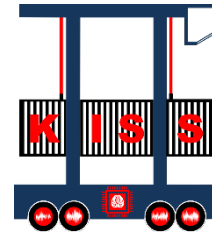


Schlussbericht



K I S S KI-Basiertes Schadens- und Verschleißerkennungs-
system zur cloudbasierten Zustandsüberwachung von
Hybrid-Container-Fahrzeugen

Teilvorhabenbezeichnung:

Cloudbasierte KI-Algorithmen und KI-Prognosemodelle

Förderkennzeichen:

19I21015D

Laufzeit:

1. Juli 2021 – 30. Juni 2024



MSc. Julia Scholtyssek
MSc. Felix Cordes
Prof. Dr. Karl-Ludwig Krieger
Universität Bremen, FB1, ITEM
Otto-Hahn-Allee 1
28359 Bremen
Tel.: 0421 / 218 62550
Fax: 0421 / 218 98 62550
krieger@uni-bremen.de
<http://www.ae.uni-bremen.de>



Finanziert von der
Europäischen Union
NextGenerationEU

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Inhaltsverzeichnis

Teil 1 – Kurzdarstellung	4
1 Aufgabenstellung	4
2 Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wird	5
3 Planung und Ablauf des Vorhabens	6
4 Wissenschaftlicher und technischer Stand, an den angeknüpft wird	7
5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen	8
Teil 2 – Eingehende Darstellung	9
1 Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse	9
1.1 Grundsatzuntersuchungen.....	9
1.1.1 Systemtopologieplanung.....	9
1.1.2 Planung der Signalerfassungskette	11
1.1.3 Untersuchung der Übertragungspfade	13
1.1.4 Laboruntersuchungen im Leerlauf und Lastbetrieb.....	18
1.1.5 Ableitung der Betriebsbedingungen für die Felduntersuchungen	22
1.1.6 Schadensmessungen	24
1.2 Schadenüberwachungssystem	28
1.2.1 Detektion von Lagerschädigungen.....	28
1.2.2 Detektion von Verzahnungsschädigungen.....	37
1.2.3 Kombination von Lager- und Verzahnungsklassifikation	43
1.3 Prognosemodell	45
1.3.1 Systemkonzeption	46
1.3.2 Ablauf der Prognoseroutine	48
1.3.3 Signalvorverarbeitung	50
1.3.4 Merkmalsextraktion und Selektion	50
1.3.5 Anlernen des Modells auf die Prüfstanduntersuchungen	52
1.3.6 Auswahl geeigneter Betriebssituationen	53
1.3.7 Auswahl des Regressionsmodells für die Schätzung des Ausfallszeitpunktes....	54
1.4 Realisierung des Gesamtsystems	54
1.4.1 IT-Infrastruktur für den Daten- und Ergebnisaustausch	55
1.4.2 Architektur des Verbundsystems für Prognose und Schadenüberwachungssystem	56
1.5 Systemerprobung im Hafenumfeld.....	57
1.5.1 Vermessung im Hafenumfeld.....	58
1.5.2 Vergleich von Laborergebnissen mit Felddaten.....	59
1.5.3 Ergebnisse der Schadenüberwachungssysteme im Hafenumfeld	60
1.5.4 Ergebnisse des Prognosemodells im Hafenumfeld.....	64
1.6 Zusammenfassung und Feldebewertung.....	67
2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises	67
3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit	68

4	Verwertbarkeit der Ergebnisse	68
5	Fortschritte auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen	69
6	Erfolgte und geplante Veröffentlichung der Ergebnisse.....	69
6.1	Öffentlichkeitsarbeit	69
6.1.1	Website	69
6.1.2	Artikel zum Projektabschluss	69
6.2	Wissenschaftliche Veröffentlichungen	69
6.2.1	DAGA 2023	69
6.2.2	MDPI 2023	70
6.2.3	DAGA 2024	70
7	Literaturverzeichnis.....	70

Teil 1 – Kurzdarstellung

1 Aufgabenstellung

Das Projekt „KI-basiertes Schadens und Verschleißerkennungssystem zur cloudbasierten Zustandsüberwachung von Hybrid-Container Fahrzeugen (KISS)“ wird vom BMWK im Rahmen des Förderprogramms „Künstliche Intelligenz als Schlüsseltechnologie für das Fahrzeug der Zukunft“ gefördert. Das Ziel ist eine intelligente Zustandsüberwachung von Radantrieben, die in Sonderfahrzeugen zum Transport von Schiffscontainern eingesetzt werden.

Die Branche für Antriebstechnik ist mit einem jährlichen Umsatz von über 20 Milliarden Euro (Stand 2022) ein wichtiger Baustein der deutschen Wirtschaft (1). Besonders für Sonderfahrzeuge sind die Einsatzbedingungen der Radantriebe häufig anspruchsvoll, wie beispielsweise bei den in diesem Vorhaben behandelten Hybrid-Van-Carriern. Auftretende Schäden führen dabei zu Störungen im Betriebsablauf und können, beispielsweise bei Ölaustritt aus dem Getriebe, zusätzlich zu einem schwerwiegenden ökologischen Schaden führen.

Eine Zustandsüberwachung dieser Radantriebe für besonders anspruchsvolle Umgebungen ist aus diesem Grund sowohl aus ökonomischer als auch aus ökologischer Sicht sinnvoll. Eine zustandsorientierte Instandhaltungsstrategie kann zudem eine Verfügbarkeitssteigerung der Fahrzeuge erzielen (2).

Bei den in diesem Vorhaben untersuchten Fahrzeugen ist zudem eine weitere Besonderheit gegeben, die eine Zustandsüberwachung der Antriebe befürwortet. Bedingt durch den Aufbau der Van-Carrier, befindet sich der Fahrer ca. 12 m oberhalb der Radantriebe in einer geschützten Fahrerkabine. Akustische Geräusche, die einen bevorstehenden Antriebsausfall ankündigen, können daher von dem Fahrer nicht wahrgenommen werden.

Für die cloudbasierte Zustandsüberwachung in diesem Vorhaben wurden zwei Teilsysteme entwickelt, zum einen das Teilsystem „Schadenüberwachung“ und zum anderen das Teilsystem „Prognosemodell“. Die beide Teilsysteme basieren dabei auf der Messung von Schwingungssignalen direkt am Radantrieb und arbeiten im Verbund intelligent zusammen. Die Zustandsüberwachung von Lagern und Verzahnungen wurde in zahlreichen Veröffentlichungen erfolgreich umgesetzt (3). Die Herausforderung in diesem Vorhaben besteht darin, die bestehenden Ansätze auf den komplexen Radantrieb des Van-Carrier und den stark störbehafteten Betrieb des Van-Carrier im Hafenumfeld zu übertragen.

Mit Hilfe des Moduls „Schadenüberwachung“ soll ein Schadenüberwachungssystem entwickelt werden, welches fest definierte Schädigungen an den Lagern und Verzahnungen des Radantriebes erkennen kann. Folgeschäden, die durch das zerstörte Bauteil verursacht werden, können durch diesen Ansatz vermieden werden. Zudem kann eine Eingrenzung der geschädigten Bauteile vorgenommen werden. Dies hilft dem Servicemitarbeiter, das Getriebe wieder instand zu setzen. Bei der Überwachung werden unterschiedliche Lager- als auch Verzahnungsschäden des zweistufigen Planetengetriebes berücksichtigt sowie verschiedene Verschleiß- und Schädigungsgrade der Bauteile ermittelt.

Ergänzt wird die Schadensüberwachung durch ein Modul für die Prognose der Restlebensdauer einzelner Radantriebe. Mit diesem Teilsystem wird der fortlaufende Verschleiß der Radantriebe überwacht und ein Intervall für die restliche Lebensdauer geschätzt, welches dem Anwender einen Handlungsspielraum bei der Planung von Wartungsarbeiten am Radantrieb

ermöglicht. Eine fortlaufende Übersicht über den Verschleißgrad der Radantriebe bietet dem Anwender zudem weitere Vorteile. Über einen Vergleich mit anderen Fahrzeug- oder Umgebungsdaten, wie beispielsweise von Fahrbahnunebenheiten im Hafengelände oder einem Abgleich bei der Verwendung eines neuen Getriebeöls, gewinnt der Flottenbetreiber Zusatzinformationen. Mit Hilfe dieser Informationen kann dieser dann entsprechende Maßnahmen einleiten, um die Restlebensdauer der Radantriebe zu maximieren.

Eingebettet werden beide Teilsysteme der cloudbasierten Zustandsüberwachung in die KISS-Gesamtsystemlösung, mit der ein standortunabhängiges Abrufen der Informationen über die einzelnen Radantriebszustände möglich ist. Über eine Web-Oberfläche sind die Informationen für jedes Fahrzeug einzeln einsehbar. Zudem werden Schadenerkennung und Lebenszeitprädiktion mit weiteren Fahrzeuginformationen, wie beispielsweise Temperatur zum jeweiligen Fahrzeug ergänzt. Dem Anwender wird dadurch ein detaillierter Überblick über seine Fahrzeugflotte gegeben, mit dem sowohl ökologische als auch ökonomische Vorteile erzielt werden können.

2 Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wird

Das Projekt KISS mit dem Förderkennzeichen 19I21015D wurde im Zeitraum vom 01.07.2021 bis zum 30.06.2024 durchgeführt. Das ITEM hat im Vorhaben ein Fördervolumen von 621.712,54 €.

Das Projekt KISS profitiert von den langjährigen Erfahrungen der Projektpartner in ihrem jeweiligen Fachgebiet. Durch dieses eingebrachte Know-How liefert jeder Projektpartner einen wichtigen Beitrag zur erfolgreichen Durchführung des Projekts.

Mit 20 Jahren Markterfahrung entwickelt und produziert die Firma ANEDO GmbH am Unternehmensstandort in Eydelstedt/Niedersachsen zukunftsichere Steuerungssysteme für alle Automatisierungsaufgaben, mit bis zu 15.000 Geräten pro Jahr. Durch ein modulares Baukastensystem werden individuelle Herausforderungen, sowohl einfachste Anwendungen als auch hochkomplexe Steuerungsprozesse, skalierbar umgesetzt. Dabei erstreckt sich die Wirkkette von der Sensorik und Aktorik bis hin zur Maschinenkommunikation.

Seit 1994 steht der Name SEGNO Industrie Automation für ein modernes und leistungsfähiges Unternehmen mit den Schwerpunkten Prozessvisualisierung, Datenbanken, ERP/MES Systeme, Reporting, Fernwirktechnik, Automatisierungstechnik und IT-Sicherheit. Zu den Kunden zählen sowohl die Betreiber von Produktionsanlagen wie auch Anlagen- und Maschinenbauunternehmen.

Kessler + Co ist ein führender Hersteller von Antriebskomponenten und Steuerungssoftware für schwere Mobilfahrzeuge. Auf einer Produktionsfläche von 130.000 m² entwickelt, fertigt und vertreibt Kessler Planetenachsen, Getriebe, Radantriebe und elektrische Antriebssysteme für eine Vielzahl an unterschiedlichen Anwendungen, darunter Baumaschinen, Mobilkrane, Umschlaggeräte und Untertagefahrzeuge.

Die Arbeitsgruppe Angewandte Elektronik- und Softwaresysteme am Institut für Theoretische Elektrotechnik und Mikroelektronik (ITEM) an der Universität Bremen beschäftigt sich mit der Algorithmen-Entwicklung auf eingebetteten Systemen. Die Schwerpunkte liegen in der Entwicklung von modellbasierten Funktionen zur Signalanalyse und in der Entwicklung neuartiger Kommunikationsarchitekturen. Durch Projekte wie TraZu (Elektronisches Zustandsüberwa-

chungssystem zur vorbeugenden Wartung von Trailern) oder VIPER (Vibroakustisches Sensorsystem zur prädiktiven Verschleiß- und Schadenerkennung in mobilen Arbeitsmaschinen) können Erfahrungen mit körperschallbasierten Systemen für das Projekt KISS genutzt werden, um grundlegende Anforderungen an die Wirkkette eines Echtzeitsystems zu definieren.

3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Projekt KISS wurde entsprechend der Gesamtvorhabenbeschreibung durchgeführt. Über etwaige Abweichungen innerhalb der Arbeitspakete wurde im Rahmen der Zwischenberichte informiert. Um die Arbeitspakete, gerade in der Anlaufphase des Projektes, effektiv zu gestalten, wurde eine Regelkommunikation der Projektpartner ANEDO, SEGNO, KESSLER und ITEM im vierwöchigen Rhythmus durchgeführt. Hierbei konnten aktuelle Herausforderungen und Handlungsbedarfe effizient abgestimmt werden.

Umgesetzt wurde die Regelkommunikation als Web-Meeting. Insgesamt wurden im Projektzeitraum 36 Regelkommunikationen durchgeführt. Zudem wurde nach Bedarf alle sechs bis 12 Monate ein Gesamtkonsortiumstreffen durchgeführt, in welchem eine gemeinsame Bewertung der bisherigen Ergebnisse und Planung der restlichen Aufgaben zur Erreichung der Projektziele erfolgte. Ergänzt wurden diese Treffen um Workshops, welche in kleineren Besetzungen zur Erarbeitung spezifischer Aufgaben durchgeführt wurden. So erfolgte beispielsweise eine Reihe an Workshops unter Beteiligung von den Firmen ANEDO, SEGNO und dem ITEM zur Erarbeitung der Kommunikationsschnittstellen für das Smart Maintenance System.

Das dreijährige Forschungsprojekt KISS wurde in drei einjährige Phasen aufgeteilt und durchgeführt, wie in Abbildung 1 dargestellt.

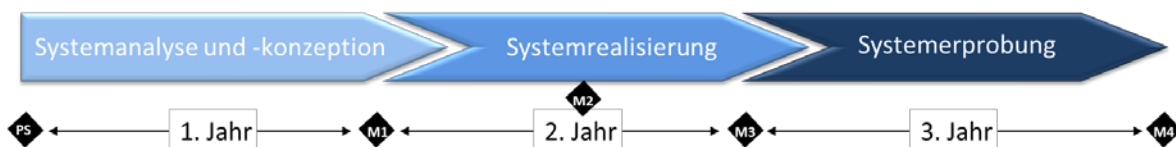


Abbildung 1: Projektphasen des Forschungsprojekts KISS.

In der ersten Phase, der Systemanalyse und -konzeption, wurden wichtige Anforderungen und Spezifikationen an das Gesamtsystem sowie an die Teilsysteme erarbeitet. Die Ableitung der Spezifikationen erfolgte durch die Auswertung diverser Grundsatzuntersuchungen, welche sowohl dynamische Messungen auf den Prüfständen und im Hafenumfeld als auch statische Messungen zur Charakterisierung des Prüfgetriebes beinhalteten. Dadurch konnten die Messsysteme zusammengestellt und validiert werden.

In der zweiten Projektphase, der Systemrealisierung, erfolgte die Durchführung von strukturierten Messkampagnen. Mit Hilfe dieser wurde eine Signalverarbeitungskette aufgesetzt. Nachgelagert wurden die KI-Systeme zur Schadensüberwachung und zur Prognose der Restlebensdauer für die im Prüfstand aufgezeichneten Daten entworfen.

In der letzten Projektphase, der Systemerprobung, wurden Messkampagnen im Hafenumfeld, unter Verwendung der von der Firma ANEDO im Fahrzeug integrierten Elektronik, durchgeführt. Anhand dieser erfolgte die Anpassung und Optimierung der im Prüfstandumfeld entwickelten KI-Systeme. Diese wurden im Anschluss in das Gesamtsystem integriert.

Nach Abschluss jeder Projektphase erfolgte eine Zielkontrolle durch vorab definierte Meilensteine. Zudem erfolgte nach der Hälfte der Projektlaufzeit eine Bewertung der bisherigen Ergebnisse sowie eine Prüfung, ob eine Erreichung der Projektziele zum Projektende möglich ist.

Die Planung der Arbeitspakete erfolgte in Form eines V-Modells zur sukzessiven Zerlegung der Aufgaben in einzelne Ebenen und anschließender Zusammenführung der Ergebnisse in ein Gesamtsystem auf Fahrzeugebene. Die Struktur ist in der Abbildung 2 dargestellt.

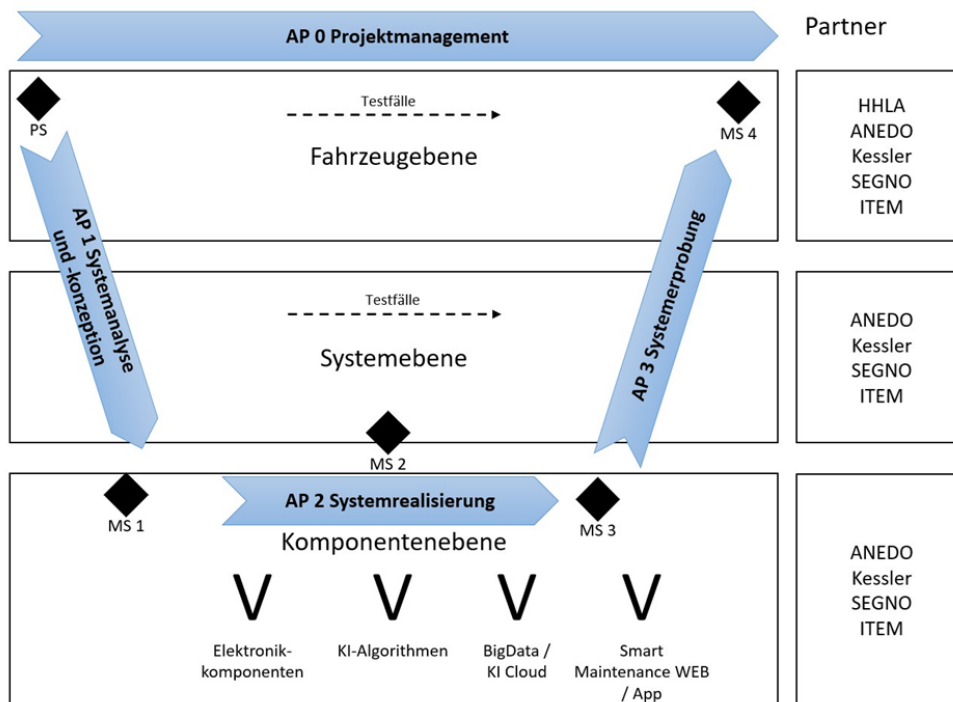


Abbildung 2: Struktogramm zur Bearbeitung der Arbeitspakete.

Die wissenschaftlichen Ergebnisse, die im Rahmen der Projektarbeit entstanden sind, wurden auf zwei nationalen Konferenzen einem breiten Publikum der Industrie und Forschung vorgestellt sowie in einem Fachjournal veröffentlicht. Insgesamt wurden drei Beiträge veröffentlicht. Weitere Veröffentlichungen sind auf der Basis der Messungen und Ergebnisse des Projekts noch geplant.

4 Wissenschaftlicher und technischer Stand, an den angeknüpft wird

Die Logistikbranche weist steigende Umschlagszahlen auf. Besonders im Hafenumfeld ist Zeit das entscheidende Kriterium, die Liegezeiten von Schiffen sollen möglichst kurzgehalten werden, um die Kosten zu verringern und den Umschlag zu erhöhen. Der Hamburger Hafen ist der größte deutsche und drittgrößte Hafen in Europa. Der assoziierte Partner HHLA ist ein führender europäischer Hafen- und Transportlogistikkonzern. Um im internationalen Wettbewerb mithalten zu können, ist ein reibungsloser Ablauf unerlässlich. Um diesen zu gewährleisten, ist ein planungssicherer Einsatz der Van-Carrier notwendig, welche für den bodenseitigen Umschlag eine Schlüsselrolle spielen.

Eine der entscheidenden und verschleißanfälligen Komponenten im Van-Carrier stellen die Antriebseinheiten und insbesondere die zweistufigen Planetengetriebe dar. Im Bereich der Antriebstechnik sind die Anforderungen in den vergangenen Jahren stark gestiegen. Anforderungen im Bereich Dimensionierung, Kosten, Energieverbrauch und Langlebigkeit müssen erfüllt werden, um im internationalen Wettbewerb mithalten zu können. Zugleich sind auch Steigerungen im Umsatz im Bereich der Antriebstechnik in Deutschland zu erkennen. Nach einem, vermutlich durch Corona bedingten Einbruch im Jahr 2020 setzt sich der steigende Trend seit

2021 fort und im Jahr 2022 wurde der bislang höchste Umsatz mit 20,17 Millionen Euro erzielt (1).

Im Bereich der Zustandsüberwachung von Antriebseinheiten ist eine Reihe von Veröffentlichungen bereits vor zu finden. Allerdings beziehen diese sich größtenteils auf separate Untersuchungen von Lager- oder Verzahnungskomponenten. Eine Untersuchung im Getriebeverbund ist selten. Zudem ist eine Betrachtung im Feldeinsatz, im Projekt KISS der Hafen, nicht bekannt. Im Folgenden werden einzelne Ergebnisse präsentiert, die als Ausgangspunkt für das vorliegende Projekt herangezogen wurden.

In (3) erfolgt ein Review von gängigen Methoden im Bereich der Schadensüberwachung von Planetengetrieben. Dieses enthält sowohl Grundlagen zum Aufbau des Planetengetriebes als auch Charakteristika. Zudem wird ein guter Überblick über den wissenschaftlichen Stand der Schadensüberwachung gegeben. Unterschieden wird dabei in Methoden, welche auf Simulationen basieren, sowie in Signalverarbeitungsmethoden. Unter die Simulationsmodelle fallen Ansätze zur Simulation der Schwingungsantwort, Simulationen von Schäden oder die Entwicklung von Finite Elemente Methoden zur Abbildung von Schwingungsausbreitungen.

Für Signalverarbeitungsmethoden werden Methoden basierend auf Signale im Zeit-, Frequenz- und Zeit-Frequenzbereich vorgestellt. Bei Untersuchungen im Zeitbereich werden typischerweise statistische Merkmale verwendet, im Frequenzbereich hingegen ist die Überwachung von Schadensfrequenzen und deren Seitenbänder üblich.

Der erfolgreiche Einsatz von Simulationsansätzen sowie Frequenzüberwachungen ist allerdings für nicht-stationäre Schwingungssignale bereits mehrfach widerlegt worden. In (4) werden beispielsweise die Grenzen der Fourier-Transformation für Überwachungen unter variierenden Betriebsbedingungen vorgestellt. Das benannte Review-Paper stellt dabei die Schwierigkeiten bei der Überwachung vor und gibt einen Überblick über alternative Ansätze. Diese basieren überwiegend auf Untersuchungen im Zeit-Frequenzbereich. Üblich ist dabei zum Beispiel die Verwendung der Short Time Fourier Transformation oder die Verwendung von Signalzerlegungen wie Wavelet Transform oder Empirical Mode Decomposition. Als Grundlage zur Signalzerlegung von Schwingungssignalen zur Maschinenüberwachung kann das Review in (5) herangezogen werden.

Die vorgestellten Datengrundlagen können dann für Deep Learning Methoden zur Überwachung der Antriebseinheiten verwendet werden. In (6) erfolgt ein Überblick über Machine und Deep Learning Methoden, die bereits erfolgreich für die Detektion von Lagerschädigungen verwendet wurden. Beispielsweise konnte in (7) unter Zuhilfenahme eines adaptiven Deep Convolutional Neural Networks (CNN) eine Differenzierung in vier Lagerschädigungen erfolgen. In (8) hingegen wurden adaptive überlappende CNNs verwendet, um die Detektion anhand von Zeitsignalen zu verbessern. Diese Methode konnte für einen öffentlichen Datensatz sehr gute Ergebnisse erzielen, wobei nur 5 % der Daten fürs Training verwendet wurden.

5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Im Rahmen des Forschungsprojekts erfolgte keine Zusammenarbeit mit anderen Stellen.

Teil 2 – Eingehende Darstellung

1 Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse

1.1 Grundsatzuntersuchungen

Im ersten Schritt wurden umfangreiche Grundsatzuntersuchungen durchgeführt, die die Grundlage für die Auswahl und Spezifikation von Messsystemen und Prüfständen bilden sowie die Schaffung einer Datenbasis für Algorithmen- und Verfahrensentwicklung ermöglichen.

1.1.1 Systemtopologieplanung

Zunächst ist das Gesamtsystem sowie daraus ableitend der Beitrag zum Gesamtsystem zu betrachten. In der Abbildung 3 ist der Aufbau des KI-basierten Schadens- und Verschleißerkennungssystems dargestellt. Zur Überwachung der Van-Carrier erfolgt die Charakterisierung der Van Carrier, insbesondere der Antriebseinheit, und der Aufbau der On-Board-Elektronik. Diese wird mittels MQTT Broker vernetzt, sodass eine Kommunikation mit Daten- und Ergebnistransfer zwischen Cloud-System und ausgerüsteten Van-Carriern erfolgen kann. Der MQTT Broker ist mit einem File-Server zur Ablage der Messreihen und der Datenbank zur strukturierten Daten- und Ergebnisablage verknüpft. Zuletzt wird für das System eine Verbindung zum KI-System hergestellt. Dieses erhält den Zugriff auf die Datenbank, sodass eine Übertragung der Messreihen sowie der Ergebnisse möglich ist. Die Kommunikation erfolgt erneut über den MQTT Broker.

Im Wesentlichen müssen vom ITEM die Bestandteile „Van-Carrier“, „Datenbank“ und „KI-System“ behandelt werden. Zum Baustein „Van-Carrier“ gehören hierzu unter anderem Voruntersuchungen zur Messaufnahme, Messtechnikausstattung und Charakterisierung der Antriebseinheit. Für den Baustein „Datenbank“ soll eine geeignete Datengrundlage durch Messaufnahmen generiert werden sowie eine Übertragung der Ergebnisse aufgesetzt werden. Beim „KI-System“ müssen im Wesentlichen die Kommunikation, das Schadensüberwachungsmodul und das Prognosemodell entwickelt und eingebunden werden.

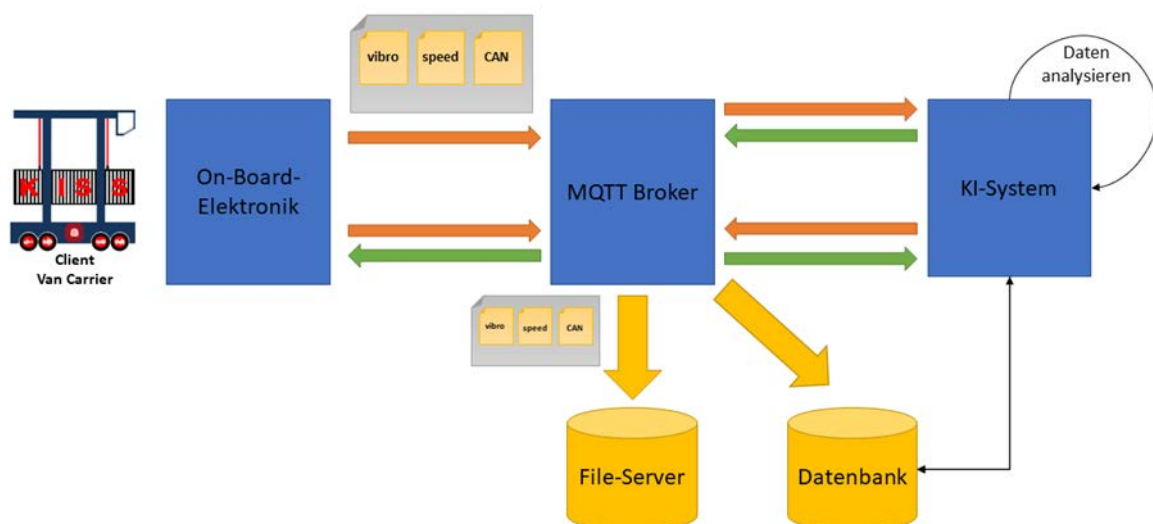


Abbildung 3: Bestandteile des KI-Basierten Schadens- und Verschleißerkennungssystems.

Zur Realisierung des finalen Systems erfolgt eine strukturierte Entwicklung der einzelnen Teilkomponenten, die in der Abbildung 4 dargestellt sind. Dabei kann jeder Teilschritt in den Unterkapiteln weiter differenziert werden. Die Systementwicklung startet mit den Grundsatzuntersuchungen. In denen sollen die Messtechnik, der Untersuchungsgegenstand, die notwendige Infrastruktur und die Datengrundlage behandelt werden. Im zweiten Schritt erfolgt, auf der Grundlage der erstellten Datenbasis, die Entwicklung der zwei KI-Systeme. Diese sind die Schadensüberwachung (im Englischen: *Condition Monitoring*) und das Prognosemodell. In die Entwicklung fallen sowohl die Auswahl von Vorverarbeitungsschritten für die Schwingungssignale sowie die Modellentwicklung und die Ergebnisaufbereitung.

Im Anschluss werden die Teilsysteme ins Gesamtsystem eingebunden und die Kommunikationsschnittstellen zur Bereitstellung neuer Messreihen und Übermittlung von Auswertungen werden aufgesetzt.

Im letzten Schritt erfolgt die Systemerprobung. Hierzu werden die entworfenen Systeme in das Anwendungsfeld, den Hafen, übertragen. Die Systeme werden hierzu mit Messkampagnen aus dem Feldeinsatz validiert und im Anschluss modifiziert und optimiert. Hiermit kann am Ende eine Systembewertung erfolgen.

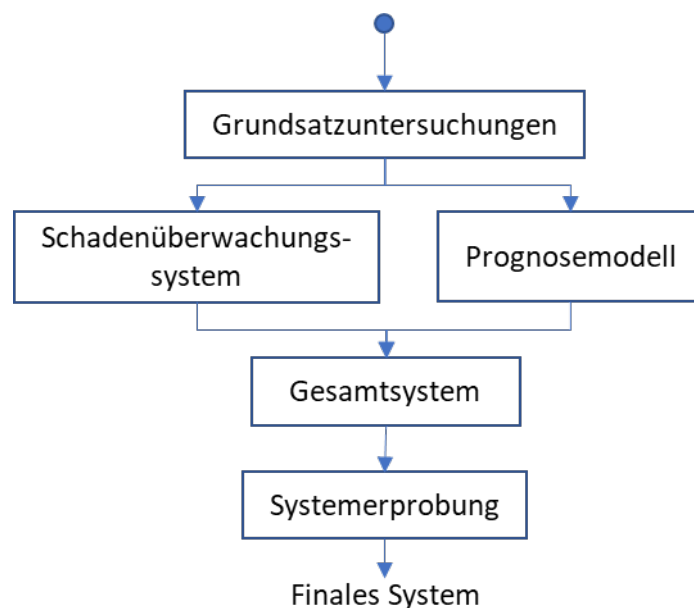


Abbildung 4: Entwicklungsschritte des KI-Basierten Schaden- und Verschleißerkennungssystems.

In diesem Kapitel erfolgen die Grundsatzuntersuchungen. Eine Detaillierung der einzelnen Untersuchungsaspekte ist in der Abbildung 5 aufgeführt. Im ersten Schritt wird die Signalerfassungskette zur Aufnahme von Schwingungssignalen des Radantriebs entwickelt. Im zweiten Schritt erfolgen erste Vermessungen des Radantriebs. Diese sollen zum einen statisch, zur Untersuchung von Übertragungswegen, Einflüssen von Signalverzögerungen und Dämpfungen sowie zur Charakterisierung des Radantriebs durchgeführt werden. Zum anderen sollen sie dynamisch, zur Validierung und Auswahl der Messtechnik und des Untersuchungsansatzes, erfolgen. Mit Hilfe der Prüfstanduntersuchungen und der Betrachtung des Schwingungsverhaltens in verschiedenen Belastungsszenarien wird im Anschluss abgeleitet, unter welchen Betriebsbedingungen der Radantrieb im Hafenumfeld überwacht werden soll. Zuletzt erfolgt, unter Zuhilfenahme von verschiedenen Schadensbildern, die Vermessung von geschädigten

Radantrieben und die Bildung einer Datenbank mit Referenzdaten für intakte und geschädigte Radantriebe.

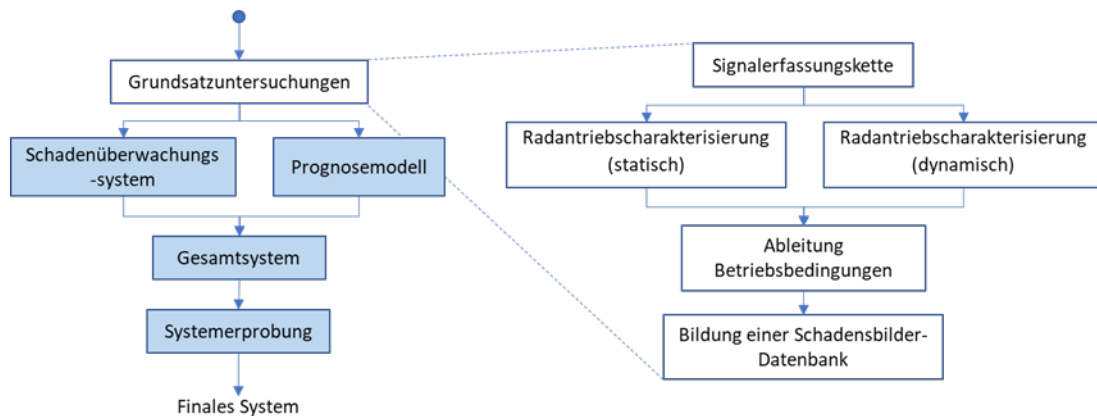


Abbildung 5: Untersuchungsaspekte der Grundsatzuntersuchungen.

1.1.2 Planung der Signalerfassungskette

Zur Planung der Signalerfassungskette sind zunächst die Spezifikationen des Zieldesigns zu definieren. Hierzu können verschiedene Anforderungen an die Art der aufzuzeichnenden Signale, die Signalverarbeitung und an den Export der Daten gestellt werden.

Das Zielsystem soll die sensortechnische Ankopplung von Schwingungssensoren sowie die Aufzeichnung von Betriebsdaten aus dem Prüfstand ermöglichen. Die Betriebsdaten können hierbei als Spannungssignale abgegriffen werden.

Zudem sollen die Schwingungssignale mit einer ausreichend hohen Abtastrate und Signalauflösung aufgezeichnet werden können. Da kein a priori Wissen über den relevanten Frequenzbereich zur Schadensdetektion vorliegt, wird zunächst ein breiter Frequenzbereich betrachtet. Die ersten Messkampagnen werden genutzt, um eine Eingrenzung des relevanten Frequenzbereichs vorzunehmen.

Eine weitere Anforderung ist, dass eine synchrone Aufnahme von Schwingungssignalen und Betriebsdaten, insbesondere für eine drehzahlabhängige Schwingungsbetrachtung, erfolgt.

Aus diesen Anforderungen ableitend, kann eine Signalerfassungskette gebildet werden. Hierbei wird die Messtechnik der Firma National Instruments verwendet. Der Ablauf ist in der Abbildung 6 dargestellt.

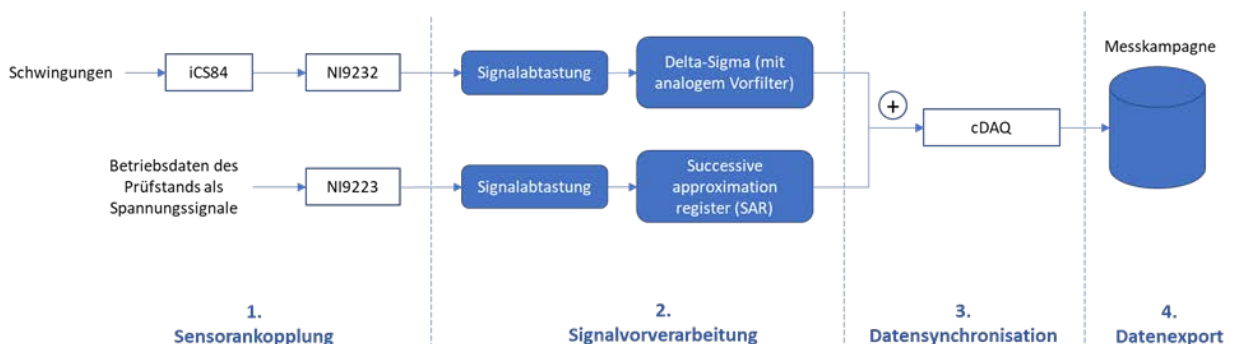


Abbildung 6: Aufbau der Signalerfassungskette zur Aufnahme von Messkampagnen.

Der erste Schritt der Signalerfassung ist die Sensorankopplung. Das Schall- und Schwingungsmessmodul NI9232 bietet eine IEPE-Schnittstelle zur Aufzeichnung von Schwingungssignalen.

Es sind dabei drei Eingangskanäle zur synchronen Datenerfassung vorhanden. Die Signale können mit einer maximalen Abtastrate von 100 kHz und einer Signalauflösung von 24 Bit aufgezeichnet werden. Abgeleitet vom Nyquist-Kriterium könnte folglich, bei Verwendung geeigneter Sensoren, eine Betrachtung der Signale bis 50 kHz erfolgen. Als zweites Messmodul wird das Spannungsmodul NI9223 verwendet. Auch dies kann für die Aufnahme von Schwingungssignalen verwendet werden. Durch die höhere Abtastrate von 1 MHz ist eine breitere Frequenzbetrachtung möglich. Über vier Kanäle können mit dem Modul simultan vier Spannungssignale mit einer Auflösung von 16 Bit gemessen werden. Dieses Modul soll auch für den Abruf der Betriebsdaten der Prüfstände genutzt werden.

Im zweiten Schritt erfolgt die Signalvorverarbeitung. Das verwendete Messsystem cDAQ bietet eine interne, analoge Signalvorverarbeitung. Dies soll den Informationsverlust durch Aliasing verhindern. Ein analoger Filter dämpft Signale oberhalb der Sperrfrequenz erheblich, sodass der Informationsgehalt gemäß dem Nyquist-Shannon-Abtasttheorem erhalten bleibt. Die Sperrbereichsunterdrückung skaliert mit der Abtastrate. Der Durchlassbereich muss möglichst flach sein, um die Messungen nicht zu verzerren.

Im dritten Schritt erfolgt die Datensynchronisation. Dies ist durch die simultane Verwendung mehrerer Messmodule in einem cDAQ-Chassis möglich. Dieses System zur Datenerfassung ermöglicht die simultane Verarbeitung mehrerer Eingänge und eine Anpassung des Messsystems an spezifische Aufgaben. Je nach Anforderungen können einzelne Komponenten, wie ADCs, Anzahl der Eingänge und Abtastfrequenzen angepasst werden. Dies wird durch flexibles Ersetzen der Komponenten und softwaretechnischer Anpassung des Systems erzielt.

Im letzten Schritt erfolgt der Datenexport. Zur Steuerung der Messaufnahme und Sicherung der aufgenommenen Daten, wird das Messsystem mit einem Python basierten Messskript angesteuert.

Neben dem Aufbau der Signalerfassungskette wird ein Messsystem zur Messung auf den Prüfständen und zur Feldmessung aufgebaut. Es werden, aufgrund der unterschiedlichen Anforderungen, zwei Systeme entwickelt.

Für die Messung im Prüfstandumfeld ist eine Aufnahme von Schwingungssignalen und Betriebsdaten des Prüfstands erforderlich. Dabei sollte zur Evaluierung von geeigneten Sensoren und Sensorpositionen eine simultane Messung von mehreren Sensoren möglich sein. Zudem sollte das System ein Rechensystem zur Speicherung der Daten und zur Ansteuerung der Messaufnahme besitzen. Daher muss das Rechensystem über eine Installation einer Python-Anwendung verfügen. Zusätzlich soll das System über einen Bildschirm zur direkten Sichtung und Auswertung der Messkampagnen verfügen. Für die Realisierung dieser Anforderungen wird ein Messkoffer, der in der Abbildung 7 links dargestellt ist, aufgebaut. Das System verwendet als Basis ein cDAQ-Chassis. Dieses ist mit einem Schwingungsmessmodul NI9232 und einem Spannungsmessmodul NI9223 ausgestattet. Es sind zudem noch zwei freie Steckplätze, um das System mit Modulen zur Aufnahme weiterer Schwingungs- und Betriebsdaten zu erweitern, verfügbar. Zudem sind ein Rechensystem und ein Bildschirm in den Messkoffer integriert.

Das Messsystem für den Feldeinsatz hingegen benötigt keinen Bildschirm und kein Rechensystem, da dieses nur für mobile Messungen genutzt werden soll. Es wird stattdessen ein USB-Anschluss zur Verbindung mit einem Laptop gefordert. Die wichtigste Anforderung des Messsystems ist der Schutz der Messtechnik vor Erschütterungen und Wassereintritt. Daher wird

ein Stahlgehäuse mit IP 66 Schutz verwendet. Das System ist in der Abbildung 7 rechts dargestellt. Im Gehäuse ist analog zum Messsystem für die Prüfstanduntersuchungen ein cDAQ-Chassis montiert, das mit einem NI9223 Messmodul ausgestattet ist. Zudem werden am Gehäuse diverse Anschlüsse angebracht. Hierunter fallen zehn BNC-Anschlüsse für Sensoren, eine Durchführung für die Stromversorgung sowie ein USB-Anschluss zur Verbindung des Messsystems mit dem Laptop.



Abbildung 7: Messsysteme zur Messung im Prüfstandumfeld (links) und zur mobilen Messung im Hafenumfeld (rechts).

1.1.3 Untersuchung der Übertragungspfade

Um die relevanten Übertragungspfade im Untersuchungsgegenstand, dem zweistufigen Planetengetriebe, zu verstehen, werden statische Untersuchungen durchgeführt.

Anhand dieser kann das Planetengetriebe charakterisiert werden. Es können Informationen über Übertragungswege, Verzögerungszeiten zwischen Komponenten und das Dämpfungsverhalten gewonnen werden. Hierdurch lässt sich schlussfolgern, ob eine Signalverstärkung notwendig ist und welche Sensorpositionierungen geeignet sind. Zusätzlich liefern die Ergebnisse zum Dämpfungsverhalten und zu Verzögerungszeiten erste Erkenntnisse, an welchen Komponenten Schadensereignisse detektiert werden können.

Im Rahmen der statischen Untersuchungen wird das Planetengetriebe sukzessiv zerlegt und an allen relevanten Komponenten mit einem Schwingungssignal angeregt. Um dies durchzuführen, wird der Radantrieb ohne Radnabe und Bremse auf den lastfreien Prüfstand montiert. Durch die Demontage dieser Komponenten ist eine Montage von Sensorik auf den Komponenten sowie eine statische Anregung an diesen möglich.

Für die Vermessung werden insgesamt fünf iCS80-Sensoren auf dem Radantrieb mittels Magnethalter montiert. Die Messpositionen sind für alle Messdurchläufe identisch. Nachfolgend sind die Messpunkte aufgelistet:

- Planetenbolzen an der langsamen Planetenstufe (Sensorposition S0)
- Bremsträger, radseitig (Sensorposition S1)
- Bremsträger, fahrzeugseitig (Sensorposition S2)
- Steg an der schnellen Planetenstufe (Sensorposition S3)
- Abdichtung zwischen Bremsraum und Antrieb (Sensorposition S4)

Die Messpositionen verteilen sich gleichmäßig über den Antrieb, um Aussagen über das Schwingungsverhalten im gesamten Radantrieb treffen zu können. Mit einem Impulshammer

werden an verschiedenen Anregungspositionen Impulse auf den Radantrieb gegeben. Durch die Aufzeichnung an den verschiedenen aufgelisteten Messpositionen lässt sich die Schwingungsausbreitung über verschiedene Übertragungswege beobachten. Die verwendeten Anregungspositionen sind nachfolgend aufgelistet:

- Planetenbolzen an der langsamen Planetenstufe (Sensorposition S0)
- Bremsträger, radseitig (Sensorposition S1)
- Bremsträger, fahrzeugseitig (Sensorposition S2)
- Steg an der schnellen Planetenstufe (Sensorposition S3)
- Abdichtung zwischen Bremsraum und Antrieb (Sensorposition S4)

In der Abbildung 8 ist der Aufbau des Getriebes dargestellt. Es sind alle Anregungs- und Messpositionen markiert. Zudem sind die Komponenten alphanumerisch gekennzeichnet. Die Zuordnung ist in der

Tabelle 1 aufgeführt.

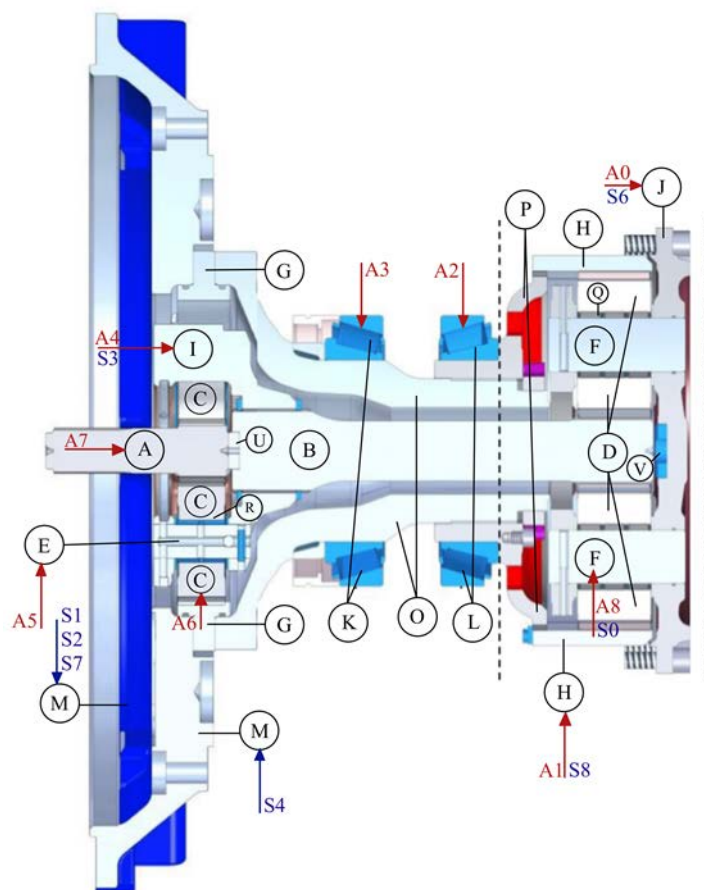


Abbildung 8: Mess- und Anregungspositionen am Radantrieb zur Charakterisierung der Übertragungswege.

Tabelle 1: Alphanumerische Bauteilzuordnung für die Darstellung in Abbildung 8.

Kennzeichnung	Bauteil	Kennzeichnung	Bauteil
A	Sonne schnelle PL	L	Äußeres Lager

B	Sonne langsame PL	M	Bremsträger
C	Planeten schnelle PL	N	Abdichtung zw. Bremsraum und Antrieb
D	Planeten langsame PL	O	Achstrichter
E	Bolzen schnelle PL	P	Hohlradträger
F	Bolzen langsame PL	Q	Nadellager langsame PL
G	Hohlrad schnelle PL	R	Nadellager schnelle PL
H	Hohlrad langsame PL	S	Radnabe
I	Steg schnelle PL	T	Nasslamellenbremse
J	Steg langsame PL	U	Anlaufscheibe zwischen A und B
K	Inneres Lager	V	Anlaufscheibe zwischen B und J

Zur Auswertung und Charakterisierung kann der Radantrieb in einem graphentheoretischen Modell dargestellt werden, wie in der Abbildung 9 dargestellt. Dieses Modell zeigt die Anordnung aller Komponenten sowie die Übergänge zwischen ihnen. Die Kreise stellen Komponenten dar, welche mit den eben eingeführten alphanumerischen Bezeichnungen gekennzeichnet sind. Die Linien hingegen stellen Übertragungswege zwischen zwei Komponenten dar, welche durch Verzahnungen oder Presspassungen zustande kommen. Die Verbindungen zwischen zwei Komponenten stellen daher einen möglichen Ausbreitungspfad der Schwingungssignale dar. Je nach Verbindungsart sind unterschiedliche Auswirkungen bezüglich der Verzögerungszeit oder der Dämpfung zu erwarten.

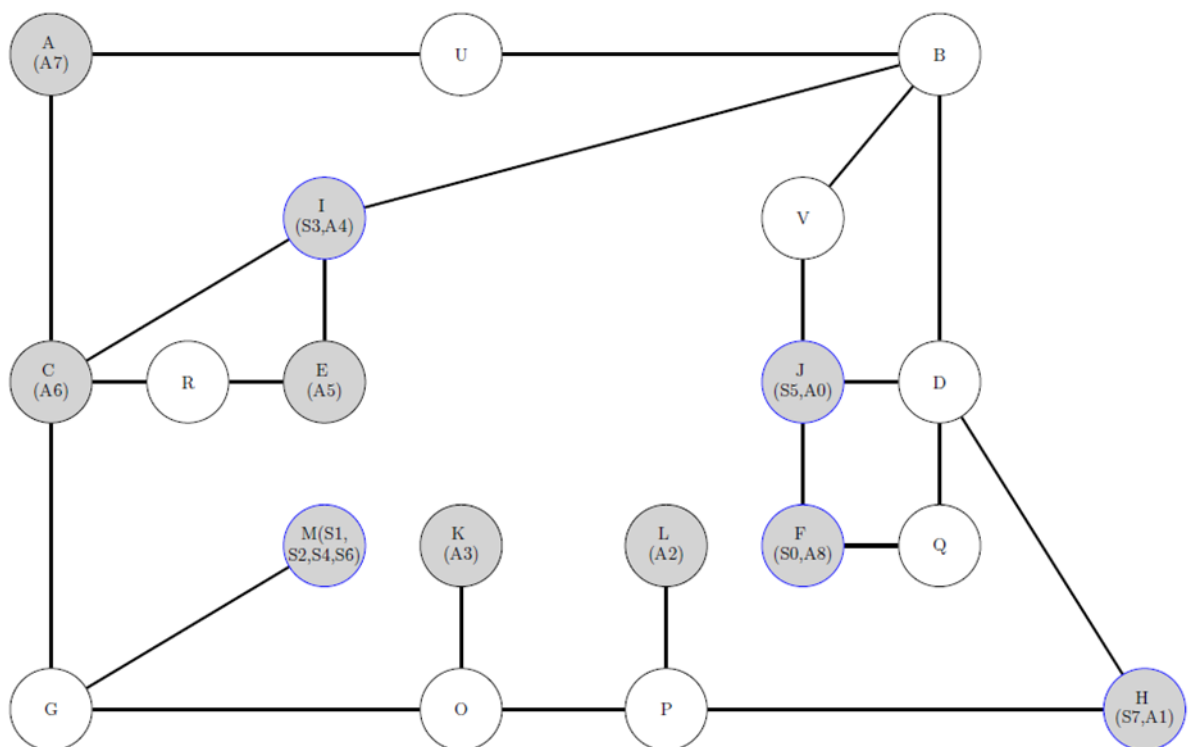


Abbildung 9: Vereinfachte Darstellung des zweistufigen Planetengetriebes als graphentheoretisches Modell.

Im ersten Schritt wird die Signalverzögerung im Antrieb untersucht. Die Verzögerungen sind in ms dargestellt und bilden die Differenz zwischen der Impulserkennung am Sensor des Impulshammers und der Impulserkennung der verschiedenen Messpositionen ab. Im Impulshammer ist ein anderer Sensor verbaut als der iCS80 Sensor, welcher an den Messpositionen verwendet wird. Daher sind die sensorinternen Verzögerungen der Impulserkennung nicht identisch. Es lässt sich trotzdem ein relativer Vergleich zwischen allen Messpositionen abbilden, da für die Anregung immer der Impulshammer und an allen Messpositionen der iCS80 Sensor verwendet wird. Zusätzlich ist auch eine positive Verzögerungszeit bei kurzem Übertragungsweg im Bauteil möglich, wenn die interne Verzögerung des Impulshammers größer ist, als die Kombination aus interner Verzögerungszeit des iCS80 Sensors und Signalverzögerung durch die Messelektronik.

In der Abbildung 10 sind die Verzögerungszeiten aller Anregungspositionen exemplarisch für die Messposition S0 dargestellt. Es zeigt sich in diesem Beispiel, dass die Planeten und der Steg der schnellen Stufe die größte Verzögerung aufweisen. Dies ist durch die Länge des Übertragungsweges zu begründen. Allerdings zeigt sich auch, dass sich eine kürzere Verzögerung für den Bolzen der schnellen Stufe einstellt, obwohl der Übertragungspfad über die Planeten und den Steg der schnellen Stufe erfolgt. Aufgrund dessen ist davon auszugehen, dass auch die Übertragung über die Luft einen wesentlichen Einfluss hat.

Anhand der Verzögerungszeiten sind, neben den verschiedenen Ausbreitungspfaden, auch die Sensorpositionierungen verglichen worden. Hierzu werden die zwei Befestigungsvarianten an der entwickelten Messschraube untersucht. Die Messschraube ermöglicht eine Befestigung des iCS80 Sensors an der Verschraubung des Bremsträgers. Dabei wird bei der Konstruktion der Messschraube sowohl eine kopf- als auch eine fußseitige Befestigung realisiert. Die kopfseitige Befestigung, welche motorseitig liegt, ist aus Wartungssicht vorteilhaft, da dies eine leichtere Montage ermöglicht. Auch hinsichtlich der Verzögerungszeiten zeigt sich ein Vorteil für die kopfseitige Befestigung, da diese geringere Verzögerungszeiten aufweist.

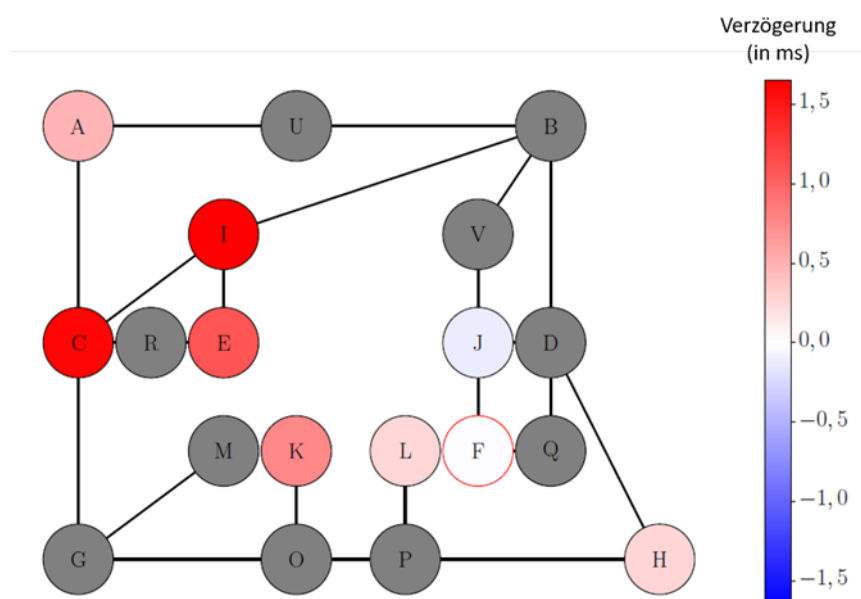


Abbildung 10: Verzögerungszeiten für alle Anregungspositionen gemessen mit dem iCS80 am Bolzen der langsamen Planetenstufe.

Im zweiten Schritt werden die Signalverluste und Dämpfungen hinsichtlich der Signalamplituden untersucht. Dafür werden die relativen Amplituden zwischen den Messpositionen betrachtet. Aufgrund der unterschiedlich aufgebrachten Kraft des Impulses variieren die Anregungen in der Impulsintensität. Daher ist eine Normierung der Signale notwendig. Dies wird realisiert, indem die relative Amplitude der Messsensoren im Verhältnis zur maximal gemessenen Amplitude für die vorliegende Anregung betrachtet wird. Die relativen Amplituden ergeben sich daher nach

$$A_{\text{rel}} = \frac{A_{\text{Sensor},i}}{A_{\text{Sensor},\text{max}}}. \quad (1)$$

In der Abbildung 11 sind beispielhaft die relativen Signalamplituden für den iCS80-Sensor am Steg der schnellen Planetenstufe für alle Anregungspositionen aufgetragen. Wie zu erwarten, ergibt sich die höchste Signalamplitude bei der Anregung auf dem Steg der schnellen Planetenstufe. Durch die Aufbringung des Impulses auf die überwachte Komponente entstehen kaum Signalverluste auf dem Übertragungsweg.

Es lassen sich allerdings andere verlustbehaftete Materialübergänge identifizieren. So ist die gemessene relative Signalamplitude bei der Anregung an einem Planeten der schnellen Planetenstufe eins, während bei der Anregung an der benachbarten Komponente, der Sonne der schnellen Planetenstufe, die relative Signalamplitude nur noch ein Drittel beträgt. In der Abbildung sind, neben den relativen Signalamplituden, auch die zu erwartenden Übertragungspfade gekennzeichnet. In diesem Fall ist zu erwarten, dass sich der Impuls, aufgebracht an der Sonne der schnellen Planetenstufe, über die Sonne auf den Steg ausbreitet, an dem das Signal aufgezeichnet wird. Aufgrund der hohen Differenz in der Signalamplitude ist zu vermuten, dass beim verzahnten Übergang zwischen Planeten und Sonne ein hoher Signalverlust entsteht. Dies lässt sich auch durch die Aufzeichnung am Bremsträger stützen. Hier weisen die Signalamplituden zwischen Sonne und Planeten eine hohe Differenz auf. Allerdings ist es möglich, dass dies im Lastbetrieb durch die Lasteinwirkung auf die Verzahnungen nicht auftritt.

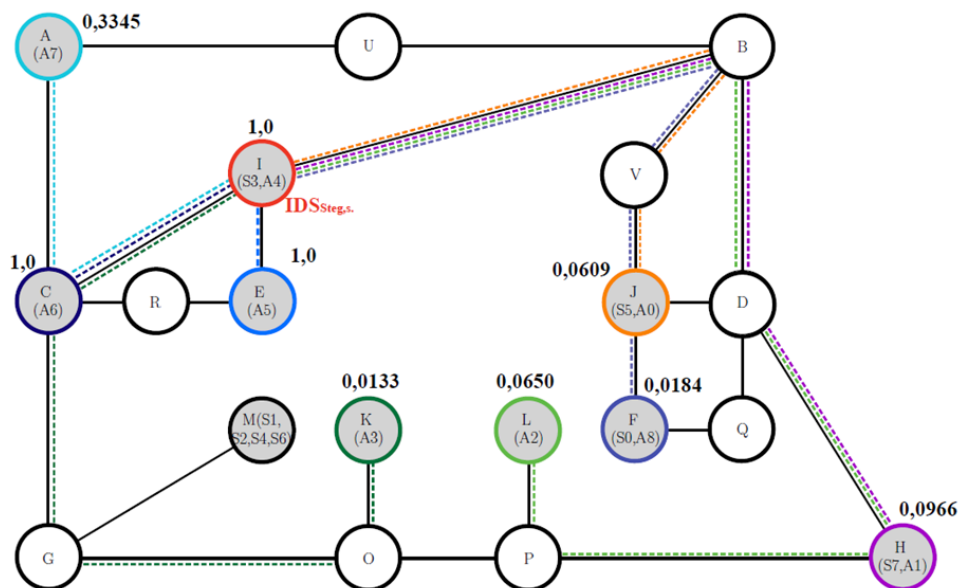


Abbildung 11: Relative Signalamplitude gemessen am Steg der schnellen Planetenstufe für die jeweiligen Anregungspositionen mit den Hauptübertragungspfaden im System.

Anhand weiterer Untersuchungen lässt sich, neben den Signalverlusten bei den verzahnten Berührungsflächen, auch eine verlustbehaftete Übertragung zu den Lagern erkennen. Allerdings sind auch hier die Übertragungen im Betriebsfall durch Lasteinwirkungen unter Umständen anders zu bewerten. Schwierigkeiten bei der Übertragung könnten dennoch, besonders bei der langsamen Planetenstufe, aufgrund der längeren Übertragungswege zu den Sensoren, die am Bremsträger befestigt werden, auftreten. Es sollte daher bei der Vermessung von schadhafte Bauteilen geprüft werden, ob eine Signalverstärkung benötigt wird.

Zusammenfassend ist eine kopfseitige Schraubenbefestigung zu favorisieren. Zudem zeigen die statischen Untersuchungen, dass die Länge der Übertragungspfade im Getriebe erhebliche Auswirkungen auf die Signaldämpfung und -verzögerung haben. Da durch Schäden allerdings eine Amplitudensteigerung sowie Charakteristika in den Signalen zu erwarten sind, sollte eine Schadensdetektion dennoch realisierbar sein. Allerdings könnte eine Schadensdetektion an den Komponenten der zweiten Stufe, aufgrund des langen Übertragungswegs, schwieriger zu realisieren sein. Zudem werden die Komponenten, die viele Zahneingriffe zwischen Schadenspunkt und Sensor aufweisen, vermutlich geringere Charakteristika ausbilden und somit schlechtere Klassifikationsergebnisse erzielen.

1.1.4 Laboruntersuchungen im Leerlauf und Lastbetrieb

Die ersten Laboruntersuchungen des Getriebes im dynamischen Zustand dienen zur Prüfung der initial gewählten Messtechnik, der Auswahl geeigneter Messpositionen sowie geeigneten Messparametern.

Hierzu werden Getriebe, welche aus dem Hafeneinsatz stammen und verschiedene Laufzeiten aufweisen, vermessen. Mit diesen wird zudem die Charakterisierung des Getriebes und die Prüfung der aufgesetzten Signalkette sowie die grundlegende Untersuchung zur Differenzierung der Getriebe mit verschiedenen Verschleißgraden durchgeführt. Für diese Messung stehen ein intaktes Referenzgetriebe sowie drei Radantriebe aus dem Feldeinsatz zur Verfügung. Nachfolgend werden diese Radantriebe kurz vorgestellt.

Der Radantrieb mit der geringsten Laufzeit ist 11.000 Betriebsstunden (Bh) gelaufen und weist folgende Verschleißerscheinungen auf:

- Leichte Einlaufgrübchen der schnellen Sonne
- Beginnender Verschleiß an der Radsicherung

Der zweite Radantrieb ist 22.000 Bh gelaufen und weist nachfolgende Verschleißerscheinungen auf:

- Leichte Einlaufgrübchen der schnellen Sonne
- Leichte Einlaufgrübchen an den schnellen Planeten
- Relevanter Verschleiß an der Radsicherung

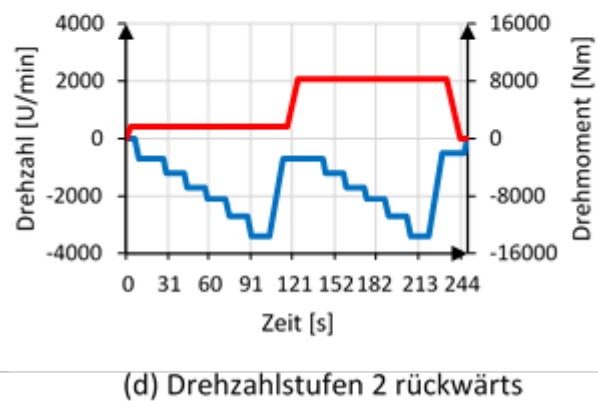
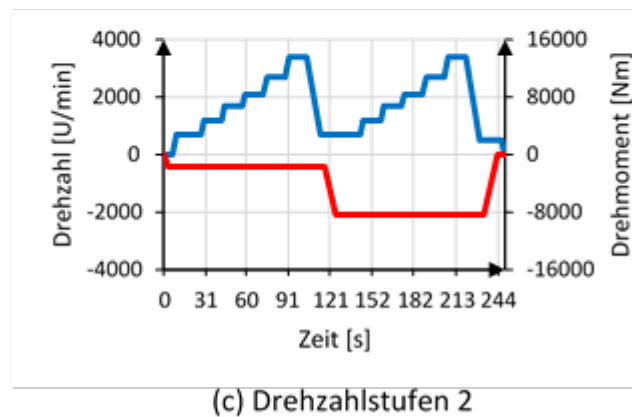
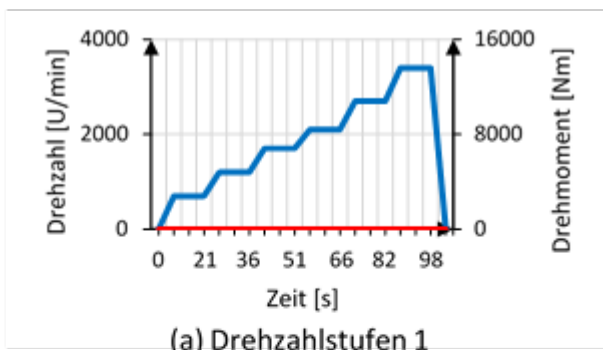
Der letzte Radantrieb ist bereits 33.000 Bh im Feld gelaufen und weist nachfolgende Verschleißerscheinungen auf:

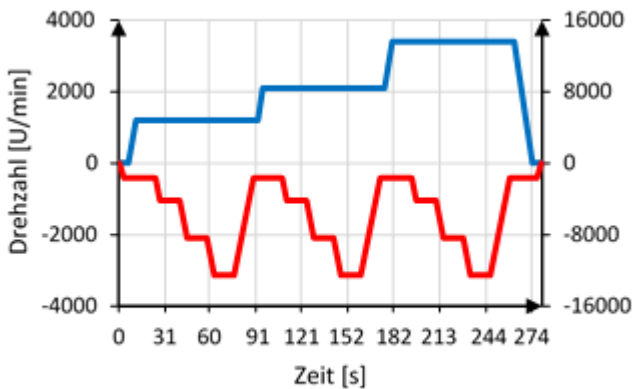
- Schwere Pittings an den Wälzkörpern und dem Außenring des inneren Radlagers
- Schwere Pittings an den Wälzkörpern und dem Außenring des äußeren Radlagers
- Leichte Pittings am langsamen Hohlrad
- Leichte Pittings an den langsamen Planeten
- Relevanter Verschleiß an der Radsicherung

Im Rahmen der Laboruntersuchungen werden verschiedene Betriebsituationen für die Messungen definiert. Es stehen zwei Prüfstände zur Verfügung.

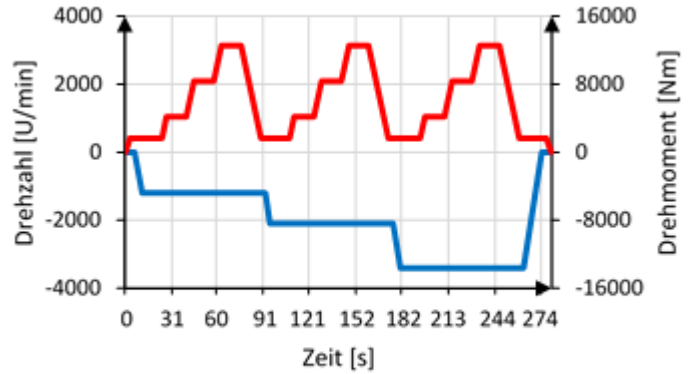
Der erste Prüfstand ist ein lastfreier Prüfstand. Hier werden Untersuchungen zum lastfreien Betrieb vorgenommen. Zudem werden die Schadensvermessungen der Lagerkomponente auf diesem Prüfstand durchgeführt, da die Belastung des anderen Prüfstands nur Auswirkungen auf die Verzahnungskomponenten aufweist. Da der lastfreie Prüfstand keine Lastvariation ermöglicht, wird nur die Drehzahl variiert. Der Van-Carrier ist auf 24 km/h begrenzt. Daher werden analoge Drehzahlen zwischen 0 und 24 km/h ausgewählt. Die untersuchten Drehzahlstufen sind 700, 1.200, 1.700, 2.100, 2.700, 3.400 und 4.200 U/min.

Der zweite Prüfstand ist ein Leistungsprüfstand. Hier kann sowohl die Drehzahl als auch das Drehmoment eingestellt werden. Auch ein inverser Betrieb ist möglich. Zudem können am Prüfstand einige Parameter abgegriffen werden. Gemessen werden daher die eingestellte und die tatsächliche Drehzahl und das Drehmoment sowie die Temperatur in beiden Stufen. In der Abbildung 12 sind die durchgeführten Betriebsituationen dargestellt. Analog zum lastfreien Prüfstand werden zunächst ohne Last die definierten Drehzahlstufen vermessen. Zudem erfolgt auch der inverse Betrieb, siehe b. Dabei wird aufgrund von Prüfstandrestriktionen die höchste Drehzahlstufe ausgelassen. Im Anschluss erfolgt die Vermessung der gleichen Stufen unter Auftragung von Last, wie in der Abbildung 12 c und d aufgeführt ist. Danach wird bei konstanter Drehzahl das Drehmoment variiert. Zuletzt erfolgt die Vermessung von Drehzahlrampen bei konstantem Drehmoment.

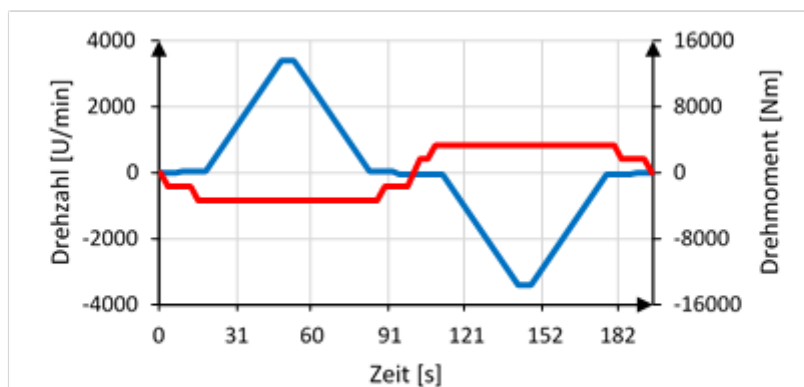




(e) Momentenstufen 1



(f) Momentenstufen 1 rückwärts



(g) Drehzahlrampe

Abbildung 12: Definition der Betriebsituationen auf dem lastbetriebenen Prüfstand.

Im ersten Schritt erfolgt die Prüfung der initial gewählten Messtechnik. Diese setzt sich aus den Beschleunigungssensoren iCS80, beziehungsweise der neuen Generation iCS84 der Firma ids innomic und einem CompactDAQ Datenerfassungssystem der Firma National Instruments zusammen. Die Beschleunigungssensoren weisen einen linearen Frequenzbereich von 0,19 bis 22 kHz auf. Die Sensoren können sowohl mit Hilfe von Magneten als auch durch eine Verschraubung montiert werden. Die Verschraubung bietet dabei einen weniger verlustbehafteten Übergang zum Prüfobjekt. Um keine Bohrung am Getriebe vornehmen zu müssen, erfolgt die Modifizierung einer bereits vorhandenen Schraube am Bremsträger. Hierfür wird ein Adapter am Fuß und am Kopf der Schraube gefertigt. Die entwickelte Schraube sowie der verwendete Beschleunigungsaufnehmer sind in der Abbildung 13 dargestellt.

Die Signalübertragung findet über geschirmte Koaxialkabel mit BNC-Anschluss statt. Sie sind bis zu einer Frequenz von mehreren GHz geeignet und störungsarm. Durch diesen Übertragungsweg sollen möglichst wenig Einflüsse auf die Messung einwirken. Sollten mechanische Einflüsse auf das Kabel einwirken, kann es zu lokalen Kapazitätsveränderungen und damit zu Störungen kommen. Aus diesem Grund ist es wichtig, dass das Kabel an schwingenden Strukturen und besonders in der mobilen Arbeitsmaschine fest montiert wird, damit keine Relativbewegungen möglich sind.



Abbildung 13: Darstellung des eingesetzten iCS80 / iCS84- Sensors (links) und der modifizierten Schraube zur Anbringung des Sensors (rechts).

Die Messkampagnen mit den Getrieben aus dem Feldeinsatz geben ein erstes Indiz über den relevanten Frequenzbereich. Zur Untersuchung wird ein zweiter Sensor, ein VS45 von Vallen Systeme mit linearem Frequenzbereich von 20 bis 450 kHz, herangezogen, um initial einen größeren Frequenzbereich zu untersuchen. Eine Verschraubung dieser Sensoren ist nicht möglich, sodass eine Befestigung mit Magnethaltern erfolgt. Bei der Messauswertung ist auffällig, dass die Signale, welche vom VS45 aufgezeichnet werden, eine geringere Amplitude aufweisen und weniger Signalanteile ausbilden. Ein möglicher Grund kann hierbei die andere Anbringungsweise oder auch das andere Messprinzip sein. Es zeigen sich allerdings im Frequenzbereich für beide Sensoren nur ausgeprägte Frequenzanteile unter 22 kHz, sodass der iCS84 für die folgenden Messkampagnen und das Zielsystem verwendet wird.

Im zweiten Schritt erfolgt die Beurteilung der Sensorposition. Untersucht wird dabei die Befestigung an beiden Schraubenseiten (z-Achse) sowie die Positionierung an den verschiedenen Schrauben (xy-Achse). Eine Montage aller möglichen Positionen ist in der Abbildung 14 dargestellt.

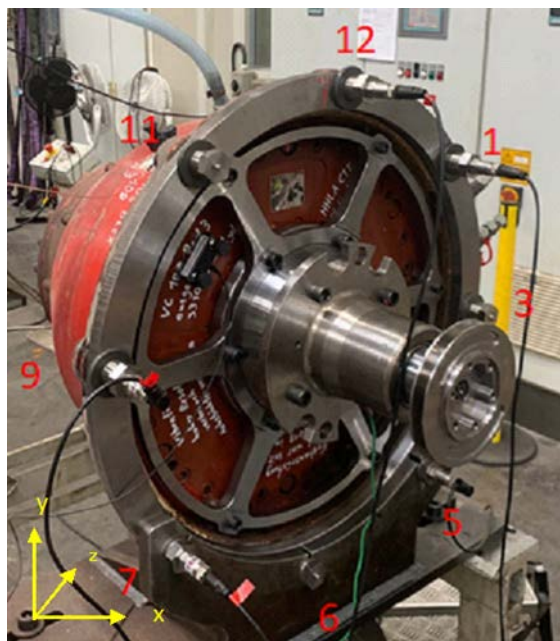


Abbildung 14: Positionsmöglichkeiten der Sensoranbringung.

Beim Vergleich aller Messpunkte zeigen sich keine relevanten Unterschiede zwischen motor- und fahrzeugseitiger Befestigung. Da im Fahrzeug eine motorseitige Befestigung Vorteile für die Montage bietet und zudem der Bereich fahrzeugseitig sehr klein ist, wird die motorseitige Befestigung ausgewählt. Hinsichtlich der xy-Achse zeigt sich auch kein Vorteil für eine Position. In den Versuchen am Leistungsprüfstand ist aufgrund der Getriebehalterung allerdings nur eine Montage an der oberen oder unteren Schraube möglich. Zur einheitlichen Montage wird daher eine untere Verschraubung motorseitig für alle nachfolgenden Messkampagnen festgelegt.

1.1.5 Ableitung der Betriebsbedingungen für die Felduntersuchungen

Basierend auf den ersten Messkampagnen im Prüfstandumfeld können geeignete Betriebsbedingungen für die Felduntersuchungen definiert werden.

Im ersten Schritt wird eine Vielzahl an möglichen Betriebssituationen definiert. Diese werden im Hafenumfeld alle untersucht. In der Tabelle 2 ist eine Übersicht aller Situationen dargestellt. Die Betriebssituationen können im Wesentlichen in die Kategorien Konstant-Fahrten, Kurven-Fahrten, Geschwindigkeitsvariationen und Betriebsumfeld eingeteilt werden.

Tabelle 2: Übersicht über die im Feld aufgezeichnete Betriebssituationen.

Kategorie	Varianten
Konstant-Fahrten	[5, 10, 15, 20, 24] km/h, Rückwärtsfahrt
Kurven-Fahrten	Kurve links, Kurve rechts, Kreis links, Kreis rechts, Acht fahren, Schlangenlinien
Geschwindigkeitsvariationen	Beschleunigung, Vollbremsung, Zug-/ Druckwechsel
Betriebsumfeld	Schienen, Schlaglöcher, Last bewegen, Brücke

Die Konstant-Fahrten sind dabei das Äquivalent zu den Drehzahlstufen im Prüfstandumfeld. Durch die Befragung der Feldexperten zeigt sich, dass die Van-Carrier mit bis zu 24 km/h fahren. Definiert werden daher fünf Geschwindigkeitssituationen: 5, 10, 15, 20 und 24 km/h. Zudem wird in Vorwärts- und Rückwärtsfahrt differenziert. Je nach Drehrichtung variieren die Kontaktseiten der verzahnten Komponenten. Allerdings sind im Feldbetrieb Vorwärtsfahrten häufiger, sodass an diesen Zahnkontakten ein höherer Verschleiß zu erwarten ist.

Zudem werden Kurvenfahrten untersucht, da diese einen Einfluss auf die Lagerkomponenten haben könnten. Außerdem werden Geschwindigkeitsvariationen, äquivalent zu den Drehzahlrampen aus den Prüfstanduntersuchungen, untersucht. Zuletzt werden in den ersten Untersuchungen noch verschiedene Sondersituationen im Betriebsumfeld angefahren. Hierunter zählt zum Beispiel die Überquerung von Schienen.

Im Vorhinein ist keine Aussage darüber zu treffen, welche Situationen besonders für die Schadenserkennung geeignet sind. Allerdings lassen sich Kriterien für die Entwicklung festlegen. Die auszuwählenden Betriebssituationen im Feld sollen daher zum einen reproduzierbar sein und zum anderen im Prüfstand simulierbar. Das zweite Kriterium, die Simulation auf dem Prüfstand, wird dabei nicht von den Situationen in der Kategorie Betriebsumfeld erfüllt. Daher werden diese für das Endsystem bereits ausgeschlossen.

Die Situationen der anderen Kategorien werden im zweiten Schritt hinsichtlich der Reproduzierbarkeit geprüft. Hierfür werden pro Situation zwei Messungen aufgenommen. Diese werden mit einem Klassifikator angelernt. Es wird untersucht, wie gut der Klassifikator die Messungen differenzieren kann. Für die Untersuchung wird ein Entscheidungsbaum verwendet. Die Genauigkeit des Klassifikators gibt Aussage darüber, wie reproduzierbar eine Situation ist:

- Genauigkeit $\ll 0,5$: Die zwei Messungen werden genau umgekehrt vorhergesagt. Keine Aussage möglich.
- Genauigkeit $\approx 0,5$: Die Vorhersage ist zufällig, die zwei Messungen sind nicht unterscheidbar. Die Betriebssituation ist reproduzierbar.
- Genauigkeit $\gg 0,5$: Die zwei Messungen sind gut unterscheidbar. Die Betriebssituation ist nicht reproduzierbar.

Je schwieriger eine Differenzierung folglich ist, desto reproduzierbarer ist eine Betriebssituation. In der Tabelle 3 sind die Klassifikationsergebnisse aufgelistet. Die Betriebssituation Rückwärtsfahrt kann in die Untersuchung nicht einbezogen werden, da die Datengrundlage nicht ausreichend ist. Allerdings hat diese Betriebssituation eine geringe Priorität, da mehr Schäden auf den Zahnflanken, welche bei der Vorwärtsfahrt belastet werden, zu erwarten sind.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Konstant-Fahrten die beste Reproduzierbarkeit aufweisen. Die Kurven-Fahrten und Geschwindigkeitsvariationen zeigen hingegen eine ähnliche Reproduzierbarkeit mit einer Klassifikationsgenauigkeit von über 70 %. Bei den Geschwindigkeitsvariationen weist besonders der Zug-Druck-Wechsel schlechte Ergebnisse auf. Dieser wird daher nicht weiter betrachtet. Die Situationen Beschleunigung und Vollbremsung weisen zwar eine gute Reproduzierbarkeit auf, allerdings ist bei diesen keine drehzahlabhängige Schadensuntersuchung möglich. Für die Kurven-Fahrten zeigt sich eine besonders gute Reproduzierbarkeit für die Schlangenlinien.

Tabelle 3: Übersicht über die Genauigkeit der Klassifikatoren zur Reproduzierbarkeit der Betriebssituationen.

Kategorie	Betriebssituation	Genauigkeit (in %)	Mittlere Genauigkeit (in %)
Konstant-Fahrten	5 km/h	61,85	66,08
	10 km/h	75,06	
	15 km/h	64,83	
	20 km/h	62,34	
	24 km/h	66,33	
Kurven-Fahrten	Kurve links	83,79	74,07
	Kurve rechts	85,29	
	Kreis links	70,07	
	Kreis rechts	71,07	
	Acht fahren	76,56	
	Schlangenlinien	57,61	

Geschwindigkeits- variationen	Beschleunigung	65,59	
	Vollbremsung	59,10	73,12
	Zug-Druck-Wechsel	94,66	

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass Konstant-Fahrten sowie die Kurven-Fahrten verwendet werden können. In die Betrachtung muss zudem einfließen, dass die Messungen im Produktivbetrieb erfolgen sollen. Daher müssen Situationen gewählt werden, die auch erwartungsgemäß häufig auftreten. Daher werden die Konstant-Fahrten sowie die linke und rechte Kurve gewählt.

Es wird definiert, dass eine aufzunehmende Betriebssituation mindestens 3 s und maximal 10 s lang sein soll. Dies soll sicherstellen, dass auch die Situationen bei geringen Geschwindigkeiten genug Komponentenumdrehungen für eine Auswertung aufweisen. Eine Geschwindigkeitssituation wird nur dann aufgezeichnet, wenn diese mindestens 3 s lang im definierten Geschwindigkeitsbereich liegt. Nach 10 s wird die Aufnahme abgebrochen. Die Grenzen des Geschwindigkeitsbereichs sind dabei jeweils ± 1 km/h. Bei den Kurven-Fahrten hingegen muss äquivalent ein Grenzwert des Lenkwinkels über einen Zeitraum von mindestens 3 s überschritten werden. Es wird dabei nicht wie bei den Geschwindigkeiten in unterschiedliche Bereiche unterschieden, sondern ein zentraler Grenzwert definiert.

Alle Situationen werden zudem ähnlich zu den Prüfstandmessungen mit und ohne Last vermessen.

1.1.6 Schadensmessungen

Auf den vorgestellten Prüfständen werden verschiedene Messkampagnen durchgeführt, welche eine Grundlage für die zu entwickelnden Überwachungssysteme bilden.

Tabelle 4: Vermessene Schadenskomponenten der Lager.

In- dex	Schaden	Herkunft	Informationen zur Schadensausprägung	Vermessung im Hafen
L0	Intakt		Intaktes Getriebe, Referenzmessung	
L1	Umlaufend 0	Aus dem Feldeinsatz (33.000 Bh), VC108R3	Schwere Pittings an allen Komponenten	
L2	Umlaufend 1	Aus dem Feldeinsatz (9.000 Bh), VC74R4	Inneres Lager, Wälzkörper: Pittings leicht Rest: Schwere Pittings an allen Komponenten_	

L3	Umlaufend 2	Aus dem Feldeinsatz (11.000 Bh), VC63R5	Schwere Pittings an allen Komponenten	X
L4	Lokal 0	synthetisch	Schwerer Schaden lokal am Außenring des äußeren Lagers	
L5	Lokal 1	synthetisch	Schaden L4 ergänzt um leichten Schaden lokal am Außenring des äußeren Lagers	
L6	Lokal 2	synthetisch	Schaden L5 ergänzt um schweren Schaden lokal am Wälzkörper des äußeren Lagers	

Die Vermessung von geschädigten Lagerkomponenten erfolgt auf dem lastfreien Prüfstand, da die Last des Leistungsprüfstands keine Auswirkung auf die Lager hat. In der Tabelle 4 sind die sechs untersuchten Lagerschäden aufgelistet. Dabei wird zunächst als Referenz ein intaktes Getriebe auf dem lastfreien Prüfstand vermessen. Im zweiten Schritt erfolgt die Vermessung von Lagerschädigungen aus dem Feld. Diese weisen alle umlaufende Schäden in Form von schweren Pittings auf. Lediglich das zweite Lager weist einen leichteren Schaden am Wälzkörper des inneren Lagers auf. Die Schäden sind entweder durch Verunreinigungen im Öl oder durch Abnutzung, aufgrund der hohen Laufzeiten, entstanden. Auch wenn diese Art von Schäden typischerweise im Feld auftreten, ist auch eine lokale Beschädigung von Lagern möglich. Da diese seltener auftritt, sind hierfür keine Schadenskomponenten aus dem Feld vorhanden. Daher werden diese synthetisch nachgebildet. Hierfür werden lokale Schäden in verschiedener Schwere zuerst auf dem Außenring des äußeren Lagers und dann auf einen Wälzkörper aufgetragen. Es ergibt sich somit ein Datensatz aus sieben Klassen, wobei diese sich in drei größere Kategorien einteilen lassen, welche auch zukünftig auftretende Schäden abbilden können. Diese groben Subklassen sind: Intakt, umlaufend und lokal.

Die Vermessung der verzahnten Schadenskomponenten erfolgt auf dem Leistungsprüfstand. Die Schäden werden synthetisch erzeugt, da keine Schadenskomponenten aus dem Feld zur Verfügung stehen. Die Schäden sind umlaufend auf allen Zahnflanken aufgetragen, da umlaufende Schäden aufgrund von Verunreinigungen im Öl und Verschleißerscheinungen häufiger auftreten als lokale Schädigungen. Für die Schäden werden die Sonne und die Planeten beider Stufen berücksichtigt. Das Hohlrad wird nicht betrachtet, da Schäden an dieser Komponente sehr selten auftreten. Zudem sind diese als Folgeschädigung durch den Zahneingriff mit beschädigten Planeten zu erwarten, daher kann durch eine frühzeitige Detektion von Planetenschädigungen eine Ausbreitung des Schadens auf das Hohlrad vermieden werden.

Neben den verschiedenen Komponenten und Stufen werden auch zwei verschiedene Schwerkgrade, wie in der Abbildung 15 dargestellt, untersucht. Daran soll untersucht werden, ob

eine Differenzierung im Schweregrad möglich ist und ob die geschädigte Komponente unabhängig vom Schweregrad detektiert werden kann. Hierfür wird ein leichter und ein schwerer Schaden aufgetragen. Diese unterscheiden sich in Höhe und Breite. Die Kennzahlen sind in der Tabelle 5 aufgelistet. Zudem ist zwischen Sonne und Planeten zu differenzieren. Bei der Sonne sind beide Zahnflanken pro Zahn beschädigt, bei den Planeten allerdings nur eine. Dadurch soll ein zeitgleicher Eingriff der beschädigten Zahnflanken mit der Sonne und dem Hohlrad vermieden werden. Durch die einseitige Beschädigung hat, je nach Drehrichtung, nur die Sonne oder nur das Hohlrad den schadhafte Zahneingriff. Dadurch ist eine separate Auswertung ohne Überlagerung der Schadenssignale möglich. Ein simultaner Verschleiß beider Seiten ist zudem auch im Feld nicht zu erwarten, da die Drehrichtung bei der Vorwärtsfahrt mehr Anwendung findet und dadurch die Zahnflanken der entsprechenden Seite auch verschleißanfälliger sind.



(a) Leichte Schädigung

(b) Schwere Schädigung

Abbildung 15: Exemplarische Darstellung der leichten und schweren Schädigung an der langsamen Sonne.

Tabelle 5: Definition der Schadensschweren der synthetisch erzeugten Verzahnungsschäden.

Schadensschwere	Breite	Höhe
Leicht	25% der axialen Zahnbreite mittig in axialer Richtung	2 mm in radialer Richtung
Schwer	50% der axialen Zahnbreite mittig in axialer Richtung	4 mm in radialer Richtung

In der Tabelle 6 sind alle untersuchten Schadenskomponenten aufgeführt. Wie bereits aufgeführt, wird in zwei Stufen, zwei Komponenten und zwei Schadensschweren differenziert. Zudem wird eine Referenzmessung mit einem intakten Getriebe, in welches im Anschluss die Schadenskomponenten einzeln eingebaut werden, durchgeführt. Dadurch ergeben sich insgesamt neun Klassen.

Tabelle 6: Vermessene Schadenskomponenten der Verzahnungen.

Index	Akronym	Komponente	Stufe	Schadensschwere	Vermessung im Hafen
V0	Intakt	-	-	-	
V1	Sonne ₁ ⁺	Sonne	Schnell	Leicht	X
V2	Sonne ₁ ⁺⁺	Sonne	Schnell	Schwer	X
V3	Planet ₁ ⁺	Planet	Schnell	Leicht	
V4	Planet ₁ ⁺⁺	Planet	Schnell	Schwer	
V5	Sonne ₂ ⁺	Sonne	Langsam	Leicht	
V6	Sonne ₂ ⁺⁺	Sonne	Langsam	Schwer	
V7	Planet ₂ ⁺	Planet	Langsam	Leicht	
V8	Planet ₂ ⁺⁺	Planet	Langsam	Schwer	

Nach der Vermessung von Einzelschädigungen wird auch eine Auswahl von Schädigungen kombiniert vermessen. Hierzu werden zwei oder drei Schadenskomponenten gemeinsam in das Referenzgetriebe eingebaut und vermessen. Dies soll in erster Linie als Grenzwert für das Prognosemodell dienen. Die untersuchten Kombinationen sind in der Tabelle 7 dargestellt. Die Vermessung erfolgt auf dem Leistungsprüfstand.

Tabelle 7: Vermessene kombinierte Schadenskomponenten.

Index	Schädigungen	Beschreibung	Vermessung im Hafen
K0	Intakt	Intakt	
K1	V1 + V3	Sonne ₁ ⁺ , Planet ₁ ⁺	
K2	V2 + V3	Sonne ₁ ⁺⁺ , Planet ₁ ⁺	X
K3	V2 + V6	Sonne ₁ ⁺⁺ , Sonne ₂ ⁺⁺	
K4	V1 + L3	Sonne ₁ ⁺ , Lager ⁺⁺	X
K5	V2 + L3	Sonne ₁ ⁺⁺ , Lager ⁺⁺	
K6	V2 + V3 + L3	Sonne ₁ ⁺⁺ , Planet ₁ ⁺ , Lager ⁺⁺	X
K7	V2 + V6 + L3	Sonne ₁ ⁺⁺ , Sonne ₂ ⁺⁺ , Lager ⁺⁺	

1.2 Schadenüberwachungssystem

Nach dem Abschluss der Grundsatzuntersuchungen erfolgt die Entwicklung der zwei KI-Systeme, das Schadenüberwachungssystem und das Prognosemodell. Zunächst wird das Schadenüberwachungssystem vorgestellt. Die Bestandteile der Entwicklung sind in der Abbildung 16 dargestellt.

Für die Entwicklung wird zunächst der Datensatz zusammengestellt. Die verwendeten Schadensmessungen sind bereits im Kapitel 1.1.6 vorgestellt worden. Im Anschluss erfolgt die Auswahl einer geeigneten Datengrundlage für die Modelle sowie eine Parametrisierung der Eingangsdaten, der Vorverarbeitungsschritte, der Modelle und Bewertungsmetriken. Simultan kann dann die Entwicklung eines Klassifikationssystems zur Detektion der Lagerschäden und ein System zur Detektion der Verzahnungsschäden entwickelt werden. Final werden beide Systeme dann zu einem gemeinsamen System kombiniert.

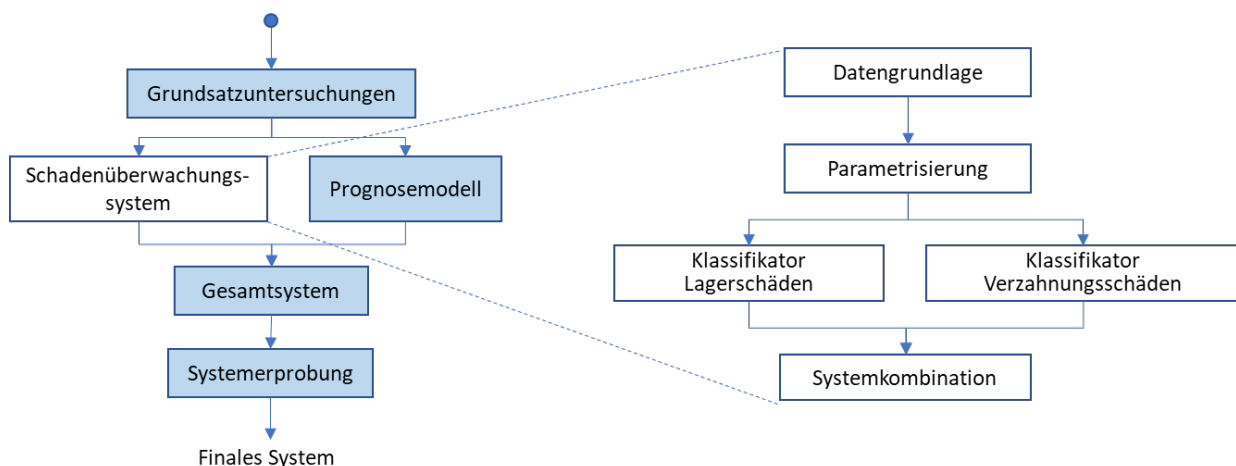


Abbildung 16: Untersuchungsaspekte des Schadenüberwachungssystems.

1.2.1 Detektion von Lagerschädigungen

Zunächst wird die Detektion von Lagerschädigungen untersucht. Hierzu wird der Datensatz aus den in der Tabelle 4 aufgeführten Schäden verwendet.

Zur Überwachung von Lagern sind verschiedene Ansätze bereits in der Literatur zu finden. Diese lassen sich im Wesentlichen in drei Kategorien einteilen: Überwachung von Schadensfrequenzen, Machine Learning Methoden unter Verwendung von statistischen Merkmalen und Deep Learning Methoden (6), (9). Aufgrund der nicht stationären Bedingungen im zwei-stufigen Planetengetriebe ist eine Überwachung der Schadensfrequenzen nicht erfolgreich. Sowohl die Verwendung von statistischen Merkmalen als auch die Verwendung von Deep Learning Methoden werden im Folgenden für den Datensatz geprüft.

Im ersten Schritt erfolgt die Sichtung der Schäden mit Hilfe von statistischen Merkmalen und Ausprägungen im Zeit- und Frequenzbereich sowie in Spektrogrammen. Basierend auf diesen Ergebnissen wird im zweiten Schritt der Klassifikator entworfen. Im dritten Schritt erfolgt das Training aller Schadensklassen sowie weiterführende Untersuchungen zum Einfluss diverser Parameter, wie die Klassengranularität und die Abtastfrequenz.

In der Abbildung 17 sind die Spektrogramme für die Klassen *intakt*, *Umlaufend 0* und *Lokal 0* dargestellt. Die Signale werden alle bei einer Drehzahl von 3.400 U/min generiert und das Signal wird für eine halbe Sekunde dargestellt. Das Zeitfenster von einer halben Sekunde wird

gewählt, da dies für alle variierten Drehzahlstufen die Auflösung einer gesamten Umdrehung aller verzahnten und gelagerten Komponenten ermöglicht.

Es zeigt sich für alle drei Klassen eine Ausbildung von charakteristischen Frequenzbändern, besonders im niederfrequenten Bereich. Die Schadensklassen unterscheiden sich allerdings in der Amplitude und in der Ausbildung von zusätzlichen Frequenzbändern. So zeigen alle Schadensklassen, im Vergleich zum intakten Getriebe, eine stärkere Ausbildung im Bereich von 10 bis 15 kHz. Besonders die Klasse *Lokal 0* zeigt eine Erhöhung der Amplitude und eine Ausbildung von zusätzlichen charakteristischen Frequenzbändern. Der Vergleich der Spektrogramme zeigt, dass diese eine geeignete Grundlage für den Klassifikator darstellen können, da Unterschiede in den Ausprägungen detektiert werden können. Zudem ist die Auflösung bis 25 kHz auch geeignet, da sich besonders im Fall der lokalen Schädigungen auch Frequenzausprägungen über 10 kHz ausbilden.

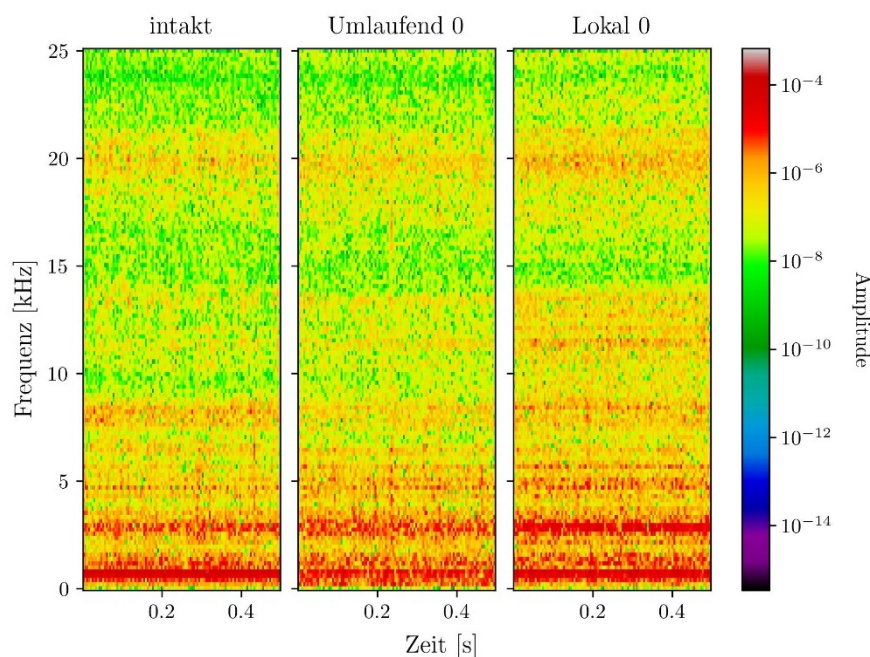


Abbildung 17: Vergleich der Spektrogramme für verschiedene Lagerklassen bei einer Drehzahl von 3.400 U/min.

Im Wesentlichen werden in der Literatur zwei Kategorien für Ansätze zur schwingungsbasierten Überwachung von Lagern vorgestellt. Diese sind die Signalverarbeitungsmethoden sowie intelligente Methoden. Unter signalbasierte Methoden fallen beispielsweise die Überwachung von Schadensfrequenzen oder statistische Kennwerte. Intelligente Methoden sind hingegen Algorithmen auf Basis von statistischen Merkmalen sowie Deep Learning Ansätze.

Signalbasierte Methoden finden in vielen Anwendungen Einsatz. Besonders die Verwendung von frequenzbasierten Ansätzen findet vielfach Anwendung. Der Vorteil der Überwachung von Schadensfrequenzen ist, dass lediglich ein geringer Datensatz benötigt wird und auch unbekannte Schäden detektiert werden können. Bei diesem Ansatz wird die Getriebegeometrie und die eingestellte Drehzahl verwendet, um komponentenweise die drehzahlabhängigen Schadensfrequenzen zu ermitteln. Dies kann ebenso für die Untersuchung von Verzahnungskomponenten erfolgen. In der Literatur zeigt sich eine Reihe an erfolgreichen Applikationen

für diese Methodik, allerdings ist diese nicht auf alle Anwendungen anwendbar und weist Limitierungen auf. So beziehen sich die meisten Veröffentlichungen auf Untersuchungen unter Laborbedingungen. Zudem sind die frequenzbasierten Ansätze nur unter stationären Bedingungen anwendbar. Ergänzend zeigen sich im vorliegenden zweistufigen Planetengetriebe Superpositionseffekte, Dämpfung und nicht-lineare Ausbreitungspfade. Diese Effekte ergänzt mit Rauschen im Hafenumfeld können eine Überwachung der Schadensfrequenzen verhindern.

Um einen Einsatz von Signalverarbeitungsmethoden zu prüfen, erfolgt zunächst die Untersuchung von Schadensfrequenzen. Bei Lagerschädigungen kann zwischen Schäden am Außen-, Innenring und den Wälzkörpern unterschieden werden. In Abhängigkeit von den Lagergeometrien und der eingestellten Drehzahl lässt sich komponentenweise die zu erwartende Schadensfrequenz sowie die Harmonischen ermitteln. In der Abbildung 18 ist beispielsweise die Frequenzamplitude für die Schadensfrequenz des Wälzkörpers bei einer Drehzahl von 2.700 U/min dargestellt. Es werden hierfür das intakte Getriebe, der erste umlaufende und der erste lokale Schaden betrachtet. Wie in der Tabelle 4 aufgelistet, ist der erste lokale Schaden eine leichte Schädigung am Wälzkörper. Die Abbildung zeigt aber nur für den umlaufenden Schaden eine steigende Ausprägung der höheren Harmonischen. Für andere Drehzahlen und andere Schadenskomponenten zeigt sich hingegen keine eindeutige Detektion für die Schadensfälle. Eine Überwachung der Schadensfrequenz ist folglich anhand der *Fast Fourier Transformation* (FFT)-Signale für den vorliegenden Fall nicht geeignet.

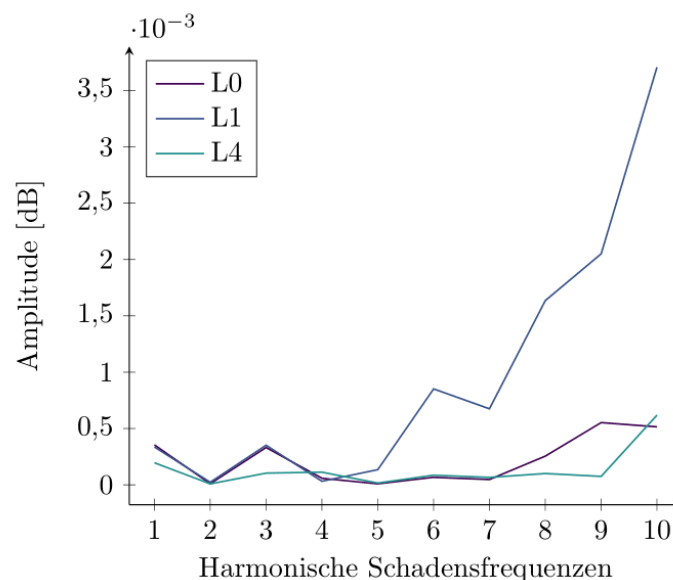


Abbildung 18: Untersuchung der Schadensfrequenz und der Harmonischen für den Wälzkörper bei einer Drehzahl von 2.700 U/min.

Im zweiten Schritt erfolgt die Untersuchung von statistischen Merkmalen. Besonders die Überwachung der Wölbung (kurtosis) oder der *Central Frequency* hat schon erfolgreich Anwendung in der Literatur gefunden. Die Untersuchung der Merkmale kann zudem ein Indiz dafür geben, ob eine merkmalsbasierte Klassifikation mit Machine Learning Methoden vielversprechend ist für die Detektion der Lagerschädigungen. In der Abbildung 19 sind die Box-Plots der zentralen Frequenz für drei Lagerschäden für alle Drehzahlen abgebildet. Es zeigt

sich ein drehzahlabhängiges Verhalten. Zudem lassen sich beispielsweise für 3.400 U/min Unterschiede in der Schadensausprägung erkennen. Die intakte Klasse L0 weist daher eine niedrigere Ausprägung auf. Für andere Merkmale und Drehzahlen zeigen sich hingegen Abweichungen für andere Schadensklassen. Mit einer geeigneten Merkmalskombination könnte folglich eine Differenzierung möglich sein. Allerdings sind die Unterschiede nicht stark, sodass besonders beim Transfer in die Feldanwendung, bei welchem zusätzliches Rauschen zu erwarten ist, Schwierigkeiten auftreten können.

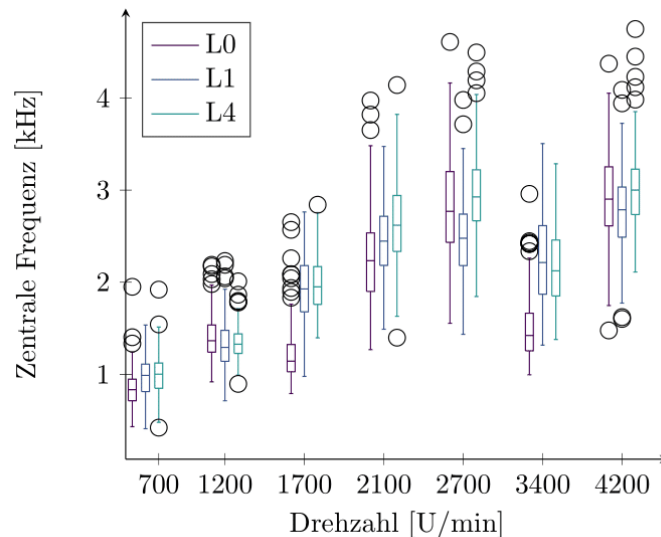


Abbildung 19: Box-Plot der Merkmalsverteilung der zentralen Frequenz für verschiedene Drehzahlen und Lagerschadensklassen.

Daher wird für den vorliegenden Fall die Anwendung von intelligenten Methoden herangezogen. Da in der Sichtung aufgezeigt wird, dass Spektrogramme eine geeignete Basis darstellen, werden bildbasierte Methoden in Betracht gezogen. Besonders häufig findet bei der Klassifikation von Bilddaten der Einsatz von CNN statt. In der Abbildung 20 ist der generelle Aufbau eines CNNs dargestellt (10). Die Eingangsschicht stellt einen Datensatz an Bildern oder einem zweidimensionalen Array dar. Daran knüpfen verschiedene Faltungsschichten (*Convolutional Layer*) und Pooling Layer an, welche die Daten zweidimensional verarbeiten und den Merkmalsraum reduzieren. Eine Faltungsschicht setzt sich aus mehreren Kernels zusammen (11). Jedes Kernel wird dabei mit Gewichten versehen und mit den Eingangsdaten gefaltet. Durch die Aneinanderreihung von mehreren Faltungsschichten und Pooling Layers wird im ersten Schritt der Merkmalsraum verkleinert (12). Danach folgt die Transformation der Daten in den eindimensionalen Raum unter Verwendung eines *Fully Connected Layers*. Auch hieran können verschiedene Verarbeitungsschritte zur Berechnung von Merkmalen erfolgen. Die letzte Schicht ist die Ausgangsschicht. Die Größe ist durch die Anzahl der klassifizierten Klassen definiert und gibt einen Wahrscheinlichkeitsvektor aus, welcher die Grundlage zur Klassenvorhersage bildet.

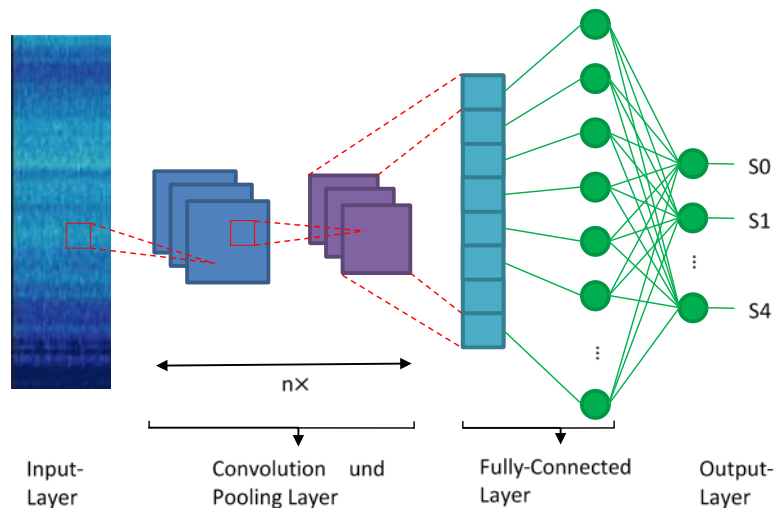


Abbildung 20: Struktur eines CNN.

In der Abbildung 21 ist die verwendete CNN-Architektur dargestellt. Als Input wird der zwei-dimensionale Array der STFT verwendet. Es folgen vier Schichten, bestehend aus Convolutional und Pooling Layer. Zudem werden Normalization Schichten eingesetzt. Durch eine Global Pooling Schicht wird der Datensatz auf eine Dimension reduziert und abschließend folgen zwei Dense Layer, wobei die letzte Schicht variabel in Abhängigkeit der betrachteten Klassenanzahl ausgelegt ist.

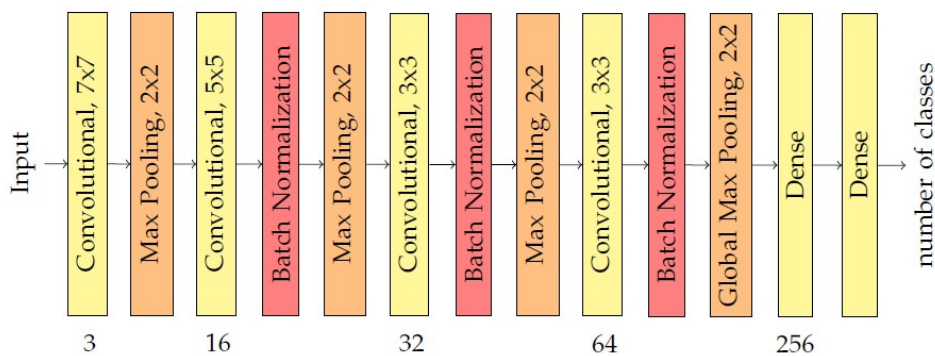


Abbildung 21: Aufbau der verwendeten CNN-Architektur.

Das entwickelte Netz wird im ersten Schritt verwendet, um zu untersuchen, ob Lagerschäden detektiert werden können und wie granular und präzise eine Detektion erfolgen kann. Die in Tabelle 4 aufgeführten Lagerschäden lassen sich nach drei verschiedenen Klassengranularitäten differenzieren. Die implementierbaren Klassengranularitäten sind nachfolgend gelistet:

Binär: {L0}, {L1, L2, L3, L4, L5, L6}

Art: {L0}, {L1, L2, L3}, {L4, L5, L6}

7 Klassen: {L0}, {L1}, {L2}, {L3}, {L4}, {L5}, {L6}

Neben der Differenzierung in alle gelisteten Schäden ist auch eine gröbere Einteilung möglich. Eine gröbere Klasseneinteilung liefert zwar weniger Informationsgehalt, weist allerdings eine Vielzahl an Vorteilen auf. Hierunter fallen eine zu erwartende Steigerung der Vorhersagegenauigkeit, eine größere Varianz pro Schadensklasse, die zu einem robusteren System führt,

sowie die Möglichkeit das System durch Zurückhalten von Schadensklassen zu validieren. Dies wird im Verlauf noch genauer erklärt und erfolgt unter Anwendung des *Leave-One-Out* Verfahrens.

In der Tabelle 8 sind die Ergebnisse der aufgeführten Klassengranularitäten aufgeführt. Alle Klassifikationsuntersuchungen werden mit Hilfe einer zehnfachen Kreuzvalidierung durchgeführt (13), (14). Hierfür wird der zufällig gemischte Datensatz in zehn gleich große Partitionen eingeteilt. Jede Partition ist in einem der zehn Durchläufe als Validierungsdatensatz für das Netz im Trainingsprozess und in einem der Durchläufe als Testdatensatz zur Validierung des finalen Netzes nach Ende der Trainingsphase vorbehalten. In den anderen Durchläufen wird die Partition im Training verwendet, sodass in jedem Durchlauf 80% des Datensatzes für das Training verwendet werden. Die Verwendung der Kreuzvalidierung soll ein Overfitting vermeiden.

Zudem wird bei allen Untersuchungen die Balanced Accuracy (BAC) verwendet, da sich durch die verschiedenen Klassengranularitäten imbalanced Klassenverteilungen ergeben können und dadurch eine Bewertung mit der Accuracy nicht geeignet ist, wenn alle betrachteten Klassen gleichermaßen relevant sind (15). Die BAC definiert sich als Mittelwert der klassenspezifischen Recalls (16), (17).

Tabelle 8: Ergebnisse des CNN zur Detektion von Lagerschädigungen mit unterschiedlicher Klassengranularität.

Klassengranularität	Klassenanzahl	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Binär	2	1	1	1
Art	3	1	1	1
7 Klassen	7	0,99	1	0,97

Es zeigt sich für alle vorgestellten Granularitäten ein sehr gutes Ergebnis. Lediglich beim Fall der 7 Klassen ist eine Kreuzvalidierung schlechter, mit einer BAC von 0,89. Anhand der hohen mittleren BAC zeigt sich aber, dass die anderen Durchläufe sehr gute Ergebnisse erzielen. Die Granularität kann folglich individuell ausgewählt werden. Dabei sollte zwischen Informationsgehalt, Robustheit und Einsatzbedingungen abgewogen werden.

Einen weiteren Einflussfaktor auf die Untersuchungen stellt die Abtastrate dar. Der verwendete Beschleunigungssensor ICS84 weist eine 3dB Grenzfrequenz von 22 kHz auf, daher ist eine Abtastrate über 50 kHz nicht ratsam. Nach Nyquist ist eine Betrachtung des Frequenzbereichs bis zur halben Abtastrate möglich und eine Betrachtung jenseits 25 kHz nicht mehr linear. Daher werden die Messkampagnen mit einer Abtastrate von 50 kHz aufgenommen. Es ist allerdings, aufgrund zahlreicher Überlagerungseffekte, a priori nicht bekannt, in welchem Frequenzbereich die relevanten Signalanteile liegen. Daher wird im nächsten Schritt untersucht, welche Auswirkung eine Senkung der Abtastfrequenz hat. Hierfür werden die Signale neu abgetastet.

In der Tabelle 9 sind die Ergebnisse dargestellt. Es werden die Klassifikationsergebnisse für drei Klassen mit einer Abtastfrequenz von 50, 37,5 und 25 kHz betrachtet. Eine weitere Senkung der Abtastfrequenz ist mit der vorgestellten CNN-Architektur nicht möglich, da in diesen Fällen das Input-Array zu klein wird. Auf eine Anpassung der CNN-Architektur wird an dieser Stelle verzichtet.

Die Ergebnisse zeigen, dass eine Senkung der Abtastrate nur geringe Auswirkungen auf die Klassifikationsergebnisse hat. Eine Senkung der Abtastrate wäre daher möglich und im Fall von limitierter Speicherkapazität auch ratsam. Die nachfolgenden Untersuchungen erfolgen allerdings weiterhin mit 50 kHz, da keine Begrenzung der Speicherkapazitäten vorliegt und der Einfluss auf die Verzahnungsschäden sowie die Transformation in die Feldanwendung nicht abgeschätzt werden kann.

Tabelle 9: Ergebnisse des CNN zur Detektion von Lagerschädigungen mit unterschiedlicher Abtastrate.

Abtastrate [kHz]	<i>BAC</i>_{mittel}	<i>BAC</i>_{max}	<i>BAC</i>_{min}
50	1	1	1
37,5	1	1	1
25	1	1	0,98

Einen weiteren relevanten Parameter stellt die Drehzahl dar. Auf dem Prüfstand werden fest definierte Drehzahlstufen angefahren. Eine konstante Drehzahl über den Messzeitraum ist auch aufgrund der drehzahlabhängigen Schadenscharakteristika ratsam, allerdings ist eine Limitierung auf die vermessenen Drehzahlen nicht zwingend notwendig. Besonders das Messen der exakt gleichen Drehzahlstufen im Produktivbetrieb könnte eine Herausforderung darstellen, da die Van-Carrier je nach Fahrzeugführer unterschiedliche Fahrscenarien aufweisen. Nachfolgend soll daher untersucht werden, ob das System auch Schäden bei nicht vermessenen Drehzahlstufen detektieren kann.

Im ersten Schritt wird hierfür mit Hilfe des Leave-One-Out Verfahrens jede Drehzahlstufe einmal aus dem Training ausgeschlossen. Im Anschluss wird mit den Daten dieser Drehzahlstufe das trainierte Modell getestet. In einem zweiten Schritt erfolgt das Leave-One-Out Verfahren für mehrere Drehzahlen, um den Einfluss der Position der unbekanntenen Drehzahl im Verhältnis zum bestehenden Drehzahl-Portfolio zu bewerten.

In der Tabelle 10 sind zunächst die Ergebnisse der ersten Untersuchung dargestellt. Dies erfolgte mit dem Klassifikator, welcher in drei Klassen nach der Art differenziert. Die Untersuchungen zeigen durchschnittlich sehr gute Ergebnisse. Besonders die Drehzahlstufen 1.200, 1.700, 3.400 und 4.200 U/min zeigen eine hohe mittlere BAC von mindestens 0,94. Das schlechteste Ergebnis weist die Untersuchung mit 700 U/min auf. Hierbei wird im schlechtesten Durchlauf lediglich eine BAC von 0,56 erreicht. Abgesehen von diesem Fall weisen die anderen Drehzahlstufen allerdings sehr gute Validierungsergebnisse auf, weshalb grundsätzlich eine Klassifikation bei einer Drehzahl, die nicht im Trainingsset auftritt, möglich ist.

Tabelle 10: Leave-One-Out Klassifikation zur Bewertung des Einflusses der einzelnen Drehzahlstufen.

Drehzahl [U/min]	<i>BAC</i>_{mittel}	<i>BAC</i>_{max}	<i>BAC</i>_{min}
700	0,65	0,79	0,56
1.200	0,99	1	0,93
1.700	0,94	1	0,81
2.100	0,89	0,98	0,66

2.700	0,85	0,96	0,69
3.400	0,94	1	0,81
4.200	0,95	1	0,78

Im zweiten Schritt kann anhand der aufgezeichneten Drehzahlen untersucht werden, wie eine gute Abdeckung des Drehzahlbereichs erfolgen kann. Dafür erfolgen zwei Trainingsdurchläufe. Im ersten Durchlauf wird mit den Drehzahlen 1.200, 2.100 und 3.400 U/min trainiert und mit den verbliebenen getestet. Die zurückgehaltenen Drehzahlen liegen somit sowohl zwischen den trainierten Drehzahlen als auch außerhalb dieser. Im zweiten Durchlauf werden die Datensätze getauscht. Die Drehzahlen 1.200, 2.100 und 3.400 U/min werden hierfür beim Training zurückgehalten. Der Klassifikator wird folglich mit Drehzahlen, die zwischen dem trainierten Drehzahlportfolio liegen, getestet. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 11 aufgelistet. Es zeigt sich ein wesentlich besseres Ergebnis für den zweiten Durchlauf. Folglich kann darauf geschlossen werden, dass der Klassifikator, besonders bei unbekanntem Drehzahlen außerhalb des bisherigen Drehzahlbereichs, Probleme aufweist. Dies wird auch durch die schlechteren Ergebnisse des Datensatzes der Drehzahl 700 U/min in der Tabelle 10 gestützt. Eine Klassifikation unbekannter Drehzahlen innerhalb der betrachteten Drehzahlgrenzen erzielt hingegen noch zuverlässige Ergebnisse, obgleich die Klassifikation mit bekannten Drehzahlen besser ist.

Tabelle 11: Leave-One-Out Klassifikation zur Bewertung des Einflusses der Position der einzelnen Drehzahlstufen.

Trainierte Drehzahlen [U/min]	Zurückgehaltene Drehzahlen [U/min]	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
1.200, 2.100, 3.400	700, 1.700, 2.700, 4.200	0,79	0,92	0,65
700, 1.700, 2.700, 4.200	1.200, 2.100, 3.400	0,90	0,98	0,83

Neben dem Einfluss der Abtastrate und von unbekanntem Drehzahlstufen soll zuletzt für die Lagerschäden auch der Einfluss von unbekanntem Schadensausprägungen untersucht werden. Auch hierzu kann das Leave-One-Out Verfahren herangezogen werden. Der Klassifikator wird für drei Klassen trainiert, wobei jede der Klassen L1 bis L6 einmal im Training zurückgehalten und im Anschluss für die Validierung des Klassifikators verwendet wird. In der Tabelle 12 sind sowohl die Trainings- als auch die Validierungsergebnisse mit der zurückgehaltenen Klasse dargestellt. Für die Validierung wird als Metrik die Accuracy herangezogen, da nur das Ergebnis der zurückgehaltenen Klasse relevant ist. Die Accuracy entspricht daher, da keine anderen Schadensklassen im Testset auftreten, auch dem Recall der untersuchten Klasse.

Es zeigen sich für die meisten zurückgehaltenen Klassen sehr gute Ergebnisse. Die Klasse L5, welche einem lokalen Schaden entspricht, kann nicht mit großer Zuverlässigkeit in die drei bekannten Schadenskategorien eingeordnet werden. Mit einer mittleren Accuracy von 0,69 sinkt das Klassifikationsergebnis wesentlich. Es zeigt sich dabei, dass die auftretenden Fehlklassifikationen auf die Schadensklasse global fallen. Diese Art der Fehlklassifikation ist weniger kritisch als eine Fehlklassifikation eines Schadensfalls in die intakte Klasse. Die Klasse L1,

welche einem globalen Schaden entspricht, kann hingegen gar nicht detektiert werden. Die Fehlklassifikationen fallen auch hier überwiegend auf die andere Schadenssubklasse. Da die Klasse L1 nicht klassifiziert werden kann, wenn sie im Training zurückgehalten wird, ist eine starke Variation zu den anderen globalen Schäden L2 und L3 zu vermuten. Daher ist eine einwandfreie Klassifikation unbekannter Schäden in Zukunft nicht einwandfrei gewährleistet. Die Ergebnisse zeigen jedoch, dass es für die überwiegende Anzahl an Klassen sehr gut funktioniert. Daher könnten im weiteren Verlauf, zur Verbesserung des Ergebnisses, weitere Schadensfälle beim Auftreten im Feld in die Datenbank gespeichert werden und für den Klassifikator ergänzt werden. Hierdurch kann die Variation in den Schadensklassen steigen und es ist mit einem besseren Ergebnis zu rechnen.

Tabelle 12: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntem Schaden für den Lager-Klassifikator mit drei Klassen.

Zurückgehaltene Klasse	Trainingsergebnisse			Validierungsergebnisse		
	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}	ACC_{mittel}	ACC_{max}	ACC_{min}
L1	1	1	1	0	0	0
L2	1	1	0,98	1	1	0,97
L3	1	1	1	1	1	0,98
L4	1	1	1	0,99	1	0,97
L5	1	1	0,99	0,69	0,82	0,51
L6	1	1	1	0,99	1	0,94

Bei hohen Sicherheitsanforderungen ist die Verwendung des binären Klassifikators gegebenenfalls ratsamer, um mögliche Fehlklassifikationen zu umgehen. Nachfolgend wird daher für diesen Klassifikator eine Validierung vorgenommen. Die Ergebnisse sind in Tabelle 13 dargestellt.

Tabelle 13: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntem Schaden für den Lager-Klassifikator mit zwei Klassen.

Zurückgehaltene Klasse	Trainingsergebnisse			Validierungsergebnisse		
	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}	ACC_{mittel}	ACC_{max}	ACC_{min}
L1	1	1	0,99	0,9	0,98	0,77
L2	1	1	1	1	1	1
L3	1	1	1	1	1	0,99
L4	1	1	1	0,97	1	0,91
L5	1	1	1	1	1	0,98
L6	1	1	1	1	1	0,98

Es zeigen sich wesentlich bessere Ergebnisse für den binären Fall. Weiterhin weist die Schadensklasse L1 die schlechtesten Ergebnisse auf. Allerdings erreicht diese Schadensklasse für den binären Fall eine mittlere Accuracy von 0,9. Daher ist eine zuverlässige Klassifikation von unbekanntem Schaden für den binären Klassifikator gegeben.

Für das Zielsystem wäre auch eine Verwendung beider Klassifikationssysteme möglich. So könnten zwei Vorhersagen, einmal hinsichtlich des binären Falls und einmal hinsichtlich drei trainierter Klassen, unter Angabe der verschiedenen Zuverlässigkeit gegeben werden.

1.2.2 Detektion von Verzahnungsschädigungen

Der entworfene Klassifikator für die Lagerschäden wird auch für die Differenzierung der in Tabelle 6 definierten Verzahnungsschäden verwendet. Vorher erfolgt allerdings die Signaluntersuchung. Anhand der Sichtung der Spektrogramme und der Korrelationen wird untersucht, ob sich in den Spektrogrammen Schadenscharakteristika zeigen und ob die Schadenssignale differenzierbar sind. Zudem kann dies Ergebnisse zu einer geeigneten Klassengranularität geben.

Implementierbare Klassengranularitäten sind hierfür nachfolgend gelistet:

Binär: {V0}, {V1, V2, V3, V4, V5, V6, V7, V8}

Stufen: {V0}, {V1, V2, V3, V4}, {V5, V6, V7, V8}

Schweregrad: {V0}, {V1, V3, V5, V7}, {V2, V4, V6, V8}

Komponente: {V0}, {V1, V2}, {V3, V4}, {V5, V6}, {V7, V8}

9 Klassen: {V0}, {V1}, {V2}, {V3}, {V4}, {V5}, {V6}, {V7}, {V8}

Alle aufgeführten Granularitäten haben hierbei spezifische Vorteile. Die Auswahl einer geeigneten Granularität soll dabei hinsichtlich der Kriterien benötigte Informationen, Robustheit und Präzision erfolgen. Die Verwendung von Subklassen im Vergleich zur Klassifikation aller eingeführten Schadensklassen mit einem 9-Klassen-Klassifikator führt zwar zu einem Informationsverlust, allerdings ist eine Steigerung in der Genauigkeit zu erwarten. Zudem können Subklassen zu mehr Robustheit des Klassifikators aufgrund der höheren Varianz an Schadensausprägungen pro Klasse führen. Hierdurch kann eine Klassifikation von zukünftig auftretenden Schadensereignissen verbessert werden. Die Wahl einer geeigneten Klassengranularität ist daher als Tradeoff-Entscheidung zwischen Informationsgehalt und Robustheit zu wählen.

Im ersten Schritt erfolgt die Schadenssichtung anhand der Spektrogramme. In der Abbildung 22 ist exemplarisch das Spektrogramm für ein intaktes Getriebe sowie ein Getriebe mit leichtem und schwerem Schaden an der schnellen Sonne dargestellt. Es zeigt sich im niederfrequenten Bereich bis ungefähr 7,5 kHz, dass die Amplitude bei auftretender Schädigung wesentlich stärker ausgeprägt ist. Daher ist eine Detektion eines Verzahnungsschadens grundlegend möglich und die Verwendung von Spektrogrammen ist, wie bei den Lagerschäden, eine geeignete Datengrundlage.

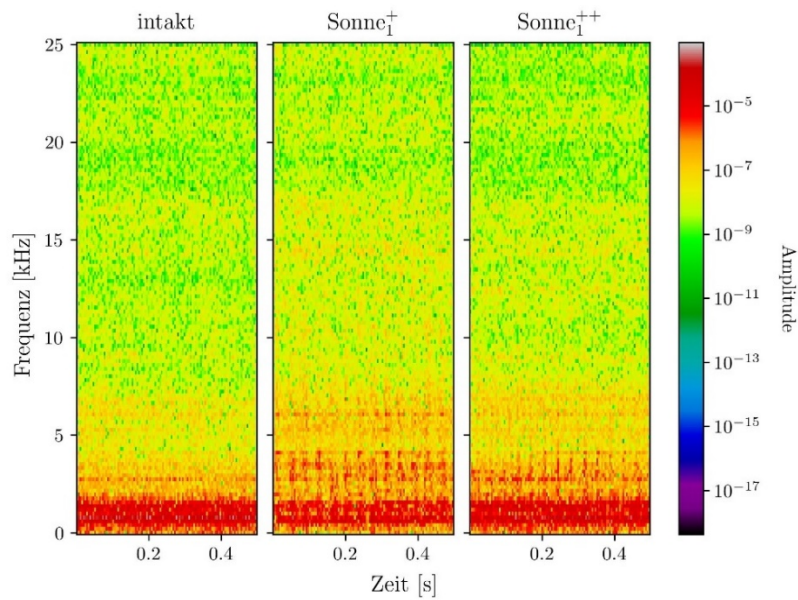


Abbildung 22: Vergleich der Spektrogramme für verschiedene Verzahnungsklassen bei einer Drehzahl von 3.400 U/min.

Zur näheren Betrachtung der vorgestellten Klassengranularitäten und um zu prüfen, ob eine Differenzierung hinsichtlich Komponente, Stufe und Schwere möglich ist, wird in einem zweiten Schritt die Ähnlichkeit zwischen den Schadensklassen betrachtet. Hierfür kann der Pearson Korrelationskoeffizient als Maß für die lineare Ähnlichkeit herangezogen werden. Zunächst werden Signalfenster im Zeitbereich zwischen zwei Klassen jeweils synchronisiert und danach erfolgt die Berechnung der Korrelation. In der Abbildung 23 ist die Korrelation zwischen allen vorgestellten Schäden dargestellt.

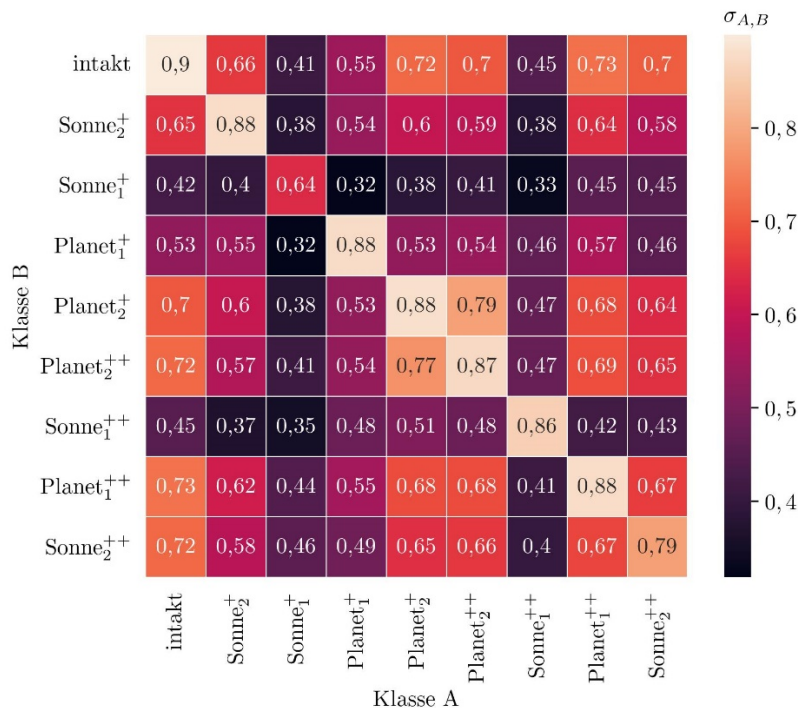


Abbildung 23: Matrix der maximalen Korrelation der untersuchten Verzahnungsschäden bei einer Drehzahl von 3.400 U/min.

Die Hauptdiagonale beschreibt die klasseninterne Ähnlichkeit zwischen den einzelnen Messungen. Es zeigt sich, dass die Hauptdiagonale die höchsten Korrelationswerte besitzt. Daher zeigen sich klasseninterne Charakteristika, welche auf eine gute Differenzierung der Schadensklassen schließen lassen. Zwischen den Klassen lassen sich allerdings keine eindeutigen Cluster erkennen, welche für die Verwendung einer spezifischen Subklasseneinteilung sprechen. Auffällig ist allerdings, dass die Korrelationswerte, insbesondere für die Schadenskomponenten an der ersten Stufe, kleiner sind. Da der Sensor auf der Seite von der ersten Stufe montiert ist, haben die vom Schaden verursachten Schwingungssignale einen kürzeren Ausbreitungsweg. Dadurch zeigen sich vermutlich stärker Schadencharakteristika, die eine eindeutigere Unterscheidung zu anderen Schäden ermöglichen.

In einem zweiten Schritt werden die Korrelationen klassenintern in den einzelnen Subklassen sowie zwischen den Subklassen für alle vorgestellten Klassengranularitäten untersucht. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 14 aufgeführt. Es zeigt sich für alle Kategorien ein eindeutiger Unterschied zwischen der klasseninternen und der klassenübergreifenden Korrelation. Die klasseninterne Korrelation ist dabei wesentlich höher. Dies spricht dafür, dass die Schadensklassen, die zu einer Subklasse zusammengefasst werden, Ähnlichkeiten aufweisen. Zudem zeigt die geringere klassenübergreifende Korrelation, dass sich zwischen den Subklassen Unterschiede in den Signalausprägungen zeigen. Daher ist eine Differenzierung in die vorgestellten Subklassen vermutlich geeignet. Die Ergebnisse zeigen allerdings keine Vorteile für eine der Klassengranularitäten auf.

Tabelle 14: Korrelation innerhalb und zwischen den Subklassen bei einer Drehzahl von 3.400 U/min.

Klassengranularität		Kreuzkorrelation	
Kategorie	Klassenanzahl	klassenintern	klassenübergreifend
binär	2	0,73	0,61
Schwere	3	0,69	0,59
Stufen	3	0,71	0,58
Komponente	5	0,74	0,55
9 Klassen	9	0,84	0,54

Im Gegensatz zur Lageruntersuchung werden bei der Aufzeichnung der Verzahnungsschäden auch Lastsituationen betrachtet. Im ersten Schritt erfolgt eine Betrachtung dieser Situationen. Hierzu wird ein Klassifikator mit allen 9 Klassen zweifach trainiert. In der ersten Untersuchung werden alle Betriebssituationen, in der zweiten Untersuchung lediglich diejenigen, die ein Drehmoment von Null aufweisen, untersucht. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 15 aufgelistet. Es zeigt sich ein leicht besseres Ergebnis bei Einbezug der Last-Betriebssituationen. Daher erfolgen alle nachfolgenden Untersuchungen unter Verwendung des gesamten Datensatzes.

Tabelle 15: Bewertung des Einflusses der Betriebssituationen mit aufgebrachtener Last.

Einbindung der Last-situationen	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Ja	0,97	0,98	0,96
Nein	0,96	0,97	0,95

Wie auch schon für die Lagerschäden, erfolgt die Klassifikation der Verzahnungsschäden unter Verwendung der Spektrogramme und der Entwicklung eines CNNs. Dabei wird die gleiche Architektur, die in der Abbildung 21 dargestellt ist, verwendet. Lediglich die letzte Schicht variiert erneut, basierend auf der betrachteten Klassenanzahl.

In der Tabelle 16 sind die Ergebnisse dargestellt. Erneut wird eine zehnfache Kreuzvalidierung verwendet. Die Ergebnisse zeigen die BAC für die schlechteste und beste Partition sowie den Mittelwert aller Partitionen. Zunächst zeigt sich, dass eine Differenzierung aller neun Schadensklassen möglich ist. Dabei wird eine mittlere BAC von 97 % erreicht. In einem zweiten Schritt werden alle vorgestellten Klassengranularitäten trainiert und bewertet. Es zeigt sich, dass sich, mit Ausnahme von der Klassifikation hinsichtlich der Schadensschwere, für alle Klassenstrukturen eine Verbesserung des initialen Klassifikators ergibt.

Tabelle 16: Ergebnisse des CNN zur Detektion von Verzahnungsschädigungen mit unterschiedlicher Klassengranularität.

Klassengranularität	Klassenanzahl	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
binär	2	0,99	1	0,97
Stufen	3	0,96	0,97	0,95
Schwere	3	0,99	1	0,98
Komponente	5	0,99	0,99	0,98
9 Klassen	9	0,97	0,98	0,96

Grundsätzlich ist die Verwendung einer gröberen Klassenstruktur ratsam, da dies eine Validierung ermöglicht und den Klassifikator robuster macht durch die höhere Variation an Schadensbildern pro Klasse. Da allerdings alle Klassenstrukturen zuverlässige Ergebnisse liefern, kann diese Entscheidung, basierend auf den individuellen Anforderungen hinsichtlich Genauigkeit und benötigter Informationen, gewählt werden. Die finale Wahl soll daher nach Entwurf des finalen Systems und der Überführung ins Feld von der HHLA getroffen werden.

Wie zuvor bei den Lageruntersuchungen soll auch für Verzahnungsschäden geprüft werden, ob eine Klassifikation von unbekanntem Schäden möglich ist. Diese Untersuchung wird für alle Klassengranularitäten, außer dem 9-Klassen-Klassifikator, durchgeführt. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 17 bis Tabelle 20 zusammengetragen.

Zunächst wird die Detektion von unbekanntem Schäden, ohne genauere Schadenszuordnung betrachtet. Daher wird der binäre Fall betrachtet. Es wird folglich nur untersucht, ob ein unbekannter Schaden als Schaden erkannt wird und nicht fälschlicherweise der intakten Klasse

zugewiesen wird. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 17 aufgeführt. Mit Ausnahme der Schadensklasse V6, welches einem schweren Schaden an der langsamen Sonne entspricht, erreichen alle Schadensklassen sehr gute Klassifikationsergebnisse. Eine Schadensdetektion eines unbekanntes Schadensbilds einer Verzahnungskomponente ist daher möglich.

Tabelle 17: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntes Schäden für den Verzahnungs-Klassifikator mit zwei Klassen.

Zurückgehaltene Klasse	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
V1	1	1	0,99
V2	1	1	1
V3	0,99	1	0,97
V4	1	1	1
V5	0,96	0,99	0,91
V6	0,52	0,67	0,44
V7	0,99	1	0,97
V8	1	1	0,99

In der Tabelle 18 sind die Validierungsergebnisse für den Klassifikator mit drei Klassen, welcher nach Schweregrad klassifiziert, dargestellt. Hier zeigen sich schon wesentlich schlechtere Ergebnisse. Besonders die Klassifikation von V1, V7, V2 und V8 ist nicht erfolgreich. Die Klassifikation der Schadensschwere kann folglich nur mit geringer Sicherheitswahrscheinlichkeit erfolgen und ist nur bei bekannten Schäden zuverlässig.

Tabelle 18: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntes Schäden für den Verzahnungs-Klassifikator mit drei Klassen bezüglich der Schwere.

Subklasse	Zurückgehaltene Klasse	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Leicht	V1	0,24	0,33	0,18
	V3	0,76	0,84	0,54
	V5	0,76	0,87	0,61
	V7	0,3	0,39	0,16
Schwer	V2	0,43	0,54	0,3
	V4	0,75	1	0,67
	V6	0,55	0,71	0,49
	V8	0,02	0,06	0,01

Bei der Klassifikation hinsichtlich der Getriebestufe zeigt die Validierung hingegen bessere Ergebnisse, wie in der Tabelle 19 aufgeführt. Auch hier können einzelne zurückgehaltene Klassen

nicht in die vorgesehene Klassenstruktur eingeordnet werden. Dies betrifft in diesem Untersuchungsfall aber nur die Klassen V1 und V6. Die Mehrheit kann richtig eingeordnet werden, sodass eine Klassifikation der Stufe mit einer moderaten Zuverlässigkeit erfolgen kann.

Tabelle 19: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntem Schäden für den Verzahnungs-Klassifikator mit drei Klassen bezüglich der Stufe.

Subklasse	Zurückgehaltene Klasse	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Schnelle Stufe	V1	0,27	0,43	0,17
	V2	0,88	0,93	0,77
	V3	0,60	0,72	0,46
	V4	0,71	0,86	0,6
Langsame Stufe	V5	0,66	0,73	0,55
	V6	0,12	0,2	0,05
	V7	0,91	0,96	0,86
	V8	0,93	0,96	0,87

Zuletzt erfolgt auch die Validierung des 5-Klassen-Klassifikators, welcher hinsichtlich der Komponente differenziert. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 20 aufgelistet.

Tabelle 20: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntem Schäden für den Verzahnungs-Klassifikator mit fünf Klassen bezüglich der Komponente.

Subklasse	Zurückgehaltene Klasse	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Sonne ₁	V1	0,07	0,12	0
	V2	0,18	0,33	0,12
Planet ₁	V3	0,35	0,46	0,22
	V4	0,43	0,56	0,31
Sonne ₂	V5	0	0,01	0
	V6	0	0,03	0
Planet ₂	V7	0,71	0,79	0,61
	V8	0,85	0,96	0,71

Während die Validierung beider Planetenstufen mittlere BACs von über 0,35 und im Fall der langsamen Planeten sogar 0,71 erreicht, gehen die anderen Ergebnisse gegen Null. Eine Klassifikation der Schadenskomponente ist für unbekanntem Schäden daher nicht möglich. An dieser Stelle ist aber auch zu erwähnen, dass im Verlauf dieser Untersuchungen bei steigender Klassenanzahl auch die Klassengröße und somit die Varianz pro Klasse sinkt. Dies erschwert

die Detektion von unbekanntem Schäden. Ob bei einer höheren Schadensvarianz eine zuverlässigere Klassifikation unbekannter Schäden möglich wäre, kann nicht beurteilt werden.

1.2.3 Kombination von Lager- und Verzahnungsklassifikation

Die zwei vorherigen Kapitel haben den Entwurf separater Systeme für die Lager- und für die Verzahnungsklassifikation vorgestellt. Da allerdings im Feldeinsatz kein a priori Wissen darüber bekannt ist, ob es sich um einen Lager- oder Verzahnungsschaden handelt, muss ein Gesamtsystem entworfen werden.

Im ersten Schritt wird geprüft, ob eine Verwendung der bereits trainierten Modelle möglich ist. In der Abbildung 24 ist ein mögliches Gesamtsystem, welches die vorherigen Modelle einbezieht, dargestellt. Hierzu werden die Vorhersagen beider Systeme logisch verknüpft. Dies ist beispielsweise möglich, wenn ein Schadensereignis bei einem Klassifikator den richtigen Schaden und beim zweiten intakt als Vorhersage erzeugt. Ein Sample würde nur dann als intakt beschrieben werden, wenn dies durch beide Klassifikatoren vorhergesagt wird.

Um einen Einsatz dieses Systems zu realisieren, müssten folglich Lagerschäden vom Verzahnungs-Klassifikator und Verzahnungsschäden vom Lager-Klassifikator als intakt klassifiziert werden. Um dies zu prüfen, werden die entwickelten Modelle aus den vorangegangenen Kapiteln mit neun beziehungsweise sieben Klassen geladen und auf den fremden Schadensdatensatz getestet. Es zeigt sich hierbei allerdings, dass bei fremden Schäden nicht konsistent intakt vorhergesagt wird. Die Ergebnisse variieren dabei zwischen den Kreuzvalidierungen.

Für die Verzahnungsschäden werden überwiegend die Klassen intakt sowie zwei umlaufende Schäden (L2 und L3) vorhergesagt. Für Lagerschäden werden hingegen leichte Verzahnungsschäden überwiegend vorhergesagt.

Ein weiterer Ansatz wäre, aus beiden Vorhersagen diejenige mit höherer Vorhersagewahrscheinlichkeit zu nehmen. Allerdings könnte auch dies zu Inkonsistenzen führen, da die jeweils anderen Klassifikatoren nicht auf den fremden Datensatz trainiert sind. Daher ist es ratsamer, ein neues System mit einem Gesamtdatensatz aufzubauen.

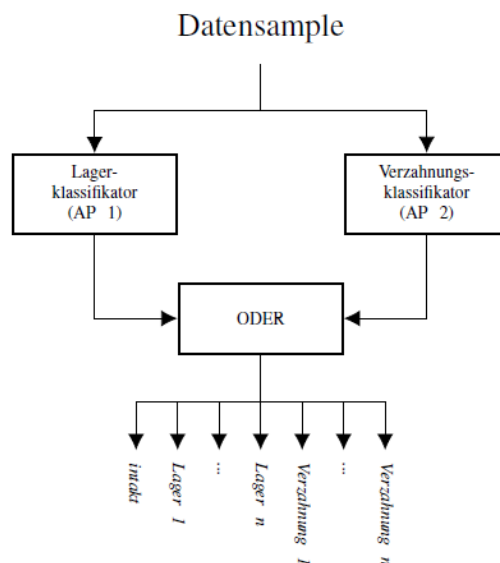


Abbildung 24: Verknüpfung der entwickelten Klassifikatoren zu einem Gesamtsystem.

Hierbei werden zwei verschiedene Ansätze untersucht. Der erste Ansatz stellt einen Gesamtklassifikator vor, der in alle 15 Klassen differenziert. Der Aufbau ist in der Abbildung 25 dargestellt. Der Klassifikator unterscheidet in intakt sowie alle vorgestellten 14 Schadensklassen. Die Daten der intakten Klasse werden aus beiden Datensätzen zusammengelegt.

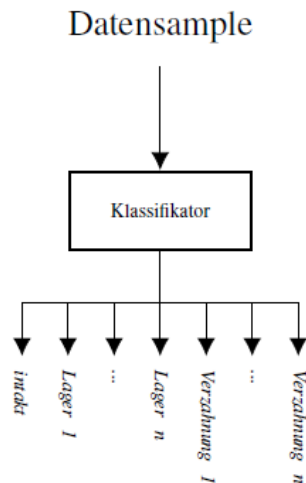


Abbildung 25: Gesamtklassifikationssystem mit 15-Klassen-Lösung.

In der Tabelle 21 sind die Ergebnisse des 15-Klassen-Klassifikators dargestellt. Es ergibt sich eine mittlere BAC von 0,98. In der schlechtesten Kreuzvalidierung-Partition wird noch eine BAC von 0,96 erreicht. Folglich ist eine zuverlässige Schadensklassifikation aller Schadensfälle mit Hilfe des vorgestellten Systems möglich.

Tabelle 21: Ergebnisse des Gesamtklassifikation-Systems mit 15-Klassen-Lösung.

BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
0,98	0,99	0,96

Der zweite Ansatz ist ein zweistufiges System. Hierbei wird im ersten Schritt zwischen intakt, Lager- und Verzahnungsschaden differenziert. Im zweiten Schritt erfolgt dann im Schadensfall eine genauere Schadensbeurteilung durch den individuellen Klassifikator. Der Aufbau ist in der Abbildung 26 dargestellt. Da bereits in der ersten Stufe die intakte Klasse detektiert wird, ist eine Betrachtung dieser beim Lager- und Verzahnungs-Klassifikator nicht mehr notwendig. Die Klassifikationsmodelle in der zweiten Stufe müssen also neu trainiert werden.

In der Tabelle 22 sind die Ergebnisse des zweistufigen Ansatzes aufgelistet. Hierzu sind die Ergebnisse aller drei Klassifikatoren dargestellt. Die Klassifikatoren der zweiten Stufe werden unter der Annahme einer richtigen Klassifikation in der ersten Stufe trainiert. Zudem wird ein Teil des Datensatzes in der Entwicklung zurückgehalten, um im Anschluss die gesamte Struktur zu testen. Die Klassifikation hinsichtlich der Schadensart, welche in intakt, Lagerschaden und Verzahnungsschaden differenziert, erzielt sehr gute Ergebnisse mit einer mittleren BAC von 1. Auch die Klassifikatoren der zweiten Stufe, welche sich zu den bisherigen individuellen Klassifikatoren darin unterscheiden, dass die intakte Klasse nicht berücksichtigt wird, erzielen gute Ergebnisse. Der Lager-Klassifikator erreicht wie die 1. Stufe eine mittlere BAC von 1. Der Verzahnungs-Klassifikator zeigt, wie in den vorherigen Untersuchungen, ein schlechteres Ergebnis als die Lager auf, erzielt aber mit einer BAC von 0,96 noch eine hohe Klassifikationsgüte.

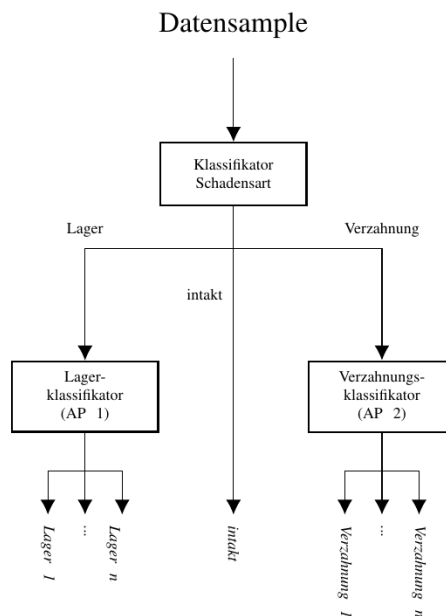


Abbildung 26: Gesamtklassifikationssystem mit dem zweistufigen Ansatz.

In der Validierung kann das System den Datensatz mit einer mittleren BAC von 0,97 klassifizieren. Das System zeigt also eine geringe Verschlechterung zum 15-Klassen-Klassifikator auf. Allerdings bietet das zweistufige System die Chance einer differenzierten Vorhersage. So könnte je nach Anwendungsfeld und benötigter Zuverlässigkeit sowohl das Ergebnis der ersten als auch der zweiten Stufe genutzt werden. Welches System final verwendet wird, soll anhand der Felddaten geprüft werden.

Tabelle 22: Ergebnisse des Gesamtklassifikationssystems mit dem zweistufigen Ansatz bei der Kombination von Lager- und Verzahnungsdetektion.

Baustein des Gesamtsystems	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
1. Stufe	1	1	0,99
2. Stufe: Lager-Klassifikator	1	1	0,99
2. Stufe: Verzahnungs-Klassifikator	0,96	0,96	0,94
Validierung	0,97	0,98	0,96

1.3 Prognosemodell

Im Folgenden werden die Entwicklungsschritte für das Prognosemodell behandelt. Nach dem in Abbildung 27 dargestellten Ablaufdiagramm wird dabei im ersten Schritt eine Konzeption für das System zur Lebenszeitprädiktion erstellt.

Im Anschluss wird auf Basis dieses Systemkonzepts eine Ablaufroutine konzipiert und die Methodik zur Signalvorverarbeitung und Merkmalsextraktion beschrieben. Es folgt das Anlernen des Modells auf die Prüfstanddaten und die Auswahl geeigneter Betriebsituationen und eines Regressionsmodells zur Zustandsprognose auf Basis der Ergebnisse der Prüfstanduntersuchungen.

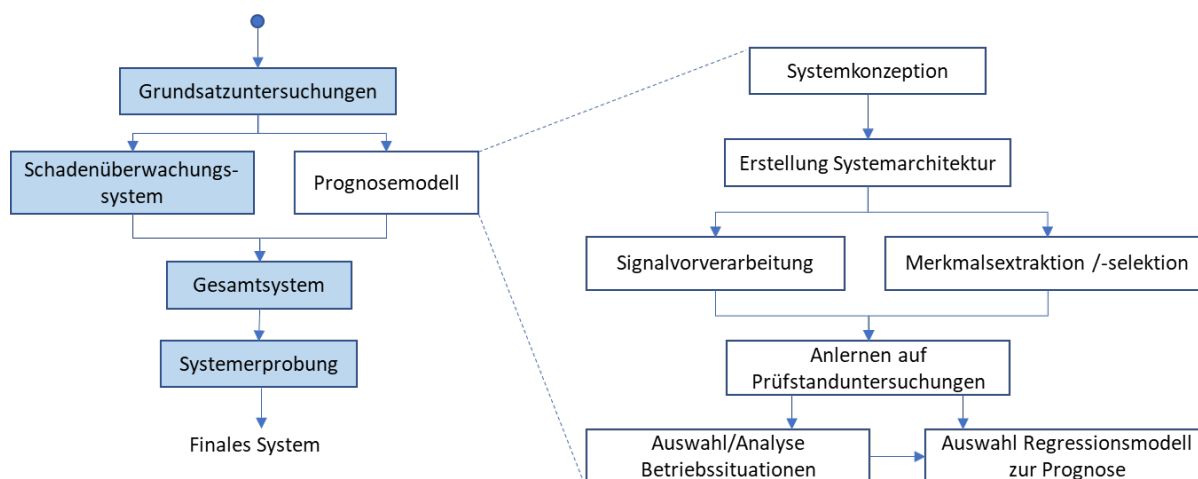


Abbildung 27: Entwicklungsschritte des Systems zur Lebenszeitprädiktion der Radantriebe.

1.3.1 Systemkonzeption

Im Folgenden wird das Konzept für die Prädiktion der Restlebensdauer eines Getriebes vorgestellt. Die Validierung der Methodik erfolgt anhand von Testdaten, die projektunabhängig dem ITEM vorliegen. Im Vorhaben stehen für die untersuchten Radantriebe keine Daten aus Lastläufen über den gesamten Lebenszyklus zur Verfügung. Spezifische Lastläufe bis zum Versagen der Komponenten der Radantriebe sind im Projekt nicht vorgesehen. Um dennoch eine messtechnische Basis für die Verifikation des Entwurfes des Lebenszeitmodells zu haben, wurde auf vorhandene interne Messdaten von Planetengetrieben mit einer niedrigen Drehmoment-Klasse zurückgegriffen. Die nachfolgenden Ausführungen basieren auf diesen internen Messdaten. Das Konzept wird auf diese Daten angewendet und durchläuft für Versuchszwecke den gesamten Verarbeitungsprozess bis hin zur Lebenszeitprädiktion. Die Übertragbarkeit der Modelle ist noch zu untersuchen und zu bewerten.

Die Versuchsdaten bestehen aus 900 Messungen, wobei jeweils zehn Umdrehungen des Getriebes mit einer Abtastrate von 100 kHz aufgenommen werden. Dabei wird ein intaktes Getriebe auf einem Prüfstand unter Dauerlast bis zum Erreichen eines Getriebebeschadens bei konstanter Drehzahl betrieben.

Der Ansatz des Konzeptes zur Lebenszeitprädiktion besteht aus einer merkmalsbasierten Zustandsbeschreibung des Getriebes (18). Auf Basis dieser Zustandsbeschreibung wird die weitere Entwicklung dieses Zustandes prognostiziert und bei der Überschreitung eines Grenzwertes, ein Zeitpunkt für den Ausfall des Getriebes angegeben. Im Folgenden wird die Anwendung dieses Konzeptes auf den Validierungsdatensatz detailliert beschrieben.

Nachdem die Daten geladen und durch ihre Namensgebung automatisch mithilfe der Funktion der Toolbox strukturiert und in ein asynchrones Objekt überführt worden sind, kann die Verarbeitungskette und damit der Parallelisierungspool gestartet werden.

Der Prozess beginnt mit der Signalvorverarbeitung. Die Vorverarbeitung beinhaltet dabei im ersten Schritt eine Segmentierung der Schwingungssignale. Die Segmentlängen werden dabei von der Drehzahl des Getriebes bestimmt. So wird erreicht, dass bei jeder Untersuchung alle Komponenten des Getriebes messreihenübergreifend die gleiche Anzahl an Umdrehungen vollzogen haben. Die einzelnen Signalsegmente werden im zweiten Schritt der Signalvorverarbeitung neu abgetastet. Die Abtastrate wird dabei von 100 kHz auf 10 kHz reduziert, um

eine verbesserte Trennbarkeit einzelner Frequenzbereiche zu erzielen. In diesem Frequenzbereich liegen die für auftretende Schäden charakteristischen Schwingungssignale.

Aufbauend auf der Segmentierung und Neuabtastung der Schwingungssignale folgt die Signalfilterung. Hierbei werden die Frequenzanteile außerhalb der charakteristischen Schadensfrequenzen der einzelnen Komponenten des Getriebes herausgefiltert. Dadurch wird der Einfluss von Störgrößen reduziert.

Aufbauend auf der Signalvorverarbeitung kann die Merkmalsanalyse durchgeführt werden. Um den Alterungsprozess des Getriebes zu überwachen, muss eine Referenz definiert werden, anhand derer der Verschleißgrad bestimmt werden kann. Die Analyse der Merkmale erfolgt dabei anhand einer Differenzenbetrachtung, bei der das intakte Getriebe im Vergleich zu dem verschlissenen Getriebe betrachtet wird. Bei dem verwendeten Versuchsdatensatz ist das Getriebe am Anfang der Messungen in einem intakten Zustand. Zur Bildung der Referenz werden demnach die ersten zehn Messungen der Versuchsreihe herangezogen.

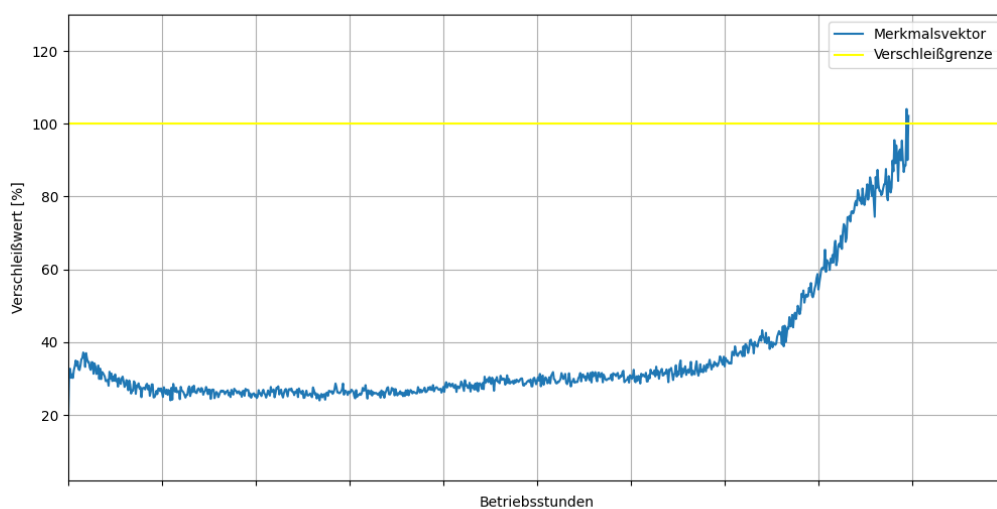


Abbildung 28: Merkmalsverlauf für ein Getriebe vom Neuzustand bis zum Ende der Lebensdauer.

Im ersten Schritt der Merkmalsanalyse erfolgt die Extraktion einer großen Anzahl an Merkmalen, die jeweils den Ist-Zustand des Getriebes beschreiben. Dabei sind die Merkmale unterschiedlich gut für die Beschreibung des Ist-Zustandes des Getriebes geeignet. Aus diesem Grund folgt im nächsten Schritt die Selektion bestimmter Merkmale, die final für die Beschreibung des Getriebezustandes verwendet werden. Dabei wird die Anzahl der zuvor extrahierten Merkmale sukzessiv reduziert, um eine optimale Genauigkeit bei der Abbildung des Getriebezustandes zu erhalten. Die Bewertung der Merkmalsverteilung erfolgt dabei auf Basis von Literaturquellen und Expertenwissen. Es ergibt sich für den Versuchsdatensatz der in Abbildung 28 dargestellte Kurvenverlauf der Merkmale. Charakteristisch für den Kurvenverlauf ist ein nahezu konstanter Merkmalswert über circa 75 % der gesamten Lebensdauer des Getriebes. Dieser konstante Bereich wird durch einen kurzen exponentiellen Anstieg und einen folgenden konstanten Anstieg der Merkmalsgrößen abgelöst. Dieser letzte Anstieg der Merkmalsgröße bleibt bis zum Verschleiß des Getriebes nahezu konstant.

Die Verschleißgrenze bildet in dieser Versuchsreihe der Totalausfall des Getriebes. Bei der Erstellung des Prognosemodells kann die Grenze somit als Schwellwert genutzt werden. Die Verschleißgrenze kann für spezifische Anwendungsfälle jedoch angepasst werden. Soll ein Getriebe nicht bis zum vollständigen Verschleiß betrieben werden, empfiehlt es sich die Grenze bei einem niedrigeren Schwellwert zu definieren.

Über ein geeignetes Regressionsmodell kann der Schnittpunkt des Merkmalsverlaufs mit dem Grenzwert für einen Getriebeschaden frühzeitig geschätzt werden. Diese Regression ist für den Versuchsdatensatz jedoch erst nach dem kurzen exponentiellen Anstieg der Merkmalsgröße sinnvoll. In Abbildung 29 wird der Merkmalsverlauf nach der exponentiellen Steigung in der Merkmalsgröße durch eine lineare Regression beschrieben. Diese Regression wird mit Hilfe der letzten Merkmale nach Abschluss der exponentiellen Phase durchgeführt. Zudem sind ein Best-Case- und ein Worst-Case-Szenario dem Merkmalsverlauf beigefügt, welche als Intervall um den Mittelwert in Abbildung 29 dargestellt sind. Diese Szenarien werden durch das Hinzufügen einer prozentualen Abweichung in die interpolierte Steigung der Merkmalsgröße erzeugt.

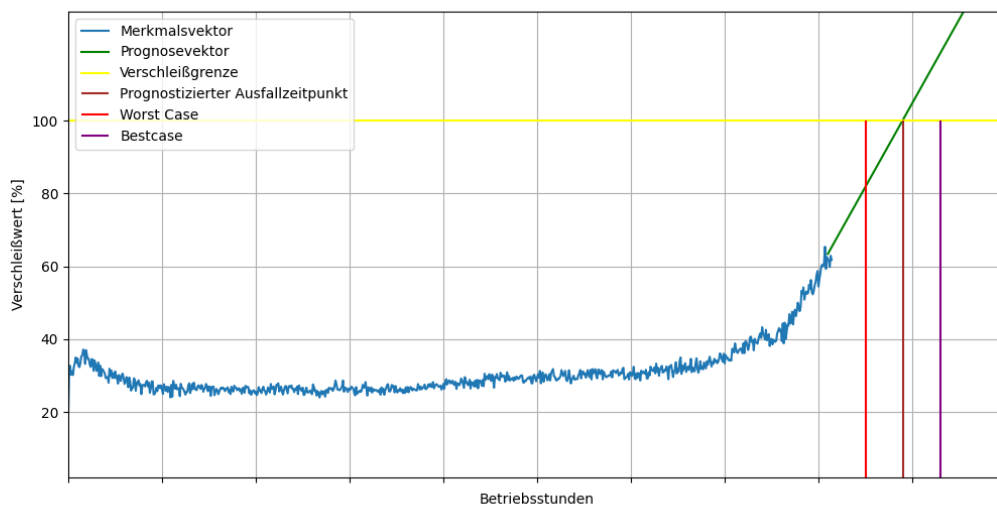


Abbildung 29: Prognosemodell für den zeitlichen Verlauf der Merkmalsgröße und den damit verbundenen geschätzten Ausfallzeitpunkt des Getriebes.

Im Vergleich von der Abbildung 28 und der Abbildung 29 ist zu erkennen, dass der wahre Ausfallzeitpunkt des Getriebes, der in der Abbildung 28 gezeigt ist, im Intervall des sich aus der Regression ergebenden Ausfallzeitpunktes des Getriebes liegt. Die Prognose über den Ausfallzeitpunkt des Getriebes im verwendeten Versuchsdatensatz kann somit validiert werden.

1.3.2 Ablauf der Prognoseroutine

Auf Basis der Erkenntnisse aus Prüfstand- und Felduntersuchungen wird im Folgenden auf die Signalverarbeitungsroutine eingegangen, die beim Erreichen einer geeigneten Betriebssituation gestartet wird.

In der Abbildung 30 ist die Systemarchitektur des Prognosemodells auf Basis der Laboruntersuchungen dargestellt. Bei den rot umrandeten Schritten in der Auswertungsroutine werden

die aktuellen Daten jeweils auf Plausibilität geprüft. Die erste Überprüfung erfolgt beim Eingang der Vibrationsdaten. Das Signal wird dabei auf eine Mindestlänge geprüft, damit eine Segmentierung der Daten in mehrere Segmente möglich ist. Nach der Signalfilterung und Normierung erfolgt die zweite Plausibilitätsprüfung während der Segmentierung der Vibrationsdaten. Zum einen erfolgt dabei eine Überprüfung der Geschwindigkeit des Van-Carriers in einem vorausgewählten Signalsegment. Die Motordrehzahl muss hier durchgehend in einem Bereich von 1.800 bis 2.000 U/min liegen. Zudem dürfen Signalspitzen im Vibrationssignal nicht größer als das 8-fache der durchschnittlichen Signalenergie im vorausgewählten Segment sein. Wird eine dieser Anforderungen nicht erfüllt, wird das vorausgewählte Segment weiter über das Signal geschoben. Eine Weiterverarbeitung der Daten wird nur vorgenommen, wenn mindestens drei Segmente gefunden werden, in denen die Anforderungen erfüllt sind.

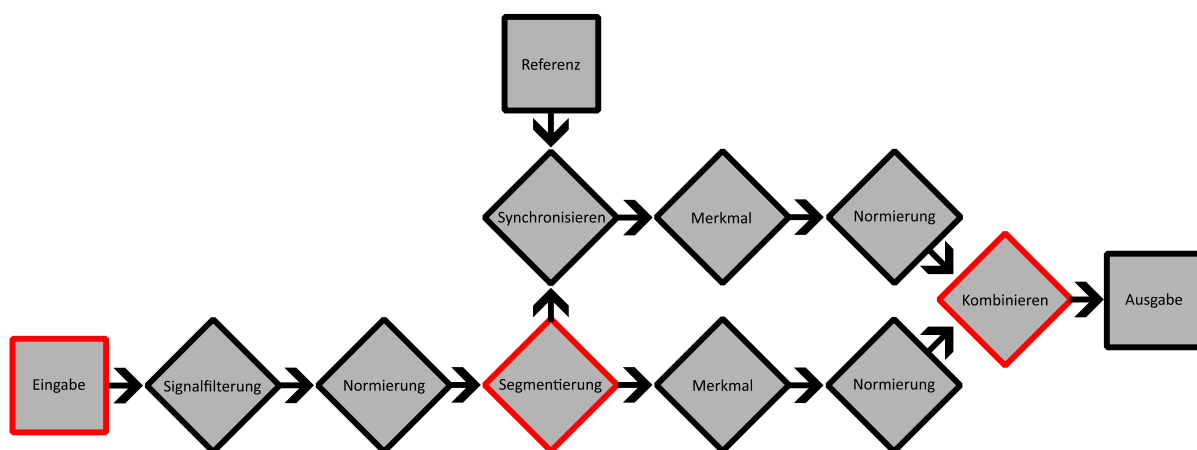


Abbildung 30: Skizzierter Ablauf der Prognoseroutine.

Nach der Segmentierung der Eingangsdaten erfolgt eine Aufteilung in einen Pfad, in dem ausschließlich auf das eingegangene Signalsegment bezogene Merkmale betrachtet werden, und einen Pfad, in dem Merkmale des Signals im Verhältnis zu einem Referenzsignal betrachtet werden. Als Referenzsignal dient eine Messreihe, in der ein intaktes Getriebe im Neuzustand im Feldeinsatz untersucht wurde.

Bedingt durch die zufällig ausgelöste Trigger-Bedingung zum Starten der Messwertaufnahme fangen die Datensegmente der akustischen Daten bei einer zufälligen Zahnradstellung des Getriebes an. Charakteristiken der einzelnen Zahnräder können dabei den Merkmalswert der Merkmale verzerren. Um diesen Effekt zu minimieren, wird eine Synchronisierung der akustischen Daten mit der verwendeten Referenz auf Basis der Kreuzkorrelation durchgeführt. Die Datensegmente der Referenz und der aktuellen Eingangsdatensegmente werden dabei übereinander geschoben und der Punkt der größten Korrelation der Daten ermittelt. An diesem Punkt werden die Datensegmente als synchronisiert betrachtet.

Die berechneten Merkmale werden anschließend auf Werte zwischen 0 und 1 normiert, um bei der Kombination der Merkmale keine Verzerrung des Ergebnisses durch systematische Unterschiede in den Größenordnungen der einzelnen Merkmale zu erhalten. Anschließend werden die einzelnen Merkmale kombiniert. Dabei wird eine Gewichtung einzelner Merkmale

vorgenommen, um die in Abschnitt 1.3.5 für die Prüfstanduntersuchungen und in Abschnitt 1.5.4 für die Felddaten gezeigte Verteilung zu erzielen. Bei der Kombination der Merkmale wird zudem geprüft, ob einzelne Merkmale extreme Ausreißer aufweisen. Überschreitet die Anzahl an Merkmalen, bei denen diese Ausreißer auftreten, einen bestimmten Wert, wird das eingegangene Signal verworfen und auf die nächste geeignete Betriebssituation gewartet.

1.3.3 Signalvorverarbeitung

Im ersten Schritt der Datenvorverarbeitung werden die akustischen Eingangsdaten gefiltert. Die Signalfilterung erfolgt mit einem Bandpass 2-ter Ordnung mit einer unteren Grenzfrequenz von 5 Hz und einer oberen Grenzfrequenz von 22 kHz. Damit werden zum einen niederfrequente Störgrößen, die beispielsweise durch das Überfahren von Bodenwellen entstehen können, minimiert. Zum anderen werden Aliasing-Effekte durch die Tiefpassfilterung minimiert. Aufbauend auf der Signalfilterung erfolgt eine Normierung des Signals auf den Effektivwert der Signalenergie.

Es folgt eine Segmentierung der gefilterten und normierten Daten. Als Segmentlänge wird dabei die Zeit festgelegt, bei der die langsame Stufe des Getriebes eine ganze Umdrehung vollzieht. Bei diesem Wert hat jede Komponente im Getriebe mindestens eine Umdrehung vollzogen. Die Definition auf genau eine ganze Umdrehung führt zudem dazu, dass ein etwaiger Schaden nicht überrepräsentiert ist. Ein Vielfaches einer gesamten Umdrehung der langsamen Stufe ist aufgrund der geringen Drehzahlen nicht sinnvoll. Bedingt durch den daraus resultierenden Zeitraum von mehreren Sekunden ist eine konstante Betriebssituation über den gesamten Zeitraum unwahrscheinlich.

1.3.4 Merkmalsextraktion und Selektion

Bei der Lebenszeitprädiktion wird ein merkmalsbasierter Ansatz verwendet. Die Merkmalsextraktion und -selektion bilden somit den zentralen Baustein des Modells und beeinflussen maßgeblich dessen Genauigkeit bei der Berechnung der Restlebensdauer der Getriebe. Anhand der Merkmale in den akustischen Daten, die am Getriebe aufgenommen werden, wird der aktuelle Zustand bestimmt. Es werden dabei Merkmale im Zeitbereich, im Frequenzbereich und im Zeit-Frequenzbereich berechnet.

Im Zeitbereich werden beispielsweise Maximalwerte im Signal, Korrelationskoeffizienten oder absolute Abweichungen im Signalverlauf im Vergleich zum Referenzsignal betrachtet. Diese Merkmale werden dabei sowohl auf das gesamte Signal als auch auf Signalanteile in definierten Frequenzbereichen angewendet.

Eine weitere Kategorie bilden die untersuchten Merkmale im Frequenzbereich. Dabei werden beispielsweise Fourier Koeffizienten relevanter Frequenzbereiche miteinander und im Vergleich zum Referenzsignal betrachtet. Zudem werden statistische Größen, wie die Kurtosis oder die Schiefe bestimmter Frequenzbereiche untersucht.

Ein weiteres Merkmal, was im Folgenden genauer betrachtet wird, behandelt die akustischen Daten im Zeit-Frequenzbereich. Für die Anwendung des Merkmals werden die akustischen Daten in ein Spektrogramm überführt und mit einem Convolutional Neuronal Network ausgewertet.

Das neuronale Netz wird im ersten Schritt mit Felddaten trainiert. Diese Felddaten werden an Getrieben mit unterschiedlichen Zuständen gemessen. Angefangen von einem fabrikneuen

Getriebe bis hin zu einem Getriebe, das kurz vor der Außerbetriebnahme steht, werden möglichst viele Getriebezustände betrachtet. Jeder Getriebezustand wird als einzelne Klasse trainiert. Die grundlegende Architektur des neuronalen Netzes ist in Abbildung 31 gezeigt.

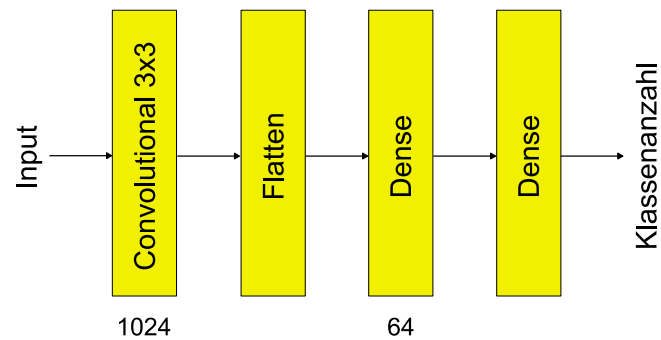


Abbildung 31: Struktur des CNNs, das für die Merkmalsberechnung verwendet wird.

Eingabewert für das neuronale Netz ist das Spektrogramm eines beliebigen Getriebezustandes. Der Architektur des neuronalen Netzes nach wird abhängig von den Eingangsdaten für jede Klasse ein Wert zwischen 0 und 1 ausgegeben. Für jede Klasse ergibt sich somit eine Wahrscheinlichkeit, mit welcher die Eingangsdaten den jeweiligen trainierten Zuständen entsprechen. Das Merkmal für die Beschreibung des Getriebezustandes ergibt sich dann aus der Addition der Klassifikationswahrscheinlichkeiten mit einer Gewichtung entsprechend des trainierten Getriebezustandes. Der Wert für die Gewichtung wird dabei umso höher je größer der Verschleiß am Getriebe der einzelnen Klasse ist. Für die Entwicklung des Prognosemodells werden dabei fünf verschiedene Klassen trainiert.

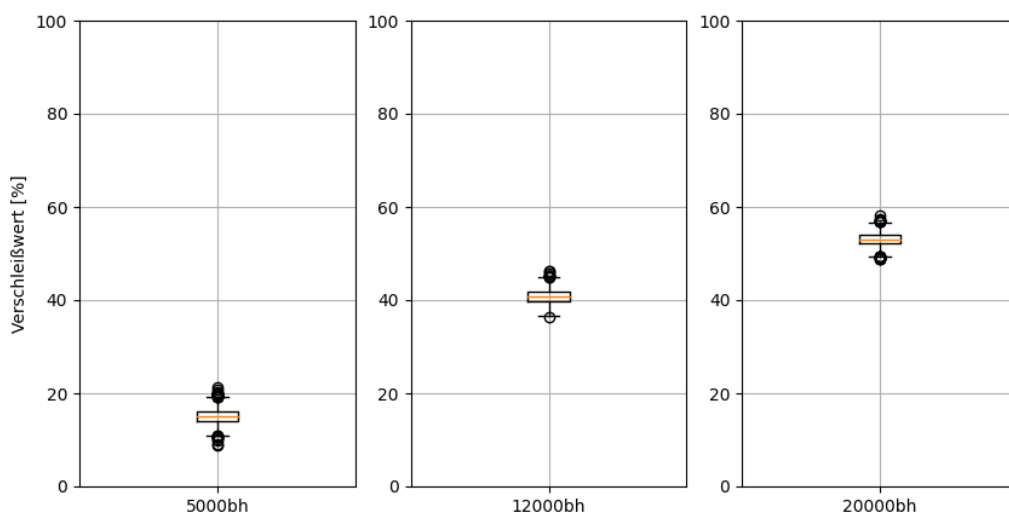


Abbildung 32: Ausgabe des CNN-Merkmals auf untrainierte Klassen.

Voraussetzung für die Funktionalität des Merkmals ist, dass ein Übergang von einer Klasse in die direkt benachbarte Klasse, bei fortlaufendem Verschleiß gegeben ist. Im Rahmen dieses Projektes kann das Merkmal mit den vorliegenden Daten nur eingeschränkt validiert werden. In Abbildung 32 ist die Ausgabe des Merkmals auf eine untrainierte Klasse dargestellt. Für die Validierung wird aus dem Datensatz mit den fünf Klassen die jeweils in der Abbildung dargestellte Klasse herausgenommen. Die CNN Architektur bleibt bis auf den letzten Layer gleich.

Es ergibt sich dabei der in der Abbildung dargestellte Trend und eine Korrelation zwischen Merkmalswert und Betriebsstunden.

Damit eine Beschreibung des Ist-Zustandes der Radantriebe möglich ist, müssen die Merkmalswerte für Schäden unterschiedlicher Schweregrade einer bestimmten Verteilung folgen. Dabei gilt: Je größer der Schaden im Radantrieb ist, desto größer muss auch der Merkmalswert sein. Der Merkmalswert eines Radantriebes mit einer leicht geschädigten Komponente muss also unterhalb des Merkmalswertes eines Radantriebes, der die gleiche Komponente mit einem schweren Schaden besitzt, liegen. Zudem müssen Kombinationen von Schädigungen einen höheren Merkmalswert aufweisen als einzelne Schädigungen. Es müssen also Merkmale in den Vibrationsdaten gefunden werden, bei denen sich einzelne geschädigte Komponenten nicht gegenseitig neutralisieren und ein geschädigtes Getriebe fälschlicherweise einen niedrigen Merkmalswert aufweist.

1.3.5 Anlernen des Modells auf die Prüfstanduntersuchungen

In der Abbildung 33 ist eine Kombination von ausgewählten Merkmalen auf die bei den Prüfstanduntersuchungen gewonnenen Daten angewendet. Es ist zu erkennen, dass die Merkmalswerte der Kombinationsschäden oberhalb der Einzelschädigungen liegen. Zudem spiegelt sich der Schweregrad einer Schädigung bei gleicher Komponente in dem Merkmalswert wider.

Komponentenübergreifend kann der Schweregrad der Schädigung einzelner Komponenten mit dieser Methodik nicht bestimmt werden. Die Position der Komponente und damit die Distanz zum Sensor, die Rotationsgeschwindigkeit oder die Krafteinwirkung auf die jeweilige Komponente sind mögliche Einflussfaktoren dabei. Beispielsweise ist die Dämpfung eines von der langsamen Sonne erzeugten akustischen Signals aufgrund der Distanz zum Sensor deutlich größer als bei einem akustischen Signal, das vom schnellen Planeten erzeugt wird. Da für die Prognose der Lebenszeit irrelevant ist, welche Komponente im Radantrieb geschädigt ist, beeinträchtigt dies die Funktionalität des Prognosemodells jedoch nicht.

Weiterhin treten Verschleißerscheinungen in der Regel in der schnellen Stufe des Planetengetriebes auf. Für die Untersuchungen wird folglich der Fokus bei der Verschleißerkennung auf die Komponenten der schnellen Stufe gelegt. Abbildung 33 zeigt, dass Schädigungen in dieser Stufe einen größeren Einfluss auf die verwendete Merkmalskombination haben.

Mithilfe der Kombinationsschäden kann der Grenzwert ermittelt werden, ab dem ein Radantrieb als verschlissen betrachtet wird. Durch eine geeignete Regression des zeitlichen Verlaufs der Merkmalsgröße kann das Erreichen des Grenzwertes bis zu einem gewissen Zeitpunkt vorhergesagt werden.

In der Abbildung 33 ist zudem zu erkennen, dass die einzelnen synthetischen Schädigungen eine, im Vergleich zum Mittelwertabstand, geringe Streuung im Merkmalswert aufweisen. Eine geringe Streuung ist essentiell bei der Betrachtung des zeitlichen Verlaufs. Die geringe Streuung des Merkmalswertes bei diesen Untersuchungen führt zu einer geringen Volatilität des Merkmalswertes bei der Überwachung der Radantriebe über einen längeren Zeitraum. Eine geringe Volatilität führt wiederum dazu, dass eine Regression zur Prädiktion des weiteren Verlaufs des Merkmalswertes bis zum Grenzwert eine höhere Genauigkeit aufweist.

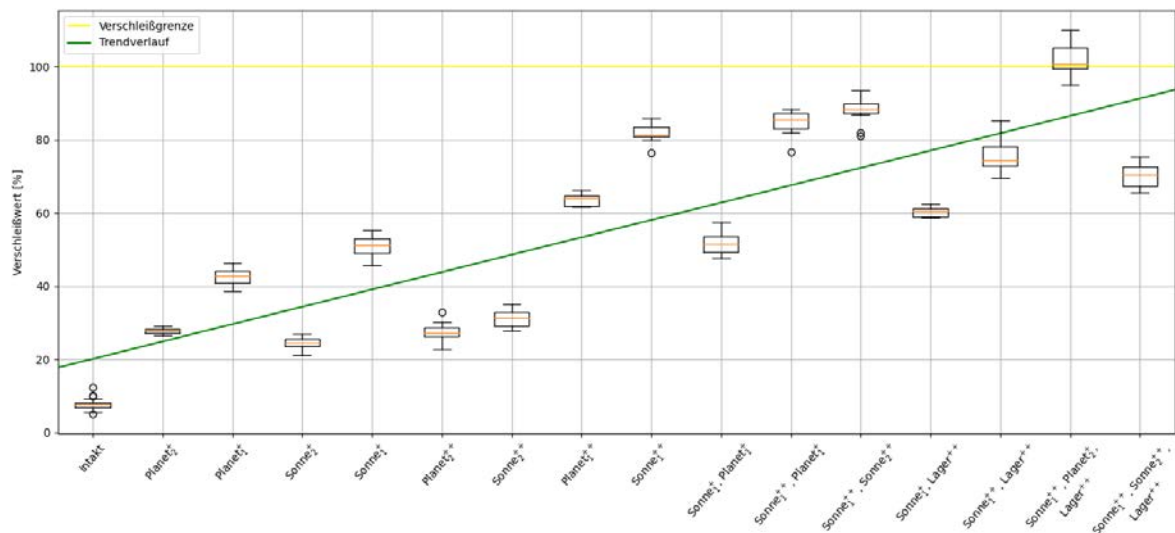


Abbildung 33: Merkmalsverteilung für die untersuchten synthetischen Schädigungen der Prüfstanduntersuchungen.

Die ausgearbeitete Methodik zur Extraktion und Selektion der Merkmale zur Beschreibung des Getriebezustandes muss auf die Feldmessungen übertragen werden. Die veränderten Umgebungsparameter können zu einer von den Laboruntersuchungen abweichenden Merkmalskombination führen. Zudem können Änderungen in der Signalvorverarbeitung nötig sein, um die im Hafenumfeld auftretenden Störgrößen zu eliminieren.

Nach Abschluss der Übertragung der angewendeten Methodik zur Erstellung des Prognosemodells kann mit der kontinuierlichen Überwachung der Getriebe begonnen werden. Auf Basis des zeitlichen Verlaufs des Merkmalswertes kann ein geeignetes Regressionsmodell zur Lebenszeitprädiktion ausgewählt werden. Geprüft werden muss dabei, ob Anpassungen bei Veränderungen bestimmter Umgebungsparameter, wie beispielsweise der Umgebungstemperatur, vorgenommen werden müssen. Diese Einflüsse können zu einem systematischen Fehler führen, der die Genauigkeit der Lebenszeitprädiktion stark verringert.

1.3.6 Auswahl geeigneter Betriebssituationen

Der für das Prognosemodell gewählte, merkmalsbasierte Ansatz zeigt eine große Abhängigkeit in Bezug auf die Betriebssituation, in der sich das zu überwachende Getriebe befindet. Für die Anwendung des Prognosemodells muss daher eine Betriebssituation gewählt werden, in welcher der Zustand des Getriebes ermittelt werden kann. Die Auswahl erfolgt dabei anhand von verschiedenen Kriterien. Zum einen müssen etwaige Schäden im Getriebe eine prägnante Auswirkung auf das akustische Signal des Getriebes haben. Der Fokus liegt dabei auf Komponenten, die im Feldeinsatz eine höhere Ausfallwahrscheinlichkeit aufweisen. Zum anderen muss die Betriebssituation in regelmäßigen Abständen im Feldeinsatz auftreten.

Aufbauend auf der Auswahl geeigneter Betriebssituationen erfolgt eine weitere Einschränkung bezogen auf den Aufbau der akustischen Daten. Im ersten Schritt wird dabei eine Mindestlänge der Eingangsdaten festgelegt. Ziel ist dabei eine Segmentierung der Eingangsdaten in mehrere Datensegmente, damit eine Reduktion der Merkmalsstreuung über Mittelwertbildung durchgeführt werden kann.

Eine weitere Voraussetzung für die Auswahl der Datensegmente ist eine geringe Streuung der Geschwindigkeit, bei der das Getriebe betrieben wird. Große Veränderungen in der Geschwindigkeit weisen zusätzlich durch Drehzahländerung mitunter auf Lastwechsel im Getriebebetrieb hin und führen dementsprechend zu einer großen Streuung der Merkmalsgröße bei der Berechnung des Getriebezustandes.

Durch die enge Auswahl der Betriebszustände, die für die Ermittlung des Getriebezustandes verwendet werden können, entsteht eine Unregelmäßigkeit in den zeitlichen Abständen, in denen ein geeigneter Zustand erreicht wird.

Für das Prognosemodell wird die Betriebsituation ausgewählt, bei der sich der Van-Carrier mit maximaler Geschwindigkeit geradeaus bewegt. Dadurch wird zum einen die Länge des segmentierten Zeitsignals minimal. Aufgrund des kurzen Zeitbereichs werden die Variationen der Geschwindigkeit des Van-Carriers so statistisch minimiert. Zum anderen ist diese Betriebsituation die am häufigsten auftretende Betriebsituation. So steht ein großer Datensatz zur Verfügung, welches die Anzahl an Stützstellen im Merkmalsvektor erhöht und eine präzisere Prognose ermöglicht.

1.3.7 Auswahl des Regressionsmodells für die Schätzung des Ausfallszeitpunktes

Die Auswahl des Regressionsmodells zur Prognose des Merkmalsverlaufs erfolgt auf der vorliegenden Datenbasis, die im Rahmen des Vorhabens ermittelt wird. Der Merkmalsverlauf weist aufgrund der rauschbehafteten akustischen Daten, welche durch das stark störbehaftete Hafenumfeld bedingt sind, eine hohe Volatilität auf. Der Verlauf der Mittelwerte aller untersuchten Getriebe ist jedoch näherungsweise linear. Auf dieser Basis wird eine lineare Regression der Merkmalswerte zur Schätzung des weiteren Verlaufs vorgenommen.

Als Datenbasis für die Regression werden die letzten 500 Betriebsstunden des Getriebes verwendet. So können Veränderungen bei den Betriebsbedingungen, ausgelöst beispielsweise durch einen Ölwechsel oder stark zunehmende Verschleißerscheinungen, bei der Regression berücksichtigt werden. Gleichzeitig ist eine ausreichend große Datenbasis als Grundlage für die Regression gegeben. Die Schätzung des Merkmalverlaufs wird für eine Dauer von 500 Betriebsstunden vorgenommen.

Die Berechnung des Vertrauensintervalls erfolgt auf Basis der Varianz des Merkmalsvektors relativ zum Prognosevektor. Die Berechnung eines klassischen statistischen Vertrauensintervalls ist aufgrund des a priori Wissens über den weiteren Merkmalsverlauf bei fortlaufendem Getriebeverschleiß aus technischer Sicht nicht sinnvoll.

1.4 Realisierung des Gesamtsystems

Der Aufbau des Gesamtsystems ist in der Abbildung 34 dargestellt. Das Gesamtsystem setzt sich dabei aus einem Verbundsystem aus Schadenserkennung und Prognosemodell zusammen. Beide Systeme werden über eine IT-Infrastruktur mit den entsprechenden Eingangsdaten versorgt. Zudem erfolgt das Versenden der Ergebnisse beider Systeme über die IT-Infrastruktur.

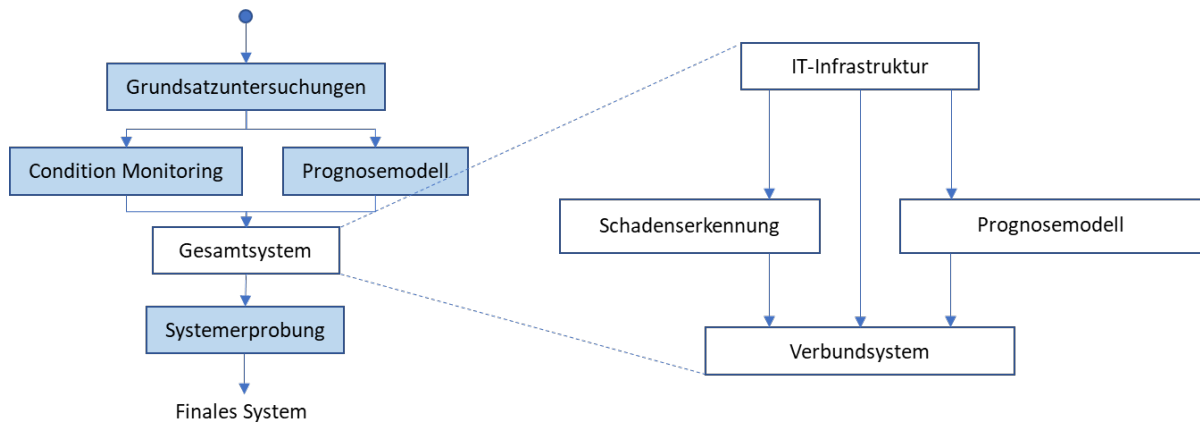


Abbildung 34: Untersuchungsaspekte zum Aufbau des Gesamtsystems.

1.4.1 IT-Infrastruktur für den Daten- und Ergebnisaustausch

Zur Kommunikation von Daten zwischen einzelnen Verarbeitungssystemen wird eine Datenschnittstelle definiert, welche in einer Cloudumgebung realisiert wird. Diese beinhaltet eine Datenbank und einen Fileserver. Dies dient darüber hinaus zur Ablage und Speicherung von Daten, sodass eine Weiterverarbeitung der Daten zu jedem Zeitpunkt realisiert werden kann. Die Spezifikation der Cloudumgebung ist von der Firma SEGNO in Absprache mit den Partnern ITEM und ANEDO entwickelt worden, da diese Partner ihre Verarbeitungsalgorithmen an die Datenschnittstelle anbinden. In der Abbildung 35 ist der Aufbau der Datenschnittstelle inklusive einer Beispiel-Datenübertragung dargestellt. Im Folgenden sollen die Verarbeitungsschritte, welche das ITEM betreffen, kurz erläutert werden.

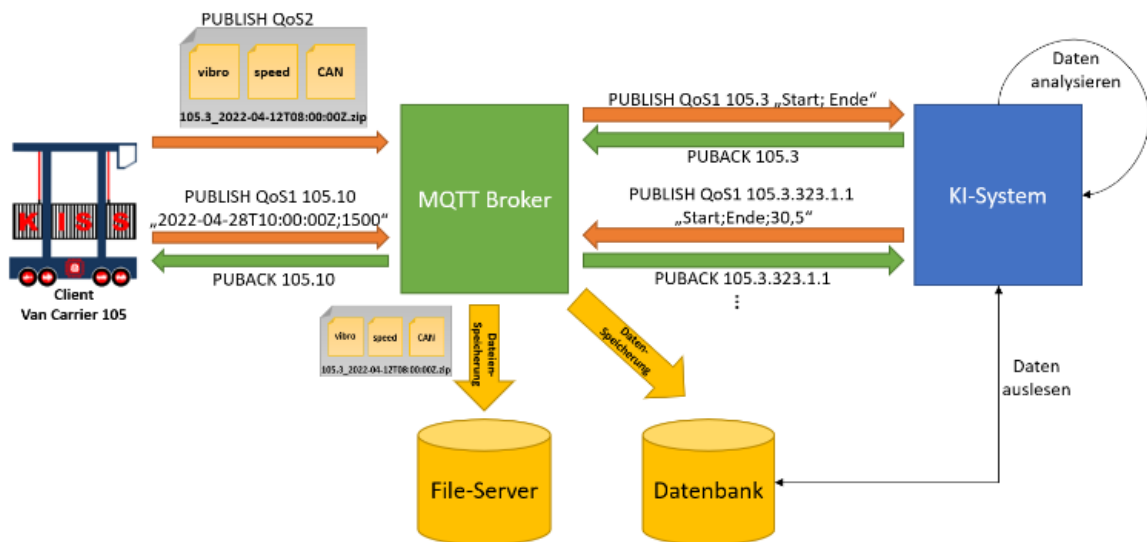


Abbildung 35: Aufbau und Konzeption der Datenschnittstelle in der Cloudumgebung.

Sobald ein neuer Datensatz auf dem File-Server und der Datenbank abgelegt wurde, erhält das KI-System eine Nachricht. Diese Nachricht beinhaltet die Nummer des Van-Carriers sowie des vermessenen Radantriebs und einen Zeitstempel. Mit einer Nachricht bestätigt das KI-System den Eingang dieser Daten. Im Anschluss erfolgt die Auswertung des Datensatzes, hierzu hat das KI-System Zugriff auf die Datenbank. Nach Abschluss der Auswertung sendet das KI-System eine Ergebnismitteilung an den MQTT Broker. Diese Nachricht enthält erneut die Fahrzeuginformationen sowie den Zeitstempel. Hinzu kommt eine Einordnung in die Scha-

denesschwere und Schadenswahrscheinlichkeit. Diese Informationen sollen dann in der Datenbank ergänzt werden. Der MQTT Broker bestätigt den Empfang der Ergebnismitteilung. Sollten mehrere Datensätze zeitsynchron oder mit geringer Latenz anfallen, so erfolgt die Auswertung nacheinander. Der MQTT Broker sendet daher die Information über einen neuen Datensatz immer erst, wenn die Ergebnismitteilung des vorangegangenen Datensatzes eingegangen und bestätigt ist.

1.4.2 Architektur des Verbundsystems für Prognose und Schadenüberwachungssystem

Der Aufbau der Off-Board-KI ist in der Abbildung 36 dargestellt. Im Wesentlichen sind dafür drei Prozesse definiert. Den ersten Schritt bildet die Datenbereitstellung. Die Datenbereitstellung erfolgt über die Schnittstelle des KI-Systems und des Fileservers. Der MQTT-Broker versendet hierfür eine Nachricht, sobald neue Daten zur Verfügung stehen. Das KI-System erhält diese Information durch Abonnieren der entsprechenden Topics und greift dann auf die Daten via Fileserver zu. Die Daten werden temporär in einer Warteschlange gespeichert.

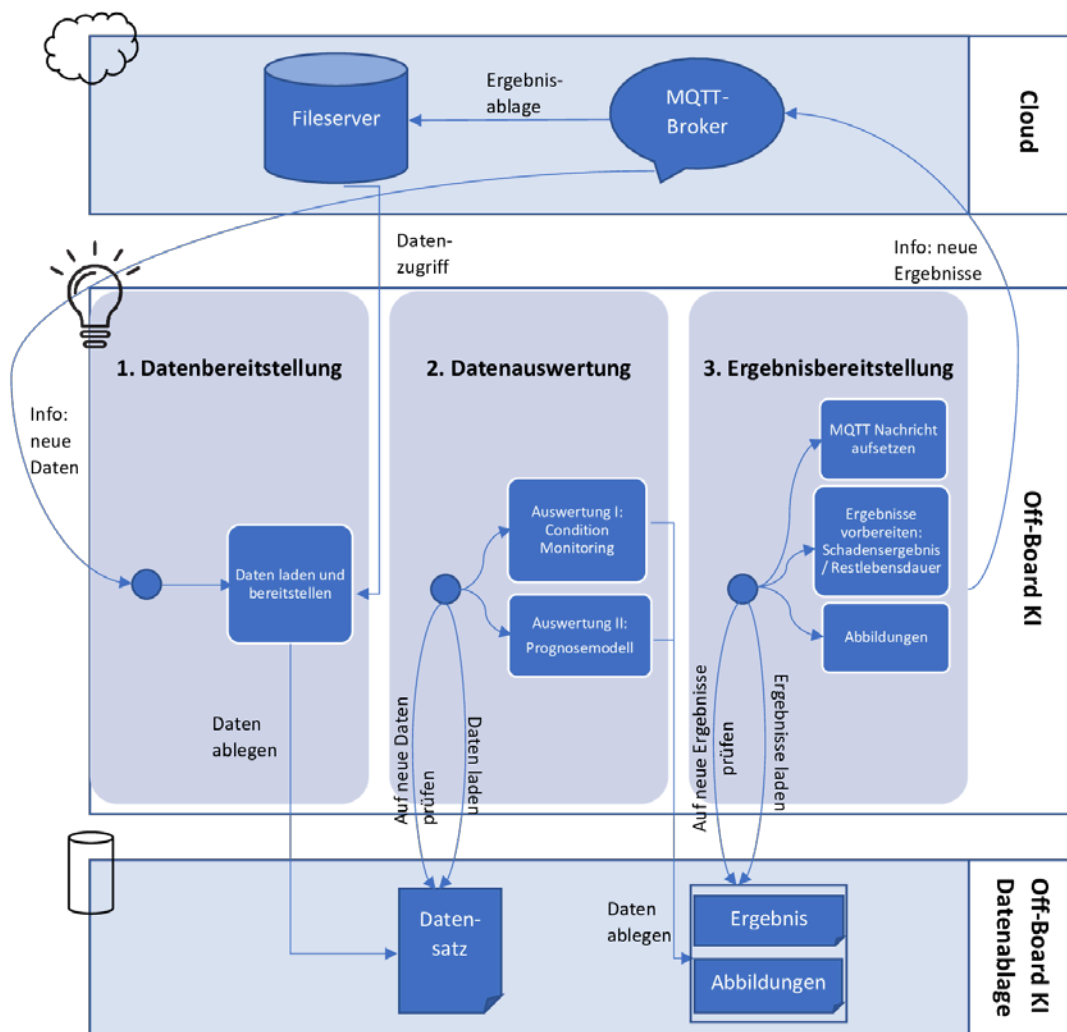


Abbildung 36: Aufbau und Konzeption der Off-Board-KI.

Dadurch wird verhindert, dass während der Datenauswertung neu eingehende Daten verloren gehen. Für jedes abonnierte Topic wird dabei immer nur ein Datensatz in die Warteschleife geladen. Der nächste Datensatz mit diesem spezifischen Topic wird erst nach der

Bereitstellung eines Ergebnisses auf dem MQTT Broker zur Verfügung gestellt. Es ist somit die Bereitstellung eines Ergebnisses zwingend erforderlich, um einen kontinuierlichen Datenstrom zu erhalten.

Die Abarbeitung der Daten erfolgt im zweiten Schritt. Die Daten werden dabei historisch nach Eingangszeitpunkt in die Bearbeitungsroutine geladen. Die geladenen Daten werden vor der weiteren Verarbeitung zunächst überprüft. Entscheidendes Kriterium ist dabei die Länge des eingegangenen Datensegments. Unterschreitet dieses eine bestimmte Länge, werden die Daten verworfen. Als Ergebnis wird in diesem Fall der Wert „-1“ zurück an den MQTT Broker gesendet. Anhand dieses Markers werden die geschickten Daten eindeutig als ungeeignet identifiziert. Ein Ergebnis wird somit nicht mehr erwartet und das Verschicken eines neuen Signalsegments kann eingeleitet werden. Unabhängig, ob die Daten für die Schadensdetektion oder für das Prognosemodell verwendet werden, erfolgt in der Bearbeitungsroutine eine vorgelagerte Signalvorverarbeitung. Dabei wird ein möglicher Offset in den akustischen Daten entfernt. Im Anschluss wird die Distribution der Daten auf das Schadenüberwachungssystem und das Prognosemodell vorgenommen. In diesem Schritt werden die Eingangsdaten nach den in Abschnitt 1.2 und Abschnitt 1.3 beschriebenen Methodiken ausgewertet.

Die Ergebnisbereitstellung erfolgt wieder via Nachricht an MQTT. Dafür werden die nachfolgenden Informationen übertragen.

Für die Schadensdetektion werden eine

- Nachricht mit Ergebnismitteilung (Van-Carrier und Rad, Schadensschwere, Schadenswahrscheinlichkeit),
- Spektrogramm für die Darstellung auf der Smart Maintenance

verschickt. Sollte innerhalb der Bearbeitungsroutine der Schadensüberwachung ein Fehler auftreten, wird der Wert „-1“ verschickt. Analog zur Eingangsprüfung der Daten wird dadurch der eingegangene Datensatz als ungeeignet markiert.

Für das Prognosemodell werden die Informationen

- Restlaufzeit im „Worst-Case“,
- Prognostizierte Restlaufzeit,
- Restlaufzeit im „Best Case“,
- Zeitliche Entwicklung des Getriebezustandes auf Basis der Merkmale,
- Wert für die Verschleißgrenze,
- Prognosevektor

verschickt. Auch hier wird beim Auftreten eines Fehlers in der Bearbeitungsroutine des Prognosemodells der Wert „-1“ an den MQTT Broker verschickt.

1.5 Systemerprobung im Hafenumfeld

Nach der individuellen Entwicklung der zwei KI-Systeme im Prüfstandumfeld ist eine Übertragung der Ergebnisse in das Hafenumfeld notwendig. Die Vorgehensweise ist in der Abbildung 37 dargestellt. Es erfolgt im ersten Schritt die Vermessung einer Auswahl an bereits im Prüffeld untersuchten Schadenskomponenten. Zudem werden die Laborergebnisse mit den Felddaten verglichen. Dabei wird beispielsweise der Rauscheinfluss untersucht, um Rückschlüsse auf eine eventuell notwendige Anpassung der Vorverarbeitungskette zu erhalten. Im Anschluss

erfolgt die individuelle Systemanpassung des Schadenüberwachungssystems sowie des Prognosemodells. Zuletzt werden die optimierten Systeme ins Gesamtsystem eingebunden.

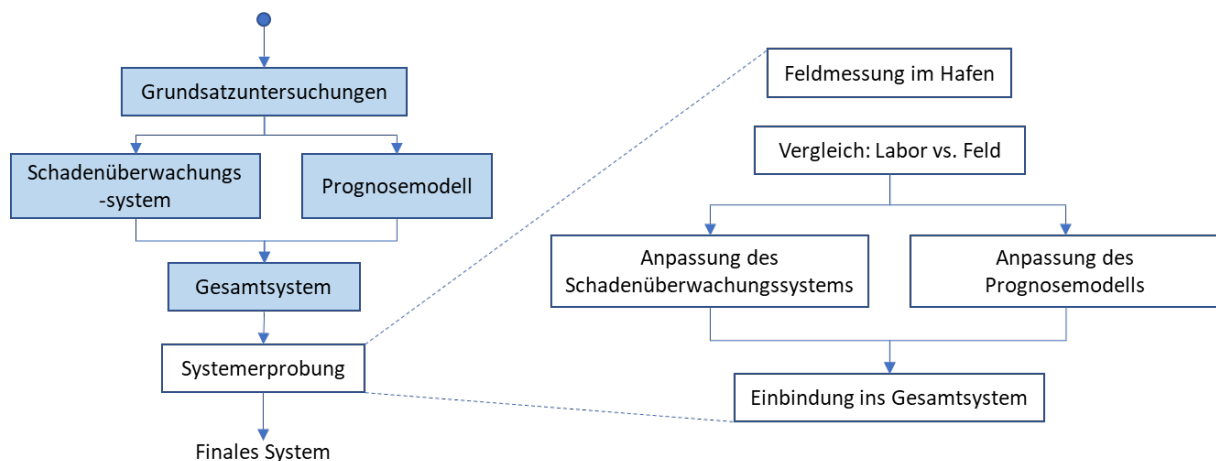


Abbildung 37: Untersuchungsaspekte der Systemerprobung.

1.5.1 Vermessung im Hafenumfeld

Zur Systemerprobung im Hafenumfeld wird eine Auswahl an Schadenskomponenten in die Van-Carrier verbaut und vermessen. Die Übersicht der vermessenen Schadenskomponenten ist in der Tabelle 23 aufgeführt. Aufgrund der begrenzten Verfügbarkeit der Van-Carrier und den daraus entstehenden Aufwandskosten kann nur eine Auswahl aus den Laborkampagnen durchgeführt werden. Diese sollen die Realisierbarkeit der Überwachungssysteme im Hafenumfeld prüfen.

Tabelle 23: Vermessene Schadenskampagnen im Hafenumfeld.

Index	Schädigungen	Referenz zu Kombinationsmessung	Beschreibung
F0	Intakt	-	Intakt
F1	V1	-	Sonne ₁ ⁺
F2	V2	-	Sonne ₁ ⁺⁺
F3	L3	-	Lager ⁺⁺
F4	L3 + V2 + V3	K6	Lager ⁺⁺ , Sonne ₁ ⁺⁺ , Planet ₁ ⁺
F5	L3 + V1	K4	Lager ⁺⁺ , Sonne ₁ ⁺
F6	V2 + V3	K2	Sonne ₁ ⁺⁺ , Planet ₁ ⁺

Die Tabelle zeigt insgesamt sechs verschiedene Schadenskampagnen sowie eine Referenzmessung ohne Schadenskomponente. Es sind dabei drei Einzelkomponenten sowie drei Kombinationen vermessen worden. Die Auswahl der Einzelkomponenten wird so gewählt, dass eine Differenzierung zwischen Verzahnungs- und Lagerschaden sowie eine Differenzierung im Schweregrad überprüft werden kann. Die Kombinationsschäden werden, insbesondere für den Entwurf des Prognosemodells, aufgenommen, da dies den Grenzwert des Modells darstellt.

Für die Messwertaufnahme wird ein Van-Carrier verwendet, welcher für die Langzeitmessungen von ANEDO mit Messtechnik ausgerüstet ist. Dies bietet den Vorteil der geringeren Rüstzeit sowie der Chance, an zwei Radantrieben simultan zu messen, da vier Räder überwacht werden. Die zwei Radantriebe werden allerdings an unterschiedlichen Seiten gewählt, um eine Signalübertragung der Schadensereignisse über feste Verbindungen der Radantriebe auf der gleichen Seite zu vermeiden. Die zwei untersuchten Radantriebe sind jeweils mit einem ICS84 an einer unteren Schraubposition ausgestattet. Zusätzlich stehen die CAN-Daten für die Auswertung zur Verfügung.

Zur Aufnahme werden die Trigger-Bedingungen der Langzeitmessungen verwendet. Die Totzeit zwischen dem Auslösen einzelner Trigger-Bedingungen wird zudem entfernt. Die Daten der Schadensmesskampagne werden automatisch in die Cloud geschrieben. Je nach Fahrweise des Van-Carriers werden unterschiedliche Fahrscenarien aufgenommen. Die einzelnen Schadenskampagnen unterscheiden sich daher in den Belastungsszenarien als auch im Datenumfang.

1.5.2 Vergleich von Laborergebnissen mit Felddaten

Ein Vergleich der aufgenommenen Messdaten zwischen den Laboruntersuchungen und den Felduntersuchungen ist in der Abbildung 38 dargestellt. Die Aufnahmen zeigen vergleichbare Betriebssituationen der Radantriebe. Die Messdaten werden jeweils auf den Effektivwert ihrer Signalenergie normiert. Zudem ist in der Abbildung die diskrete Fourier Transformation der jeweiligen Signale zu erkennen. Beim Vergleich zwischen den Daten auf den Prüfstanduntersuchungen und den Felddaten können deutliche Unterschiede erkannt werden. Zum einen ist nach der Normierung auf den Effektivwert der Signalenergie die Signalamplitude der Prüfstanduntersuchungen deutlich größer als die Signalamplitude aus den Felddaten. Zum anderen sind deutliche Unterschiede in der Frequenzverteilung der Signale zu erkennen.

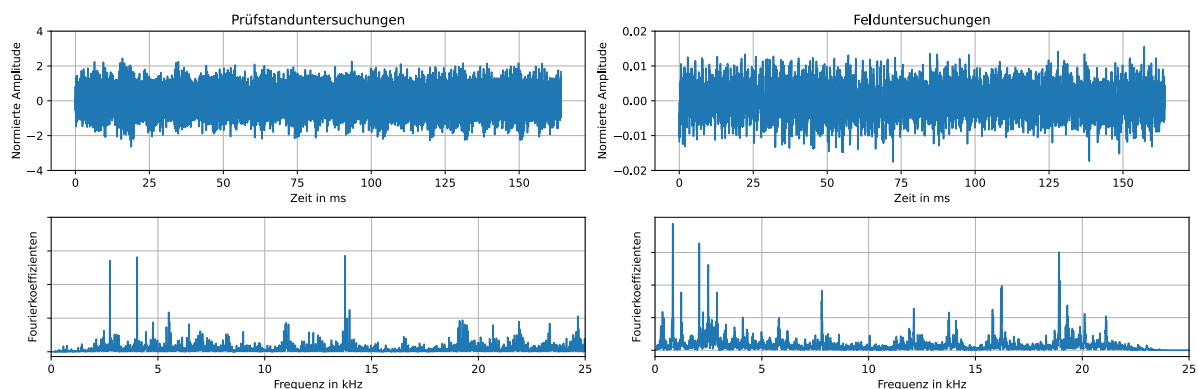


Abbildung 38: Vergleich der aufgenommenen Messdaten zwischen Labor und Felduntersuchungen.

Die signifikanten Unterschiede zwischen Prüfstanduntersuchungen und Felduntersuchungen führen dazu, dass die Signalvorverarbeitung sowohl für das Schadenüberwachungssystem als auch für das Prognosemodell grundlegend überprüft und gegebenenfalls angepasst werden müssen. Zudem wird überprüft, ob Anpassungen hinsichtlich der Systemarchitektur in den jeweiligen Modellen vorgenommen werden müssen, um die Funktionalität der Systeme zu gewährleisten.

1.5.3 Ergebnisse der Schadenüberwachungssysteme im Hafenumfeld

Aufgrund des kleineren Feld-Datensatzes ist die Implementierung eines Klassifikators, welcher alle Schadensklassen differenziert, nicht möglich. Die implementierbaren Klassengranularitäten sind nachfolgend gelistet:

Binär: {F0}, {F1, F2, F3, F4, F5, F6}

Schweregrad: {F0}, {F1}, {F2}

Art: {F0}, {F1, F2}, {F3}

Anzahl an Schäden: {F0}, {F1, F2, F3}, {F4, F5, F6}

Art*: {F0}, {F1, F2}, {F3}, {F4, F5, F6}

Alle Schäden: {F0}, {F1}, {F2}, {F3}, {F4}, {F5}, {F6}

Zunächst kann untersucht werden, ob alle vermessenen Schäden differenziert werden können. Dies ist mit der Kategorie „alle Schäden“ aufgeführt. Als Klassengranularität für den finalen Klassifikator ist dies allerdings nicht geeignet, da andere Schäden, die nicht im Feld vermessen wurden, keiner Klasse zugeordnet werden können. Daher eignet sich eine gröbere Klasseneinteilung, wie auch bereits in den Prüfstanduntersuchungen eingeführt, besser, insbesondere bei einem kleineren Referenzdatensatz.

Die erste Option ist eine binäre Klassifikation. Hierbei wird lediglich zwischen intakt und schadhaft unterschieden. Die schadhafte Klasse bildet sich daher aus der Zusammenlegung der Schäden F1 bis F6.

Eine zweite Option ist die Klassifikation hinsichtlich der Schadensschwere. Die Datengrundlage ist hierfür sehr klein, da jede Subklasse nur aus einer Schadensklasse besteht. Eine Validierung ist daher nicht möglich und eine Anwendung für den Feldeinsatz bei gleichbleibender Datenbasis nicht empfehlenswert. Allerdings lässt sich mit der vorhandenen Datenbasis grundlegend untersuchen, ob eine Unterscheidung hinsichtlich der Schadensschwere möglich ist. Es wird dabei zwischen keinem Schaden (F0), leichtem Schaden (F1) und schwerem Schaden (F2) unterschieden.

Auch eine Klassifikation hinsichtlich der Schadensart ist möglich. Differenziert wird dabei in keinem Schaden, Schaden an einer Verzahnungskomponente und Schaden an einem Lager. Die multiplen Schäden werden aus dieser Betrachtung ausgeschlossen. Die Entwicklung erfolgt daher mit den Schäden F0 bis F3.

Bezüglich der Anzahl an vorliegenden Schadenskomponenten ist auch eine Klassifikation möglich. Diese ist aufgrund der höheren Datenbasis auch validierbar. Der Klassifikator differenziert, ob kein Schaden, ein Schaden oder mehr als ein Schaden vorliegt. Die Schadenskampagne F0 bildet erneut die Referenz für die intakte Klasse, die Schäden F1 bis F3 für einen Schaden und die übrigen für multiple Schäden. Dieser Klassifikator könnte auch für ein zweistufiges Zielsystem verwendet werden, wobei im ersten Schritt die Anzahl an Schäden und bei Vorhersage von nur einem Schaden im zweiten Schritt eine Konkretisierung der Schadenskomponente erfolgt.

Die letzte betrachtete Klassengranularität stellt eine Erweiterung der Klassifikation hinsichtlich der Schadensart dar. Hierfür wird eine vierte Klasse, welche multiple Schäden (F4-F6) abbildet, ergänzt.

Neben der Klassengranularität muss auch die Verarbeitungskette der Daten für das Feld erneut geprüft werden. Aufgrund der erhöhten Rauscheinflüsse ist nicht a priori gesichert, dass die Signalverarbeitung der Prüfstanddaten ins Feld übertragen werden kann. Zudem kann eine Anpassung der Netzarchitektur notwendig werden.

In der Tabelle 24 sind die Ergebnisse der zehnfachen Kreuzvalidierung des CNN für alle vorgestellten Klassengranularitäten der Felddaten dargestellt. Wie auch bei den vorherigen Untersuchungen ist jeweils das mittlere, das beste und das schlechteste Ergebnis der Kreuzvalidierung-Partitionen aufgeführt. Es zeigen sich nicht ausreichend gute Ergebnisse ohne Signalverarbeitung. Die maximale BAC zeigt zwar für alle Granularitäten die Tendenz, dass eine zuverlässige Klassifikation grundlegend realisierbar ist. Ein kontinuierliches Ergebnis für alle Partitionen zeigt sich allerdings nicht.

Tabelle 24: Ergebnisse der Feldklassifikation für verschiedene Klassengranularitäten ohne Preprocessing.

Klassengranularität	Klassenanzahl	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Binär	2	0,78	0,92	0,65
Schweregrad	3	0,56	0,82	0,38
Art	3	0,74	0,86	0,63
Anzahl an Schäden	3	0,73	0,88	0,61
Art*	4	0,74	0,80	0,64
Alle Schäden	7	0,63	0,73	0,49

Daher erfolgt im nächsten Schritt die Entwicklung mit vorverarbeiteten Daten. Die Vorverarbeitung ist dabei identisch zu den Prüfstanduntersuchungen. Es wird eine Abtastrate von 50 kHz verwendet und die Signale werden um das Offset bereinigt und auf die Signalenergie normiert. Die Ergebnisse der Klassifikatoren mit vorverarbeiteten Signalen sind in der Tabelle 25 aufgeführt. Es zeigt sich eine wesentliche Verbesserung für alle Granularitäten, sowohl in der besten und schlechtesten Partition als auch für das mittlere Ergebnis. Die besten Ergebnisse können der binäre Klassifikator sowie die Klassifikation hinsichtlich der Schadensart und die Differenzierung in alle Schadensklassen erzielen. Die Ergebnisse der schlechtesten Partitionen zeigen allerdings, dass eine Optimierung der Klassifikatoren noch erfolgen sollte.

Tabelle 25: Ergebnisse der Feldklassifikation für verschiedene Klassengranularitäten mit Preprocessing.

Klassengranularität	Klassenanzahl	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Binär	2	0,91	1	0,83
Schweregrad	3	0,84	0,94	0,64
Art	3	0,9	0,96	0,82
Anzahl an Schäden	3	0,87	0,95	0,78
Art*	4	0,87	0,94	0,75
Alle Schäden	7	0,89	0,94	0,75

Neben dem höheren Rauschanteil ist der Datensatz für die Felddaten auch kleiner. Um dies zu kompensieren, wird im nächsten Schritt eine alternative Fensterung der Daten gewählt. Dabei werden die Spektrogramme weiterhin als Zeitausschnitte einer halben Sekunde gebildet. Allerdings wird ein Shift-Vektor eingefügt, welcher das Fenster um 0,1 Sekunden verschiebt, anstatt der bisherigen 0,5 Sekunden. Dadurch überlappen sich die Inhalte der erstellten Spektrogramme. Für die Anwendung ist es daher wichtig zu prüfen, dass kein Overfitting durch diesen Ansatz hervorgerufen wird. Um dies zu überprüfen, erfolgt eine Validierung, bei welcher Messfahrten aus dem Training ausgeschlossen werden und im Anschluss genutzt werden, um das Modell zu testen. Dies verhindert, dass der Testdatensatz eine Überschneidung mit den Trainingsdaten aufweist. Diese Untersuchung führte zu keiner Verschlechterung der Ergebnisse, sodass eine Übertragung auf neue Daten gewährleistet ist.

Die Ergebnisse für die Klassifikatoren, die mit dem vergrößerten Datensatz trainiert werden, sind in der Tabelle 26 aufgelistet. Es zeigt sich eine wesentliche Verbesserung für alle Granularitäten. Im besten Durchlauf erreichen alle eine perfekte BAC von 1. Die schlechteste Partition, die für die Untersuchung des Schweregrads vorliegt, fällt nicht unter 0,94. Basierend auf diesen Ergebnissen sind alle Granularitäten implementierbar.

Tabelle 26: Ergebnisse der Feldklassifikation für verschiedene Klassengranularitäten mit vergrößertem Datensatz.

Klassengranularität	Klassenanzahl	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
Binär	2	0,99	1	0,96
Schweregrad	3	0,98	1	0,94
Art	3	0,98	1	0,96
Anzahl an Schäden	3	0,99	1	0,97
Art*	4	0,99	1	0,98
Alle Schäden	7	0,99	1	0,98

Neben dem Einsatz für das finale Klassifikationssystem zeigen die Ergebnisse zudem, dass eine Schadensdetektion auch im Hafenumfeld möglich ist. Es ist sowohl eine Detektion von Schadensereignissen an Verzahnungs- als auch an Lagerkomponenten des zweistufigen Planetengetriebes möglich. Zudem können die Schäden hinsichtlich des Schweregrads unterschieden werden. Eine Überwachung der Radantriebe im Van-Carrier ist folglich grundsätzlich möglich.

Für die Implementierung des finalen Überwachungssystems sind abschließend die Grenzen des Systems zu berücksichtigen, die sich aufgrund des kleinen Referenzdatensatzes im Hafenumfeld ergeben. Die Verwendung der Klassifikators mit sieben Klassen ist nicht geeignet, da jegliche andere Schadenskomponenten sowie Kombinationen der Schäden nicht detektiert werden könnten. Es ist daher ratsam, eine gröbere Klasseneinteilung zu verwenden, welche Subklassen bildet und mit einer Variation an Schadensereignissen trainiert wird. Dies bietet den Vorteil, dass weitere Schäden zwar nicht im Datensatz enthalten sind, aber sich in gröbere Klassen einordnen lassen und hinsichtlich dieser dennoch eine Schadensklassifikation möglich ist.

Für die gröbere Klassifikation können alle bis auf der letzte Klassifikator, mit sieben Klassen, in Betracht gezogen werden. Es ist allerdings noch nicht gewährleistet, dass eine Klassifikation

von, im Feld unbekanntem, Schadensereignissen in die Subklassen möglich ist. Dies soll durch die erneute Anwendung der Leave-One-Out-Methode geprüft werden.

In Absprache mit dem Anwendungspartner HHLA, wird der Klassifikator, der hinsichtlich der Anzahl an Schäden differenziert, präferiert. Die Validierung kann aufgrund der zu geringen Datenmenge nicht ausreichend erfolgen. Wird beispielsweise die Klasse F3 zur Validierung zurückgehalten, erfolgt das Training der Klasse „ein Schaden“ nur mit Verzahnungsschäden. Die Lagerschäden weisen allerdings sehr große Unterschiede in den Schadensbildern auf, sodass ein Training mit Verzahnungsschäden nicht geeignet ist. Es ist daher mit Schwierigkeiten in der Validierung zu rechnen.

Diese Schwierigkeiten zeigen sich tatsächlich in den Ergebnissen. Die Validierung erzielt keine guten Ergebnisse. Auffällig ist zudem, dass die Fehlklassifikationen nicht nur zwischen den Klassen ein Schaden und Multischäden erfolgen, sondern auch Fehlklassifikationen auf die intakte Klasse fallen. Das Ergebnis könnte daher verbessert werden, wenn der Klassifikator nur zwischen den Schadensklassen unterscheiden muss. Dies wäre durch ein zweistufiges System, bei welchem im ersten Schritt der binäre Fall und im zweiten Schritt, bei Vorliegen eines Schadens, in ein Schaden oder multiple Schäden unterschieden wird.

Zunächst wird zur Prüfung des zweistufigen Systems die erste Stufe, der binäre Fall, validiert. Für den binären Fall könne für die Subklasse „beschädigt“ die Klassen F1 bis F6 zurückgehalten und somit für die Validierung genutzt werden. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 27 aufgeführt. Mit Ausnahme von der Klasse F2 können alle zurückgehaltenen Schäden gut identifiziert werden. Lediglich für die Klasse F5 gelingt dies in einer Partition der Kreuzvalidierung nicht ausreichend gut.

Tabelle 27: Leave-One-Out Klassifikation zur Validierung von unbekanntem Schäden für den Feld-Klassifikator mit zwei Klassen.

Zurückgehaltene Klasse	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
F1	1	1	0,96
F2	0,37	0,45	0,26
F3	0,96	1	0,88
F4	0,98	1	0,95
F5	0,96	1	0,73
F6	1	1	1

Die Ergebnisse zeigen Optimierungspotential. Es ist davon auszugehen, dass mit einer höheren Anzahl an Schadensfällen und somit einer höheren Variation pro Subklasse ein besseres Ergebnis erzielt werden kann.

Allerdings ist im Gegensatz zur zweiten Stufe, die auch nach dem Ausschluss der intakten Klasse trotz Verbesserung weiterhin Schwierigkeiten in der Validierung aufweist, eine Validierung prinzipiell möglich. Für das finale System erfolgt somit die Implementierung des zweistufigen Systems, wobei die Einteilung in intakt und geschädigt zuverlässig und bei Beschädigung

die Einteilung in ein oder mehrere Schäden nur eine Tendenz darstellt. Eine richtige Einteilung ist hier nur bei bekannten Schadensbildern zu erwarten.

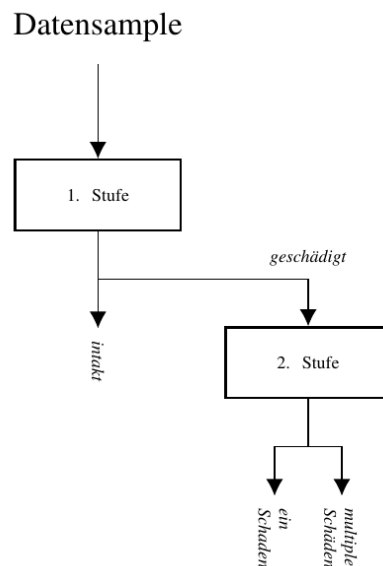


Abbildung 39: Struktur des Feld-Schadenüberwachungssystems.

Das finale Überwachungssystem ist in der Abbildung 39 dargestellt. Die finalen Ergebnisse beider Stufen sind in der Tabelle 28 aufgeführt.

Tabelle 28: Ergebnisse des finalen Feld-Überwachungssystems für beide Stufen.

Klassifikator	Klassenanzahl	Klassen	BAC_{mittel}	BAC_{max}	BAC_{min}
1. Stufe	2	intakt vs. geschädigt	0,99	1	0,96
2. Stufe	2	ein vs. multiple Schäden	0,99	1	0,99

1.5.4 Ergebnisse des Prognosemodells im Hafenumfeld

Für die Anwendung des Prognosemodells wird die gleiche Methodik wie bei den Prüfstanddaten angewendet. Aufgrund der signifikanten Unterschiede zwischen den Prüfstanddaten und den Felddaten wird die gesamte Signalverarbeitungskette überprüft und gegebenenfalls angepasst. Es zeigt sich, dass die Signalvorverarbeitung der Eingangsdaten analog zu den Prüfstanddaten erfolgen kann. Bei der Merkmalsanalyse ergeben sich jedoch andere Merkmale, mit denen der Radantriebszustand beschrieben werden kann. Um die entsprechende Merkmalskombination zu erhalten, wird die Methodik aus Abschnitt 1.3.4 angewendet. Dafür werden im ersten Schritt alle beschriebenen Merkmale auf die Felddaten angewendet. Im zweiten Schritt erfolgt die Merkmalsselektion und die Erstellung einer Merkmalskombination aus mehreren gewichteten Merkmalen, die eine Korrelation zwischen Verschleißgrad und Merkmalswert aufweist.

Analog zu den Ergebnissen der Prüfstanduntersuchungen ergibt sich eine Kombination aus Merkmalen im Zeitbereich, im Frequenzbereich und im Zeit-Frequenzbereich. In Abbildung 40 ist die Anwendung dieser Merkmalskombination auf mehrere Verschleißzustände des Radantriebes dargestellt. Die Daten stammen dabei aus der Felduntersuchung. Es werden sowohl intakte Radantriebe mit unterschiedlichen Betriebsstunden untersucht als auch Radantriebe,

in denen synthetische Schädigungen eingebaut sind. In der Abbildung ist zu erkennen, dass die Verteilung der Merkmalswerte dem mit einer grünen Linie visualisierten Trend folgt. Die intakten Radantriebe erhalten dabei einen deutlich geringeren Merkmalswert als die synthetischen Schädigungen.

Analog zu den Prüfstanduntersuchungen wird auf Basis der synthetischen Schädigung eine Verschleißgrenze für den Radantrieb ermittelt. Die Verschleißgrenze wird dabei so gewählt, dass der Mittelwert des stärksten untersuchten Kombinationsschadens auf dieser Linie liegt.

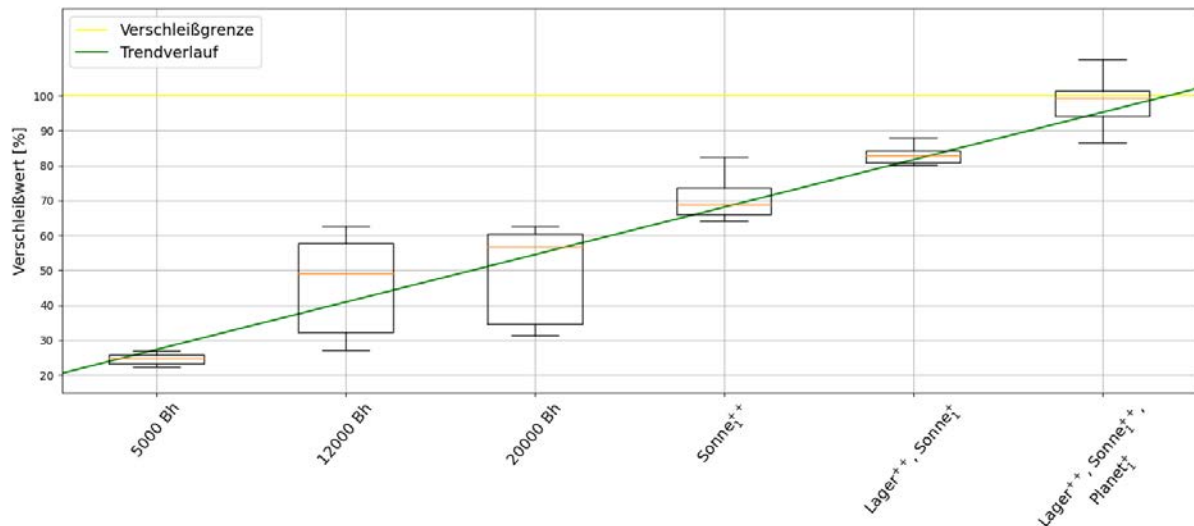


Abbildung 40: Merkmalsverteilung der untersuchten Radantriebszustände im Feldeinsatz.

Aufgrund der geringen Datenbasis und irreversibler Fehler bei der Datenaufnahme, bedingt durch das störbehaftete Hafenumfeld, können bei der merkmalsbasierten Ableitung des Getriebezustandes Fehler auftreten, die im Rahmen des Projektverlaufs nicht aufgetreten sind. Diese können sich beispielsweise als Ausreißer im Merkmalsverlauf, die eine fehlerhafte Regression und damit Prognose des Getriebeausfalls nach sich zieht, äußern. Die Darstellung der Prognosedaten erfolgt daher über eine grafische Darstellung. Bei dieser Darstellungsart kann eine Sichtprüfung des Merkmalsverlaufs durchgeführt werden. So wird eine weitere Kontrollinstanz geschaffen, um die Fehleranfälligkeit durch die Einschätzung eines geschulten Mitarbeiters zu minimieren.

In der Abbildung 41 ist die Darstellung des Prognosemodells bei einem Systemtest beispielhaft gezeigt. Für den Systemtest werden die Daten von Getrieben mit unterschiedlichen Betriebsstunden nacheinander in das Modell geladen. Angefangen wird dabei mit einem Radantrieb mit 3.000 Betriebsstunden bis hin zu einem Radantrieb mit 43.000 Betriebsstunden. Durch die Kombination der Daten mit aufsteigendem Verschleißwert wird im Prognosemodell eine starke Steigung im Merkmalsverlauf erzielt. Der Prognosevektor schneidet dadurch die Verschleißgrenze und ein prognostizierter Ausfallzeitpunkt sowie ein Vertrauensintervall zu diesem Wert werden angezeigt. Um die Streuung des Merkmalvektors zu minimieren, wird ein berechneter neuer Merkmalswert im Verhältnis zur historischen Entwicklung des Merkmalvektors betrachtet. Dabei wird die logarithmierte Differenz des neuen Merkmalswertes zum Mittelwert der letzten Merkmalswerte auf diesen Mittelwert addiert.

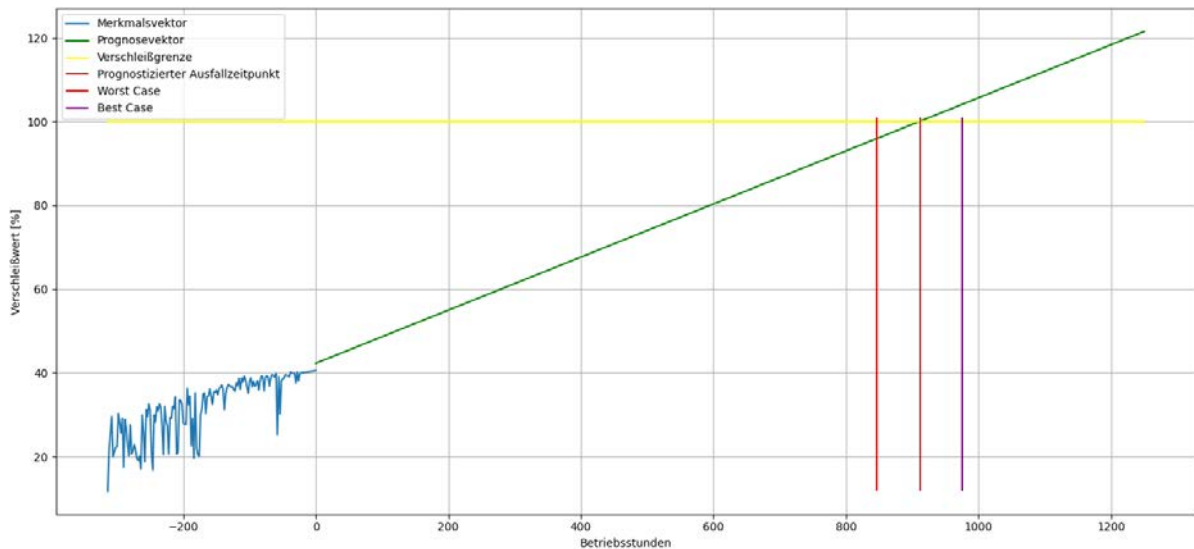


Abbildung 41: Prognose für den Ausfallzeitpunkt eines Getriebes.

Die Relevanz des Einbezugs der historischen Entwicklung zeigt sich bei Wartungsarbeiten. In der Abbildung 42 ist die Reaktion des Prognosemodells auf Wartungsarbeiten am Radantrieb dargestellt. Bei den Wartungsarbeiten wurde das Getriebeöl gewechselt. Der Zeitpunkt, an dem die Wartungsarbeiten durchgeführt wurden, ist in der Abbildung mit einer roten Linie eingezeichnet. Zu erkennen ist ein stark ansteigender Trend im Merkmalsvektor vor dem Ölwechsel und ein abfallender Trend nach dem Ölwechsel. Der abfallende Trend im Merkmalsvektor lässt sich dabei darauf zurückführen, dass sich der Merkmalsvektor an einen neuen Mittelwert im Verschleißwert angleicht.

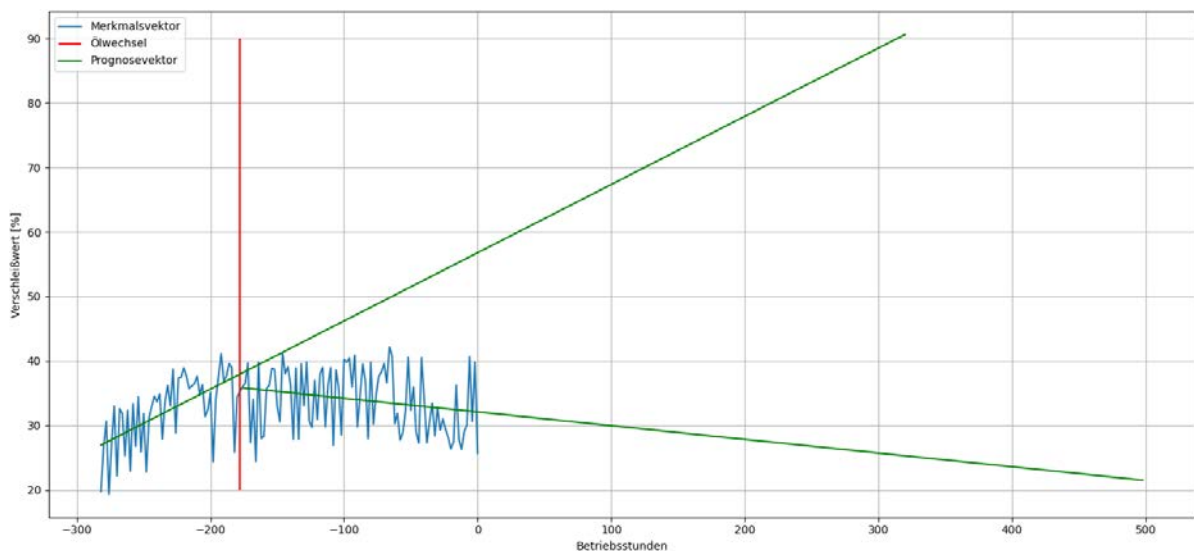


Abbildung 42: Reaktion des Prognosemodells auf Wartungsarbeiten am Radantrieb.

Die Abbildung 42 lässt darauf schließen, dass wiederkehrende Effekte zu systematischen, wiederkehrenden Trendänderungen im Merkmalsverlauf führen. Diese können zum einen, wie in der Abbildung dargestellt, durch Wartungsarbeiten ausgelöst werden. Zum anderen können aber auch Einflüsse, wie eine jahreszeitbedingte Temperaturänderung, zu derartigen Abweichungen führen. Die Prognose des Ausfallzeitpunktes erfolgt aus diesem Grund in einem, verglichen mit der Lebensdauer der Radantriebe, kleinen Bereich von 500 Betriebsstunden. Das

Intervall ist dennoch groß genug, um bei einem prognostizierten Ausfallzeitpunkt entsprechende Maßnahmen frühzeitig ergreifen zu können.

1.6 Zusammenfassung und Feldbewertung

In Zusammenarbeit mit den Firmen ANEDO GmbH, SEGNO Industrie Automation GmbH, KESSLER & CO GmbH & Co. KG sowie mit dem assoziierten Partner Hamburger Hafen und Logistik Aktiengesellschaft konnte im Forschungsprojekt KISS gezeigt werden, dass eine Schadens- und Verschleißüberwachung eines zweistufigen Planetengetriebes, das in den Radantrieben von Van-Carriern verbaut ist, möglich ist. Im Projekt wurde dabei ein fahrzeugtaugliches Überwachungssystem, inklusive Messtechnik, Vernetzung, KI-Auswertung und Ergebnisbereitstellung via Smart Maintenance, realisiert.

Im Rahmen der Schadensüberwachung wurde gezeigt, dass eine Detektion von Schäden im zweistufigen Planetengetriebe sowohl im Prüfstand- als auch im Hafenumfeld möglich ist. Dazu wurde eine Überwachung der Lager- und Verzahnungskomponenten implementiert. Die Untersuchungen belegen, dass eine Differenzierung auftretender Schäden hinsichtlich des Schweregrades eines Schadens, der betroffenen Komponente und der Lokalisierung in den zwei Planetenstufen realisierbar ist. Das auf Basis von Prüfstanduntersuchungen entwickelte System zur Schadenserkenkung konnte in das störbehaftete Hafenumfeld überführt werden.

Das Prognosemodell ermöglicht, als Ergänzung zur Schadensüberwachung, eine Vorhersage der Restlebensdauer des Getriebes. Dabei ist eine Verschleißprognose für einen definierten Zeitraum möglich. Auf diese Weise ist eine frühzeitige Feststellung eines Systemausfalls möglich. Die Abbildung des Verschleißes wird durch eine merkmalsbasierte Zustandsbeschreibung des Getriebes vorgenommen. Auf Basis des historischen Verlaufs wird eine Prognose über die Weiterentwicklung des Getriebezustandes getätigt. Beim Überschreiten einer experimentell festgelegten Verschleißgrenze wird ein prognostizierter Ausfallzeitpunkt mit Vertrauensintervall berechnet. Analog zur Schadensüberwachung wurde das System anhand von Prüfstanduntersuchungen entwickelt und anschließend in das störbehaftete Hafenumfeld überführt.

Durch das Forschungsprojekt KISS ist eine Überwachung der Radantriebe im Van-Carrier hinsichtlich gegenwärtiger Schäden und prognostizierter Ausfallwahrscheinlichkeiten einsetzbar. Dies trägt einen wesentlichen Anteil zur Optimierung der Wartungsarbeiten, zur Reduktion der Stillstandzeiten und somit insgesamt zu einem ökonomischen Nutzen bei.

2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Die im Projekt bewilligten Gelder wurden verwendet, um unterschiedliche Positionen zu finanzieren. Den größten Anteil nehmen hierbei die Personalkosten ein. Es wurden sowohl wissenschaftliche Mitarbeiter als auch studentische Hilfskräfte für die Durchführung der erforderlichen Projektarbeiten beschäftigt.

Eine weitere Position sind die investiven Ausgaben, worunter beispielsweise die Beschaffung spezieller Messgeräte für die Durchführung von Grundlagenuntersuchungen fallen oder die Anschaffung eines dezidierten Cloud-Computing-HPC-Serversystems. Die Position sächliche Verwaltungsausgaben beinhaltet die Kosten für die üblichen anfallenden Nebenkosten, wie beispielsweise Reisekosten und Verbrauchsmaterial.

3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die durchgeführten Forschungsarbeiten im Forschungsprojekt KISS sowie die dafür aufgewandten Ressourcen waren notwendig und angemessen, da sie der im Projektantrag formulierten Planung weitgehend entsprachen und alle wesentlichen im Arbeitsplan formulierten Aufgaben erfolgreich bearbeitet wurden. Die Kosten wurden gemäß der Planung im Projektantrag weitgehend eingehalten. Lediglich bei den Reisekosten gab es eine Kostenunterschreitung von circa 20%. Die freigewordenen Mittel wurden für gestiegene Personalkosten verwendet.

4 Verwertbarkeit der Ergebnisse

Im Rahmen der Verschleiß- und Schadendetektion konnte eine Signalverarbeitungskette entwickelt werden, die eine Basis für künftige Projekte bilden kann. Die realisierten Messsysteme werden auch in künftigen Projekten Anwendung finden. Dabei überzeugten diese durch die echtzeitfähige Signalerfassung sowie den modularen Aufbau, welcher eine Verwendung in verschiedensten Forschungsbereichen ermöglicht. Insbesondere für die Anwendung in diesem Projekt, der Überwachung von Antriebssystemen, hat sich der Einsatz des aufgebauten Messsystems als erfolgreich erwiesen. Zudem werden die entworfenen Algorithmen in eine Cloud-Analyse-Umgebung des ITEM integriert und weiterentwickelt. So wird eine gute Grundlage für zukünftige Projekte geschaffen.

Auch das Prognosemodell bildet eine gute Grundlage für zukünftige Forschungsprojekte und Arbeiten. Die Modelle können für verschiedene Anwendungsfelder weiterentwickelt werden. Zudem dienen die Ansätze als theoretische Grundlage für weitere praxisorientierte Forschungsprojekte.

Forschung und Lehre

Im direkten Kontext der Forschungsarbeiten im Projekt KISS wurden sieben studentische Projekt- und Abschlussarbeiten erstellt. Exemplarisch seien die Masterarbeiten „Vibration-based Detection of Gearing Damages Using Deep Learning Methods“ und „Detection of bearing damages in a noisy environment“ genannt. Die gewonnenen Erkenntnisse werden für weiterführende Arbeiten in der Forschung und Lehre genutzt. Insbesondere die im Projekt erfasste breite Datenbasis eignet sich für weitere studentische Arbeiten, welche im Rahmen des ingenieurwissenschaftlichen Studiums erstellt werden müssen. Zudem konnte durch das Projekt die Wissensbasis im Bereich Antriebe, Schwingungssignale und Schadenserkennung deutlich ausgebaut werden, welche in weiteren studentischen Arbeiten und Projekten sowie in der Lehre weitervermittelt werden kann.

Die wissenschaftlichen Erkenntnisse stellen außerdem die Basis für qualifizierende Promotionen auf dem Gebiet der schwingungsbasierten Schadensüberwachung dar. Ebenso ist eine Darstellung der Projektergebnisse auf weiteren Fachkonferenzen und in Fachjournals geplant.

Des Weiteren werden die erzielten Projektergebnisse in Lehrveranstaltungen und Seminaren als praxisnahe Beispiele zur Veranschaulichung der nachstehenden Themen integriert:

- Grundlagen der Schwingungsanalyse und Funktionsweise von Radantrieben
- Signalvorverarbeitung für störbehaftete Umgebungen
- Auswertung und Aufbereitung von Messdaten
- Entwurf von Schadenüberwachungsmodellen mit Hilfe von Vibrationsdaten am Beispiel von Planetengetrieben

- Entwurf von Modellen zur Lebenszeitprädiktion mit Hilfe von Vibrationsdaten am Beispiel von Planetengetrieben

Damit leisten die Projektergebnisse einen wichtigen Beitrag zur anwendungsnahen ingenieurwissenschaftlichen Ausbildung.

Forschungsprojekte

Das im Projekt erworbene Know-How der KI-basierten Algorithmen zur Erkennung von Schadenszuständen in komplexen Radantrieben kann unmittelbar in die Forschungsarbeit des beantragten Projektes „Multifunktionales Edge-Zustandsüberwachungssystem für mobile Arbeitsmaschinen mit konfigurierbarer KI-Cloud-Plattform (MasterKI)“ einfließen.

Des Weiteren fließen Teilergebnisse des Projektes in weitere Forschungsprojekte zur Zustandsüberwachung und Schadendetektion in Verbundfaserwerkstoffen im Avionik-Bereich ein. Beispielhaft sei das beantragte Forschungsprojekt „Bauteilintegriertes vibroakustisches Sensorsystem zur prädiktiven Schadenerkennung für Flüssigwasserstofftanks aus Faserverbundwerkstoffen (VibroSenLH2)“ genannt.

Des Weiteren werden die im Projekt erworbenen Kenntnisse für die Initiierung weiterer Verbundprojekte im Anwendungsfeld der elektronischen Zustandsüberwachung von hochwertigen Sonderfahrzeugen, mobilen Arbeitsmaschinen und Nutzfahrzeugen genutzt.

5 Fortschritte auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen

Auf dem Gebiet der echtzeitfähigen Antriebsüberwachung im Hafenumfeld sind während der Projektlaufzeit keine weiteren Fortschritte bekannt geworden. Durch die Teilnahme an themenbezogenen Fachkonferenzen, den Veröffentlichungen und dem intensiven Austausch mit den industriellen Partnern konnte ein breitbandiger Aufbau von spezifischem Fachwissen erfolgen. Auch an dieser Stelle sind keine Fortschritte bekannt geworden.

6 Erfolgte und geplante Veröffentlichung der Ergebnisse

6.1 Öffentlichkeitsarbeit

6.1.1 Website

Auf der Homepage www.kiss.uni-bremen.de wurde das Forschungsprojekt KISS der Öffentlichkeit präsentiert. Fokus der Website stellt die Darstellung des Forschungsvorhabens und die Zusammenarbeit der industriellen Partner mit dem Forschungsinstitut ITEM dar.

6.1.2 Artikel zum Projektabschluss

Zum Projektabschluss sind die wesentlichen Ergebnisse des Projektes KISS im Rahmen einer Pressemitteilung veröffentlicht worden. Diese wurde auf den Webseiten der HHLA und der Uni Bremen sowie den Informationsdienst der Wissenschaft (idw) veröffentlicht.

6.2 Wissenschaftliche Veröffentlichungen

6.2.1 DAGA 2023

Der Beitrag „Untersuchung der Schwingungscharakteristik und Merkmalsausprägung verschiedener Schädigungsgrade von Kegelrollenlagern in hybriden Radantrieben“ (19) wurde auf der DAGA (49. Jahrestagung für Akustik) im Rahmen einer Präsentation vorgestellt. In dem Beitrag wurden erste Untersuchungen zu den vorgestellten Lagerschädigungen dargestellt.

Dabei sind verschiedene Datengrundlagen für den nachgelagerten Entwurf des Schadenüberwachungssystems vorgestellt worden. Im Rahmen der Konferenz ist ein Kurzbeitrag über den Vortrag im Konferenzband veröffentlicht worden.

6.2.2 MDPI 2023

Im Fachjournal MDPI ist ein Peer-Review-Paper mit dem Titel „Vibration-Based Detection of Bearing Damages in a Planetary Gearbox Using Convolutional Neural Networks“ (20) veröffentlicht worden. Die Veröffentlichung erfolgte im Rahmen eines Sonderaufrufs zum Thema Modern Research of Gears and Power Transmission. Die Publikation beinhaltet die Detektion von verschiedenen Lagerschädigungen, die Auswahl einer geeigneten Klassengranularität, Untersuchungen zum Drehzahleinfluss sowie einer Validierung zur Detektion von unbekanntem Schäden.

6.2.3 DAGA 2024

Der Beitrag „Investigation of different class structures for detection and classification of gearing damages in a two-stage planetary gearbox of an electrically driven wheel drive“ (21) wurde auf der DAGA (50. Jahrestagung für Akustik) im Rahmen einer Präsentation vorgestellt. In dem Beitrag wurde die Untersuchung von verschiedenen Schädigungen an den Verzahnungen dargestellt. Es ist die Detektion von Schäden verschiedener Schweregrade, Komponenten und Lokalisierungen präsentiert worden sowie der Vergleich zwischen geeigneten Klassengranularitäten. Im Rahmen der Konferenz ist ein Kurzbeitrag über den Vortrag im Konferenzband veröffentlicht worden.

7 Literaturverzeichnis

1. **Bundesamt, Statistisches.** Statistika. [Online] Juni 2024. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/235436/umfrage/umsatz-im-bereich-antriebstechnik-in-deutschland/>.
2. **Reichel, Jens, Müller, Gerhard und Haeffs, Jean.** *Betriebliche Instandhaltung.* s.l. : Springer, 2018.
3. **Lei, Yaguo, et al.** *Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: A review.* s.l. : Elsevier, 2014.
4. **Zhang, Xin, Wang, Lei und Miao, Qiang.** Fault diagnosis techniques for planetary gearboxes under variable conditions: A review. [Hrsg.] IEEE. *2016 Prognostics and System Health Management Conference.* 2016.
5. **Feng, Zhipeng, Zhang, Dong und Zuo, Ming.** Adaptive Mode Decomposition Methods and Their Applications in Signal Analysis for Machinery Fault Diagnosis: A Review With Examples. *IEEE Access.* 2017, Bd. 5.
6. **Zhang, Shen, et al.** Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Bearing Fault Diagnostics -- A Comprehensive Review. *IEEE Access.* 2020, Bd. 8.
7. **Guo, Xiaojie, Chen, Liang und Shen, Changqing.** Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis. *Measurement.* 2016, Bd. 93.
8. **Qian, Weiwei, et al.** An intelligent fault diagnosis framework for raw vibration signals: adaptive overlapping convolutional neural network. *Measurement Science and Technology.* 2018, Bd. 29, 9.
9. **Van Hecke, Brandon, Yoon, Jae und He, David.** Low speed bearing fault diagnosis using acoustic emission sensors. *Applied Acoustics.* 2016, Bd. 105.

10. **Dhillon, Anamika und Verma, Gyanendra.** Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection. *Progress in Artificial Intelligence*. 2020, Bd. 9, 2.
11. **Taye, Mohammad Mustafa.** Theoretical Understanding of Convolutional Neural Network: Concepts, Architectures, Applications, Future Directions. *Computation*. 2023, Bd. 11, 3.
12. **Ajit, Arohan, Acharaya, Koustav und Samanta, Abhishek.** A Review of Convolutional Neural Networks. *2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)*. 2020.
13. **Kohavi, Ron.** A study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and model selection. *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. 1995.
14. **Nandi, Asoke und Ahmed, Hosameldin.** Condition Monitoring with Vibration Signals: Compressive Sampling and Learning Algorithms for Rotating Machine. 2019.
15. **Tharwat, Alaa.** Classification assessment methods. *Applied Computing and Informatics*. 2021, Bd. 17, 1.
16. **Brodersen, Kay Henning, et al.** The Balanced Accuracy and Its Posterior Distribution. [Hrsg.] IEEE. *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*. 2010.
17. **Grandini, Margherita, Bagli, Enrico und Visani, Giorgio.** Metrics for Multi-Class Classification: an Overview. 2020.
18. **Wang, Tianyang, et al.** *Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: A review*. s.l. : Elsevier, 2019.
19. **Scholtyssek, Julia, Krickmann, Kai und Krieger, Karl-Ludwig.** *Untersuchung der Schwingungscharakteristik und Merkmalsausprägung verschiedener Schädigungsgrade von Kegelrollenlagern in hybriden Radantrieben*. Hamburg: DAGA, 2023. Konferenzbeitrag. 978-3-939296-21-8.
20. **Scholtyssek, Julia, et al.** Vibration-Based Detection of Bearing Damages in a Planetary Gearbox Using Convolutional Neural Networks. *Applied Sciences*. Special Issue: Modern Research of Gears and Power Transmission, 2023, Bd. 13, 14.
21. **Scholtyssek, Julia, Cordes, Felix und Krieger, Karl-Ludwig.** *Investigation of different class structures for detection and classification of gearing damages in a two-stage planetary gearbox of an electrically driven wheel drive*. Hannover : DAGA, 2024. Konferenzbeitrag. 978-3-939296-22-5.

Berichtsblatt

1. ISBN oder ISSN	2. Berichtsart (Schlussbericht oder Veröffentlichung) Schlussbericht
3. Titel KI-Basiertes Schadens- und Verschleißerkennungssystem zur cloudbasierten Zustandsüberwachung von Hybrid-Container-Fahrzeugen (KISS) Teilvorhaben: Schadenserkennung und Lebenszeitprädiktion	
4. Autor(en) [Name(n), Vorname(n)] Scholtyssek, Julia Cordes, Felix Krieger, Karl-Ludwig	5. Abschlussdatum des Vorhabens 30.06.2024
	6. Veröffentlichungsdatum
	7. Form der Publikation
8. Durchführende Institution(en) (Name, Adresse) Universität Bremen Institut für Theoretische Elektrotechnik und Mikroelektronik (ITEM) Otto-Hahn-Allee 1 28359 Bremen	9. Ber. Nr. Durchführende Institution
	10. Förderkennzeichen 19I21015D
	11. Seitenzahl 71
12. Fördernde Institution (Name, Adresse) Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) 11019 Berlin	13. Literaturangaben 21
	14. Tabellen 28
	15. Abbildungen 42
16. Zusätzliche Angaben Keine	
17. Vorgelegt bei (Titel, Ort, Datum)	
18. Kurzfassung Ziel des Vorhabens KISS ist es, die Entwicklung und Realisierung einer Systemlösung zur vibroakustischen Erkennung von Schäden an den Lagern und Verzahnungen der zweistufigen Planetengetriebe der hochbelasteten Radantriebe von Van-Carrier im Realbetrieb zu ermöglichen. Darüber hinaus wird aus den vibroakustischen Zustandsdaten mit Hilfe eines Prognosemodelles die Restlebensdauer der Komponenten der Radantriebe geschätzt und kontinuierlich angepasst. Mithilfe dieser Spezialfahrzeuge werden Container auf den Hafen-Terminals zwischen den Lagerplätzen und den verschiedenen Verkehrsträgern Schiff, Lkw und Bahn transportiert. Eine Zustandsüberwachung der stark belasteten Radantriebe ist daher aus ökonomischer und ökologischer Sicht sinnvoll, um Stillstandzeiten oder gar einen Ausfall der Van-Carrier zu vermeiden. Die Darstellung der Zustandsgröße der Spezialfahrzeuge erfolgt über ein Smart-Maintenance-Web-Interface. Dieses Smart-Maintenance-Frontend ermöglicht die Aufschlüsselung der einzelnen überwachten Van-Carrier mit den ermittelten Kenngrößen der KI-basierten Schadensüberwachung sowie der Lebenszeitprädiktion der Komponenten des Radantriebes. Die KI-basierten Verfahren zur Schadenserkennung und Lebenszeitprädiktion nutzen die Vibrationssignale, die direkt an den jeweiligen Radantrieben erfasst werden und über die On-Board-Elektronik dem Cloud-basierten KI-System übertragen werden. Für die Entwicklung der Algorithmen zur Schadenserkennung und Lebenszeitprädiktion wurden umfangreiche Grundlagenuntersuchungen an Prüfständen und im Feld zur Schaffung einer Datenbasis durchgeführt. Die KI-basierten Verfahren zur Schadenserkennung und Prognose der Restlebensdauer wurden im Rahmen dynamischer Prüfstanduntersuchungen validiert und die methodische Vorgehensweise für die Signalanalyse optimiert. Im Rahmen der Portierung der KI-basierten Verfahren in reale Hafenanwendung wurde insbesondere die Signalvorverarbeitung angepasst und optimiert, um die im Hafenumfeld auftretenden Störgrößen zu kompensieren. Abschließend wurde die KISS-Gesamtsystemlösung in Feldeinsätzen in drei Van-Carrier im realen Hafenbetrieb erprobt und dessen Funktionsfähigkeit nachgewiesen.	
19. Schlagwörter KISS, KI, Künstliche Intelligenz, Schadenserkennung, Lebenszeitprädiktion, Planetengetriebe, Körperschall, Sonderfahrzeuge	
20. Verlag	21. Preis

Document Control Sheet

1. ISBN or ISSN	2. type of document (e.g. report, publication) Final report
3. title AI-based damage and wear detection system for cloud-based condition monitoring of hybrid container vehicles (KISS) Sub-project: Damage detection and remaining useful lifetime prediction	
4. author(s) (family name, first name(s)) Scholtyssek, Julia Cordes, Felix Krieger, Karl-Ludwig	5. end of project 30.06.2024
	6. publication date
	7. form of publication
8. performing organization(s) (name, address) University of Bremen Institute of Electrodynamics and Microelectronics (ITEM) Otto-Hahn-Allee 1 28359 Bremen	9. originator's report no.
	10. reference no. 19I21015D
	11. no. of pages 71
12. sponsoring agency (name, address) Federal Ministry for Economy and Climate Protection (BMWK) 11019 Berlin	13. no. of references 21
	14. no. of tables 28
	15. no. of figures 42
16. supplementary notes None	
17. presented at (title, place, date)	
18. abstract The aim of the KISS project is to develop and realise an overall system that enables vibroacoustic damage detection on the bearings and gearings of the 2-stage planetary gears of the drive units of van carriers that are exposed to high loads. In addition, a prediction of the remaining useful lifetime of the components is made and continually adapted. The van carriers are used to transport shipping containers between depots and ships, trucks, or trains. They are exposed to high loads, therefore, system monitoring is economically and ecologically useful in order to avoid times of standstill or even breakdown of the van carriers. The results are provided via a Smart Maintenance web interface. On this Smart Maintenance frontend, the individual monitored van carriers are itemised with regards to damage detection and useful lifetime prediction for all relevant bearing and gearing components. The AI-based methods for damage detection and lifetime prediction work with vibration signals. The vibration signals are recorded directly at the respective drive unit, processed and transmitted via the developed IT-infrastructure to the cloud-based AI-system. For the development of the algorithms for damage detection and lifetime prediction, extensive basic investigations at the test bench and in the field are conducted in order to realise the measurement and signal processing chain. During the test bench investigations, the system design of the two subsystems is validated and methodological procedures for analysing the signals are developed. Finally, the subsystems are transferred to the field. This includes optimising and adapting the signal preprocessing in order to compensate the disturbance variables that occur in the port environment and adapting the signal analysis procedures. Finally, system testing in three van carriers during port operations is carried out, thereby demonstrating the functional viability of the system.	
19. keywords KISS, AI, artificial intelligence, damage detection, remaining useful lifetime prediction, planetary gears, vibroacoustics, special vehicles	
20. publisher	21. price