien enthält.

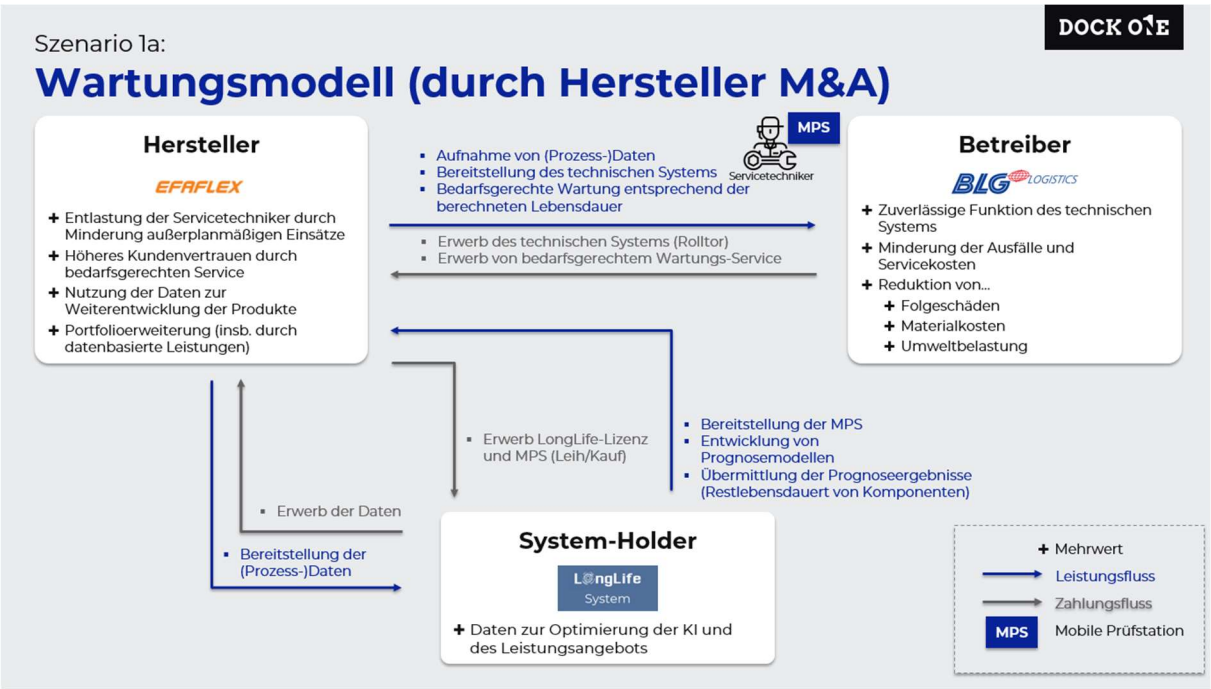


Abbildung 107: Szenario, das die Leistungsbeziehungen zwischen den Partnern abbildet

Das Szenario lässt sich wie folgt beschreiben:

- Beziehung zwischen dem System-Holder (LongLife-Konsortium) und EFAFLEX
  - EFAFLEX (Hersteller eines Torsystems) ist Kunde des System-Holders.

- EFAFLEX beauftragt den System-Holder mit der Entwicklung eines Referenz-Prognosemodells für schnelllaufende Spiralrolltore und zahlt dafür einen Betrag nach Entwicklungsaufwand.
- EFAFLEX zahlt dann einen monatlichen festen Betrag für den Betrieb der Prognose-Plattform und die Durchführung von Updates für die Referenz-Prognosemodelle an den System-Holder (pro Referenz-Prognosemodell).
- EFAFLEX bezieht fünf mobile Prüfstationen (MPS) vom System-Holder, für deren Nutzung sie monatlich einen festen Betrag zahlen.
- Die Kunden von EFAFLEX zahlen nichts an den Systemholder. Die Kosten für die Prognosen, die MPS etc. sind in der Service-Pauschale von EFAFLEX enthalten. Damit ist nur EFAFLEX der Kunde des Systemholders.

- Beziehung: EFAFLEX – Betreiber (Kunden)
  Wie EFAFLEX nun das LongLife-System in seine Service-Geschäftsmodelle integriert, liegt außerhalb des Einflussgebietes des Konsortiums und kann daher frei durch EFAFLEX gestaltet werden. Folgendes Szenario wäre denkbar:
  - EFAFLEX bietet fünf Betreibern einen bedarfsgerechten Service im Rahmen eines Servicevertrages an, der jährlich pauschal bepreist wird. Die Kunden haben in diesem Szenario im Schnitt je 10 baugleiche Rolltore im Einsatz. Vertraglich verpflichten sich die Betreiber zur regelmäßigen Erfassung von Daten zwecks Prognose der Restnutzungsdauer, die von EFAFLEX zur Einschätzung des Wartungsbedarfs nutzt. Dafür stellt EFAFLEX allen fünf Betreibern unentgeltlich je eine MPS zur Verfügung.
  - In der Summe sind es damit 50 Rolltore, die EFAFLEX an das LongLife-System anbindet, womit 50 x die monatliche Pauschale zur Durchführung von Prognosen an den Rolltoren anfällt. Der monatliche Betrag ist unabhängig von der Häufigkeit der Durchführung von Prognosen. Es greift lediglich eine zeitliche Beschränkung von einem Monat.
  - Die monatliche Pauschale für die Durchführung der Prognosen ist von EFAFLEX an das LongLife-Konsortium zu entrichten. EFAFLEX kann die Kosten dafür in die jährliche Service-Pauschale für seine Kunden einpreisen.

Im weiteren Verlauf wurde dann ein detaillierteres Geschäftsmodell mit der Methodik der Smart Service Canvas entworfen. Im gemeinsamen Austausch mit EFAFLEX wurde dieses validiert und finalisiert.

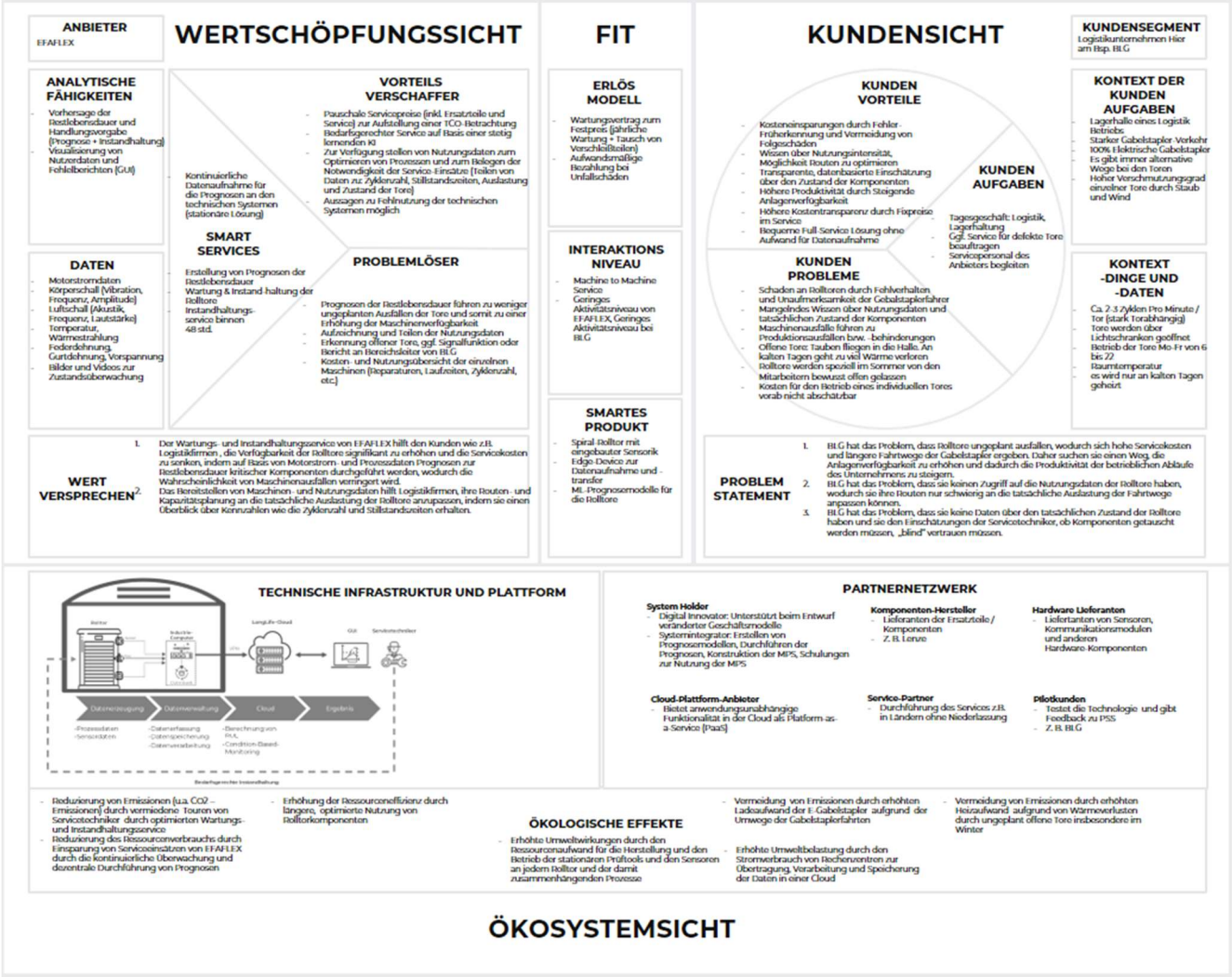


Abbildung 108: Smart Service Canvas für EFAFLEX

II.6.5.2 Anwendung DESMA (Schuhmaschinenhersteller)

Der zweite Anwendungsfall ist der Schuhmaschinenhersteller DESMA. Der LongLife-Ansatz soll wie oben beschrieben den Spindelantrieb (Antriebseinheit einer Mischschnecke von einer Schuhmaschine) angewendet werden.

Als Rahmenbedingungen für ein LongLife-Geschäftsmodell wurden folgende Daten festgehalten:

- Weltweite Installationsbasis umfasst etwa 650 Schuhmaschinen.
- Ein großer Teil dieser Maschinen ist mit der gleichen Spindel ausgestattet.
- Aktuell kann eine Spindel dreimal grundüberholt werden. Der Lagersitz ist dabei der limitierende Faktor.
    - Spindeln müssen bzgl. der Eignung für eine weitere Überholung beurteilt werden.
    - Wenn der Lagersitz der Spindel durch eine Frühwarnung und angepassten Betriebsparametern weniger belastet wird, können dadurch evtl. weitere Überholungen möglich werden.
- DESMA bietet als Service für seine Kunden eine Lösung namens „Smart-ShopFloor" an. Mit diesem Service können wie oben bereits beschrieben Betriebsdaten ausgelesen, abgelegt und dargestellt werden.

- Aktuell sind 10 von 12 Maschinen, die technisch für den Smart-ShopFloor-Service ausgestattet sind, auch an diesen angebunden.
- Es besteht das generelle Interesse, Daten aus der Nutzungsphase der Maschinen für die Maschinenoptimierung zu nutzen.
- Wesentliche Herausforderungen und damit Ansätze für den zu generierende Mehrwert sind die langen Beschaffungszeiten für Spindeln und die hohen Transportkosten bei internationalem Versand.
- Grundsätzlich kann es eine Option für die Zukunft sein, Maschinenleistung als Service anzubieten.

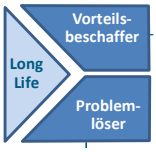
Zunächst wurde die Stakeholder-Type bestimmt.

- **Stakeholder 1:** Wer entscheidet, ob und wie eine Prognose der Restlebens-dauer genutzt und weiterentwickelt wird? Wer beurteilt bzw. schafft dafür die betriebswirtschaftlichen Rahmenbedingungen (Geschäfts-Modell)?
  - ⇨ Beim Betreiber wäre es der Produktions- bzw. der Technik-Leiter der entscheidet, ob der Service als Teil des Wartungsvertrags genutzt werden soll. I.d.R. wird dies gemeinsam mit dem kaufmännisch Verantwortlichen entschieden.
  - ⇨ Bei DESMA als Anlagenanbieter entscheidet der Produktmanager, welche Komponenten betrachtet und was untersucht werden soll. Dabei werden die Bedarfe der Kunden und der Konstruktion/Entwicklung (Datenbedarf) berücksichtigt.
- **Stakeholder 2:** Wer ist dafür zuständig, die technischen Voraussetzungen für die Messung und Bereitstellung der für die Prognose erforderlichen Daten zu schaffen? Wer legt die zu messenden Parameter fest?
  - ⇨ Parameter werden durch die Konstruktion/Entwicklung festgelegt. Z.T. auch aus Kundenanforderung.
  - ⇨ Für die erforderlichen technischen Voraussetzungen zur Datenkommunikation ist i.d.R. der Technikleiter des Betreibers zuständig.
- **Stakeholder 3:** Wer führt die Messung durch und stellt die Daten bereit? Wer kümmert sich u.a. auch darum, dass die damit verbundenen Prozesse entwickelt und geschult werden?
  - ⇨ Er wurde eine Lösung angestrebt, bei der die Messeinrichtung fest verbaut ist und die Messung sowie die Datenübertragung automatisiert erfolgt. Daher ist der Kunde i.d.R. nicht involviert.
- **Stakeholder 4:** Wer soll die Prognoseergebnisse nutzen und in konkrete Maßnahmen umsetzen?
  - ⇨ Beim Betreiber wird das i.d.R. der Maschinenführer bzw. der Vorarbeiter sein. Von dort würden dann auch Instandhaltungsmaßnahmen und Ersatzteilbestellungen angestoßen, die aus den Ergebnissen abgeleitet werden.
  - ⇨ Bei DESMA würden die Ergebnisse im After-Sales zur Optimierung des Ersatzteil-Services genutzt.
  - ⇨ Die Konstruktion von DESMA würde die Ergebnisse und die dahinterliegenden Daten zur Anlagenoptimierung nutzen.

Für die Stakeholder wurde dann anhand des vorgestellten Ansatzes der Value Proposition Canvas untersucht, welche Kundenprobleme und Kundenwünsche auf welche Weise mit der LongLife-Lösung adressiert werden können. Die nachfolgenden Graphiken zweigen eine verdichtete Zusammenfassung.

Kundenaufgaben (auch interne)	Kundenprobleme	Kundenvorteile („Wünsche“)
Maschinenverantwortlicher des Betreibers: Sicherstellen der Anlagenverfügbarkeit und	• Zeitdruck durch Maschinentakt => Fehlerbild muss schnell erfasst, analysiert und korrigiert werden. • Nicht ausreichend Daten zur Fehleranalyse => Schwierig Maßnahmen strukturiert und objektiv abzuleiten. • Lange Lieferzeiten bei Ersatzspindeln. • Bestandkosten bei eigener Ersatzteilhaltung.	• Einfache, objektive Bedienbarkeit der Anlage und das Produktionsprozesses. • Frühzeitige Info, wann Teile ausgetauscht werden müssen => Vorlauf für Ersatzteilbestellung => Bedarfsgerechte (Zeit und Menge) Ersatzteilversorgung. • Reduzierung der Wartungskosten.
Konstrukteure bei DESMA: Optimierung der Anlagen und der Wartungsintervalle	• Fehlende Datenbasis zur generellen Lebensdauer und zum „Abbauverhalten“ der Spindel.	• Mehr Daten aus der Phase des Anlagenbetriebs.
DESMA Service und Ersatzteilverkauf: Generalüberholung der Spindel und zügige, zuverlässige Ersatzteillieferung	• Fehlende Transparenz, was an Ersatzteilen kommt => reine statistische Schätzung, keine Daten. • Zurückgesendete Spindel ist z.T. nicht mehr zu überholen, da sie zu lange defekt gefahren wurde.	• Rechtzeitige Vorab-Information, um Ad-hoc- /“Feuerwehr“-Prozesse zu vermeiden. • Bessere Informationen zur Planung der Service Techniker.

Abbildung 109: Kundensicht der Value Proposition Canvas bei DESMA



Kundenprobleme	Problemlöser
Bestandkosten bei eigener Ersatzteilhaltung.	• Unterstützung von general-überholten Spindeln (geringere Kapitalbindung).
Zurückgesendete Spindel ist z.T. nicht mehr zu überholen, da sie zu lange defekt gefahren wurde.	• Verhindern, dass Spindel zu lange gefahren wird. • Zustandsbestimmung der Spindel vor dem Einschicken.
…	• …

Kundenvorteile	Vorteilsbeschaffer
Frühzeitige Info, wann Teile ausgetauscht werden müssen => Vorlauf fürET-Bestellung.	• Warnung, wenn Spindel kritischen Zustand erreicht.
Mehr Daten aus der Phase des Anlagenbetriebs.	• Daten aus der MPS verfügbar machen.
…	• …

Abbildung 110: Wertschöpfungssicht der Value Proposition Canvas bei DESMA

Daraus wurde ein mehrstufiges Geschäftsmodell abgeleitet. Die nachfolgende Graphik zeigt eine Übersicht der wesentlichen Leistungsbeziehung zwischen den Partnern im Wertschöpfungsnetzwerk. Wesentliche Elemente des Geschäftsmodells fokussieren auf den Ersatzteil-Service, speziell die Generalüberholung von Teilen, und die Integration die Service-Pakete im Zusammenhang mit der Smart-ShopFloor-Lösung.

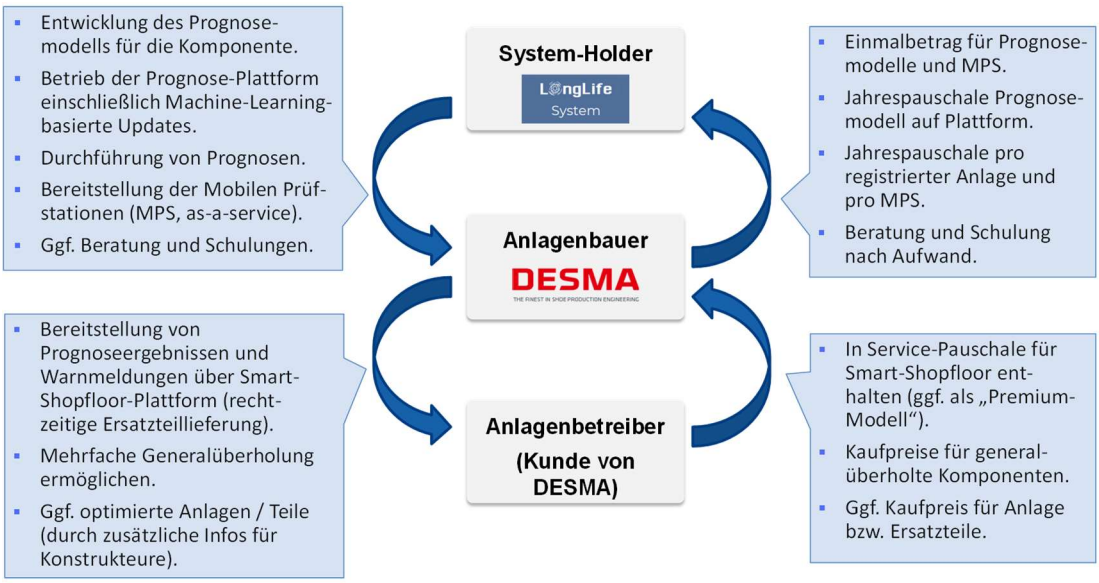


Abbildung 111: Übersicht über die Leistungsbeziehungen im LongLife-Geschäftsmodell bei DESMA

II.6.6 Nachhaltigkeitsbewertung

Die im Projekt vorgesehene Nachhaltigkeitsbewertung ergänzte den betriebswirtschaftlichen Fokus der Geschäftsmodelle um die Dimensionen Umwelt, Soziales sowie den Aspekt der externen Kosten und orientierte sich an den methodischen Ansätzen der Ökobilanzierung (LCA), der Social LCA / Life Cycle Sustainability Assessment und des Life Cycle Costing (insbesondere die Bewertung der externen Kosten durch „shadow prices“) [DIN EN ISO 14040 2009, UNEP/SETAC 2011, Blok et al 2014, Bruyn et al 2010].

Allen diesen methodischen Ansätzen ist die Sichtweise auf den gesamten Lebenswegzyklus des Produktes bzw. der Dienstleistung gemein. Diese Life Cycle Thinking-Perspektive ist für die Bewertung von Nachhaltigkeitswirkungen im Projekt essentiell.

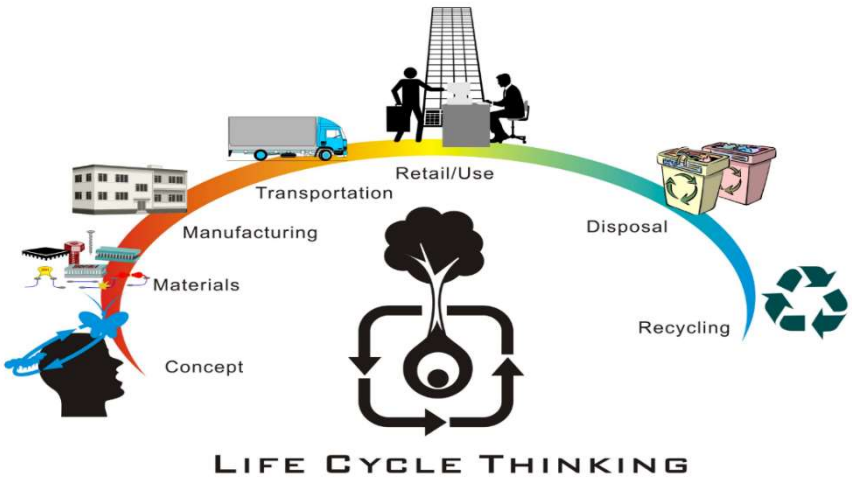


Abbildung 112: Life Cycle Thinking [dlinkgreen.com]

Die konkreten Anwendungskontexte im Projekt wurden umfassend über den gesamten Produktlebensweg, d.h. unter Berücksichtigung der relevanten Stoff- und Energieströme für die Phasen Rohstoffgewinnung / Vorproduktion, Fertigung, Gebrauchsphase und Recycling / Entsorgung, bilanziell erfasst und analysiert. Für die Modellierungsarbeiten wurde das Umberto-LCA-Softwaretool eingesetzt und mit der Ökobilanzdatenbank *EcoInvent* gekoppelt. Die Auswertung wurde mit der ReCiPe-Midpoint-Methode durchgeführt.

Für den bilanziellen Vergleich wurden die konventionellen Systeme in einem weiteren Schritt um die entwickelte Smart-Sensorbox erweitert und um Optimierungspotentiale ergänzt.

Im Projektverlauf konnten für beide Anwendungskontexte nicht ausreichend belastbare Prognosen und somit quantifizierte Nutzenpotenziale ermittelt werden. Es erfolgte daher die Abschätzung erwartbarer Ressourceneffizienzpotentiale und Nachhaltigkeitswirkungen. Dazu wurden im Anwendungsfall DESMA unterschiedliche Variantenbetrachtungen (Minimal-/ (Extrem)Maximalnutzen) untersucht und ergänzend die externen Effekte mit Hilfe von „shadow prices“ monetarisiert. Im Anwendungsfall EFAFLEX wurden die möglichen Umweltwirkungen des Ausfalls eines Rolltores bilanziell untersucht.

II.6.6.1 Anwendungsfall EFAFLEX (Rolltorhersteller)

Für den Anwendungsfall DESMA standen ausgewählte Baugruppen des Rolltores (Zugfeder, Gurtband, Zahnriemen) und deren Ausfall und damit der Stillstand des gesamten Rolltores im Mittelpunkt der Nachhaltigkeitsbetrachtungen.

Tabelle 20: EFAFLEX-Anwendungsfall, Daten und Annahmen zur Modellbildung

Aspekt	Annahmen / erhobene Daten
Fokus des Bilanzraums: Ausgewählte Baugruppen des Rolltor (Zugfeder, Gurtband, Zahnriemen)	
Zugfeder	Stahl, Gewicht: 5,27 kg
Hallte-(Zurr-)Gurt	Polyester, 4 m a. 107 g/m
Zahnriemen	Mix aus PU (70%) und Stahl (30%), 8 m a. 190 g/m
Zusätzliche Touren von Servicetechniker	1 Fahrt: 2 x 35 km (PKW)
Wärmeverluste durch defektes Rolltor	100 m^3 Luftaustausch, 15 K Temperaturgradient
Zusätzliche Gabelstaplerfahrten	Umweg zw. 50-100 m: 20 sec/Fahrt, zwei Schichten Rolltorausfall
Gabelstapler	100% Elektrostapler, 10 kW/h
Optimierung von Rolltorbauteilen	25 % Lebensdauerverlängerung

Durch die Zustandserfassung dieser Baugruppen mittels Motordatenüberwachung oder auch diverser Sensoren können folgende Aspekte und die damit verbundenen Umweltwirkungen beeinflusst werden:

- Zusätzliche Touren von Servicetechniker → Erhöhung des PKW-Aufwands

- Wärmeverluste durch defektes Rolltor → Erhöhung des Heizungsaufwands
- Zusätzliche Gabelstaplerfahrten → Erhöhung des Lade-Aufwands der E-Gabelstapler
- Optimierung von Rolltorbauteilstandzeiten → Lebensdaueroptimierung/-verlängerung

Darauf aufbauend wurden für die Bilanzierungsarbeiten folgende Rahmendaten zusammengestellt.

Auf Grundlage dieser Randbedingungen wurden der Anwendungsfall modelliert und die Berechnungen für einen Ausfall eines Rolltores durchgeführt.

Tabelle 21: LCA-Daten des Anwendungsfall EFAFLEX pro Umweltwirkungskategorie und berechnete „shadow prices" (CO2-Preis auf aktuellen Preis von 85 €/t angepasst)

		Efaflex, Rolltorausfall, Aufwand		
Umweltwirkungskategorie	Shadow price /unit, [€/unit]	U-potential	unit	Shadow price
ReCiPe Midpoint (E) V1.13				
Agricultural land occupation, ALOP	0.094	1.14	m²a	0.11 €
Climate change, GWP500	0.085	38.69	kg CO2-Eq	3.29 €
Fossil depletion, FDP	0	13.23	kg oil-Eq	- €
Freshwater ecotoxicity, FETPinf	0.04	2.93	kg 1,4-DCB-	0.12 €
Freshwater eutrophication, FEP	1.78	0.02	kg P-Eq	0.04 €
Human toxicity, HTPinf	0.0206	763.13	kg 1,4-DCB-	15.72 €
Ionising radiation, IRP_HE	0.0425	4.40	kg U235-Eq	0.19 €
Marine ecotoxicity, METPinf	0.0001	1345.26	kg 1,4-DCB-	0.13 €
Marine eutrophication, MEP	12.5	0.05	kg N-Eq	0.57 €
Metal depletion, MDP	0	4.06	kg Fe-Eq	- €
Natural land transformation, NLTP	0.0019	0.01	m²	0.00 €
Ozone depletion, ODPinf	39.1	0.00	kg CFC-11-Eq	0.00 €
Particulate matter formation, PMFP	51.5	0.06	kg PM10-Eq	2.92 €
Photochemical oxidant formation, POFP	0.585	0.13	kg NMVOC-Eq	0.08 €
Terrestrial acidification, TAP500	0.638	0.14	kg SO2-Eq	0.09 €
Terrestrial ecotoxicity, TETPinf	1.28	0.08	kg 1,4-DCB-	0.10 €
Urban land occupation, ULOP	0.094	0.92	m²a	0.09 €
Water depletion, WDP	1	0.19	m³ water-Eq	0.19 €
				23.63 €

Die berechneten *„shadow prices"* werden auch hier stark durch die Umweltwirkungskategorien Humantoxizität, Klimawandel und Partikel geprägt.

Den größten Einfluss auf die Höhe der Emissionen der Umweltkategorien sowie der berechneten *„shadow prices"* besitzt in diesem Anwendungsfall der erhöhte Aufwand durch die zusätzliche Servicefahrt sowie durch den Ladeaufwand der Gabelstapler.

Exemplarisch wird dieses in der folgenden Abbildung 113 für die Umweltwirkungskategorie Klimawandel vertiefend dargestellt.

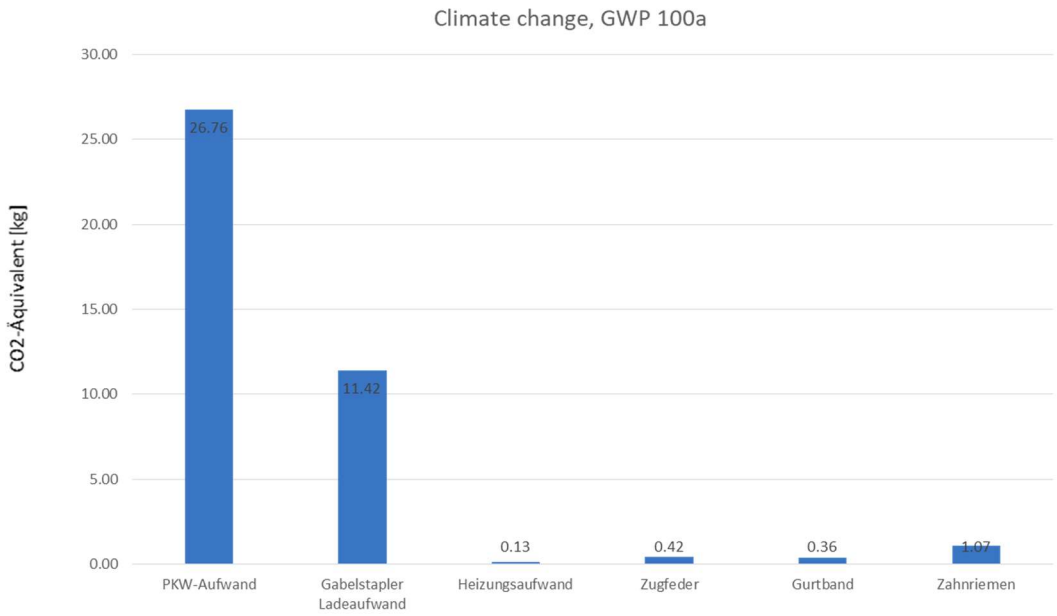


Abbildung 113: Umweltwirkungskategorie Climate Change für Anwendungsfall EFAFLEX

II.6.6.2 Anwendungsfall DESMA (Schuhmaschinenhersteller)

Für den Anwendungsfall DESMA standen die Spindel und dessen Ausfall und damit der Stillstand der gesamten Anlage im Mittelpunkt der Nachhaltigkeitsbetrachtungen.

Durch den Einsatz einer Sensorbox können folgende Aspekte und die damit verbundenen Umweltwirkungen beeinflusst werden:

- Qualitätsverschlechterung vor Ausfall der Spindel → Erhöhung des Material-/ EE-Aufwand des Ausschuss
- Ausfall der Spindel, Maschinenstillstand → Erhöhung des Material-/ EE-Aufwand des Ausschuss/Anlage
- Optimierung der Spindelstandzeit → Lebensdaueroptimierung/-verlängerung

Darauf aufbauend wurden für die Bilanzierungsarbeiten folgende Rahmendaten zusammengestellt.

Auf Grundlage dieser Randbedingungen wurden die Varianten modelliert und die Berechnungen durchgeführt.

Tabelle 22: DESMA Anwendungsfall, Daten und Annahmen zur Modellbildung

Aspekt	**Variante: optimal**	**Variante: extrem**
Fokus des Bilanzraums: Spindel		
Spindelgewicht: 35 kg --- Daten für Rohstoffgewinnung, Vorproduktion, Herstellung und Metallbearbeitung aus *EcoInvent* Datenbank		
Schuhmaschine: PU-Schaummenge: 150 g/Schuss --- Daten für Rohstoffgewinnung, Herstellung aus Datenbank		
Herstellungskapazität: 300 Schuss/h = 2400 Schuss/Schicht		
Qualitätsverschlechterung vorab führt zur Erhöhung der Ausfallrate	6 Schuss	6 Schuss
Spindelausfall führt zu Ausschuss	1 Schuss und 10 Unterschalen	1 Schuss und 10 Unterschalen
Maschinenstillstand führt zu erhöhtem Energieverbrauch --- bisher pauschale Annahme: 10 kWh Mehrverbrauch	2 h → 8 kWh	10 h → 40 kWh
Maschinenstillstand führt zu erhöhtem Druckluftverbrauch	14 m^3	70 m^3
Maschinenstillstand führt zu Ausschuss des Materials in den Vorhaltetanks		2 x 200 l
Einsatz der Sensorbox für zur Optimierung des Spindeleinsatzes, Lebensdauerverlängerung um 10%		
Rahmendaten für die Sensorbox: Materialgewichte der entsprechenden Bestandteile wurde durch Wiegen bestimmt, Haltbarkeitsdauer: 6 Jahre, EE-Verbrauch 0,012 kWh/d		
Zeitaufwand für Datenübertragung: 1 min/d; Zeitaufwand für Datenauswertung: 10 min/Monat		

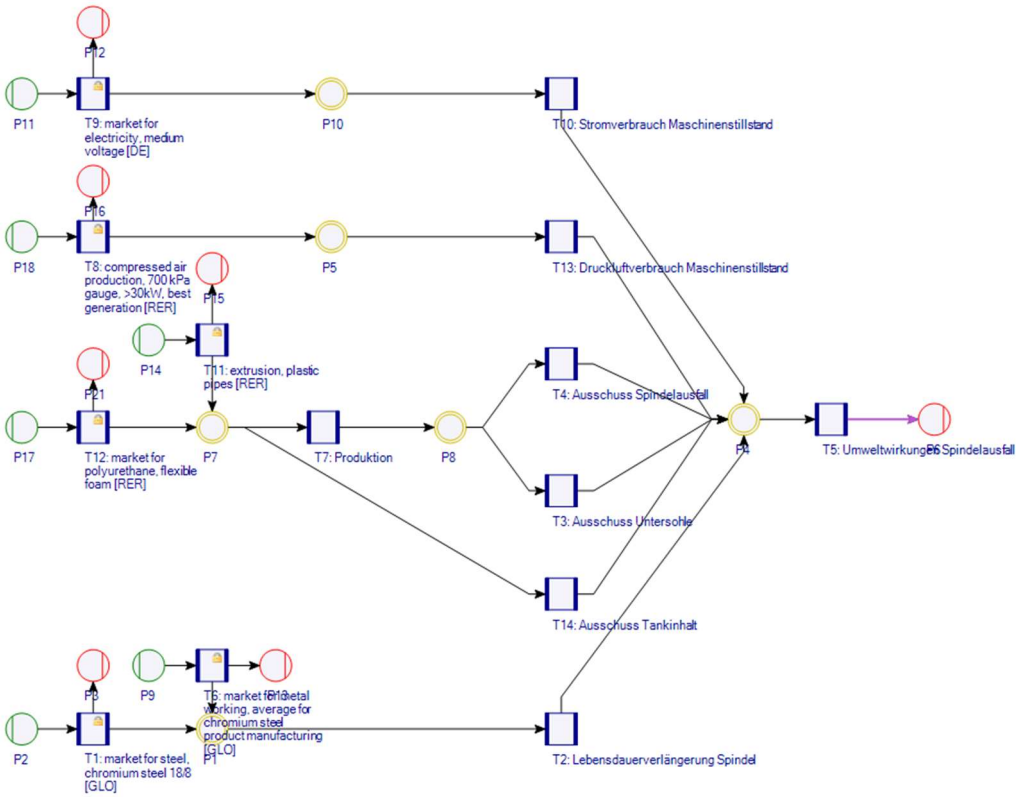


Abbildung 114: Prozessmodell in Umberto für System „Umweltwirkungen durch Spindelausfall“

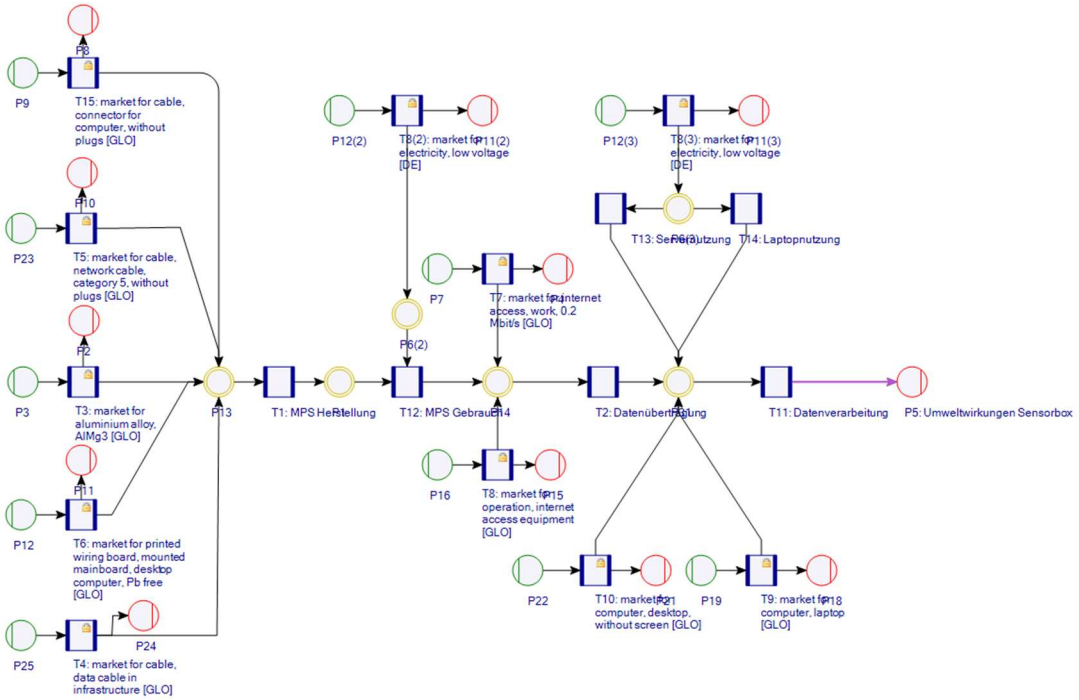


Abbildung 115: Prozessmodell in Umberto für System „Sensorbox“

In der folgenden Tabelle sind die Ökobilanzergebnisse für die untersuchten Midpoint-Umweltwirkungskategorien dargestellt sowie die berechneten „Schattenpreise“ zur Berücksichtigung der externen Umweltkosten.

Tabelle 23: LCA-Daten des Anwendungsfall DESMA pro Umweltwirkungskategorie und berechnete „shadow prices“ (CO2-Preis auf aktuellen Preis von 85 €/t angepasst)

		DESMA Prüftool, Aufwand			DESMA, Spindelausfall optimal			DESMA, Spindelausfall extrem		
Umweltwirkungskategorie	Shadow price /unit, [€/unit]	U-potential	unit	Shadow price	U-potential	unit	Shadow price	U-potential	unit	Shadow price
ReCiPe Midpoint (E) V1.13										
Agricultural land occupation, ALOP	0.094	0.40	m²a	0.04 €	2.07	m²a	0.19 €	44.42	m²a	4.18 €
Climate change, GWP500	0.085	4.78	kg CO2-Eq	0.41 €	30.13	kg CO2-Eq	2.56 €	2185.10	kg CO2-Eq	185.73 €
Fossil depletion, FDP	0	1.46	kg oil-Eq	- €	9.53	kg oil-Eq	- €	1153.49	kg oil-Eq	- €
Freshwater ecotoxicity, FETPinf	0.04	1.22	kg 1,4-DCB-	0.05 €	2.16	kg 1,4-DCB-	0.09 €	28.56	kg 1,4-DCB-	1.14 €
Freshwater eutrophication, FEP	1.78	0.01	kg P-Eq	0.01 €	0.02	kg P-Eq	0.03 €	0.40	kg P-Eq	0.71 €
Human toxicity, HTPinf	0.0206	421.76	kg 1,4-DCB-	8.69 €	642.33	kg 1,4-DCB-	13.23 €	10761.06	kg 1,4-DCB-	221.68 €
Ionising radiation, IRP_HE	0.0425	0.79	kg U235-Eq	0.03 €	3.26	kg U235-Eq	0.14 €	55.02	kg U235-Eq	2.34 €
Marine ecotoxicity, METPinf	0.0001	599.89	kg 1,4-DCB-	0.06 €	2286.18	kg 1,4-DCB-	0.23 €	35000.56	kg 1,4-DCB-	3.50 €
Marine eutrophication, MEP	12.5	0.00	kg N-Eq	0.03 €	0.01	kg N-Eq	0.14 €	2.55	kg N-Eq	31.85 €
Metal depletion, MDP	0	2.52	kg Fe-Eq	- €	7.97	kg Fe-Eq	- €	42.57	kg Fe-Eq	- €
Natural land transformation, NLTP	0.0019	0.00	m²	- €	0.00	m²	- 0.00 €	-0.03	m²	- 0.00 €
Ozone depletion, ODPinf	39.1	0.00	kg CFC-11-Eq	0.00 €	0.00	kg CFC-11-Eq	0.00 €	0.00	kg CFC-11-Eq	0.00 €
Particulate matter formation, PMFP	51.5	0.01	kg PM10-Eq	0.56 €	0.11	kg PM10-Eq	5.88 €	4.88	kg PM10-Eq	251.33 €
Photochemical oxidant formation, POF	0.585	0.02	kg NMVOC-Eq	0.01 €	0.09	kg NMVOC-Eq	0.06 €	8.55	kg NMVOC-Eq	5.00 €
Terrestrial acidification, TAP500	0.638	0.03	kg SO2-Eq	0.02 €	0.14	kg SO2-Eq	0.09 €	10.66	kg SO2-Eq	6.80 €
Terrestrial ecotoxicity, TETPinf	1.28	0.01	kg 1,4-DCB-	0.02 €	0.11	kg 1,4-DCB-	0.15 €	1.23	kg 1,4-DCB-	1.58 €
Urban land occupation, ULOP	0.094	0.06	m²a	0.01 €	0.42	m²a	0.04 €	5.54	m²a	0.52 €
Water depletion, WDP	1	0.04	m³ water-Eq	0.04 €	0.28	m³ water-Eq	0.28 €	61.92	m³ water-Eq	61.92 €
				9.96 €			**23.10 €**			**778.28 €**

Grundsätzlich kann im DESMA-Anwendungsfall aufgezeigt werden, dass der kontinuierliche Einsatz einer Smart-Sensorbox bei (unterstellter nachweisbarer) Optimierung des Spindeleinsatzes zu einer erhöhten Ressourceneffizienz führt. Nutzenpotentiale zeigen sich für alle Umweltwirkungskategorien. Auch unter Berücksichtigung der berechneten „*shadow prices*“ ergeben sich in beiden Anwendungsvarianten positive Effekte. Die teilweise sehr hohen Preise (bei Humantoxizität und Partikeln) resultieren überwiegend aus den Vorproduktionsprozessen der Elektronikbauteile sowie des PU-Materials.

In der folgenden Abbildung 116 sind exemplarisch die Ergebnisse für die Umweltwirkungskategorie Klimawandel vertiefend für die relevanten Prozessschritte dargestellt.

Der erwartbare Nutzen kann je nach untersuchter Variante um den Faktor 5 - 500 höher sein, als die Umweltwirkungen, die durch die Herstellung und den Betrieb der Sensorbox und deren Datenauswertung zusätzlich generiert werden. Besonders interessant ist dabei, dass der Aufwand für die Datenübertragung im Gesamtsystem für alle Umweltwirkungskategorien nur marginal ausfällt.

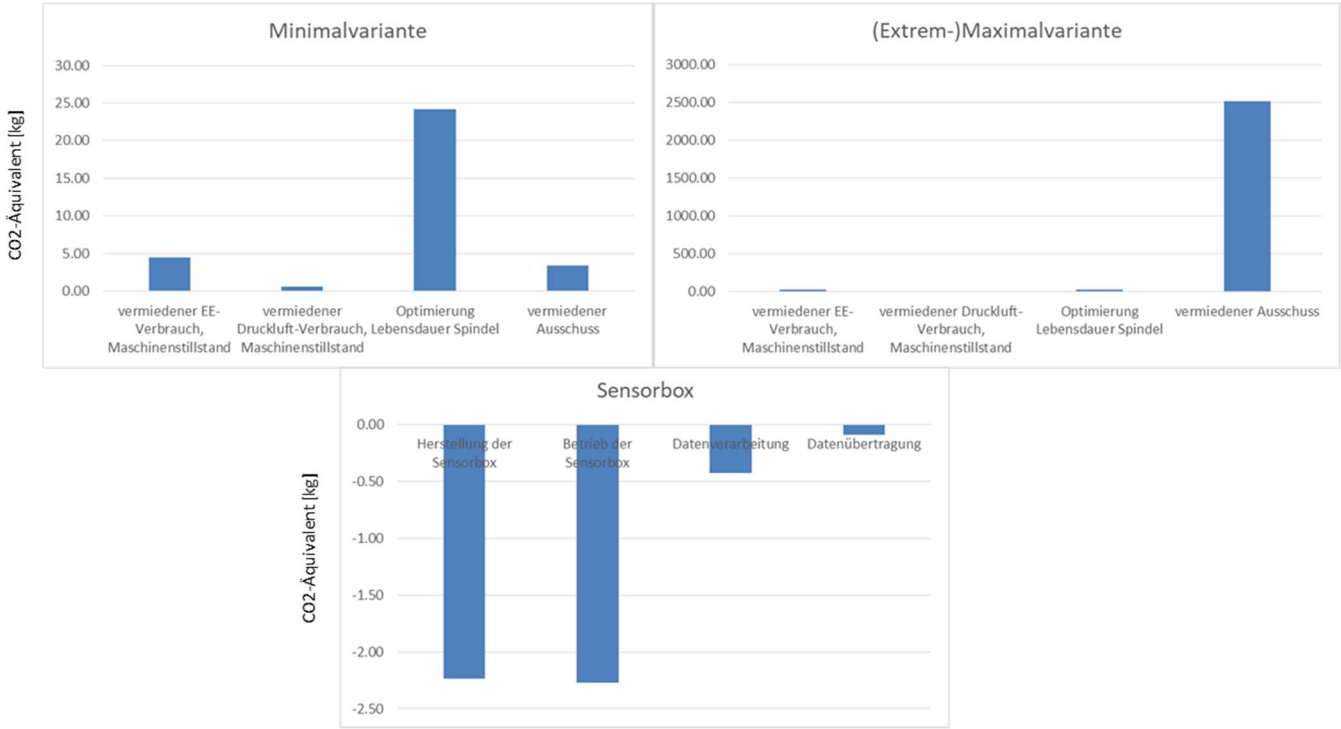


Abbildung 116: Vergleich des Umweltnutzens für die Umweltwirkungskategorie Climate Change für die Minimal- und (Extrem) Maximalnutzen-Variante „Spindelausfall“ im Vergleich zum Aufwand des zusätzlichen Smart-Sensorbox-Systems

II.6.6.3 Soziale Dimension der Nachhaltigkeit

Wirkungen bezüglich der sozialen Dimension der Nachhaltigkeit sind bei den untersuchten Anwendungskontexten nur sehr schwer zu identifizieren und zu quantifizieren.

Es lassen sich eher qualitativ mögliche Auswirkungen auf einige Aspekte der Kerndimensionen Guter Arbeit beschreiben. Kerndimensionen Guter Arbeit orientieren sich einerseits am Decent-Work-Konzept der IAO für menschenwürdige Arbeit (z.B. Verbot von Zwangsarbeit/Kinderarbeit, existenzsichernde Beschäftigung, Sozialdialog zwischen Arbeitgeber- und Arbeitnehmerseite) sowie andererseits auf die menschenwürdige Gestaltung von Arbeitsaufgaben, -prozessen und –Strukturen [Becke et al 2019].

Auf der Ebene der Unternehmen würde die Umsetzung der untersuchten Ansätze grundsätzlich zu einer Effizienzsteigerung führen und plötzliche unvorhersehbare Produktionsunterbrechungen minimieren. Je nach Verfügbarkeit der auszutauschenden Komponenten ergeben sich unterschiedlich lange Stillstandzeiten an den Anlagen. Diese Stillstandzeiten können sich je nach Anlagenstandort weltweit ganz unterschiedlich auf die Mitarbeiter an diesen Anlagen auswirken, von zeitlicher Umsetzung an andere Anlagen bis hin zu unfreiwilliger Pause bzw. Freizeit.

Auf der anderen Seite würden sich bei erfolgreicher Einführung einzelner der untersuchten Geschäftsmodelle natürlich ggf. beim neuen Dienstleister direkt neue hoch qualifizierte Beschäftigungsmöglichkeiten entstehen und sich ganz konkret Beschäftigungseffekte ergeben. Diese neuen Tätigkeiten würden sich durch ein hohes Innovationspotential und hohe Wettbewerbsfähigkeit auszeichnen.

II.6.6.4 LongLife-Website

Im Rahmen des LongLife Projekts wurde eine Webseite entwickelt. Die nachstehende Abbildung 117zeigt einen Ausschnitt der Webseite, an der die Struktur abgeleitet werden kann. In der Menüleiste kann zwischen unterschiedlichen Bereichen gewechselt werden. Beim Aufruf der Webseite werden das Vorhaben und das Ziel des Projekts beschrieben. Unter „Partner“ wird das Konsortium des Projekts und die dazugehörigen Schwerpunkte vorgestellt. Alle Pressemitteilungen, Zwischenberichte, Präsentationen und Veröffentlichungen, die im Rahmen des Projekts entstanden sind, können unter „Presse“ heruntergeladen werden. Weiter gibt es die Verlinkung zum GM-Konfigurator, der im LongLife Geschäftsmodell-Konfigurator näher erläutert wird und eine Verlinkung zum internen Bereich. Den internen Bereich diente für den inhaltlichen Austausch der Arbeiten des Konsortiums während der Projektlaufzeit. Die Webseite ist unter *www.longlife.uni-bremen.de* erreichbar.

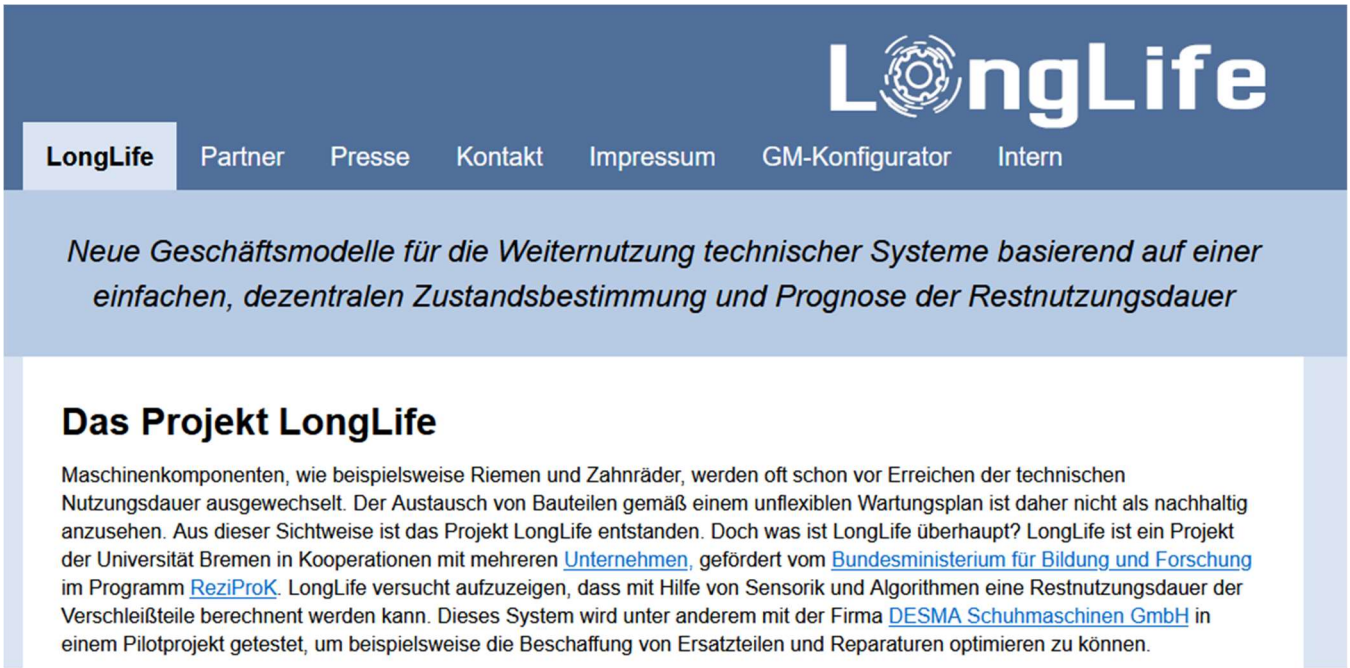


Abbildung 117: Ausschnitt der LongLife-Webseite

II.7 Zusammenfassung und Ausblick

Die im Rahmen des Verbundvorhabens entwickelten Modelle, Sensorbox und die erfassten Datensätze bieten neue Möglichkeiten für eine verbesserte Instandhaltungsstrategie. Der effektive Einsatz diese Teillösungen wird durch das zusammengetragene Expertenwissen ermöglicht, welches insbesondere in detaillierten Kenntnissen bzgl. der Abnutzungsprozesse in den betrachteten Bauteilen besteht. Mit der entwickelten Vorgehensweise lässt sich eine geeignete Sensorik bestimmen, mit der direkt oder indirekt die relevanten bzw. korrelierenden Messwerte erfasst und quantifiziert werden können. Die Verbesserung in der Instandhaltungsstrategie basiert auf einer zuverlässigen Zustandsdiagnose kritischer Bauteile in technischen Systemen, auf deren Basis mithilfe von erhobenen Betriebs-, Maschinen- und Umgebungsdaten eine Restnutzungsdauerprognose bestimmt werden kann. Mithilfe der Prognose können entsprechende Maßnahmen wie bspw. der Betriebsstopp, der Austausch bzw. die Bestellung von Bauteilen durchgeführt werden. So wird der Anteil an ungeplanten Maschinenausfällen vermindert und eine kosten- und ressourcenschonende Instandhaltung ermöglicht, da Bauteile bis kurz vor ihrem Ausfall genutzt werden können. Ausgebaute Bauteile können zudem daraufhin geprüft werden, ob sie in weniger anspruchsvollen Anwendungen betrieben werden können.

Kritisch ist die Kombination von Datenquellen zu sehen, wobei die zeitliche Synchronisation die geringste Herausforderung darstellte. Zum einen stehen die sensorisch bisher erhobenen Daten in anderen Zusammenhängen und damit sind sie nicht zwangsläufig geeignet für eine Zustandsdiagnose bzw. Restnutzungsdauerprognose. Beispielsweise hat sich auch bei einem der betrachteten Use Cases gezeigt, dass die zeitliche Auflösung zu gering ist und damit den Anforderungen nicht genügte. Zum anderen stellte die Zugänglichkeit der Datenquellen das Projektkonsortium vor größeren Herausforderungen. Es zeigte sich, dass diese nicht so „offen“ waren, wie erhofft und erhebliche Entwicklungsarbeiten mussten zusätzlich durchgeführt werden, um für alle Seiten akzeptierte Lösungen zu schaffen. Die Lösungen stellten im Verbundvorhaben zusätzliche Rechnersysteme inkl. Softwarelösungen dar, die für die Praxis aber schwierig sind. Entsprechend sind hier noch ergänzende Forschungsarbeiten durchzuführen. Eine weitere Herausforderung stellte die bestehende Datenbasis der beiden Use Cases dar. Im Vordergrund der Projektarbeiten standen erst einmal die Anforderungsanalyse sowie die Entwicklung der Sensorbox. Testreihen konnten erst in der zweiten Projekthälfte über längere Zeiträume durchgeführt werden. Geraffte Tests, die zum Ziel hatten, den End of Life der kritischen Komponenten zu erreichen, waren Abhängig von den Komponenten und ihrer zu erwartenden Lebensdauer. Mit den Angaben der Hersteller konnte grob spezifiziert werden, wann die Komponenten hätten ausfallen müssen. Die Realität zeigte aber, dass die Lebensdauer der Komponenten ein Vielfaches von dem entsprach, was über die Hersteller angegeben wurde. Damit konnten die Langzeittests im Rahmen der Projektlaufzeit nicht abgeschlossen werden.

Des Weiteren waren für indirekte Messungen zusätzliche Versuchsreihen notwendig. Nicht alle Parameter konnten als physikalische Größe direkt gemessen werden und es galt bspw. Korrelationen zwischen Sensordaten zu identifizieren, die eine Quantifizierung der Bauteilzustände ermöglichte. Diese Planung war mit großen Unsicherheiten verbunden, insbesondere auch durch technische begründete Ursachen bei den Sensorboxen bzw. der Übertragung der Daten von den Betreibern der Anlagen.

In Bezug auf die Ausgestaltung neuartiger Geschäftsmodelle stellt der entwickelte „Geschäftsmodell-Konfigurator“ ein geeignetes Hilfsmittel dar, um die dort formulierten Geschäftsmodellbausteine zu kombinieren. Das System unterstützt bei der Entscheidung, welches Geschäftsszenario für den jeweiligen Stakeholder (Anlagenbetreiber, Anlagenbauer, Komponentenhersteller, Dienstleister) am besten geeignet ist.

II.8 Voraussichtlicher Nutzen

Die Ergebnisse des Verbundvorhaben LongLife wurden und werden auf unterschiedlichen Ebenen verwertet. Bei dem Projektpartner DESMA und dem Rolltorhersteller EFAFLEX führten die Arbeiten zu mehr Transparenz bzgl. ihrer Prozesse und zu einem erweiterten Verständnis bzgl. der von ihnen produzierten Maschine bzw. Anlage. Die im Projekt erzielten Ergebnisse legen die Grundlage für eine nachhaltige Entwicklung in den betrachteten Arbeitsbereichen über die Projektlaufzeit hinaus. Die Partner gehen davon aus, dass die Erkenntnisse unter anderem zu einer Kosten- und Risikominimierung beitragen werden. Zudem ist eine Effizienzsteigerung in der Maschinenauslegung, sowie insbesondere der Instandhaltungsstrategie und Einsätzen von Servicetechnikern durch digitalisierte, datengetriebene Prozesse zu erwarten.

Mit Hilfe der gewählten Anwendungsfälle wurden praxisrelevante bestehende Systeme analysiert und Perspektiven aufgezeigt, welche Potentiale vorhanden sind. Die hierbei gewonnenen Erkenntnisse haben dadurch ein vertieftes Verständnis in diesem Bereich bei den Projektpartnern AIMPULSE, ENCOWAY und COSYNTH bewirkt, die in den Bereichen IT bzw. Sensorik aktiv sind. Die entwickelten Datenerhebungs- und Datenanalyseinfrastrukturen sowie die entwickelte Sensorbox bieten eine detaillierte Grundlage mit großteilig übertragbaren Inhalten, die für weitere Tätigkeiten in den Bereichen Condition Monitoring und Predictive Maintenance eingesetzt werden können.

Die Erkenntnisse des Vorhabens wurden darüber hinaus in wissenschaftlichen Publikationen und Fachtagungen sowie im Rahmen von Vorlesungen an der Universität Bremen publiziert. Die erarbeiteten Inhalte konnten folglich bereits Einfluss in die Lehre erhalten, was auch zukünftig fortgesetzt wird.

II.9 Veröffentlichung der Ergebnisse

Egbert, L.; Zitnikov, A.; Tietjen, T.; Thoben, K.-D.: Industrie Management 4.0 (04/21): Ansatz zur Zustandsbeschreibung technischer Bauteile Prognose der Restnutzungsdauer basierend auf zeitdiskret erfassten Bauteilzuständen mithilfe mobiler Sensorik; Universität Bremen – BIK; Bremen; Industrie Management 4.0, April 2021; DOI: 10.30844/I40M_21-2_S35-38

Tietjen, T.; Egbert, L.; Zitnikov, A.; Thoben, K.-D., Klein, A. Sensorüberwachter Zustand von ausfallkritischen Komponenten einer Einspritzeinheit; DESMA Schuhmaschinen GmbH; Achim; Dezember 2021; https://www.desma.de/uploads/QR-Content/DESMA_campus_sensorueberwachung_reziprok_12_21.pdf

Westphal, I.; Tietjen, T.; Schuldt, A.; Thoben, K.-D.: Electronic goes green 2020+. Procedings: Creating win-win-situations for data exchange – how to handle the trade-off between data security and benefits from artificial intelligence approaches; Fraunhofer Verlag, September 2020

Zitnikov, A.; Egbert, L.; Westphal, I.; Wiesner, S.: Data Driven Decision Making for Product Service Systems: Using Operational Data to represent Machine Components Health and derive Data-driven Services; Springer, in Druck 2023

Schnaars, N., Galipoğlu, E., Haasis, HD., Kotzab, H.: Performance-based Contracting im Maschinen- und Anlagenbau. In: Bruhn, M., Hadwich, K. (eds) Smart Services. Forum Dienstleistungsmanagement. Springer Gabler, 2022; Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-37346-7_10

Brinker, J.; Beinke, J. H.; Thomas, O.; Westphal, I.; Thoben K.-D.; Gleede, B. (2022). Gestaltung kreislauffähiger Geschäftsmodelle - Einblicke aus Wissenschaft und Praxis. IM 386 (2022), S. 9-13. Online: https://doi.org/10.30844/IM_22-6_9-13

II.10 Literatur

Allmendinger, G. und Lombreglia, R. (2005): „Four strategies for the age of smart services“, harvard business review (83:10)

Asche, R. R. (2016): Embedded Controller. Grundlagen und praktische Umsetzung für industrielle Anwendungen. Springer Vieweg Verlag

Bandow, G.; Holzmüller, H. H. (Hrsg.) (2010): „Das ist gar kein Modell“. Unterschiedliche Modelle und Modellierungen in Betriebswirtschaftslehre und Ingenieurwissenschaften. Gabler Research Verlag

Becke, G.; Fingerhut, Y.; Nickel, S.; Steinfeldt, M.; Rott, L. (2019): Das A und Ö der Innovation. Arbeitsökologische Innovationen in Unternehmen entwickeln und umsetzen. Der NaGut-Praxisleitfaden. Bremen.

Bengtsson, M.; Olsson, E.; Funk, P.; Jackson, M. (2004): Technical Design of Condition Based Maintenance System. A Case Study using Sound Analysis and Case-Based Reasoning. Department of Innovation, Design and Product Development, Department of Computer Science and Engineering, Mälardalen University. Eskilstuna, Sweden. Online verfügbar unter http://www.freewebs.com/sanayebetsa/net/technical Design of Condition Based Maintenance System.pdf, abgerufen am 27.04.2011

Bertsche, B.; Lechner, G. (2004): Zuverlässigkeit im Fahrzeug- und Maschinenbau. 3., überarb. und erw. Auflage. Springer Verlag

Blok, K, Huijbregts, M, Patel, M, Hertwich, E, Hauschild, M, Sellke, P, Antunes, P, Hellweg, S, Ciroth, A, Mays, C, Harmelink, M, Ramirez, A, Gaasbeek, A, Mei, E, (2014): HANDBOOK ON A NOVEL METHODOLOGY FOR THE SUSTAINABILITY IMPACT ASSESSMENT OF NEW TECHNOLOGIES. http://www.prosuite.org/c/document_library/get_file?uuid=31404a5b-b716-4a65-8d4e-1ac991a6dd79&groupId=12772

BMWi - Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2014). Smart Service Welt – Internetbasierte Dienste für die Wirtschaft.

BMWi - Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2020). Kollaborative datenbasierte Geschäftsmodelle - Collaborative Condition Monitoring – Wie durch unternehmensübergreifende Kollaboration Mehrwert generiert werden kann. Ergebnispapier / White Paper. Berlin. https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/kollaborative-datenbasierte-geschaeftsmodelle.html

Broichhausen, J. (1985): Schadenskunde, Analyse und Vermeidung von Schäden in Konstruktion, Fertigung und Betrieb. 1. Auflage. Carl Hanser Verlag

Bruyn, S. De; Korteland, M.; Davidson, M.; & Bles, M. (2010): Shadow Prices Handbook Valuation and weighting of emissions and environmental impacts, (March), 1–140. Retrieved from http://www.ce.nl/?go=home.downloadPub&id=1032&file=7788_defMainReportMaKMV_1271765427.pdf

Buxmann, P.; Schmidt, H. (Hrsg.) (2021): Künstliche Intelligenz. Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg. 2. akt. und erw. Auflage. Springer Gabler Verlag

Czichos, H.; Habig, K.-H. (2020): Tribologie-Handbuch. Tribometrie, Tribomaterialien, Tribotechnik. 5. Auflage. Springer Vieweg Verlag

DIN 31051 (2012): Grundlagen der Instandhaltung. Berlin: Deutsches Institut für Normung (DIN). Beuth Verlag

DIN 50100 (2016): Schwingfestigkeitsversuch – Durchführung und Auswertung von zyklischen Versuchen mit konstanter Lastamplitude für metallische Werkstoffproben und Bauteile. Berlin: Deutsches Institut für Normung (DIN). Beuth Verlag

DIN EN ISO 14040 (2009): Umweltmanagement - Ökobilanz - Grundsätze und Rahmenbedingungen. Berlin: Deutsches Institut für Normung (DIN). Beuth-Verlag

Einbock, S. (2021): Schadensakkumulation: Erklärung und Empfehlung der Miner-Regel. https://www.einbock-akademie.de/schadensakkumulation-erklaerung-und-empfehlung-der-miner-regeln/. Einbock Akademie UG Herr Dr.-Ing. Stefan Einbock. Vaihingen

Ertel, W. (2016): Grundkurs Künstliche Intelligenz. 4. Auflage. Springer Vieweg Verlag

Fink, V. (2020): Quick Guide KI-Projekte – einfach machen. Künstliche Intelligenz in Service. Marketing und Sales erfolgreich einführen. Springer Gabler Verlag

FTS Hennig (2016): 5G: Mobilfunk Standard der 5. Generation. https://www.fts-hennig.de/ratgeber / 5g-mobiles-internet

Gausemeier, J.; Czaja, A. und Dülme, C. (2015): „Innovationspotentiale auf dem Weg zu Industrie 4.0“, Wissen-schafts-und Industrieforum Intelligente Technische Systeme, https://www.hni.uni-paderborn.de/filead-min/Fachgruppen/Seniorprofessur_Gausemeier/ Innovationspotentiale_auf_dem_Weg_zu_Industrie_4_0.pdf, abgerufen am 26. Januar 2017 GMN (2010). Produktkatalog Hochpräzisionskugellager.
GMN Paul Müller Industrie GmbH & Co. KG. Nürnberg

Gehrke, J. D. (2011): Relevanzbasierte Informationsbeschaffung für die informierte Entscheidungsfindung intelligenter Agenten. Dissertation, Universität Bremen

Götz, S.; Eulitz, K.-G. (2020): Betriebsfestigkeit. Bauteile sicher auslegen. Springer Vieweg Verlag

Haibach, E. (2006): Betriebsfestigkeit. Verfahren und Daten zur Bauteilberechnung. 3. korr. und erg. Auflage. Springer Verlag

Hirsch-Kreinsen, H. und Weyer, J. (Hrsg.) (2014): Wandel von Produktionsarbeit - „Industrie 4.0“. Arbeitspapier Nr. 38. TU Dortmund.

Hornbogen, E.; Warlimont, H.; Skrotzki, B. (2019): Metalle. Struktur und Eigenschaften der Metalle und Legie-rungen. 7. akt. und überarb. Auflage. Springer Vieweg Verlag

Hunger, C. (2016): Per OPC UA oder MQTT vom Sensor in die Cloud, all-electronics.de

IRDS (2017): International Roadmap for Devices and Systems (IRDS™) 2017 Edition, IEEE

Jakoby, W. (2021): Projektmanagement für Ingenieure: Ein praxisnahes Lehrbuch für den systematischen Projekterfolg. Wiesbaden, Springer Vieweg Verlag

Janiesch, C. (2016): „Cyber-physische Systeme — Enzyklopaedie der Wirtschaftsinformatik“, http://www.enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/lexikon/informationssysteme/ Sektorspezifische-Anwendungssysteme / Cyber-Physische-Systeme, abgerufen am 14. Oktober 2016

Joensson, D. (2016): Vorlesungs-Skript: Betriebsfestigkeit. Vorlesung im 3. Fachsemester des Masterstudienganges Maschinenbau. Prof. Dr. Dieter Joensson. HTW Berlin Fachbereich Ingenieurwissenschaften Technik und Leben

Kaesche, H. (2011): Die Korrosion der Metalle. Physikalisch-chemische Prinzipien und aktuelle Probleme. 3. neubearb. u. erw. Auflage. Springer Verlag

Khronos Group (2018): OpenCL Overview - The open standard for parallel programming of heterogeneous systems, https://www.khronos.org/opencl

Kremer, A. (2019): Verbesserte Auslegung industrieller Zahnriemenantriebe durch Analyse von Breitenfaktoren und der Alterung. Dresdner Maschinenelemente Kolloquium

Kuther, M. (2019): Raspberry Pi CM 3+: Höchstleistung auf kleinem Formfaktor, Elektronik Praxis, Vogel Verlag

Leondes, C. T. (Hrsg.) (2006): MEMS/NEMS Handbook - Techniques and Application. ISBN 0-387-24520-0. Springer Verlag

Lewandowski, M. (2016): Entwicklung eines Integrationsmodells zur Zustandserfassung und Optimierung der Instandhaltung komplexer technischer Systeme. Dissertation, Universität Bremen. ISBN 9783741863936. epubli Verlag

Matzka, S. (2021): Künstliche Intelligenz in den Ingenieurwissenschaften. Maschinelles Lernen verstehen und bewerten. Springer Vieweg Verlag

Neidel, A.; Engel, L. et al. (2012): Handbuch Metallschäden. REM-Atlas und Fallbeispiele zur Ursachenanalyse und Vermeidung. 2. überarbeitete Auflage. Carl Hanser Verlag

Nitaigour P. M. (2006): Sensor Networks and Configuration. Fundamentals, Standards, Platforms, and Applications. 1. Auflage. ISBN 3-540-37364-0. Springer Verlag

Osterwalder, A.; Pigneur, Y. (2010): Business model generation: a handbook for visionaries, game changers, and challengers (Vol. 1). John Wiley & Sons Verlag

Osterwalder, A.; Pigneur, Y.; Bernarda, G.; Smith, A. (2015): Value proposition design: How to create products and services customers want. John Wiley & Sons

Pöppelbuß, J.; Durst, C. (2017): Smart Service Canvas–Ein Werkzeug zur strukturierten Beschreibung und Entwicklung von Smart-Service-Geschäftsmodellen. In Dienstleistungen 4.0: Geschäftsmodelle-Wertschöpfung-Transformation. Band 2. Forum Dienstleistungsmanagement (pp. 91-110). Springer Fachmedien Wiesbaden

Radaj, D.; Vormwald, M. (2007): Ermüdungsfestigkeit. Grundlagen für Ingenieure. 3. Auflage. Springer Verlag

Amundsen, L.; Ruby, S. (2013): RESTful Web APIs: Services for a Changing World. ISBN 10: 1449358063 ISBN 13: 9781449358068. O'Reilly Media Verlag

Ritter, F. (2011): Lebensdauer von Bauteilen und Bauelementen. Modellierung und praxisnahe Prognose. Dissertationsschrift TU Darmstadt

Ryll, F. und Freund, C. (2010): Grundlagen der Instandhaltung. In: Michael Schenk (Hrsg.): Instandhaltung technischer Systeme. Methoden und Werkzeuge zur Gewährleistung eines sicheren und wirtschaftlichen Anlagenbetriebs. Springer Verlag

Sander, M. (2018): Sicherheit und Betriebsfestigkeit von Maschinen und Anlagen. Konzepte und Methoden zur Lebensdauervorhersage. 2. akt. und erweiterte Auflage. Springer Vieweg Verlag

Schaeffler (2013): Wälzlagerschäden. Schaeffler Technologies AG & Co. KG. Schweinfurt

Schlottmann, D.; Schnegas, H. (2016): Auslegung von Konstruktionselementen. Sicherheit, Lebensdauer und Zuverlässigkeit im Maschinenbau. 3. Auflage. Springer Vieweg Verlag

Schmidt-Thomas, K. G. (2015): Integrierte Schadenanalyse. Technikgestaltung und das System des Versagens. 3. Auflage. Springer Vieweg Verlag

Siemon, A. (2006): Qualitative und quantitative Analysen der linearen und nichtlinearen Schadensakkumulationshypothesen unter Einbeziehung der statistischen Versuchsplanung. Dissertationsschrift Universität Kassel

Strunz, M. (2012): Instandhaltung. Grundlagen - Strategien - Werkstätten. Berlin: Springer Vieweg Verlag

UNEP/SETAC (2011): Towards a Life Cycle Sustainability Assessment. Paris, ISBN: 978-92-807-3175-0. Verfügbar: https://www.lifecycleinitiative.org/wp-content/uploads/2012/12/2011%20-%20Towards%20LCSA.pdf.

Veldman, J.; Wortmann, H.; Klingenberg, W. (2011): Typology of condition based maintenance. In: Journal of Quality in Maintenance Engineering 17 (2), S. 183–202. DOI:10.1108/13552511111134600

Voigt K.-I.; Steinmann F.; Bauer, J. et al. (2013): Condition Monitoring als Schlüsseltechnologie: Eine Analyse der Anforderungen an neue Geschäftsmodelle für den Remote Service. Symposium für Vorausschau und Technologieplanung

von Bommel, P. (2001): Lebensdauervorhersage anhand der Prüfung definiert vorgeschädigter, dynamisch hochbelasteter Bauteile. Dissertationsschrift TU Aachen

Zolnowski, A.; Weiß, C.; Böhmann, T. (2014): Representing Service Business Models with the Service Business Model Canvas--The Case of a Mobile Payment Service in the Retail Industry. In 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences (pp. 718-727). IEEE

Studentische Arbeiten am Institut

Eisenmenger, J., Pengemann, N., Schöbel, N. (2021): Masterprojekt zum Thema: Integration von Sensorik bei einem industriellen Schnelllauf-Rolltor mit dem Ziel der Zustandserkennung ausgewählter Komponenten. BIK, Universität Bremen

Kassuba, J. (2021-1). Bachelorarbeit zum Thema: Zustandsermittlung Technischer Systeme mit Hilfe akustischer Analysen. BIK, Universität Bremen

Kassuba, J. (2021-2). Bachelorprojekt zum Thema: Konzeptentwicklung eines Versuchsstands für geraffte Belastungstests von Haltegurten mit dem Schwerpunkt Sensorik. BIK, Universität Bremen

Schulteis, D. (2022): Bachelorarbeit zum Thema: Konzeptentwicklung eines Versuchsstands für die Ermittlung der Nutzungsdauer von Zahnriemen. BIK, Universität Bremen

Piech, A., Phleps, D., Gartelmann, A. (2022): Masterprojekt zum Thema: Konzeptionierung und Aufbau eines modularen Prüfstandes für die Untersuchung mechanischer Komponenten zur Bestimmung der Nutzungsdauer. BIK, Universität Bremen

Heins, S. (2022): Bachelorarbeit zum Thema: Planung von gerafften Lebensdauertests unter Berücksichtigung von beschleunigenden Faktoren und mechanischen Belastungen. BIK, Universität Bremen