

BMBF-Fördermaßnahme
„Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft –
Innovative Produktkreisläufe (ReziProK)“

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



Ein erster Zwischenstand

Juli 2020

Tietjen, T.; Egbert, L.; Westphal, I.; Steinfeldt, M.; Schuldt, A.;

Humann, M.; Galipoglu, E.; Herrholz, A.; Klein, A.

Inhalt

1. Einleitung.....	3
2. Bestimmung der Anforderungen an die angestrebte Lösung.....	5
2.1 Anwendungsfall Schuhmaschinenspindel.....	7
2.2 Anwendungsfall Industrie-Rolltor	10
3. Entwicklung der Sensorik	12
4. Entwicklung eines Verfahrens zur Prognose der Bauteilrestlebensdauer.....	15
5. Entwicklung der LongLife-Geschäftsmodelle	16
6. Vorgehensweise zur Nachhaltigkeitsbetrachtung	18
7. Zusammenfassung.....	20
8. Literatur.....	21

1. Einleitung

Komponenten, die in Systemen und Maschinen zum Einsatz kommen, wie z. B. Wälz- oder Gleitlager, Zahnräder, Riemenantriebe etc., werden oft deutlich vor Erreichen der technisch möglichen Nutzungsdauer ausgetauscht und vorzeitig einer stofflichen Verwertung bzw. einer Entsorgung zugeführt. Begründet wird dieses zumeist damit, dass der genaue Zustand der einzelnen Komponenten nicht eingeschätzt werden kann und daher ein vorausbestimmter Austausch nach Wartungsplan erfolgt. Eine alternative hierzu bietet die zustandsorientierte Instandhaltung, bei der eine permanente Zustandsüberwachung (Condition Monitoring) erfolgt. Condition Monitoring wird heute in vielen Systemen und Maschinen eingesetzt und setzt geeignete Sensorik und Informationstechnologien voraus, die in den unterschiedlichsten Bauteilen zu integrieren sind. Anwendung finden diese Condition Monitoring Systeme (CMS) beispielsweise in der Überwachung von Windenergieanlagen, wo sie zur Qualitätsüberwachung eingesetzt werden. Die hierdurch ermöglichte Condition-Based Maintenance ermöglicht eine kontinuierliche Überwachung, anhand deren Daten Störungen und Ausfälle erkannt werden können.

Während der Schwerpunkt bei CMS in der Überwachung liegt, basiert die Strategie der zustandsorientierten Instandhaltung auf zwei Teilaufgaben (Apel 2018):

- präventive Erfassung von Fehlern vor den Störungen oder Ausfällen und dem Schadenseintritt
- statistische Auswertung der aufgenommenen Ergebnisse und die Ableitung von Schlussfolgerungen

Die Tabelle 1 zeigt die möglichen Gestaltungsfelder der zustandsorientierten Instandhaltung.

Tabelle 1: Mögliche Gestaltungsfelder einer zustandsorientierten Instandhaltung (Apel 2018)

Zustandsorientierte Instandhaltung				
Überwachung	klassisch zustandsorientiert	risikobasiert	zuverlässigkeitsorientiert	prognostiziert
feste Intervalle	Condition Based Maintenance			
risikobedingte Intervalle		Bewertung der Risiken durch Eintrittswahrscheinlichkeit		
zustandsbedingte Intervalle	Condition Based Maintenance		Bewerten der Zuverlässigkeit durch Ausfallwahrscheinlichkeit	Nutzung statistischer Methoden zur Ableitung von Prognosen
belastungsabhängig				
Kontinuierlich laufende Überwachung				

Im Rahmen dieses Projekts soll ein Ansatz für die vorausschauende Instandhaltung (Predictive Maintenance) entwickelt werden, mit dem Ziel der Einsatzdauermaximierung von Bauteilen mithilfe von Restnutzungsdauerprognosen. Die Erstellung dieser Prognosen beruht auf den Daten die mithilfe eines CMS erhoben werden und die anschließend mithilfe eines Machine-Learning-Verfahrens ausgewertet werden. Es erfolgt also zunächst eine Diagnose und anschließend eine Prognose bzgl. der überwachten Bauteile.

In der Ingenieurwissenschaft bezeichnet der Begriff technische Diagnose u.a. Verfahren, von Symptomen (z.B. Geräusche, Vibrationen, Notfallabschaltungen etc.) retrospektiv auf die Ursachen zu schließen, mit dem Ziel diese zu beheben sowie mittel- bis langfristige Verbesserungsmaßnahmen abzuleiten (Puppe 1996; Sikorska et al. 2011). Die Prognose hingegen bezeichnet die Vorhersage über Ereignisse und Zustände in der Zukunft.

Aus technischer Perspektive werden in der Regel auf Grundlage einer historischen und aktuellen Datenlage zukünftige Zustände technischer Systeme vorhergesagt (Sikorska et al. 2011). Dieses bedeutet im Detail für das Verständnis des Begriffs Diagnose, dass Symptome retrospektiv hinsichtlich ihres Musters erkannt, die erkannten Fehler klassifiziert und die Ursachen analysiert werden müssen. Des Weiteren ergibt sich auch die Notwendigkeit einer vorausschauenden Prognose. Das heißt, die Abschätzung des weiteren Schadensverlaufs auf Basis der Analyse von Zeitreihen und deren voraussichtlicher Weiterentwicklung. Der wichtigste aggregierte Wert, der sich daraus ergibt, ist eine Restlebensdauerabschätzung. Diese Prognose hat dabei Rückwirkungen auf den Diagnoseprozess.

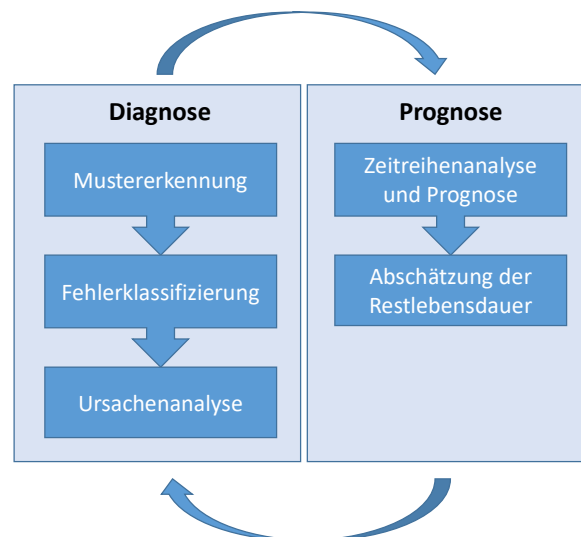


Abb. 1: Systematik zwischen Diagnose und Prognose in Hinblick auf eine Zustandserfassung in der Instandhaltung (Lewandowski 2016)

Anhand ausgewählter Anwendungsfälle soll in dem Verbundvorhaben aufgezeigt werden, dass eine dezentrale Zustandsbestimmung mit einer Prognose der Restnutzungsdauer zu einer längeren Nutzung von technischen Komponenten führen und so einen Beitrag zur verbesserten Ressourceneffizienz geleistet werden kann. Das Projekt wird im Rahmen der Fördermaßnahme „Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft – Innovative Produktkreisläufe (ReziProK)“ gefördert. „ReziProK“ ist Teil des BMBF-Forschungskonzeptes „Ressourceneffiziente Kreislaufwirtschaft“ und unterstützt Projekte, die Geschäftsmodelle, Designkonzepte oder digitale Technologien für geschlossene Produktkreisläufe entwickeln.

Inhaltlich wurde gemeinsam der Begriff „LongLife-Prozess“ aus der Anwendersicht kreiert, dem Beiträge der einzelnen Arbeitspakete im Projekt zugeordnet werden können (s. Abb. 2). Dieser stellt eine Leitlinie dar und beschreibt das Vorgehen zur Erreichung der gesetzten Projektziele.

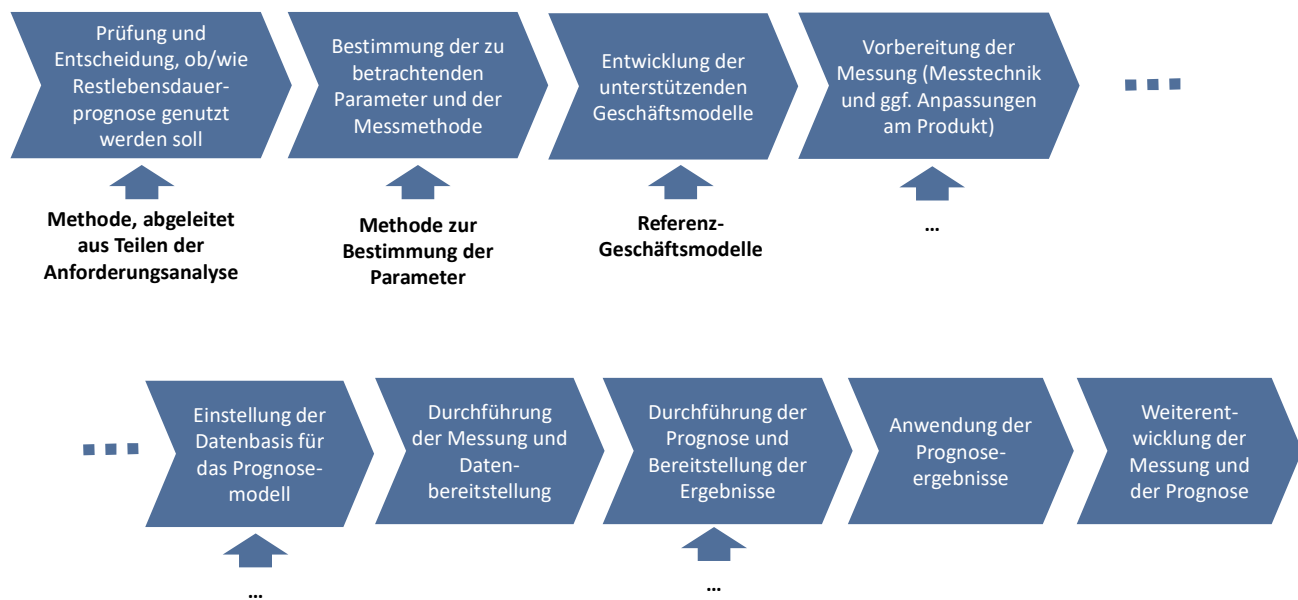


Abb. 2: Der LongLife-Prozess

2. Bestimmung der Anforderungen an die angestrebte Lösung

Zu Beginn des Projekts wurde eine Anforderungsanalyse durchgeführt. Ihr kommt eine besondere Bedeutung zu, da sie die Grundlage für die weitere Entwicklungsarbeit bildet. Sie wird in LongLife auf drei unterschiedlichen Ebenen betrachtet, wobei sowohl Anforderungen aus Anwendersicht als auch aus Entwicklersicht berücksichtigt werden. Folgende Anforderungen wurden erhoben:



- Anforderungen an das technische System „LongLife“ zur Zustandserfassung (Sensorik, Datenübertragung, -verarbeitung, -aufbereitung).
- Anforderungen in Bezug auf neue Geschäftsmodelle mit dem technischen System „LongLife“
- Anforderungen der Nachhaltigkeitsbewertung

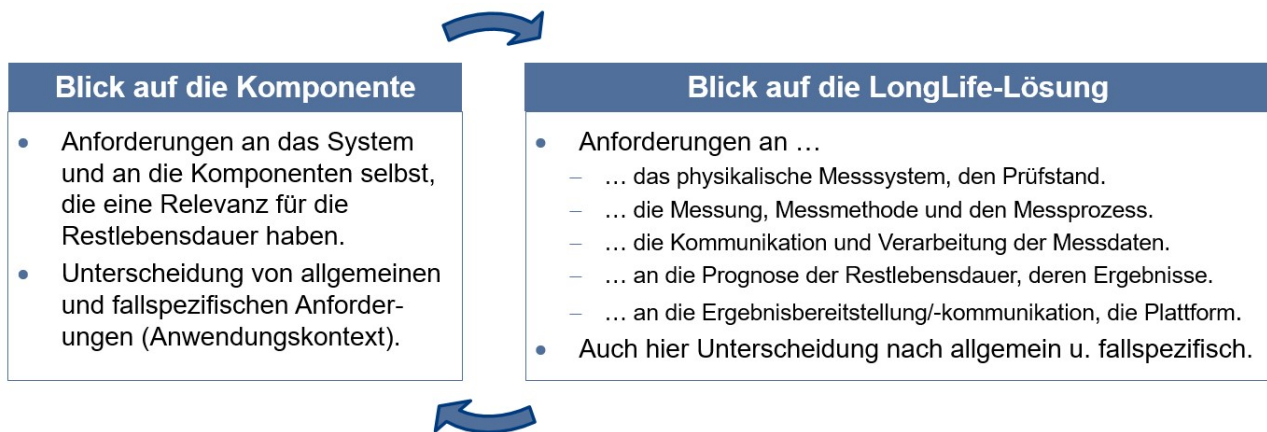


Abb. 3: Verschiedene Aspekte und Typen von Anforderungen

Die Anforderungen werden aus unterschiedlichen Perspektiven aufgenommen: Aus der der beiden Anwendungsfälle, aus Entwicklersicht und aus der Perspektive potentieller weiterer Anwender.

Speziell bei der Aufnahme der Anforderungen aus Anwendersicht ist es wichtig, die relevanten Stakeholder zu identifizieren, d.h. Beteiligte oder Betroffene, die Anforderungen an das System haben bzw. haben können.

Auf Basis des LongLife-Prozesses wurden auf Anwenderseite folgende Haupt-Typen von Stakeholdern identifiziert:

- Diejenigen, die entscheiden, ob und wie eine Prognose der Restlebensdauer genutzt und weiterentwickelt wird und die betriebswirtschaftlichen Rahmenbedingungen dafür beurteilen bzw. schaffen.
- Diejenigen, die dafür zuständig sind, die technischen Voraussetzungen für die Messung und Bereitstellung der für die Prognose erforderlichen Daten zu schaffen und die zu messenden Parameter festlegen.
- Diejenigen, die die Messung durchführen und stellt die Daten bereitstellen.
- Diejenigen, die die Prognoseergebnisse nutzen und in konkrete Maßnahmen umsetzen sollen.

Je nach Geschäftsmodell können sich diese Stakeholder auf unterschiedliche Partner im Wertschöpfungsnetzwerk verteilen. Im Wesentlichen kommen dafür folgende Partner in Frage:



- Der „Systemholder“, der das Prognosesystem inkl. der der mobilen Prüfstation entwickelt und anbietet.
- Der Hersteller der Komponenten, für die die Restlebensdauer ermittelt werden soll.
- Der Anlagenbauer, in dessen Anlagen die zu betrachtenden Komponenten verbaut werden.
- Dritte Dienstleister, die Installations- und Instandhaltungsarbeiten an den betrachteten Anlagen bzw. Komponenten vornehmen.
- Der Anlagenbetreiber, der die Anlagen, in denen die Komponenten verbaut sind, nutzt.

Von allen so identifizierten Stakeholdern werden die spezifischen Anforderungen aufgenommen. Als Hilfestellung dient ein entwickelter Fragenkatalog der für entsprechende Interviews hinzugezogen werden kann. Darin geht es z.B. darum wie die temporäre Messung in den Betriebsablauf bei den Anlagen integriert werden kann oder welche Zeithorizont eine Prognose abdecken muss, damit die Ergebnisse effektiv genutzt werden können. Die Anforderungen richten sich dabei zum Teil direkt auf die LongLife-Lösungen. Ein weiterer Teil wird über den Blick auf die Komponenten bzw. das System „Anlage“ abgeleitet.

2.1 Anwendungsfall Schuhmaschinenspindel

Bei der Schuhmaschinenspindel handelt es sich um die Einspritzeinheit einer Schuhmaschine. Über die Spindel werden beispielsweise Komponenten von Polyurethan für Schuhsohlen vermischt und anschließend in eine Form eingedrückt. Diese Spindelbauteile (insbesondere die Lagerungen) haben sich als ausfallkritische Bauteile der Maschine erwiesen und wurden daher für die Zustands- und Restlebensdauerbestimmung ausgewählt.

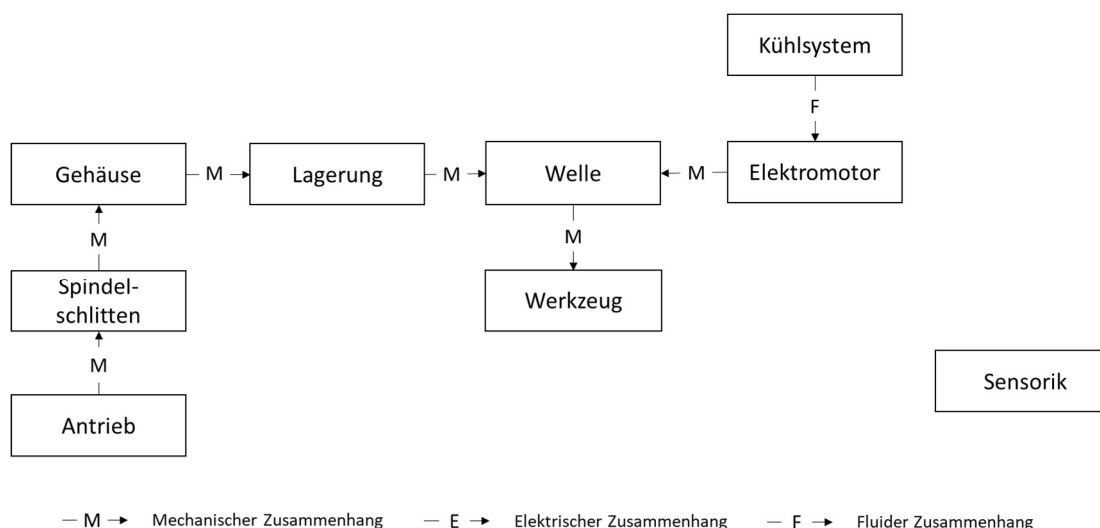


Abb. 4: Funktionale Struktur des Spindeltriebs

Aktuell wird der Zustand durch die Maschinenbetreiber eher qualitativ eingeschätzt und kommuniziert. Zusätzlich wird in einigen Fertigungsbetrieben versucht, den Zustand der Maschine durch Expertenwissen einzuschätzen. Hierbei wird auf typische Vorgehensweisen, wie „Hören und Handauflegen“ zurückgegriffen.

Die Standzeit einer Spindel wird grundsätzlich durch die Anzahl der Einspritzvorgänge in eine Schuhform, d.h. der gefertigten Schuhsohlen, bestimmt. Zusätzlich spielt der Umgang mit den Komponenten durch den Betreiber sowie die Umgebungsbedingungen eine wichtige Rolle. Um möglichen Bauteilverschleiß zu identifizieren sind zudem die Betriebsdaten, wie Drehzahl, Betriebsstunden und Belastungsgrößen zu betrachten. Abb. 3 zeigt den funktionalen Aufbau und Abb. 4 mögliche Eigenschaftsparameter der Spindel.

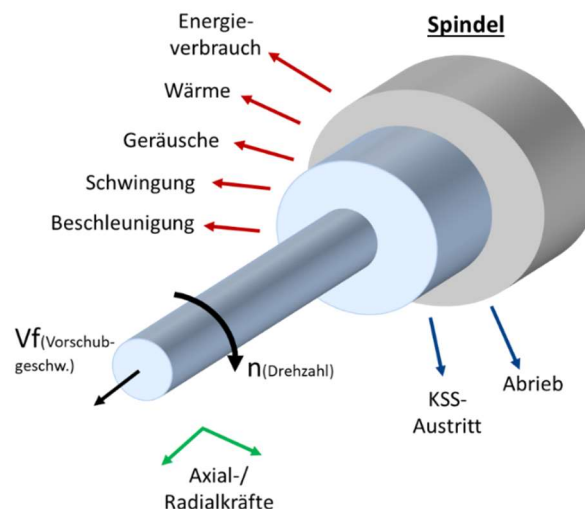


Abb. 4: Mögliche Eigenschaftsparameter am Spindeltrieb bzw. der Spindellagerung (KSS: Kühlschmierstoff)

Basierend auf den vorliegenden Kenntnissen bzgl. der Spindel wurde eine erste Spezifizierung potenzieller Schadensketten durchgeführt. Die Schadensarten wurden klassifiziert und mögliche Schadensursachen und -mechanismen zugeordnet. Zudem wurden sensorisch erfassbare Merkmale bestimmt, anhand derer sich die Störungen voraussichtlich direkt erkennen oder indirekt über Korrelation ableiten lassen.

Die abgebildeten Zusammenhänge sollen nun systemtechnisch so aufbereitet werden, dass sie in ein Machine-Learning-Verfahren implementiert werden können, welches auf Basis der messbaren Größen eine Abschätzung der Restlebensdauer der einzelnen Bauteile prognostiziert. Das Machine-Learning-Verfahren soll hierfür mittels historischer Betriebsdaten trainiert werden (Wittpahl 2019).

Tabelle 2: Klassifizierung möglicher Schadensbilder bei der Spindellagerung

Klasse	Schaden	Schadensursache	Schadensmechanismus	Merkmale
A	Abrasion, Adhäsion, Material- ausbruch	Oxidation	Feuchtigkeit	Feuchtigkeit
		Mangelnde Tren- nung der Funktions- oberflächen	Mangelnde Abdeckung	Austretender Kühlschmier- stoff
			Mangelnde Schmierung	Geräusche, hohe Temperatur
			Mangelnde Verteilung des Kühlschmierstoffs Hohe Anfahrsgeschwindigkeit	Geräusche, hohe Temperatur, große beschleunigung
B	Rissbildung	Eingerollte Fremdpartikel	Mangelnde Abdichtung	Austretender Kühlschmier- stoff
			Örtliche Spannungsüberhö- hung	Unwucht, Geräusche
		Materialermüdung	Überschreitung der Ermü- dungsgrenzbelastung	Belastung, Drehgeschwin- digkeit
C	Eindrucks- kanten	Eingerollte Fremdpartikel	Mangelnde Abdichtung	Unwucht, Geräusche
			Örtliche Spannungsüberhö- hung	
D	Plastische Verfor- mung	Statische Über- lastung	Beschädigung bei Ein-/Ausbau	Biegung der Spindel (-teile)
		Erschütterung		Unwucht, Geräusche

Anforderungen an das Machine-Learning-System im Anwendungsfall Schuhmaschinenspindel

Die betrachteten Schuhmaschinen sind bereits über eine Software (Smart Shopfloor / Fa. Efficiency Systems) zur Aufnahme, Speicherung und Visualisierung von Prozessdaten aus der Produktion vernetzt. Es können zudem einfache Aggregationen (z.B. Addition, Multiplikation) angewendet werden, um die Daten für die GUI aufzubereiten.

Die Daten für die Software werden bislang über bereits in den Maschinen installierten Sensoren aufgenommen und hier wird die Anbindung der LongLife-Lösung an das vorhandene Datenmanagementsystem geprüft, um keine parallelen Strukturen aufzubauen und zudem mögliche Synergien nutzen zu können. Für die erweiterte Zustandsüberwachung und Restlebensdauerprognose der ausfallkritischen Komponenten und der Anbindung der LongLife-Lösung an den Smart Shopfloor bedarf es daher der:

- Anbindung weiterer, projektspezifischer Sensoren
- Ableitung von Bewertungskriterien bzgl. der Bauteilzustände
- Visualisierung der Erkenntnisse

2.2 Anwendungsfall Industrie-Rolltor

Als zweiter Anwendungsfall wird ein Industrie-Rolltor betrachtet. Die ausfallkritischen Bauteile, die vorrangig für Störungen verantwortlich sind, wurden bereits vom Hersteller in Langzeitversuchen identifiziert und stehen im Fokus der Betrachtung. Hierzu zählen Torblattzahnriemen, Gleitrollengurt und Zugfedern, die in einer schematischen Darstellung des Rolltors aufgeführt sind (s. Abb. 5). Abb. 6 zeigt die funktionale Struktur des Rolltors.

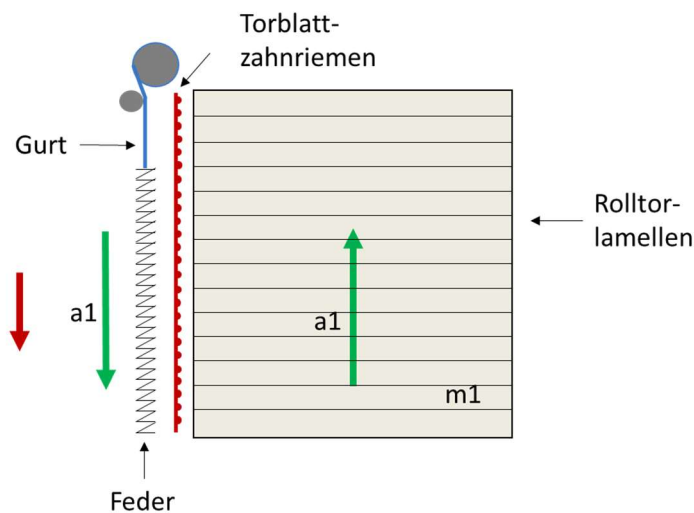


Abb. 5: Stör- und ausfallkritische Bauteile am Industrie-Rolltor

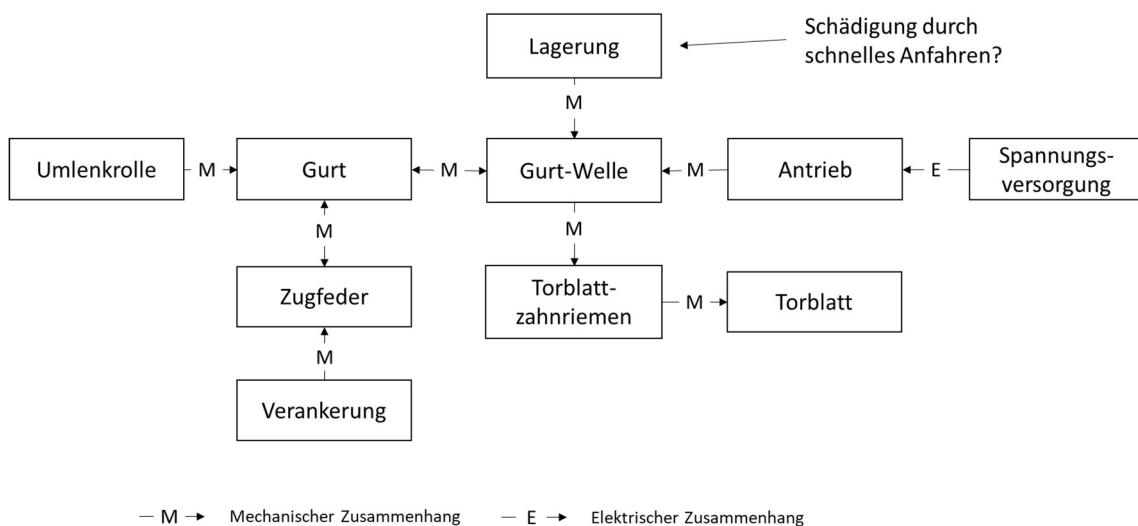


Abb. 6: Funktionale Struktur des Industrie-Rolltors

Wie beim ersten Anwendungsfall erfolgte eine erste Klassifizierung von Schadensarten (s. Tabelle 3), die auf den Erkenntnissen aus den Langzeittests des Herstellers und der Fachliteratur basiert (Sauer, 2016; Sauer 2018). Auch hier wurden jeder Schadensklasse Schadensursachen, -mechanismen und Merkmale zugeordnet.

Tabelle 3: Klassifizierung möglicher Schadensbilder beim Industrie-Rolltor (F = Feder / G = Gurt / Z = Zahnriemen)

Klasse	Schaden	Schadensursache	Schadensmechanismus	Merkmale
A	Längung F, G, Z)	Relaxation (F, G, Z)	Belastungsdauer, hohe Temperatur	Einsatzdauer, Temperatur, Toröffnungsgeschwindigkeit
		Plastische Verformung (F) (Biegung / Torsion)	Kollision mit Zargen durch fehlerhafte Führung	Geräusche, Schwingungen
B	Materialausbruch (F, G, Z)	Oxidation (F)	Feuchtigkeit	Feuchtigkeit
		Abrasion (F, G, Z)	Reibung, mangelnde Führung	Geräusche, Schwingungen
		Porös, Alterung (G, Z)	Einsatzdauer, niedrige Temperatur	Einsatzdauer, Temperatur
C	Rissbildung (F, G, Z)	Oxidation (F)	Feuchtigkeit	Feuchtigkeit
		Abrasion (F, G, Z)	Reibung, mangelnde Führung	Geräusche, Schwingungen
		Überlastung (F, G, Z)	Hohe Spannungen	
		Porös, Alterung (G, Z)	Belastungsdauer, niedrige Temperatur	Einsatzdauer, Temperatur
D	Veränderungen in der Materialstruktur / Ausfransen (G, Z)	Abrasion (G, Z)	Reibung, mangelnde Führung	Geräusche, Schwingungen
		Porös, Alterung (Z)	Belastungsdauer, niedrige Temperatur	Einsatzdauer, Temperatur

Anforderung an das Machine-Learning-System im Anwendungsfall Industrie-Rolltor

Im Anwendungsfall Industrie-Rolltor existiert keine Infrastruktur zur Betriebsdatenerfassung. Es ist daher beabsichtigt, aus den Steuerungskomponenten des Antriebs temporäre Daten zu extrahieren, die Schlussfolgerungen auf bestimmte Systemzustände zulassen. Es ist in diesem Zusammenhang ein Konzept mit der Definition der Schnittstelle zum Auslesen der Daten notwendig. Zusätzlich wird geprüft, welche weitere Sensorik zielführend implementiert werden kann, um jeweils eine Zustandsbeschreibung der hier betrachteten Maschinenbauteile aufnehmen zu können.

Es bedarf zudem einer KI-basierten Anomalieerkennung, um anhand der Daten Rückschlüsse auf beschädigte Komponenten und eine Restnutzungsdauerprognose erstellen zu können (Sander 2018). Bislang befindet sich keine weitere Sensorik am Rolltor, lediglich ein Controller der den Zustand des Tores überwacht (offen oder geschlossen). Es liegen zudem keine historischen Prozessdaten vor.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass folgende Anforderungen für die Zustandsüberwachung der ausfallkritischen Bauteile und entsprechender Restlebensdauerprognosen für den Anwendungsfall Industrie-Rolltor identifiziert wurden:

- Anbindung weiterer, projektspezifischer Sensoren
- Ableitung von Bewertungen bzgl. der Bauteilzustände
- Anbindung einer Cloud-Lösung
- Erstellung und Einbindung einer Software zur Analyse und Visualisierung der Daten

3. Entwicklung der Sensorik

Aufbauend auf den Ergebnissen der Anforderungsanalyse, insbesondere der identifizierten potenziellen Schadensklassen und ihrer Merkmale, wurde ein erster technischer Entwurf für eine sensorgesteuerte Datenerhebung erstellt. Hierbei flossen zudem Kenntnisse bezüglich Testumgebungen bekannter und vergleichbarer Systeme ein. Berücksichtigt wurde zunächst Sensorik für die Erfassung von Vibration, Temperatur, Luftdruck und Luftfeuchtigkeit. Die Konnektivität soll über Ethernet, TCP/IP und REST-API realisiert werden. Abb. 7 zeigt den schematischen Aufbau und Abb. 8 die Designstudie des entworfenen LongLife-Sensors.

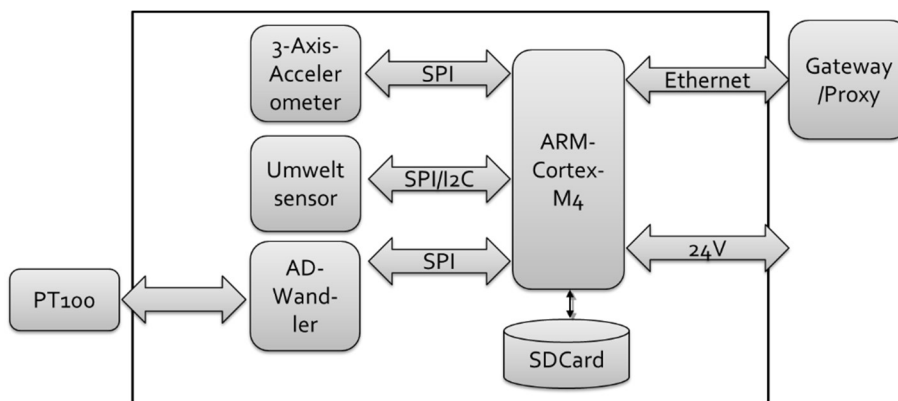


Abb. 7: LongLife Sensor LLMS1

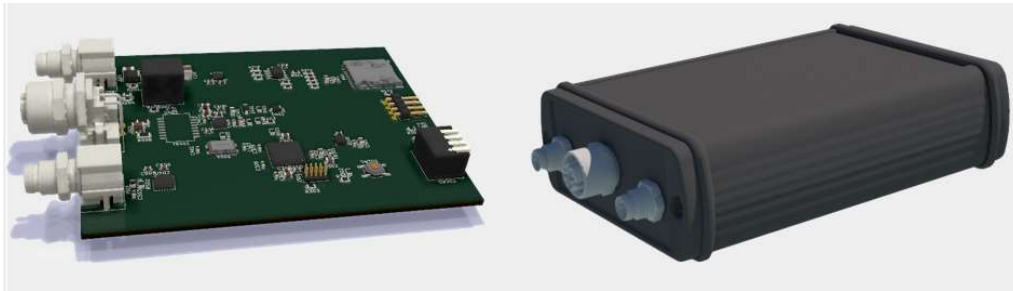


Abb. 8: Designstudie des LongLife Sensors

Basierend auf den Anforderungen wurde ein Schaltplanentwurf erstellt und ein erster Prototyp befindet sich in der Umsetzung. Geplant ist, mit dem vollfunktionstüchtigen Prototyp anschließend erste Testreihen an der Schuhmaschinenspindel durchzuführen. Parallel hierzu erfolgt die Entwicklung der Software zur Datensteuerung und -speicherung. Vorgesehen ist das Echtzeitbetriebssystem FreeRTOS einzusetzen und für die Sensorverarbeitung und -übertragung ein periodisches Auslesen der Werte vorzunehmen. Optional wird die Möglichkeit der Speicherung auf SD-Karten analysiert, als Alternative zur Übertragung per REST-API.

Für den Datenaustausch von Diensten existieren eine Vielzahl von Ansätzen. Einhergehend mit der fortschreitenden Durchdringung des Internets setzen sich seit einiger Zeit zunehmend auf dem http-Protokoll basierende Verfahren durch (Daigneau 2011). Hierbei werden zunächst meist SOAP (Simple Object Access Protocol) und WSDL (Web Services Description Language) verwendet. Inzwischen finden jedoch insbesondere auch RESTful Web Services (Representational State Transfer) eine weite Verbreitung (Richardson & Amundsen 2013). 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. Es wurden erste Grundlagen zum Einsatz von OpenAPI und den Swagger-Tools für das Projekt LongLife erarbeitet. Abb. 9 und Abb. 10 zeigen Übersichten der möglichen Anbindung der projektspezifischen Sensoren in beiden Anwendungsfällen.

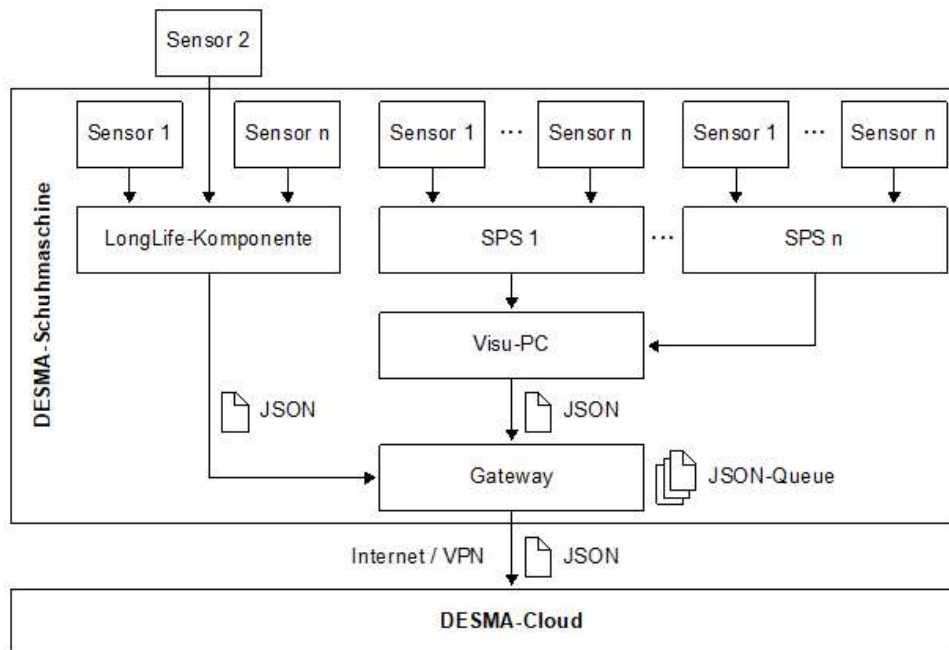


Abb. 9: Mögliche Anbindung der Sensoren im Anwendungsfall Schuhmaschinen spindle

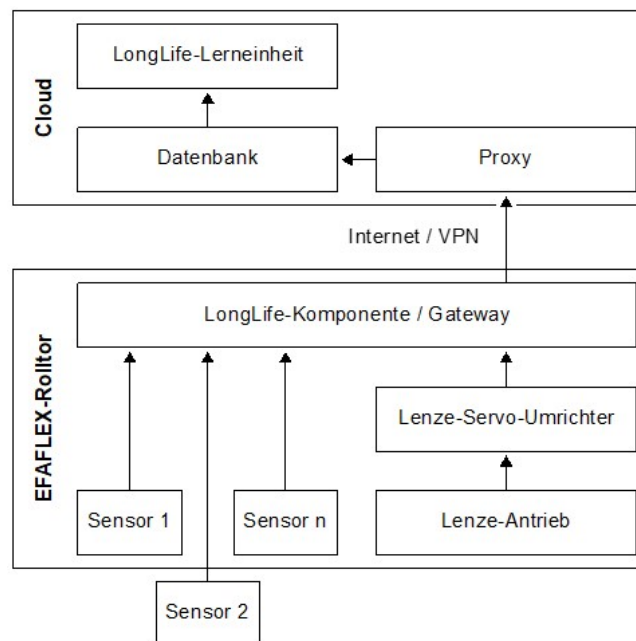


Abb. 10: Mögliche Anbindung der Sensoren im Anwendungsfall Industrie-Rolltor

4. Entwicklung eines Verfahrens zur Prognose der Bauteilrestlebensdauer

Wie in Kap. 1 erläutert, soll ein Predictive Maintenance Verfahren zur Restlebensdauerprognose von Bauteilen entwickelt werden. Erste Überlegungen ergaben, dass hierbei ein Machine Learning Verfahren bzw. Verfahren des überwachten Lernens Anwendung finden soll. Hierfür wird ein Algorithmus angelegt, der im Vorfeld mit Hilfe von hinreichend großen Mengen an gelabelten Datensätzen trainiert wird (Frochte 2019). Diese Datensätze werden mit den korrekten Funktionswerten, bspw. für Schadensklassen, deren Merkmale und die Restlebensdauer der Bauteile, gelabelt (markiert). Hierdurch wird das System trainiert und kann bei späteren Analysevorgängen neuer Datensätze die korrigierte (richtige) Diagnose und Prognose erstellen (Bibel et al. 2015).

Geplant ist die zu entwickelnde LongLife-Engine mit der bereits existierenden Daten-Architektur der Maschinenhersteller zu verknüpfen. So kann erreicht werden, dass die neue Anwendung im Sinne des maschinellen Lernens mit den vorhandenen Betriebsdaten trainiert werden kann. Darüber hinaus sollen mit zusätzlicher Sensorik weitere Messungen durchgeführt werden und die so erfassten Sensordaten in die LongLife-Engine eingespeist werden. Zusätzlich sollen Expertenwissen und Daten über ausgebaute Bauteile die in einem Prüfstand untersucht wurden in die Analyse einbezogen werden. Hierbei soll ebenfalls die Einschätzung erfolgen, ob ein Bauteil „zu früh“ zur Wartung vorgeschlagen wurde, obwohl es noch mit einer ausreichenden Sicherheit weiter eingebaut hätte bleiben können.

Aufgabe der LongLife-Engine ist einerseits das Entgegennehmen des Datenstroms, die Analyse der Daten und die Anreicherung des Datenstroms mit abgeleiteten Prognosen. Andererseits wird die Bewertung, also das Erkennen von Ereignissen auf der Basis der Prognosen, durchgeführt. Im LongLife-Kontext kann ein solches Ereignis beispielsweise aussagen, dass der Schwellenwert für die erwartete Restlebensdauer einer Komponente unterschritten wurde und der Austausch der Komponente empfohlen wird. Die Analyse kann dabei sowohl im Falle einer fest in die Maschine integrierten Sensorik basierend auf kontinuierlich erfassten Daten erfolgen, als auch bei punktuellen Datenerhebungen mittels mobiler Sensorik.

Bei der Analyse stellte sich heraus, dass die Integration der neuen LongLife-Engine in eine bestehende Systemlandschaft eine Herausforderung für die Systementwicklung darstellt. Jedoch bietet die im Anwendungsfall Spindel vorhandene Plattform zur Datenerfassung und -visualisierung eine gute Ausgangsbasis. Historische Daten können aus dieser Plattform bezogen und abgeleitete Prognosen wiederum über sie bereitgestellt und visualisiert werden. Für die Implementierung können bewährte Enterprise Integration Patterns (Hohpe & Woolf, 2004) angewendet werden.

Die vorliegenden historischen Maschinendaten müssen entsprechend gesichtet und analysiert werden, um relevante Muster zu identifizieren, die z.B. Hinweise bzgl. Bauteilverschleiß geben können (Knebel 2019).

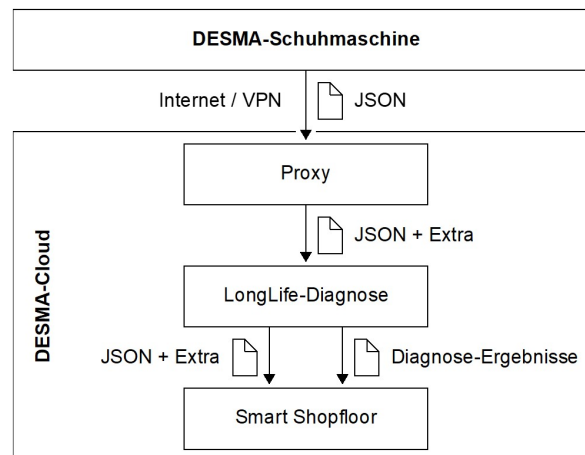


Abb. 11: Mögliche Anbindung des Machine-Learning-Tools an die IT-Infrastruktur des Herstellers

Im Anwendungsfall Industrie-Rolltor liegen keine umfassenden Betriebsdaten vor. Entsprechend bietet es sich hier an, die Übertragbarkeit der Erkenntnis aus dem ersten Anwendungsfall zu prüfen. Vorteil gegenüber der Spindellagerung ist aber, dass über den Hersteller ein Rolltor für einen Teststand zur Verfügung gestellt wurde. Hiermit können direkt am Rolltor sensorische Messungen vorgenommen werden. Zudem können historische Daten über den Hersteller, der Langzeittests in einem eigenen Technikum durchführt, in das Modell einfließen.

5. Entwicklung der LongLife-Geschäftsmodelle

Die hier dargestellten Überlegungen zu den Ansätzen für Referenz-/Grundgeschäftsmodelle basieren auf den Überlegungen im Zuge der Anforderungsanalyse. Die dort ermittelten Typen von Stakeholdern stellen hierbei eine wichtige Eingangsgröße zur Ausgestaltung möglicher Geschäftsmodelle dar.

Um zu ermitteln, welche Stakeholder bei welchem Partner des jeweiligen Wertschöpfungsnetzwerks relevant sind, sind zunächst die Schlüsselaktivitäten im Zusammenhang mit der LongLife-Lösung zu beschreiben und diese dann als Szenarien in unterschiedlicher Weise auf die jeweiligen Partner zu verteilen. Daraus entstehen dann erste potentielle Grund-Geschäftsmodelle.



Schlüsselaktivitäten	Systemholder	Anlagen Hersteller	Anlagenbetreiber	...
Entwicklung u. Fertigung des Prüfstands	1 2 3			
Eigentümer des Prüfstands		1	2	
Anwendung des Prüfstands		1	2	
Entwicklung der Prognose-Plattform	2 3	1		
Vorhalten der Prognoseplattform	2 3	1		
Eigentümer der Daten		1	2	

Erlösmodell

	Direkt	Indirekt
Transaktion	3 2	
Transakt.-unabhäng.	1	2

Abb. 12: Mögliche Verteilung der Verantwortung im Kontext der LongLife Lösung

- **Fallbeispiel 1:** Der Anlagenhersteller, der die betrachtete Komponente verbaut, bezieht den LongLife-Prüfstand von Systemholder und stattet damit seine Service-Techniker aus. Er entwickelt die Plattform und hält sie vor. Die Lebensdauerprognose ist Teil des regulären Wartungsvertrags, den der Anlagenbetreiber beauftragt und als Dienstleistung bezahlt.
- **Fallbeispiel 2:** Der Anlagenhersteller bezieht den LongLife-Prüfstand von Systemholder und verkauft diesen an den Betreiber der Anlage, in der die betrachtete Komponente verbaut ist, der die Messung selber durchführt, um seine Anlage zu beurteilen. Der Anlagenhersteller hält die Plattform, die er selber entwickelt hat, als kostenlosen Service vor (Datenquelle).
- **Fallbeispiel 3:** Der LongLife-Prüfstand und die Plattform werden vom Systemholder entwickelt, vorgehalten und angewendet, die Messung und Ergebnisse als Service (Einzelauftrag) angeboten.

Im folgenden Schritt sind die Nutzenversprechen in den Geschäftsmodellen herauszuarbeiten. Dabei ist für die jeweiligen Stakeholder zu ermitteln, welche Aufgaben sie erfüllen, wo Probleme und Wünsche liegen und wie die LongLife-Lösung bei diesen Problemstellungen Abhilfe schaffen oder bezüglich der Wünsche einen positiven Beitrag leisten kann. Das Vorgehen orientiert sich dabei an dem von Osterwalder et al. vorgeschlagenen Ansatz (Osterwalder et al. 2015). Exemplarisch ist in Abb. 13 die Übersicht für einen Servicetechniker eines Anlagenherstellers abgebildet.



Aufgaben

- Fehler / Mängel bei ausgefallenen Maschinen und Anlagen beheben
- Wartungen durchführen
- Fehler / Mängel identifizieren
- Inbetriebnahme durchführen
- Kommunikation mit Auftraggeber vor Ort
- Protokolle anfertigen
- Handlungsempfehlungen nach Begutachtung bzw. Inspektion von Maschinen / Anlagen geben

Probleme

- Zeitaufwendige und komplexe Identifikation der tatsächlichen Fehlerursache
- 24/7-Abrufbereitschaft „wenn's brennt“ ②
- Viel Zeit auf Reisen zum Kunden ②
- Unzureichende Vorbereitung auf aufgetretene Fehler durch fehlende Materialien, Expertise, Vorabinformationen vor Ort ①
- Mangelnde Informationen zu alternativen Wegen der Fehlerbeseitigung

Wünsche

- Detaillierte Vorabinformationen zum Schaden / Fehler und benötigtem Material
- Mehr Möglichkeiten für den Remote-Service ②
- Reduktion von Reisetätigkeiten ②
- Entscheidungsunterstützung bei Handlungsempfehlungen
- Bedarfsgerechte (Zeit und Menge) Ersatzteilversorgung ①

Wissen um die wahrscheinliche Restlebensdauer der Komponenten

- ① **Rechtzeitige Beschaffung von Ersatzteilen statt großer Lagerbestände an Ersatzteilen.**
- ② **Vermeidung unvorhergesehener Ausfälle und von Folgeschäden, die Servicetechniker vor Ort erfordern.**

Abb. 13: Aufgaben/Probleme/Wünsche eines Service Technikers und das LongLife-Nutzenversprechen

Basierend auf diesen Überlegungen sind die vorher erwähnten Interview-Leitfäden zur Ermittlung der Anforderungen weiter zu spezifizieren und zu optimieren.

6. Vorgehensweise zur Nachhaltigkeitsbetrachtung

Die betriebswirtschaftliche Betrachtung der Geschäftsmodelle soll um die Dimensionen Umwelt, Soziales sowie den Aspekt der externen Kosten ergänzt werden. Die Nachhaltigkeitsaspekte sollen dabei im Kontext der untersuchten Anwendungsfälle betrachtet werden. Hierfür wird eine Analyse der Ressourcennutzung im Kontext von Materialnutzung, Materialproduktivität und Materialflussanalyse durchgeführt. Darüber hinaus erfolgt eine Nachhaltigkeitsbewertung für die im Projekt entwickelten Geschäftsmodelle.



Tabelle 4: 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

Methoden die hierfür verwendet werden sind die Methode der Ökobilanzierung mit entsprechenden Aussagen zu Umweltwirkungen, die Social LCA (Life Cycle Sustainability Assessment) mit Aussagen zu sozialen Wirkungen und Ansätze zum Life Cycle Costing. Für diese Methoden werden zurzeit entsprechende Kriterien erarbeitet, um darauf aufbauend ein Modell zur Datenerhebung erstellen zu können. Offene Fragestellungen, deren Beantwortung momentan vorangetrieben wird sind:

Anwendungsfall „Spindellagerung“

- Fokus des Bilanzraums: Ganze Rundtischanlage oder nur Fixierung auf Spindel?
- Unterschiedliche Szenarien, um mögliche soziale Auswirkungen besser abbilden zu können (D/EU versus Entwicklungsland in Asien)?
- Was bedeutet ein Stillstand der Anlage?
- Bilanzierung des Prüftools und dessen laufender Aufwand

Anwendungsfall „Industrie-Rolltor“

- Gibt es unterschiedliche Anwendungsszenarien, um mögliche Bandbreite an Umweltwirkungen besser abbilden zu können?
- Was bedeutet ein defektes Rolltor?
- Bilanzierung des Prüftools und dessen laufender Aufwand

Sobald die Ergebnisse dieser Fragestellungen vorliegen, kann die Entwicklung des Datenerhebungsmodells vorangetrieben werden. Anhand der hiermit zu erfassenden Daten sollen die Ökobilanzierung, die Social LCA und das LCC durchgeführt werden.

7. Zusammenfassung

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass sich die Arbeiten in den verschiedenen Themenbereichen des Projekts gut entwickeln. Die in Kap. 2 beschriebene Anforderungsanalyse wurde detailliert und untergliedert auf die verschiedenen Bereiche ausgeführt. Es ist somit eine umfangreiche Grundlage an technischen und betriebswirtschaftlichen Informationen für die Projektarbeit geboten.

Bei den beiden Anwendungsfällen wurde eine unterschiedliche Ausgangslage festgestellt. Im Anwendungsfall Schuhmaschinenspindel steht eine breite Datenbasis sowie eine IT-Infrastruktur seitens des Herstellers zur Verfügung. Dies ermöglicht Datenanalysen und eine Anknüpfung des LongLife-IT-Systems an die vorhandene Infrastruktur. Im Anwendungsfall Industrie-Rolltor liegen keine historischen Daten oder eine IT-Infrastruktur vor, jedoch befindet sich ein Teststand mit einem Prototyp-Rolltor in Aufbau an dem über den Antrieb sowie zusätzlich anzubringende Sensorik Betriebsdaten aufgenommen werden können. Ebenso stehen hier gebrauchte Bauteile für Analysen zur Verfügung. Für beide Anwendungsfälle wurden Klassifizierungen potenzieller Schadensbilder und die zugehörigen Merkmale durchgeführt.

Für die LongLife-Sensorik befindet sich ein erster Prototyp in der Umsetzung, mit dem die Messungen an den Maschinen vorgenommen werden sollen. Es wurden konzeptionelle Überlegungen bzgl. des Machine-Learning-Verfahrens zur Diagnose des Bauteilzustandes und Prognose der Restlebensdauer angestellt, für welche die erstellten Schadensklassen als Domänenwissen fungieren.

Parallel wurden eine Anforderungsanalyse bzgl. der im Projekt zu entwerfenden Geschäftsmodelle durchgeführt und erste grundlegende Konzepte für die Modelle entworfen. Es wurden außerdem Unterlagen für detaillierte Befragungen der Stakeholder vorbereitet, anhand derer spezifischere Geschäftsmodelle entworfen werden sollen. Zudem wurde frühzeitig im Projektverlauf die Perspektive der ökologischen und sozialen Nachhaltigkeit miteinbezogen, wodurch die zu gewinnenden Erkenntnisse bei den technischen und wirtschaftlichen Überlegungen rechtzeitig mit einbezogen werden können.

8. Literatur

- Apel, H. (Hrsg.) 2018. Instandhaltungs- und Servicemanagement. Systeme mit Industrie 4.0. Hanser.
- Bibel, W., Kruse, R., Nebel, B. (Hrsg.) (2015). Computational Intelligence. Eine methodische Einführung in Künstliche Neuronale Netze, Evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze. Springer Vieweg.
- Daigneau, R. (2011). Service Design Patterns: Fundamental Design Solutions for SOAP/WSDL and RESTful Web Services. Upper Saddle River, NJ, USA: Addison-Wesley.
- Frochte, Jörg (2019). Maschinelles Lernen: Grundlagen und Algorithmen in Python. Hanser Verlag
- Hohpe, G. & Woolf, B. (2004). Enterprise Integration Patterns: Designing, Building, and Deploying Messaging Solutions. Upper Saddle River, NJ, USA: Addison-Wesley.
- Knebel, H. (2019). Algorithmen und Datenstrukturen. Grundlagen und probabilistische Methoden für den Entwurf und die Analyse. Springer Vieweg.
- Lewandoswki, M. (2016). Entwicklung eines Integrationsmodells zur Zustandserfassung und Optimierung der Instandhaltung komplexer technischer Systeme. Dissertationsschrift Universität Bremen. epubli GmbH, Berlin.
- Osterwalder, A., Pigneur, Y., Bernarda, G., Smith, A. (2015): Value Proposition Design, Campus Frankfurt / New York, 60486 Frankfurt/Main, ISBN: 9783593429786.
- Puppe, F. (1996). Wissensbasierte Diagnose- und Informationssysteme. Mit Anwendungen des Expertensystem-Shell-Baukastens D3. Berlin [u.a.]. Springer.
- Richardson, L. & Amundsen, M. (2013). RESTful Web APIs: Services for a Changing World. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly & Associates.
- Sander, M. (2018). Sicherheit und Betriebsfestigkeit von Maschinen und Anlagen. Konzepte und Methoden zur Lebensdauervorhersage. Springer Vieweg.
- Sauer, B. (Hrsg.) (2016). Konstruktionselemente des Maschinebaus 1. Grundlagen der Berechnung und Gestaltung von Maschinenelementen. 9. Auflage. Springer Vieweg.
- Sauer, B. (Hrsg.) (2018). Konstruktionselemente des Maschinebaus 2. Grundlagen von Maschinenelementen für Antriebsaufgaben. 8. Auflage. Springer Vieweg.



Sikorska, J. Z; Hodkiewicz, M.; Ma, L. (2011). Prognostic modelling options for remaining use-ful life estimation by industry. In: Mechanical Systems and Signal Processing 25 (5), S. 1803–1836. DOI: 10.1016/j.ymssp.2010.11.018.

Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019). Künstliche Intelligenz. Technologie Anwendung Gesellschaft. Springer Vieweg.