

## Gemeinsamer Sachbericht zum Verwendungsnachweis

Verbundprojekt

Herstellerübergreifende und verteilte KI in Werkzeugmaschinen

# ProKInect

in der Fördermaßnahme

Einsatz künstlicher Intelligenz (KI) in der Produktion (ProLern)



**Projektlaufzeit:** 01.08.20201 – 31.07.2024

Erstellungsdatum: [29.07.2024](#)

### Projektpartner

	TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH + Co KG
	WITTENSTEIN SE
	Tvarit GmbH
	Fraunhofer-Institut für Betriebsfestigkeit und Systemzuverlässigkeit LBF

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wurde durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen und Autoren.

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium  
für Bildung  
und Forschung

# Inhaltsverzeichnis

<b>Vorstellung des Konsortiums</b>	<b>IV</b>
<b>1 Kurzbericht</b>	<b>i</b>
1.1 Aufgabenstellung	i
1.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens	i
1.3 Wesentliche Ergebnisse im Überblick	ii
<b>2 Ausführliche Darstellung</b>	<b>iii</b>
2.1 Motivation und Aufgabenstellung	iii
2.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens	v
2.2.1 Zuverlässigkeitsanalyse und Entwurf von Condition Monitoring Systemen	v
2.2.2 Zustandsüberwachung und prädiktive Instandhaltung	vi
2.2.3 KI-Methoden und maschinelles Lernen im Anwendungsbereich	vi
2.2.4 Ergebnisse der Schutzrechtsrecherche im Anwendungsbereich	vii
2.3 Planung und Ablauf des Vorhabens	ix
2.4 Erzielte Ergebnisse	x
2.4.1 Meilenstein 1	xi
2.4.2 Meilenstein 2	xvi
2.4.3 Meilenstein 3	xxiv
2.4.4 Meilenstein 4	xxxii
2.5 Darstellung des während des Vorhabens bekannt gewordenen Fortschritts auf diesem Gebiet bei anderen Stellen	xxxviii
2.6 Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere die Verwertbarkeit der Ergebnisse	xxxix
2.7 Zusammenarbeit mit anderen Stellen außerhalb des Verbundprojektes	xli

2.8 Veröffentlichungen und Vorträge \_\_\_\_\_ xlii

**3 Literaturverzeichnis \_\_\_\_\_ xliv**

## Vorstellung des Konsortiums

Firma / Institut	Firmen-/ Institutsdarstellung
Institution / Anschrift	TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH + Co. KG Johann-Maus-Straße 2, 71254 Ditzingen www.trumpf.com 
Ansprechpartner (Kontaktdaten)	Dr. Gerhard Hammann Telefon: +49 7156 303-34171 E-Mail: gerhard.hammann@trumpf.com
Branche	Maschinenbau
Produkte	Werkzeugmaschinen und Laser für die industrielle Fertigung, Softwarelösungen für die Smart Factory, Industrieelektronik für Hochtechnologieprozesse
Anzahl Mitarbeiter	18.352 (2023)
Umsatz	5,4 Mrd. € (GJ 2022/23)
Qualifikation (für das VP)	TRUMPF ist ein Hochtechnologieunternehmen und Technologieführer bei Werkzeugmaschinen für die Blechbearbeitung und Lasertechnologie für die Materialbearbeitung. Im Rahmen der Produktentwicklung für die autonome Fabrik (Smart Factory) setzt sich TRUMPF schon intensiv mit dem Einsatz von KI auseinander, um Produkte und Prozesse und somit den Kundennutzen zu optimieren. Darüber hinaus gibt es erste Produkte auf dem Gebiet der autonomen, sensorgestützten Prozessführung in Echtzeit und erste Erfahrungen auf dem Gebiet der KI-gestützten Erkennung von Werkzeugverschleißzuständen.

<b>Firma / Institut</b>	<b>Firmen-/ Institutsdarstellung</b>
Institution / An-schrift	WITTENSTEIN SE Walter-Wittenstein-Str. 1, 97999 Igersheim
Ansprechpartner (Kontaktdaten)	Dr. Sebastian Röding Tel.: +49 7931 493-18794 E-Mail: sebastian.roeding@wittenstein.de
Branche	mechatronische Antriebstechnik
Produkte	mechatronische Antriebstechnik
Anzahl Mitarbeiter	1500 (2023)
Umsatz	241 Mio. € (2023)
Qualifikation (für das VP)	Die WITTENSTEIN SE ist bekannt für seine exzellenten, mechatronischen und intelligenten Antriebslösungen. Durch die Gründung des Digitalization Centers Ende 2016 ist WITTENSTEIN auf dem Weg seine mechanischen Antriebslösungen zu smarten, intelligenten Produkten weiterzuentwickeln. Hierzu wurden Kompetenzen in Richtung künstlicher Intelligenz, Kommunikation und Software-Services innerhalb des Digitalization Centers gebündelt. Das smarte, intelligente Produkt zeichnet sich durch die Fähigkeit aus, Betriebsdaten von sich selbst und seiner Umgebung selbstständig zu erfassen und zu verarbeiten. Auf Basis dieser Daten werden neue Software-Services und digitale Geschäftsmodelle möglich. Des Weiteren ist eine Kommunikation mit übergeordneten Instanzen, wie zum Beispiel der Maschine, möglich.



Firma / Institut	Firmen-/ Institutsdarstellung
Institution / An-schrift	Tvarit GmbH Hanauer Landstraße 521, 60386 Frankfurt am Main 
Ansprechpartner (Kontakt Daten)	Rahul Prajapat CTO E-Mail: rahul@tvarit.com
Branche	Informationstechnologie
Produkte	Die Tvarit GmbH ist ein Anbieter für industrielle KI-Lösungen mit einer aktuell 167 Algorithmen-Module umfassendes Framework, die sich nahtlos in echt-zeitfähige Cloud- und Serverlösungen integrieren lässt.
Anzahl Mitarbeiter	45 (2023)
Umsatz	1.8 Mio. € (2023)
Qualifikation (für das VP)	Die Tvarit GmbH konnte in der Vergangenheit durch den Einsatz ihrer industriellen KI-Lösungen bereits große Erfolge in Kundenprojekten und in „Open Challenges“ wie dem European Data Incubator erzielen. Das qualifizierte Team deckt vom Ingenieur über Data Scientists und KI-Experten bis hin zum Customer Success Management alle notwendigen Qualifikationen zur Umsetzung und Verwertung des Verbundprojektes ab. Zudem bietet das Framework Tvarit APA mit über 160 algorithmischen KI-Modulen eine ideale Grundlage zur Erstellung der KI-Agenten und für das kooperative KI-Training.

Firma / Institut	Firmen-/ Institutsdarstellung
Institution / Anschrift	Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e.V. Hansastraße 27c, 80686 München, für ihr  Fraunhofer-Institut für Betriebsfestigkeit und Systemzuverlässigkeit LBF Bartningstraße 47 64289 Darmstadt 
Ansprechpartner (Kontaktdaten)	Jonathan Millitzer, M.Sc. Tel.: +49 6151 705-8218 E-Mail: jonathan.millitzer@lbf.fraunhofer.de
Branche	Maschinenbau
Produkte	Angewandte Forschung in den Themenbereichen Betriebsfestigkeit, Systemzuverlässigkeit und Schwingungstechnik
Anzahl Mitarbeiter	353 (2023)
Umsatz	33,8 Mio. € (2023)
Qualifikation (für das VP)	Am Fraunhofer LBF werden wissenschaftliche Fragestellungen der Themenbereiche Betriebsfestigkeit, Systemzuverlässigkeit und Schwingungstechnik von rund 400 Mitarbeitenden anwendungsorientiert bearbeitet. Im Überschneidungsbereich der Forschungsfelder bildet die Entwicklung strukturdynamischer Methoden und die Entwicklung zuverlässiger technischer Systeme eine Kern-kompetenz, mit der sich das Institut in der Forschungslandschaft und als Partner der gewerblichen Wirtschaft etabliert hat.

# 1 Kurzbericht

Ziel dieses Projekts ist es, ein System zu entwickeln, das die vorausschauende Wartung und Reparatur einer Maschinenkomponente oder der Maschine selbst ermöglicht. Die Hauptidee des Projekts besteht darin, alle auf der Ebene der Sensoren, der Komponenten, der Maschine und des Servers verfügbaren Informationen zu integrieren. Die Integration dieser Informationen wird dazu beitragen, die Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit der Maschinenkomponente und der Maschine selbst zu optimieren. Dies führt zu einer längeren Lebensdauer, niedrigeren Ersatz- und Wartungskosten sowie weniger ungeplanten Ausfallzeiten.

## 1.1 Aufgabenstellung

Eine zentrale Herausforderung bei der Zustandsüberwachung von Werkzeugmaschinen besteht in der fehlenden Kooperation zwischen Komponenten- und Maschinenherstellern, da betriebsgenerierte Daten nur einer Partei zur Verfügung stehen. Dies behindert kombinierte Analysen und den Einsatz von KI-basierten Überwachungsmethoden, die umfangreiche Datenmengen erfordern könnten.

Zur Lösung dieser Probleme wird die Schaffung technischer Voraussetzungen für Datenaggregation, KI-Training und sichere Datenspeicherung über Hierarchieebenen der Maschine und über verschiedene Komponenten- und Maschinenhersteller hinweg angestrebt. Dabei sollen auch individuelle Entscheidungen über die Verwendung proprietärer Daten gefördert werden (Datensouveränität). Weiterhin wird betont, dass technisches Wissen von Entwicklern und Instandhaltungsteams entscheidend für die Entwicklung automatisierter Zustandsüberwachungssysteme ist, die Fehler über alle technischen Ebenen der Maschine hinweg modellieren können.

In ProKinect sollen Lösungen für diese verschiedensten Aspekte diskutiert und eine prototypische Umsetzung eines herstellerübergreifenden Fehlerdiagnosesystems an einer Werkzeugmaschine mit sicherem Datenaustausch und transparenten KI-Systemen entwickelt werden.

## 1.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens

Zustandsüberwachungs- und Diagnosesysteme gehörten schon zu Beginn des Projekts ProKinect zum Stand der Technik. Viele Maschinen- und Komponentenhersteller entwickeln Methoden, um die im Betrieb entstehenden Daten zu nutzen und auf den Zustand des eigenen Systems rückschließen zu können. Es existierten zahlreiche Normen und Richtlinien, die den Prozess und die Methodik zur Überwachung von Maschinen und Instandhaltungsmöglichkeiten detailliert beschreiben. Vor allem in der Forschung gewinnen maschinelle Lernansätze, insbesondere erklärbare KI-Ansätze zunehmend an Bedeutung.

Obwohl viele Hersteller bereits eigene Diagnosesysteme anbieten, bestehen noch keine Methoden und Standards, um herstellerübergreifenden Daten und Diagnoseergebnisse zu teilen und Überwachungssysteme zusammenzuführen. Bereits bestehende Funktionalitäten zum firmenübergreifenden Datenmanagement,

sicheren, regulierbaren Datenaustausch und Trainingsansätze wie Federated Learning sind in der Praxis wenig erprobt. Auch Methoden zur systematischen Integration von Expertenwissen in Diagnosesysteme weisen noch Lücken auf. Diese Themen sollen in ProKInect behandelt werden.

## 1.3 Wesentliche Ergebnisse im Überblick

Zu Beginn des Projekts wurde ein Überblick über die Ausgangssituation im Bereich der Zustandsdiagnose bei den Partnern geschaffen und daraus Potentiale und mögliche Anwendungsfälle abgeleitet. Anhand einer ausführlichen Systemanalyse (auf Basis der Methodik der ProbFMEA moderiert vom Fraunhofer LBF) von einer TRUMPF Laserschneidmaschine und der darin verbauten WITTENSTEIN Planetengetriebe wurden relevante Fehlerbilder identifiziert sowie erste mögliche Konzepte zur Fehlerdiagnose erarbeitet.

Für die identifizierten Beispielzustände Mangelschmierung und Ritzelverschleiß wurden erste wissens- und datenbasierte KI-Modelle entwickelt. Die Modelle wurden anhand experimenteller und künstlich erzeugter Daten getestet. Die technische Infrastruktur für die hierarchieübergreifende Datenerfassung und sichere Bereitstellung wurde zunächst konzeptionell geplant und prototypisch aufgebaut. In einer Live-Demo wurde die Durchgängigkeit des Datenflusses sowie die Fähigkeit zum Update von KI-Modellparametern präsentiert.

Nach diesem ersten Durchstich wurde durch gemeinsame Workshops eine funktionale Architektur für die Zustandsüberwachung mit verteilten KI-Agenten entwickelt und von TVARIT die Infrastruktur für deren technische Umsetzung geschaffen. Besonderer Fokus lag auf einen regulierbaren sicheren Datenaustausch sowie auf eine einfache Implementierung von KI-Agenten durch die verschiedenen Partner. Für einen ausgewählten Anwendungsfall wurden die Agenten zur Datenerfassung, Feature-extraktion und Datenauswertung für eine herstellerübergreifende Zustandsüberwachung erarbeitet, implementiert und dokumentiert. Dabei wurden insbesondere Methoden zur Integration von Expertenwissen und für das kausale Zusammenführen von Diagnoseergebnissen aus unterschiedlichen Quellen entwickelt. Für die Darstellung der Ergebnisse wurde eine passende Visualisierung erstellt.

Abschließend wurden die erarbeiteten Ergebnisse in einer Live-Demo an einer Laserschneidmaschine präsentiert und validiert. Die Live-Demo bestand aus der kollaborativen Datenerfassung, dem sicheren Datenteilen, der Erkennung von Umkehrspiel und Maschinenneigung anhand herstellerübergreifender, wissensbasierte KI-Agenten, dem Zusammenspiel von über der Hierarchie verteilten Agenten sowie einem Ansatz zum föderalen Lernen.

Es wurde gezeigt, dass durch die Automatisierung des gesamten Prozesses der Spiel- und Neigungsmessung sowie der Bewertung der Zusammenhänge hinsichtlich der Differentialdiagnose die Serviceeinsatzzeit massiv reduziert werden kann. Zudem kann durch die Bewertung der Kritikalität der beobachteten Fehler auf den Gesamtmaschinenzustand sowie über die zeitlichen Verläufe der Messwerte im Sinne des predictive Maintenance auch frühzeitig auf Veränderungen reagiert werden Einsätze entsprechend geplant werden.

## 2 Ausführliche Darstellung

### 2.1 Motivation und Aufgabenstellung

Betreiber und Bediener moderner Werkzeugmaschinen stellen **höchste Anforderungen an die Maschinenverfügbarkeit und -zuverlässigkeit**. Bei bahngeführten Prozessen, wie dem Laserschneiden, hängt die Prozessqualität dabei stark von der eingesetzten Antriebstechnik und der komplexen Kinematik ab. Qualitätsabweichungen im Fertigungsprozess entstehen dabei z.B. durch beginnenden Verschleiß oder Fehlfunktionen in einzelnen der Komponenten. Eine direkte Diagnose des für die Qualitätsabweichung verantwortlichen Schadenszustands ist jedoch nicht möglich. Dadurch wird eine oftmals aufwändige Fehleranalyse nötig, die die Effizienz der Instandhaltung verringert und darüber auch die Verfügbarkeit der Maschine mindert.

Die Herausforderungen bzgl. der Verbesserung einer automatisierten Zustandsüberwachung und damit der Erhöhung der Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit, liegen in fehlenden datenbasierten Kooperationswegen zwischen Komponenten- und Maschinenherstellern. Im Betrieb generierte Daten stehen jeweils nur einer Partei zur Analyse des Maschinen- und Komponentenverhaltens zur Verfügung. Kombinierte Analysen, die Daten und Informationen aus verschiedenen Komponenten verwenden, sind auf Basis des aktuell stattfindenden, sehr beschränkten Datenaustauschs nicht möglich. Gleiches gilt für den Einsatz KI-basierter Methoden zur Zustandsüberwachung, da diese u.U. das Training mit großen Datenmengen erfordern. Als Hinderungsgrund für einen verbesserten Datenaustausch sind vor allem folgende verständliche Befürchtungen zu nennen: Verlust der Souveränität über die eigenen Daten und entsprechende Verwertungswege, Verlust der Integrität der eigenen Daten und Systeme, Verlust der Vertraulichkeit der eigenen Daten.

Zur Lösung der genannten Herausforderungen gilt es, die technischen Voraussetzungen zum Datenaustausch, zur Aggregation von Daten und zum KI-Training über die verschiedenen Hierarchieebenen und Kommunikationsprotokolle der Produktionsmaschine hinweg zu schaffen. Gleichzeitig bedarf es einer sicheren Datenspeicherung, gemeinsamer Datenräume und Zugriffsberechtigungen, um sensible Daten zu schützen und zu nutzen. Komponenten- und Maschinenhersteller müssen befähigt werden, individuell zu entscheiden, in welcher Weise proprietäre Daten von anderen Akteuren verwendet und wie Daten genutzt werden können (Datensouveränität). Dabei ergeben sich neue Geschäftsmodelle für Unternehmen, die die Vermittlerrolle in Bezug auf den Datenaustausch übernehmen. Weiterhin gilt es, wissensbasiertes Unternehmertum dergestalt zu fördern, dass Kontakte zwischen etablierten Unternehmen aufgegriffen und technologiegetrieben vertieft werden. Die Entwicklung von automatisierten Zustandsüberwachungssystemen profitiert zudem von technischem Wissen, welches Anlagen- und Komponentenentwickler sowie Wartungs- und Instandhaltungsteams in die Konzeptionierung der Überwachungssysteme mit einbringen. Neben dem proprietären Fachwissen der Akteure ist eine Verbesserung der automatisierten Zustandsüberwachung und die zielgerichtete Integration von KI-Funktionen auf die ganzheitliche Beschreibung und Modellierung der Wirkmechanismen angewiesen, die die Auswirkungen von Fehlern über alle technischen Hierarchieebenen der Produktionsmaschine beschreibt.

Die Partnerstruktur für ProKinect ist passend zu dieser Aufgabenstellung gewählt. TRUMPF ist ein Entwickler, Hersteller und Lieferant von Produktionsmaschinen, betreibt selbst Service und Zustandsüberwachung dieser

Maschinen und strebt hierzu neue Erkenntnisse und Fähigkeiten an. In den von TRUMPF hergestellten Maschinen kommen in verschiedensten Antriebs- und Bewegungseinheiten Getriebe des Partners WITTENSTEIN zum Einsatz. Die bei WITTENSTEIN vorliegende Expertise bzgl. der Funktion, Dysfunktion und Diagnose dieser Getriebe ist bei TRUMPF nicht verfügbar. Umgekehrt benötigt WITTENSTEIN von TRUMPF im Maschinenbetrieb erfasste Messwerte, um Diagnosen verbessern zu können. WITTENSTEIN setzt stark auf die Digitalisierung der eigenen Produkte. Von WITTENSTEIN produzierte, mit Sensorik ausgestattete Getriebe wurden dem Projekt als Ressource beigestellt und für Erforschung, Erprobung und Demonstration in die von TRUMPF als Ressource bereitgestellte 2D-Laserschneidmaschine integriert. Die Entwicklung und Bereithaltung des sicheren und souveränen Datenaustauschs basiert auf der Expertise von TVARIT. Er findet auf der von TVARIT bereitgestellten und betriebenen Ressource eines maschinennah aufgestellten Servers statt. Die vom Fraunhofer LBF erforschten und eingebrachten Methoden schließlich dienen der Moderation des Entwicklungsprozesses und damit der Verknüpfung der Aktivitäten der Partner: Kooperative Analyse der Funktionen und Fehlfunktionen, funktionale Dekomposition des angestrebten Nutzens in einem KI-Engineering-Prozess sowie die Entwicklung und Integration wissensbasierte KI-Modelle.

Bei **TRUMPF Werkzeugmaschinen SE & Co. KG** werden bereits leistungsfähige Zustandsdiagnosefunktionen basierend auf Antriebssignalen für Serienmaschinen realisiert. Da nicht alle relevanten Zustandsinformationen in den Antriebssignalen enthalten sind, sollen Sensordaten und Diagnoseinformationen aus Komponenten verstärkt in die eigene Maschinendiagnose mit eingebunden werden. Zudem soll für eine zuverlässige Diagnose- und Prognose zukünftig in hohem Maße KI-Methoden eingesetzt werden, die auch bei sehr komplexen Wirkzusammenhängen zu beherrschbaren Lösungen führen. In ProKInect sollen gemeinsam mit Komponentenherstellern und KI-Experten die Potentiale und Umsetzungsmöglichkeiten einer solchen KI-basierten, herstellerübergreifenden Diagnose entwickelt und bewertet werden.

Die **WITTENSTEIN SE** liefert Lösungen für Herausforderungen der mechatronischen Antriebstechnik und bietet seine Produkte „fully connected“ an. Die hergestellten Produkte sind also befähigt im Industrial Internet of Things (IIoT) zu kommunizieren und in digitalen Wertschöpfungsnetzwerken zu agieren. Entsprechend bietet ProKInect eine ideale Voraussetzung, auf Basis dieser Konnektivität Lösungen zur Zustandsüberwachung zu entwickeln und in die Infrastruktur eines maschinennahen Datenraumes zu integrieren. In ProKInect verfolgt WITTENSTEIN das Ziel, Möglichkeiten zur Bereitstellung von Komponenten-Knowhow sowie KI-basierte Lösungen zur Zustandsüberwachung zu entwickeln.

Die **Tvarit GmbH** ist ein junges Unternehmen, das die digitale Transformation durch die Entwicklung KI-basierter Geschäftsmodelle vorantreibt. Die KI-Experten von Tvarit stellen Soft- und Hardwareplattformen zur Integration von KI-Methoden in Industrie 4.0-Anwendungen zur Verfügung. Sie sind dabei auf Methoden der Signalverarbeitung sowie auf das maschinelle Lernen für Industrie 4.0 Lösungen in Fertigungs- und Prozessindustrien spezialisiert. Dabei sind die Anwendungsgebiete von Tvarit sehr vielseitig. Ein vergangenes Projekt war beispielsweise die Qualitätsvorhersage und Berechnung dynamischer Rezepte in der Aluminium-Coil-Produktion, genauer im Walzprozess unter Berücksichtigung von Prozessparametern wie Bandgeschwindigkeit und dem Walzdruck sowie der Vorhersage des Werkzeugverschleißes für Bohrmaschinen. Ein anderes Projekt war die Kombination von Condition Monitoring und Predictive Maintenance zur Vorhersage von Werkzeugbrüchen bei Präzisionswerkzeugen für die Metallzerspanung. Hierbei gelang es Tvarit beispielsweise, Werkzeuge öfter zu verwenden, indem die Reststandzeit vorhergesagt wurde. Zusätzlich wurden

korrektive Handlungsempfehlungen für eine höhere Werkzeuglebensdauer gegeben. Tvarit ist dabei stets bestrebt, robuste und skalierbare KI-Methoden zu entwickeln und die KI-Anwendungen noch benutzerfreundlicher und einfacher nutzbar zu gestalten. Aus diesem Grund forscht das Unternehmen aktiv in den Bereichen maschinelles Lernen und Signalverarbeitung, immer mit dem Ziel, die Effizienz in Fertigungsindustrien insgesamt zu verbessern.

Für das **Fraunhofer LBF** stellt die Projektkonstellation von ProKInect ein ideales Handlungsfeld dar, um Erkenntnisse bzgl. der Erklärbarkeit von KI-Systemen im Bereich Condition Monitoring und Predictive Maintenance zu gewinnen. Das Entwicklungsgeschehen im Projekt bietet dabei den Hintergrund, um ...

- ... Methoden zu entwickeln, mit denen Expertenwissen systematisch in technische Systeme und KI-Modelle überführt werden kann, ...
- ... Charakteristika, fehlerinduzierte Symptome und Indikatoren aus Interviews zu ermitteln ...
- ... und neue Methoden und Prozesse für das KI-Engineering zu erproben und zu schärfen.

## 2.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens

Zum Beginn des Vorhabens wurde der Stand der Wissenschaft und Technik im Themenbereich des Projekts, sowie relevante Schutzrechte und andere Projekte und Vorhaben im Anwendungsbereich recherchiert.

Im Folgenden werden die Ergebnisse für die Themen, die im Laufe des Projekts bearbeitet bzw. auf denen im Projekt aufgebaut wurde erneut vorgestellt.

### 2.2.1 Zuverlässigkeitsanalyse und Entwurf von Condition Monitoring Systemen

Eine bewährte Methode, um die verschiedenen Fehlerzustände, deren Ursachen und Folgen eines technischen Systems zu analysieren bildet die Fehlermöglichkeits- und Einflussanalyse (FMEA) sowie zahlreiche Weiterentwicklungen dieses Werkzeugs [1, 2, 3, 4]. Dabei werden die Bauteile des Systems systematisch hinsichtlich möglicher Fehler und deren Auswirkungen auf das Verhalten des Produkts und die Wahrscheinlichkeit für deren Entdeckung in der Nutzung quantitativ bewertet. Dies kann als Grundlage für die Festlegung neuer Monitorings und Diagnosen für relevante Fehler dienen.

Eine Weiterentwicklung der FMEA, die in ProKInect angewendet wurde, ist die probabilistische FEMA (probFMEA). Diese ermöglicht eine für ganzheitliche Systembewertung bezüglich quantitativer Ausfallwahrscheinlichkeiten und durch ein CM-System erreichbaren Verbesserungen [5, 6]. Hierzu wird ein systemumfassendes kausallogisches Modell der Fehlerursachen und -effekte definiert, welches die quantitative Bewertung von Fehlerfolgen unter Berücksichtigung von Fehlerreaktionsmechanismen mittels Bayesscher Netze ermöglicht. Deren Anwendbarkeit auf die quantitative Auswertung im Kontext von funktionaler Sicherheit wurde

in [7] diskutiert. Zudem wurde in [6] die algebraische Kongruenz zu den in der Zuverlässigkeitstheorie gebräuchlichen Ansätzen wie z. B. der FMEA, Fehlerbaumanalyse und Zuverlässigkeitsblockdiagrammen aufgezeigt.

In solchen probFMEA-Modellen ist es möglich, vom Vorliegen einer Fehlerfolge auf die Wahrscheinlichkeit möglicher Ursachen mittels etablierter Algorithmen für Bayessche Netze durch Rückwärtspropagation zurückzuschließen. Dabei können zusätzlich vorliegende Zusatzinformationen (Evidenzen) berücksichtigt werden, wie beispielsweise eine gegebene Beobachtung oder getroffene Annahme, dass ein Detektionsmechanismus ausgelöst wurde bzw. nicht. In analoger Weise können solche Bayesschen Netze auch als Grundlage für ein Rückschließen in einer Laufzeit-Zustandsbeobachtung auf Basis der im Betrieb beobachtbaren Kriterien genutzt werden. [8] und [9] enthalten Beispiele für die Nutzung Bayesscher Netze als Grundlage für wissensbasierte Zustandsschätzungen.

## 2.2.2 Zustandsüberwachung und prädiktive Instandhaltung

Der Stand der Technik bzgl. der automatisierten Überwachung/Erfassung und der Prognose des Zustands von Maschinen und Anlagen ist in einer Vielzahl von Normen und Richtlinien dargestellt. [10] gibt eine Übersicht mit Anleitungen zur Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen, Tabellen mit typischen Fehlern und einen detaillierten Ablaufplan für die Entwicklung, Weiterentwicklung und/oder Einführung einer automatisierten Überwachung an einer Maschine oder Anlage.

Speziell mit dem Thema der Schwindungsanalyse zur Betriebs- und Zustandsüberwachung beschäftigen sich die Normen [11] und [12] sowie [13] und [4].

Für die Überwachung von Antriebsachsen und Getrieben wurde in ProKInect auf die Standards in [14] und [15] aufgebaut.

Information dazu, wie man sich über den oben beschriebenen Bereich der Zustandserkennung hinaus in den Bereich der Prognose bewegen kann, findet man in [16] und [17].

Darüber hinaus gibt es eine Reihe an wissenschaftlichen Arbeiten, die sich mit der Überwachung und Diagnose von Werkzeugmaschinen beschäftigen. [18] und [19] geben eine gute Übersicht darüber. In [20] wird insbesondere die antriebsbasierte Diagnose beleuchtet, bei der anhand von Antriebsdaten, wie sie üblicherweise in Werkzeugmaschinen vorliegen, auf den Zustand der Achse geschlossen werden kann. Die in ProKInect behandelten Fehlerfälle des Umkehrspiels und des Ritzelverschleißes beziehen sich von der Methodik auf die Arbeit in [21] und [22]. Umfassendere Beschreibungen des Stands der Wissenschaft und Technik in diesen speziellen Anwendungsfällen sind in den im Rahmen von ProKInect entstandenen Veröffentlichungen behandelt, siehe Kapitel 2.8.

## 2.2.3 KI-Methoden und maschinelles Lernen im Anwendungsbereich

Datenbasierte Monitoring-Methoden umfassen statistische und maschinelle Lernansätze. Statistische Methoden wie Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis, PCA) und Partial Least Squares (PLS) sind eng

mit statistischer Theorie verbunden, erfordern jedoch genaue Kenntnisse stochastischer Prozesseigenschaften. Maschinelles Lernen (ML) abstrahiert von Statistik, was flexiblere Anwendungen ermöglicht, besonders in Bereich der Industrie 4.0 [23]. Industrial AI (IAI) integriert KI mit industriellem Fachwissen und nutzt Methoden wie Deep Learning (DL), Adversarial Training und Transfer Learning (TL) für Fehlerdiagnose, Restnutzungsdauer-Schätzung und Qualitätsinspektion. Fortgeschrittene IAI-Ansätze wie Predictive Maintenance (PdM) und Predictive Quality verwenden verschiedene ML-Techniken und werden bereits vielfach in der Praxis angewendet [24].

Da im industriellen Umfeld Vertrauen in die eingesetzten Systeme besonders wichtig ist, liegt ein besonderer Schwerpunkt in ProKInect in der Erklärbarkeit der implementierten KI-Agenten (Explainable Artificial Intelligence Ex-AI/XAI) [25]. Einer der prominentesten Ansätze von a priori interpretierbaren Modellen sind adaptive Neuro-Fuzzy Inferenzsysteme (ANFIS), die eine wissensbasierte Modellstruktur mit den Trainingsmethoden für Neuronale Netze verbinden [26]. Dabei wird im Vorfeld erfasstes Domänenwissen zu fuzzy-logischen Aussagen kodiert und in Regel-Layern zusammengefasst. Etablierte Methoden zur Übertragung von erfassten Domänenwissen (z.B. aus FMEA) in geeignete Regelsätze für ANFIS-Netze sind im Stand der Technik bisher nicht auffindbar. Diese Lücke zu schließen war Teil der Arbeiten in ProKInect.

Ein weiteres Thema, welches in ProKInect behandelt wurde, ist Föderales Lernen. Hier wird ein Modell jeweils mit dezentralisierten Datensilos trainiert. Auf diese Weise kann das Wissen von Modellen ohne die dazugehörigen Datensätze getauscht werden [27]. Umgesetzt werden kann föderales Lernen durch Open-Source-Frameworks wie beispielsweise PySyft von OpenMined. Aber auch bekannte Unternehmen wie Google haben bereits eigene Frameworks, um die Verwendung von föderalem Lernen weiter voranzubringen. In ProKInect wurden diese Frameworks für einen sicheren Datenaustausch und für die Anwendung von Federated Learning bewertet und prototypisch umgesetzt.

Die Eigenschaften des föderalen Lernens bilden im Projekt ProKInect die Basis für den Ansatz des kooperativen Lernens. Dabei lernen mehrere verschiedenartige Datenanalysealgorithmen und KI-Agenten in unterschiedlichen Integrationsebenen mit individuellen Datensilos gemeinsam, um übergeordnete und individuelle Ziele zu erreichen. Für das Training werden die Trainingsdaten und die lokalen Inferenzergebnisse teilweise mit den anderen lernenden Agenten geteilt. Kooperatives Lernen wird bisher nur in Ansätzen genutzt und ist Gegenstand aktueller Forschungsarbeiten.

Wie über solche kollaborativen Ansätze zur Zustandsüberwachung ein Mehrwert für Unternehmen generiert werden kann, wird beispielsweise in der Arbeitsgruppe Plattform Industrie 4.0 diskutiert und in [28] beschrieben.

## 2.2.4 Ergebnisse der Schutzrechtsrecherche im Anwendungsbereich

Im Rahmen einer Schutzrechtsrecherche wurden für das Vorhaben relevante Patentschriften im Bereich „Prognostic Health Monitoring“ und „Condition Monitoring“ im deutschen und europäischen Raum ermittelt. Dabei beziehen sich eine Vielzahl der Offenlegungen und erteilten Schutzrechte auf einen konkreten Anwendungsfall im Bereich der Zustandsüberwachung, der das anvisierte Zustandsüberwachungskonzept von ProKInect nicht tangiert. Basierend auf den im Folgenden auszugsweise dargestellten Ergebnissen der Schutzrechtsrecherche

kann festgestellt werden, dass keines der beanspruchten Schutzrechte die Ausübungsfreiheit der beteiligten Projektpartner einschränkt.

Die Patentschriften EP1474661 B1, EP1500182 A2, EP2836881 B1 und EP2833226 B1 sichern eine **spezifische Implementierung des rechnergestützten Programmablaufs** ab. Diese umfassen die Aktivierung und Deaktivierung von Programmbestandteilen über eine zusätzliche Kommunikationsschnittstelle, Eingriffe in den Maschinenzustand, den Vergleich von gemessenen Zustandsgrößen mit hinterlegten Modellzuständen sowie die Visualisierung von Informationen industrieller Überwachungssysteme. Weitere Patentschriften wie EP1360557 B1, EP2169366 B1, DE102011079015 B4, EP2959347 B1, EP2837984 B1, EP3132321 B1, EP3155490 B1, EP3002652 B1, EP3483686 A1 und US2020284138 AA schützen die **Ausgestaltung von Zustandsüberwachungssystemen und automatisierten prädiktiven Wartungsmaßnahmen**. Diese Methoden betrachten die Aktualisierung empirischer Zustandsmodelle, die Auswertung von Verweildauern in kritischen Betriebszuständen, die automatische Konfiguration von Überwachungssystemen sowie die Implementierung von Diagnosebäumen. Zudem werden Methoden zur Schätzung von Schädigungseintrittszeiten und kostenoptimierten Wartungsintervallen beschrieben.

Die Patentschriften EP2035791 B1, EP2629071 B1, EP2690513 B1, EP3102920 B1, EP3538963 B1 und EP3610338 A1 sichern Rechte im Bereich der **Nutzung von Vibrationsdaten zur Zustandsanalyse**. Diese Patente beziehen sich auf anwendungsspezifische Sensorpositionen und Maschinentypen sowie auf analoge Signalvorverarbeitung. Weitere Patente wie EP3026641 B1, EP3009817 B1 und EP3775828 A1 decken die **Überwachung von Lagerelementen** mit definierten Anregungsmechanismen, RFID-Schnittstellen zum Datenaustausch und Körperschall- und Vibrationssensoren ab.

Im Bereich der **Zustandsüberwachung von elektromechanischen Aktuatoren und elektrischen Antrieben** sichern Patente wie EP2292513 B1, EP2510314 B1, EP2761315 B1, EP2725370 B1, EP3143418 B1 und EP3129793 A1 Schutzrechte ab. Diese Patente umfassen die konstruktive Ausgestaltung und physische Integration von Überwachungsmodulen, das Resampling von Messdaten und Frequenzbereichsanalysen sowie die Analyse elektromechanischer Impedanz zur Zustandsdiagnose.

## 2.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Gesamtvorhaben gliedert sich inhaltlich in fünf Arbeitspakete, deren Zusammenhang in Abbildung 1 dargestellt ist.

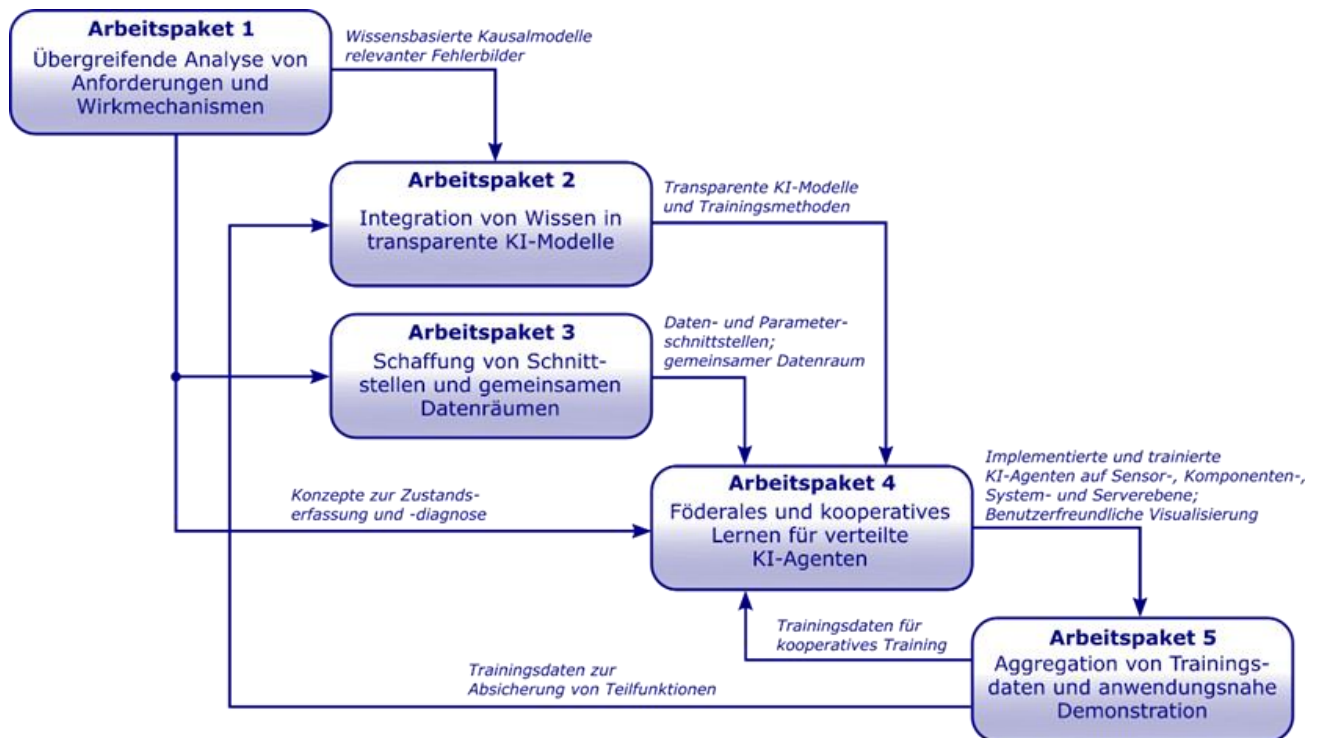


Abbildung 1: Darstellung der logischen Zusammenhänge der Arbeitspakete des Projektes.

In Arbeitspaket 1 wurden relevante Fehlerbilder an der Laserschneidemaschine von TRUMPF inklusive des WITTENSTEIN Getriebes analysiert und in Form einer probabilistischen FMEA dargestellt. Um Fehlerhäufigkeiten abzuleiten, wurden umfangreiche Befragungen von Fachexperten bei TRUMPF und WITTENSTEIN durchgeführt. Diese Informationen wurden durch das Fraunhofer LBF in wissensbasierte Kausalmodelle übersetzt.

In Arbeitspaket 2 wurde das aufbereitete Wissen in unterschiedlicher Art und Weise zusammengeführt: Die Wirkmechanismen und Fehlerzusammenhänge wurden durch das Fraunhofer LBF in Wissensgraphen überführt und mit den Industriepartnern validiert. Parallel dazu wurden durch TRUMPF und WITTENSTEIN Algorithmen und Modelle zur Überwachung auf spezifische Fehlerzustände, konkret ein zu großes mechanisches Spiel eines Zahnstange-Ritzel-Systems sowie eine fehlerhafte Nivellierung der Maschine, entwickelt.

In Arbeitspaket 3 wurden die technischen Voraussetzungen zur Umsetzung eines gemeinsamen Datenraumes geschaffen. TRUMPF, Tvarit und WITTENSTEIN haben gemeinsame Datenschnittstellen zur zeitsynchronen



WITTENSTEIN nahm die Rolle des Komponentenherstellers ein und beschäftigte sich in dessen Teilprojekt „Erweiterte Zustandsdiagnose im Antriebsstrang mittels kollaborierender KI-Agenten“ mit der Integration und Erweiterung der komponentenspezifischen Diagnose.

TVARIT nahm die Rolle des Softwaredienstleisters ein und beschäftigte sich in dessen Teilprojekt „Kooperatives Lernen für verteilte KI-Agenten“ mit der Entwicklung und Bereitstellung der benötigten Infrastruktur für eine herstellerübergreifende Zustandsüberwachung.

Das Fraunhofer LBF nahm die Rolle des wissenschaftlichen Partners ein und beschäftigte sich in dessen Teilprojekt „Wissensbasierte KI-Architektur und nachvollziehbare KI-Modelle“ mit der Integration von Expertenwissen in Diagnosemodelle.

Mit diesen Schwerpunkten brachte sich jeder Partner entsprechend in die geplanten Arbeitspakete ein, wobei viele Tätigkeiten gemeinsam oder in enger Absprache miteinander erfolgten. Um diese Abhängigkeiten klarer darzustellen, sind die erzielten Ergebnisse im Folgenden nach den geplanten Meilensteinen gegliedert. Die Beiträge der Partner sind für jeden Meilenstein beschrieben.

### 2.4.1 Meilenstein 1

- Dokumentierte wissensbasierte Kausalmodelle relevanter Fehlerbilder
- Beschreibung exemplarischer Konzepte zur Zustandsdiagnose anhand bestehender Daten- und Informationsquellen
- Analyse von Wartungs- und Instandhaltungsinformationen zur Quantifizierung der Zielgröße (Mean Time Between Failures) für den Ausgangszustand

Zum Meilenstein 1 war ein Überblick über die Ausgangssituation im Bereich der Zustandsdiagnose bei den Partnern geschaffen und daraus Potentiale und mögliche Anwendungsfälle abgeleitet. Anhand einer ausführlichen Systemanalyse einer TRUMPF Laserschneidmaschine und der darin verbauten WITTENSTEIN Planetengetriebe wurden relevante Fehlerbilder identifiziert sowie erste mögliche Konzepte zur Fehlerdiagnose erarbeitet. Als Referenzwert für den Projekterfolg wurde für den Ausgangszustand die MTBF der relevanten Fehler bestimmt.

**TRUMPF** hat für Meilenstein 1 eine ausführliche Systemanalyse der eigenen Produkte durchgeführt. Als zu untersuchende Maschine wurde die aktuelle Serie der 2D-Laserschneidmaschinen ausgewählt. Für diesen Maschinentyp wurde die Systemstruktur skizziert mit allen relevanten Komponenten und deren Interaktion, siehe Abbildung 3. Über Daten aus dem Kundenservice sowie über Experteninterview wurden die häufigsten Fehler und Probleme gesammelt und den verschiedenen Komponenten zugeordnet.

### Erarbeitung der Fehler-Wirk-Zusammenhänge von 2D-Laserschneidmaschinen Fehlerursachen und Folgen → Fokus: X-Achsen

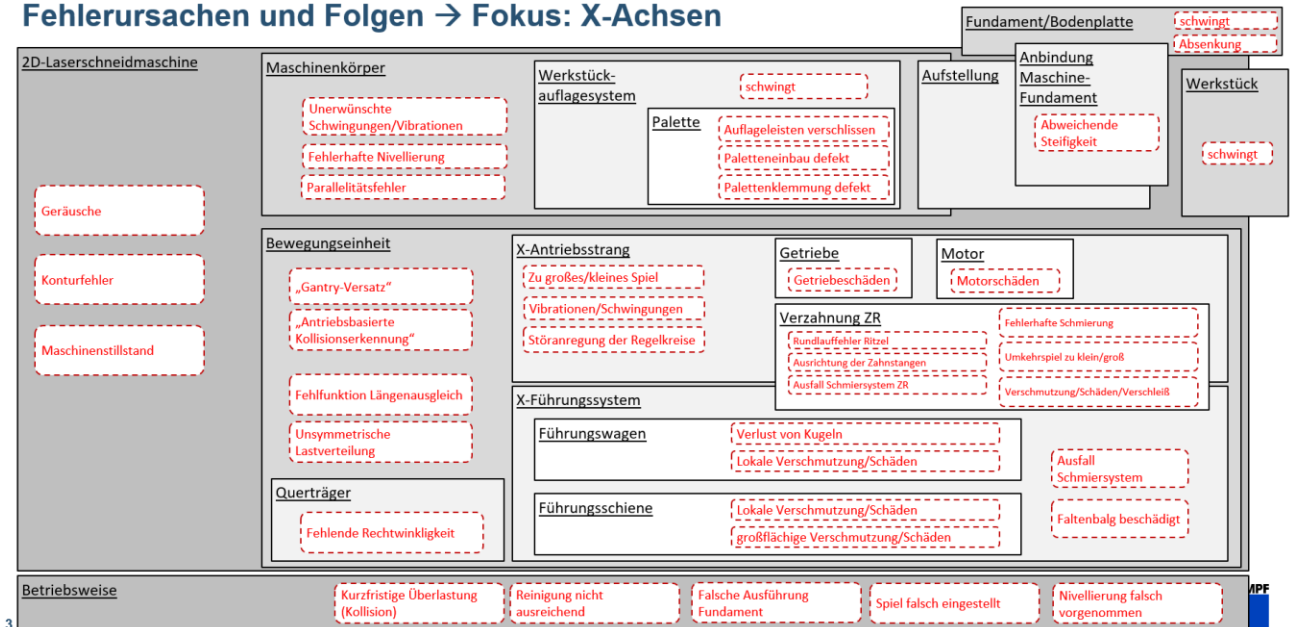


Abbildung 3: Strukturierte Dokumentation relevanter Fehler-Wirk-Zusammenhänge von TRUMPF Laserschneidmaschinen

Auftretenswahrscheinlichkeiten der Fehler wurden anhand der Datenbasis und Expertenwissen abgeschätzt. Für die Analyse der Komponente Planetengetriebe des Partners WITTENSTEIN wurden Felddaten analysiert und Fehlerfälle im Zusammenhang mit solchen Planetengetrieben gesammelt. Zusammen mit dem LBF und WITTENSTEIN wurden all diese Informationen in gemeinsamen Workshops zu einem wissensbasierten Kausalmodell der relevanten Fehlerbilder zusammengefügt.

Außerdem wurden die benötigten Daten und Abschätzungen zu Berechnung der MTBF des Ausgangszustands von relevanten Fehlerbildern bereitgestellt.

Die bestehenden und durch die Kollaboration neu verfügbaren Datenquellen zur Zustandsdiagnose wurden untersucht und deren Potenziale zur Erkennung einzelner Fehlerbilder dokumentiert, siehe Abbildung 4.

### Erarbeitung der Fehler-Wirk-Zusammenhänge von 2D-Laserschneidmaschinen Fehlerursachen und Folgen → Fokus: X-Achsen

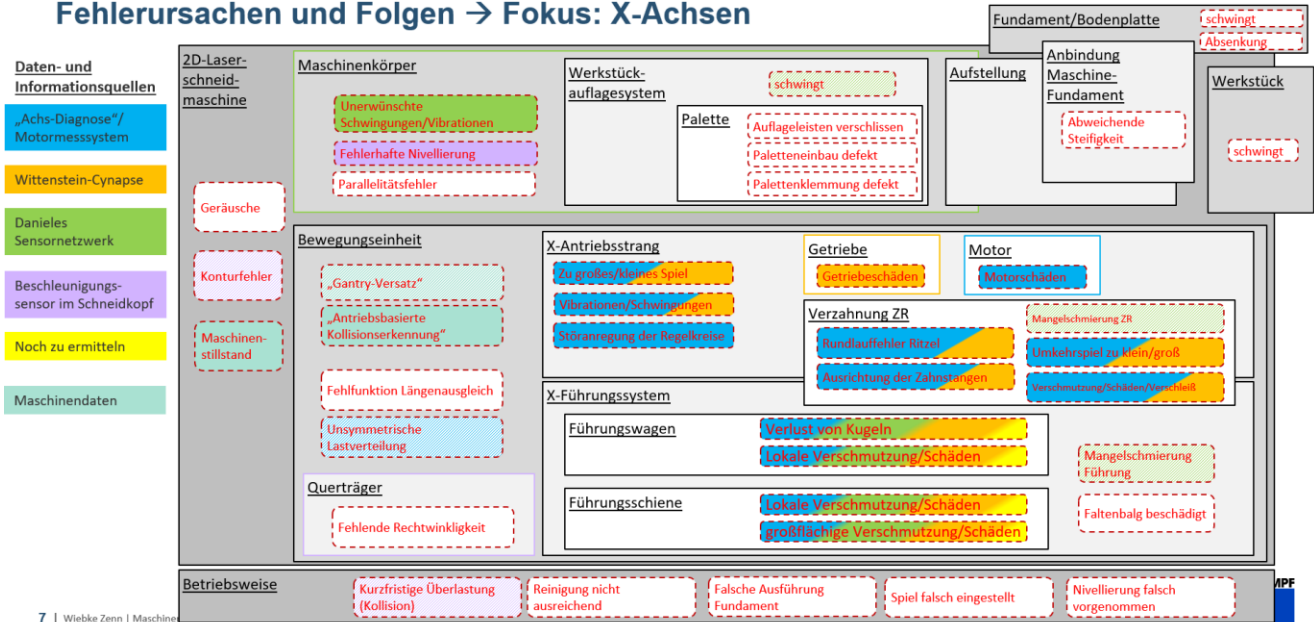


Abbildung 4: Analyse der verfügbaren Daten- und Informationsquellen und deren Potential zur Fehlererkennung

Auf dieser Basis wurde mit den Projektpartnern aus dem Kausalmodell kritische Pfade identifiziert und anhand eines morphologischen Kastens erste Grobkonzepte für eine kollaborative Zustandsdiagnose erarbeitet.

Zu Meilenstein 1 haben Experten des **WITTENSTEIN** Customer Service und der Anwendungstechnik mit Ihrem Wissen zu potenziellen Schäden an Getrieben und Ritzel-Zahnstange Anwendungen sowie deren Ursachen zur Einbettung der WITTENSTEIN Getriebe in die Gesamt-FMEA der TRUMPF Maschine beigetragen. Wesentliche Bestandteile waren das Expertenwissen zu Wirkzusammenhängen sowie eine langjährige Datenbank zu Schadensfällen an Getrieben. In dieser Datenbank sind für jeden Fehlerfall, der im WITTENSTEIN Service untersucht wurde, der Schaden am Getriebe festgehalten, die Komponente, an der er auftrat und die vermutete Ursache.

Für das auf die FMEA aufbauende Bayessche Fehlernetz wurden die Fehlerhäufigkeiten basierend auf den Häufigkeiten in der Datenbank quantifiziert. Für manche Stellen im Fehlernetz wurde mangels ausreichender Datenlage eine Quantifizierung über Schätzung auf Basis des Wissens der Experten notwendig. Ebenso wurden im Rahmen der Diskussion der Fehlerwirkmechanismen die Übergangswahrscheinlichkeiten von einem Fehlerzustand in den nächsten quantifiziert. Nach Fertigstellung war WITTENSTEIN zusammen mit den anderen Partnern an der Überprüfung und Validierung von FMEA und Bayes Netz beteiligt.

Im Zusammenhang mit dem Bayes Netz hat WITTENSTEIN seinen Vibrationssensor cynapse vorgestellt, mit dem beispielsweise Zusatzinformationen für das Bayes-Netz gewonnen werden können, um dessen Aussagekraft und Präzision über ein Condition-Monitoring des gesamten Antriebsstrangs zu verbessern.

Die jetzt vorhandene Fehleranalyse des Gesamtsystems aus Maschine und Getriebe ist sehr nützlich und über ProKInect hinaus weiter verwendbar, da sie das Detailwissen über eine Komponente, das Getriebe, und die Maschine kombiniert und somit eine durchgehende Analyse von Schäden und Wirkzusammenhängen ermöglicht. Auch kann sie als Template für die Integration weiterer Komponenten in eine Gesamt-FMEA dienen.

Zu Meilenstein 1 kam Experten der **TVARIT** GmbH die Aufgabe der Unterstützung der anderen Projektpartner hinsichtlich der Grundlagen von KI-Anwendungen und der Modellierung des Konzepts des kooperativen Trainings zu. Die Unterstützung der anderen Projektpartner erfolgte insbesondere im Rahmen der regelmäßigen Projekttreffen und der dort durchgeführten systematischen Anforderungsentwicklung. Hinsichtlich des Konzepts der kooperativen Trainings erfolgte eine umfangreiche Recherche des aktuellen Stands der Technik sowie eine Herausarbeitung wichtiger Kernpunkte. Zudem wurden die wichtigsten Softwarewerkzeuge recherchiert, dokumentiert und technisch angeeignet.

Um die verschiedenen Ebenen der KI-Agenten und der Interaktion zu entwerfen, ist es notwendig, die Herausforderungen und Anforderungen aller an diesem Projekt beteiligten Partner zu verstehen. Das erste Arbeitspaket 1.4 befasst sich mit der Erstellung einer Dokumentation, die alle Herausforderungen, Anforderungen, Anwendungsfälle und die Mensch-Maschine-Interaktion auflistet. Aufgrund des hohen Innovationsgrades und des Interesses aller Partner an diesem Projekt nahm das genannte Arbeitspaket mehr Zeit in Anspruch als im ursprünglichen Antrag vorgesehen. Basierend auf den bisherigen Erfahrungen und der Literatur wurden die Herausforderungen und Anforderungen identifiziert und aufgelistet.

Parallel dazu wurde eine erste Datenanalyse an den von WITTENSTEIN zur Verfügung gestellten Beispieldaten, zur Steigerung des Verständnisses der Datenstruktur, durchgeführt. Die Daten stammen von einem elektrischen Antrieb und wurden im Parquet-Format zur Verfügung gestellt. Sie enthalten unterschiedliche Betriebszustände/Verschleißzustände des Antriebs und sind mit einer Frequenz von 100 Hz erfasst. Zudem enthalten die Dateien den Zeitstempel und den Beschleunigungswert zusammen mit den Parametern, mit denen der Antrieb betrieben wird, wie Spannung und Geschwindigkeit des Antriebs. Die Daten wurden bereinigt und analysiert, um das Verhalten in Abhängigkeit der Spannung des Antriebs zu verstehen. Außerdem wurde eine grundlegende Modellierung durchgeführt, um die Daten in einen anderen Spannungsbereich zu klassifizieren.

Zur Erreichung von Meilenstein 1 trug das **Fraunhofer LBF** bzgl. der Dokumentation wissensbasierter Kausalmodelle relevanter Fehlerbilder dadurch bei, dass den Partnern zunächst die Idee und Anwendungsweise der kausalen Modelle vorgestellt wurde. Auf dieser Basis erfolgten dann vom Fraunhofer LBF moderierte und dokumentierte Workshops, in denen Partner eine geeignete Systemstruktur, die Funktionen und die kausalen Zusammenhänge verschiedener Fehlerfälle zusammentrugen. Diese zunächst qualitativen Zusammenhänge wurden ebenfalls im Austausch mit den Partnern bzgl. der Auftretens- und Folgewahrscheinlichkeiten quantifiziert. Die qualitativen, wie auch die quantitativen Ergebnisse wurden nachvollziehbar und weiterverwendbar dokumentiert und dienten als Input für nachfolgende Projektschritte. Nach einer ersten Strukturierung, die mit Hilfe von Präsentationsfolien dokumentiert und erweitert wurde, erfolgt die Dokumentation mit Hilfe einer speziell hierfür vorgesehenen FMEA-Software. Einen Ausschnitt der hiermit ableitbaren Fehlernetze zeigt Abbildung 5. Die Darstellung solcher Funktions- und Fehlerzusammenhänge mittels FMEA ist allerdings rein qualitativ. Eine am Fraunhofer LBF vorangetriebene Weiterentwicklung der FMEA ist die sog. probFMEA (probabilistische FMEA). Hierbei werden auf Grundlage Bayesscher Netze Wahrscheinlichkeiten von Zuständen und Folge durch ein Funktions- und Fehlernetz propagiert, so dass Effekte auch quantifiziert werden

können. Eine Übersetzung der Erkenntnisse aus der Systemanalyse erfolgt mit Hilfe der Software GeNIe, ein Teilergebnis zeigt Abbildung 6.

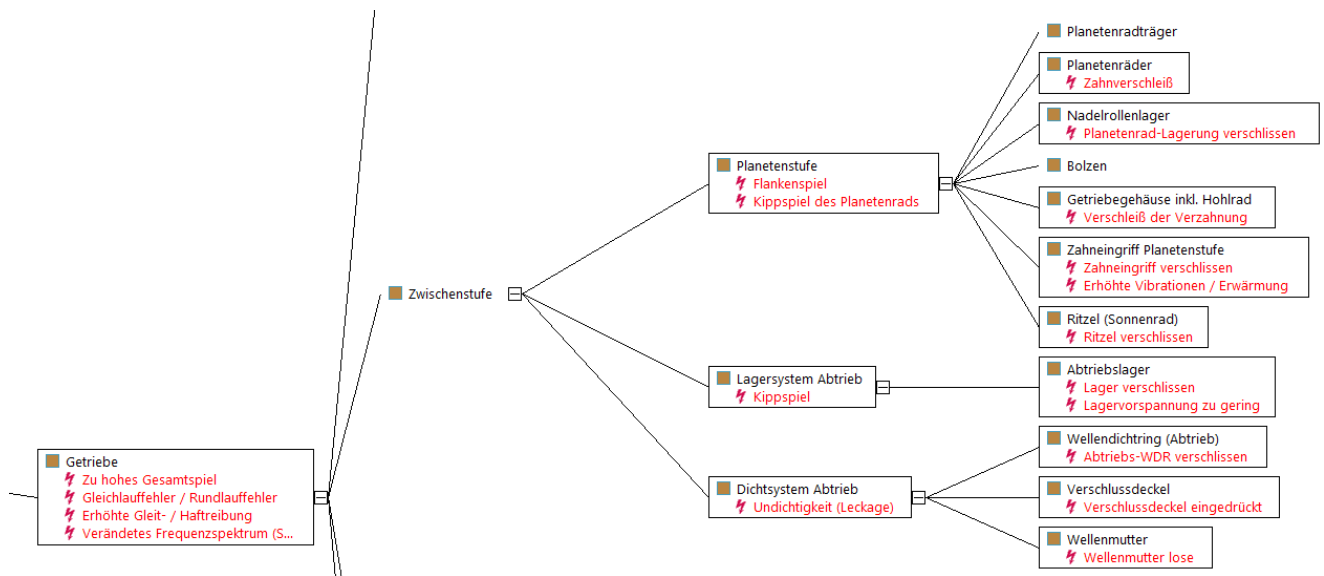


Abbildung 5: Ausschnitt aus dem Gesamtfehlernetz (ca. 15 % des Gesamtumfangs)



Abbildung 6: quantitative Funktions- und Fehlernetz einer probFMEA

Weiterhin wurden vom Fraunhofer LBF die Analyse von Wartungs- und Instandhaltungsinformationen zur Quantifizierung der Zielgröße (Mean Time Between Failures) für den Ausgangszustand vorgenommen. Dabei

wurden zunächst mit den Ansprechpersonen von Trumpf und WITTENSTEIN überlegt, welche Wartungs- und Instandhaltungsinformationen einen relevanten Beitrag leisten könnten und wie diese analysiert werden können. Nach dem Vorliegen erster Daten wurden diese vom Fraunhofer LBF gesichtet und hinterfragt und wo dies nötig war, wurde eine Ergänzung der Daten angestrebt. In kooperativem Austausch wurden schließlich fehlende Informationen durch gegenseitig plausibilisierte Annahmen ersetzt, so dass die Zielgröße passend zum vorliegenden Kausalmodell berechnet werden konnte.

## 2.4.2 Meilenstein 2

- Dokumentierte wissens- und datenbasierte KI-Modelle für die Integration in eine herstellerübergreifende Zustandsüberwachung
- Funktionsnachweis von KI-Bausteinen
- Hierarchieübergreifende Datenschnittstellen
- Erfassung und Bereitstellung von herstellerspezifischen Betriebsdaten durch einen maschinennahen KI-Server mit sicheren Datenräumen
- Serverseitiges Update von KI-Modellparametern

Zum Meilenstein 2 waren erste wissens- und datenbasierte KI-Modelle für die Beispielzustände Mangelschmierung und Ritzelverschleiß entwickelt. Die Modelle wurden anhand experimenteller und künstlich erzeugter Daten getestet. Die technische Infrastruktur für die hierarchieübergreifende Datenerfassung und sichere Bereitstellung war konzeptionell geplant und prototypisch aufgebaut. In einer Live-Demo wurde die Durchgängigkeit des Datenflusses sowie die Fähigkeit zum Update von KI-Modellparametern präsentiert.

**TRUMPF** hat für Meilenstein 2 die Wirkzusammenhänge der zu diagnostizierenden Fehlerbilder erforscht. Insbesondere wurden die Fehlerbilder Umkehrspiel an Zahnstange-Ritzel-Antrieben, Ritzelverschleiß und fehlerhafte Maschinenneigung untersucht. Dazu wurde ein Simulationsmodell der zu untersuchenden Maschine (Abbildung 8) erweitert, um die dynamischen Auswirkungen der Fehlerzustände abzuschätzen.

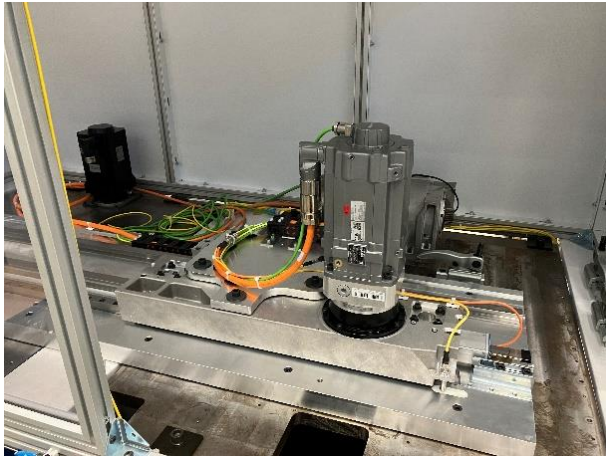


Abbildung 7: Zahnstange-Ritzel-Prüfstand

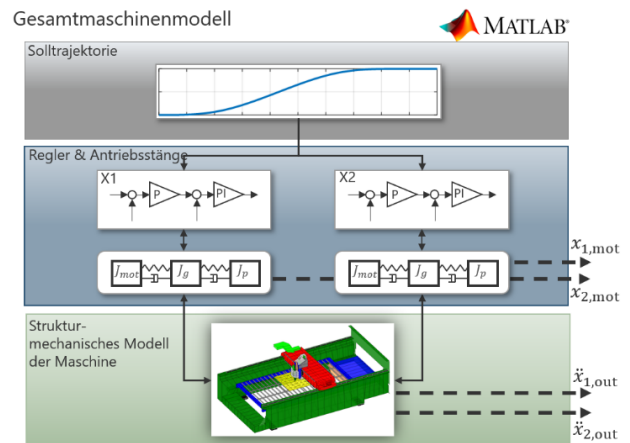


Abbildung 8: Aufbau eines Simulationsmodells der Maschine

Durch Messungen an realen Versuchsmaschinen wurden die Modelle validiert und erste exemplarische Messdaten gesammelt. Um spezifische Untersuchungen der einzelnen Fehlerfälle durchführen zu können wurde ein Prüfstand einer einzelnen Zahnstange-Ritzel-Achse mit sensorbestücktem Getriebe geplant, beschafft und aufgebaut (Abbildung 7). Darüber konnten tiefgehende Analysen und Experimente durchgeführt werden.

Das geschaffene Expertenwissen wurde genutzt, um gemeinsam mit WITTENSTEIN Methoden und Algorithmen zur automatischen Umkehrspielerkennung zu entwickeln.

Außerdem wurden die Partner TVARIT und LBF dabei unterstützt, erste exemplarische daten- und wissensbasierte Modelle zu Fehlerdiagnose zu erstellen. Die nötigen Daten wurden über die Versuchsmaschinen und Simulationsmodelle generiert.

Für die Erfassung und Bereitstellung und Weiterverarbeitung herstellerübergreifender Daten wurde die TRUMPF-eigene Sensorbox „DEEPbox“ weiterentwickelt. Zum einen wurde gemeinsam mit WITTENSTEIN eine Schnittstelle hardware- und softwareseitig implementiert zur zeitsynchronen und hochfrequenten Erfassung von Beschleunigungssensordaten im Getriebe. Zum anderen wurde eine KI-fähige Weiterentwicklung der Embedded Edge Control geschaffen.

Auch die Schnittstellen, um die von den verschiedenen Quellen erfassten Daten auf den maschinennahen Server zu übertragen wurden erstellt. In gemeinsamen Workshops wurde eine Demonstration der Datendurchgängigkeit und des serverseitigen Updates von KI-Modellparametern erarbeitet und beim Konsortialtreffen vorgeführt.

Grundlage für **WITTENSTEIN** zur Zielerreichung des Meilensteins 2 ist die FMEA der TRUMPF Versuchsmaschine, aus der TRUMPF wesentliche Fehlerzustände der Maschine und ihres Ritzel-Zahnstangen Antriebs identifiziert hat, die im Rahmen von ProKInect untersucht werden sollten. Diese sind Mangelschmierung, Ritzelverschleiß, zu großes Umkehrspiel und eine falsche Nivellierung der Maschine.

Basierend hierauf und Messungen an der TRUMPF Versuchsmaschine haben WITTENSTEIN und TRUMPF im Rahmen von AP 2.1 und AP 2.2 Messungen zur Spielbestimmung an der TRUMPF Maschine durchgeführt, relevante Merkmale für eine Spielbestimmung identifiziert und eine Anomalieerkennung mit Machine Learning erfolgreich getestet.

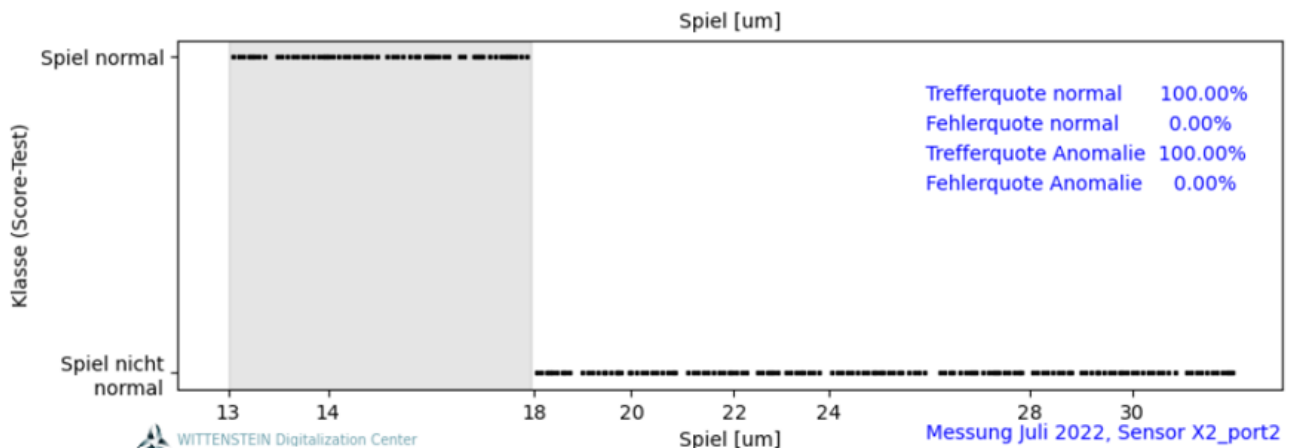


Abbildung 9: Anomalieerkennung auf zu großes Spiel einer Achse der 2D-Laserschneidemaschine. Die x-Achse zeigt Klassen mit jeweils konstantem Spiel. Graue Fläche: Trainingsintervall für "Spiel ist normal".

Das so entstandene datenbasierte KI-Modell wurde an der TRUMPF Versuchsmaschine implementiert und sowohl im offline Betrieb wie im online Betrieb erfolgreich getestet und validiert (AP 2.4) und somit der Funktionsnachweis dieses KI-Agenten erbracht (siehe Abbildung 9). Die Validierung der Spielbestimmung mit weiteren Messungen an einem Ritzel Zahnstange Prüfstand (Abbildung 10), der bei WITTENSTEIN eigens für ProKinect aufgebaut wurde, waren ebenfalls erfolgreich. Die grundlegende Algorithmik der Spielbestimmung wurde gemeinsam von TRUMPF und WITTENSTEIN als Patent eingereicht und in einem IEEE-Konferenzband veröffentlicht [s. Kapitel 2.8, Veröffentlichung Nr. (2)].

In weiteren gemeinsamen Messungen von TRUMPF und WITTENSTEIN wurden an der Maschine die Auswirkung von fehlerhafter Nivellierung untersucht. WITTENSTEIN war im Rahmen von AP 2.1 durch Auswertung dieser Messdaten und daraus resultierenden Aussagen über mögliche Grenzwerte auch an der Entwicklung des oben erwähnten wissensbasierten Modells zur Erkennung einer fehlerhaften Nivellierung beteiligt.

Im Rahmen von AP 2.1 hat WITTENSTEIN, zusammen mit TRUMPF, mit Expertenwissen zum Training des vom LBF entwickelten ANFIS Netzes beigetragen. Zur Validierung des ANFIS Netzes in AP 2.4 hat WITTENSTEIN bei der Bereitstellung synthetischer Trainingsdaten mitgewirkt.

Der Ritzel-Zahnstange Aufbau im Prüffeld von WITTENSTEIN wurde weiterhin verwendet, um verschiedene definierte Fehlerzustände am Ritzel-Zahnstange System zu untersuchen. Bisher wurden Montagefehler im Rahmen einer studentischen Arbeit vermessen und analysiert sowie die Effekte von Mangelschmierung auf Vibration und SPS-Daten wie Motorstrom und Drehzahländerungen untersucht. Die datenbasierte Erkennung

von Mangelschmierung wurde zusätzlich an einem bereits vorhandenen Aufbau im Prüffeld von WITTENSTEIN im Rahmen einer bereits geplanten Untersuchung von Ritzel-Getrieben untersucht.



*Abbildung 10: Zahnstange-Ritzel Messaufbau von WITTENSTEIN zur Validierung der Projektergebnisse und Untersuchung diverser Fehlerzustände an derartigen Antriebsachsen.*

Wesentlich für die Anwendungsfälle in ProKInect, z.B. Spielbestimmung, ist die Fusion von Sensordaten mehrerer Datenquellen unterschiedlichen Hersteller: Für die Berechnung der Spielmerkmale werden sowohl die Drehzahl, aus Maschinendaten der TRUMPF Maschine, wie auch die Vibration, gemessen mit cynapse am Getriebe von WITTENSTEIN, benötigt. Hierbei werden hohe Anforderungen an eine taktsynchrone Datenerfassung gelegt. Um diesen Anforderungen zu begegnen, wurde die Firmware des cynapse Sensors durch WITTENSTEIN modifiziert und an die Anforderungen von TRUMPF angepasst. Zur Integration in die TRUMPF-seitige Datenerfassung wurden einige Sensoren zur Verfügung gestellt. Weiterhin hat WITTENSTEIN zum Nachbau der Maschinenachse im Prüfstand von TRUMPF ein entsprechend sensorisiertes Getriebe mit modifizierter Firmware bereitgestellt.

Auf Basis der auf der Sensorebene realisierten Schnittstellen und mit vorhandener Erfahrung aus der Integration von cynapse in verteilte IIoT-Systeme hat WITTENSTEIN in AP2.3 und AP3 am Entwurf der Systemarchitektur zur Erfüllung der Anforderungen an die Datenerfassung in geschützten Datenräumen mitgewirkt und notwendige Schritte zur Realisierung definiert.

Im Meilenstein 2 hat **TVARIT** die von den Projektpartnern zur Verfügung gestellten Daten analysiert. Für die Daten wurden verschiedene Methoden der Datenaggregation getestet. Es zeigte sich z. B., dass unterschiedliche Einstellungen der Fensterfunktion für die Daten der verschiedenen Projektpartner geeignet sind. Durch den regelmäßigen Austausch mit den Projektpartnern in bilateralen Treffen konnte Expertenwissen ausgetauscht und Domänenwissen eingebracht werden. Als Beispiel konnte der Einfluss der Frequenz 24. Ordnung identifiziert werden. Für die Anwendungsfälle wurden verschiedene Merkmale berechnet und hinsichtlich ihrer Aussagekraft bewertet. Als aussagekräftige Kennzahlen konnten beispielsweise die Standardabweichung, der Formfaktor und der quadratische Mittelwert (RMS) identifiziert werden. Des Weiteren wurden die Methoden Welch und Music

zur Generierung von frequenzbasierten Kennzahlen herangezogen. Es zeigte sich, dass die Music-Methode zwar eine höhere Rechenzeit aufweist, aber auch bessere Ergebnisse hinsichtlich der Anwendungsfälle liefert.

Um die technischen Voraussetzungen für das KI-Training zu schaffen, wurden in AP 2.3 die Anforderungen an den Server definiert. Basierend auf den definierten Anforderungen wurde ein geeigneter Server bestellt und eingerichtet. Für das Setup wurde eine virtuelle Umgebung mit Python 3.9 eingerichtet und die notwendigen Python-Bibliotheken (z.B. Docker, PySyft, Flower) installiert.

Für die bereitgestellten Daten wurden die KI-Infrastruktur und die KI-Methoden sowie -Modelle in AP2.4 getestet. Dabei zeigte sich, dass ein Clustering der Merkmale mit dem KMeans-Algorithmus (siehe Abbildung unten) und anschließendem Training eines Random Forest Modells zur Klassifikation gute Ergebnisse liefert. Ein abschließender Test soll nach Erweiterung der Datenbasis wiederholt werden.

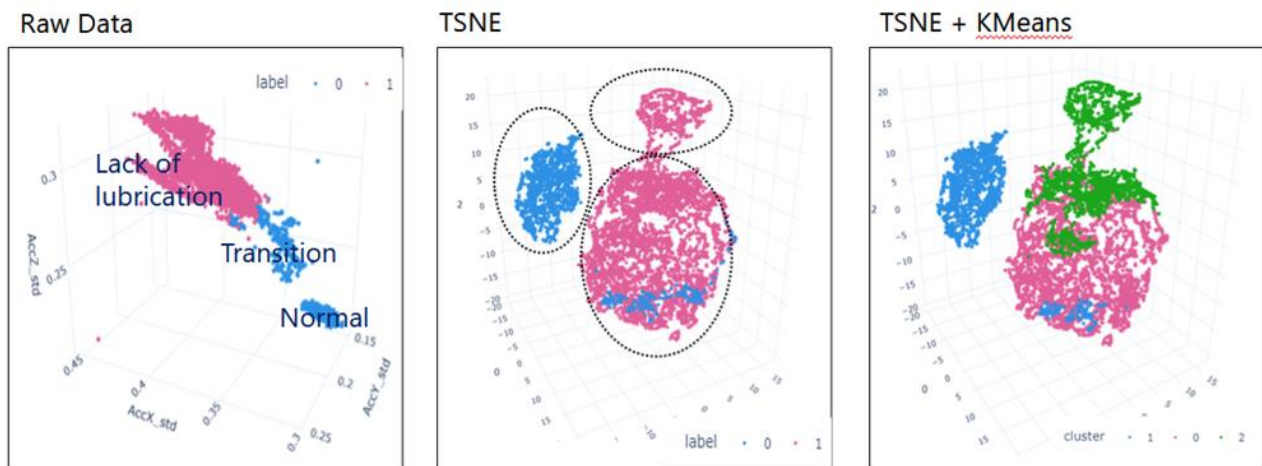


Abbildung 11: Clusterbildung der Features am Beispiel der Mangelschmierung

Die Merkmale zur Erkennung von Umkehrspiel wurden auf der Grundlage des Fachwissens von TRUMPF und WITTENSTEIN ermittelt. Auf dieser Basis wurden eine weitere KI-Modelle entwickelt, um das besagte Umkehrspiel zu erkennen. In Abbildung (siehe unten) wird beispielhaft das Umkehrspiel über die Experimente aufgetragen. Es ist zu erkennen, dass das reale Umkehrspiel in blau durch das Modell in orange („predicted“) erkannt wird. Es sind Ausreißer zu erkennen, der generelle Verlauf kann jedoch über das KI-Modell dargestellt werden.

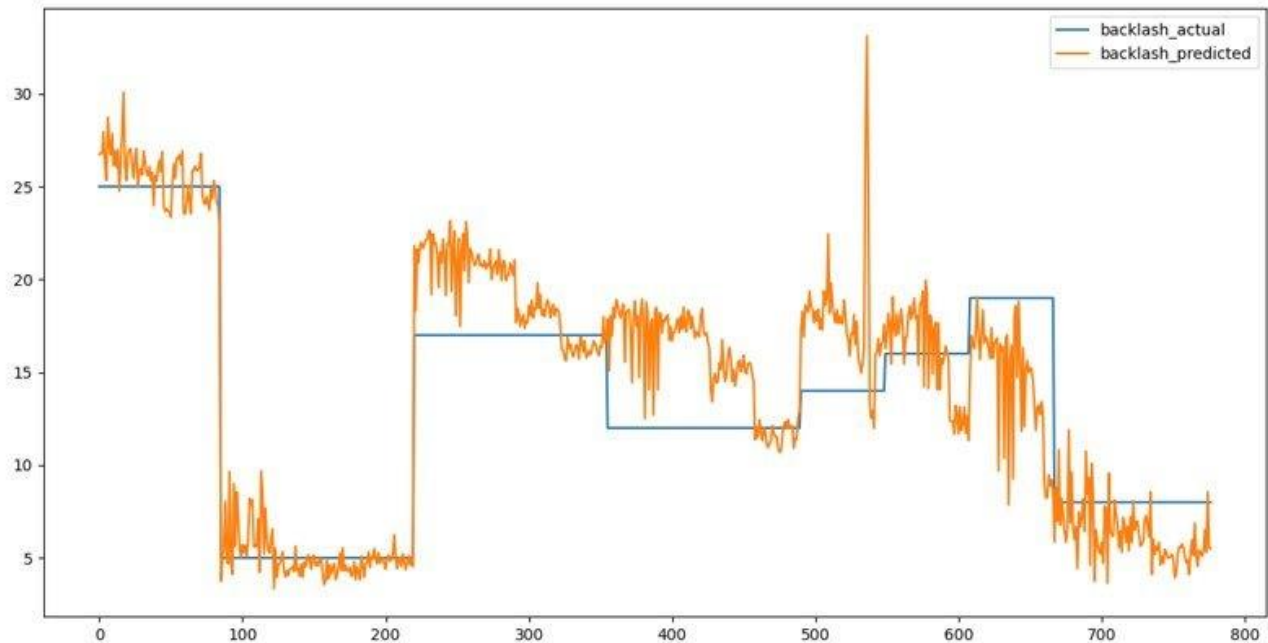


Abbildung 12: Leistung des KI-Modells bei der Umkehrspielerkennung

Für den herstellerübergreifenden sicheren Datenaustausch wurden im Arbeitspaket 3.1 insbesondere die Gewährleistung der Datensicherheit und Datenräume betrachtet. Dazu wurden verschiedene Dateiübertragungsprotokolle (OPC UA, SFTP, RSync, SCP) evaluiert. Es wurden verschiedene Tests mit OPC UA durchgeführt, jedoch zeigte sich, dass RSync als Open Source Lösung ein benutzerfreundliches Setup, eine schnelle Laufzeit sowie einen guten Support bietet. Auch bei der Auswahl der Datenbank wurden verschiedene Optionen (Influx DB, Timescale DB, PostgreSQL, Mongo DB, ...) verglichen und eine Entscheidung für eine Timescale DB getroffen. Zur Gewährleistung der Datensicherheit wird eine Client Broker Architektur als vielversprechend angesehen. Neben IDS (International Data Spaces) bietet PySyft eine Open-Source-basierte Lösung, die auch föderales Lernen unterstützt. Für die Implementierung der serverseitigen KI-Agenten wurde letztlich die Python-Bibliothek PySyft verwendet, die einfach zu administrieren ist und Datensicherheit gewährleistet.

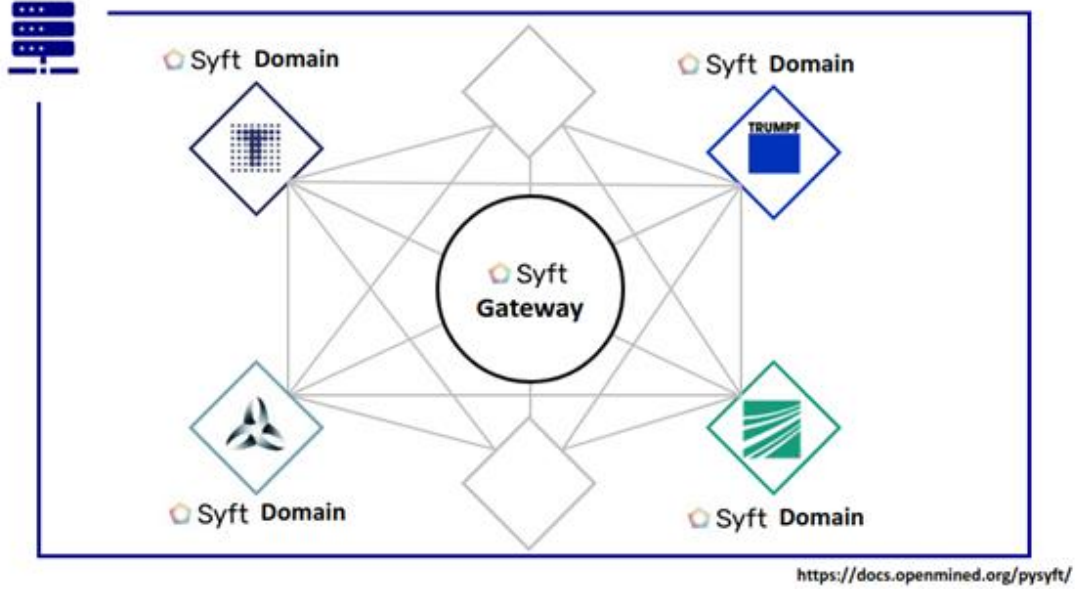


Abbildung 13: Vorgeschlagene Implementierung eines sicheren Datenraums mit PySyft

Zu diesem Zweck wurden verschiedene Rollen (Dateneigentümer und Datennutzer) implementiert. Der Dateneigentümer stellt die Daten zur Verfügung und der Datennutzer führt Berechnungen mit den Daten durch. Im Domain-Server werden die Regeln/Richtlinien definiert und verwaltet, die den Zugriff auf die Daten für Dritte festlegen. Ein Netzwerkserver (PyGrid) wird verwendet, um die Verbindung zwischen den jeweiligen Domänen und Nutzern zu ermöglichen und die Daten zu verteilen.

In Zusammenarbeit mit den Projektpartnern wurde ein Demonstrator aufgebaut (siehe Abbildung 14).

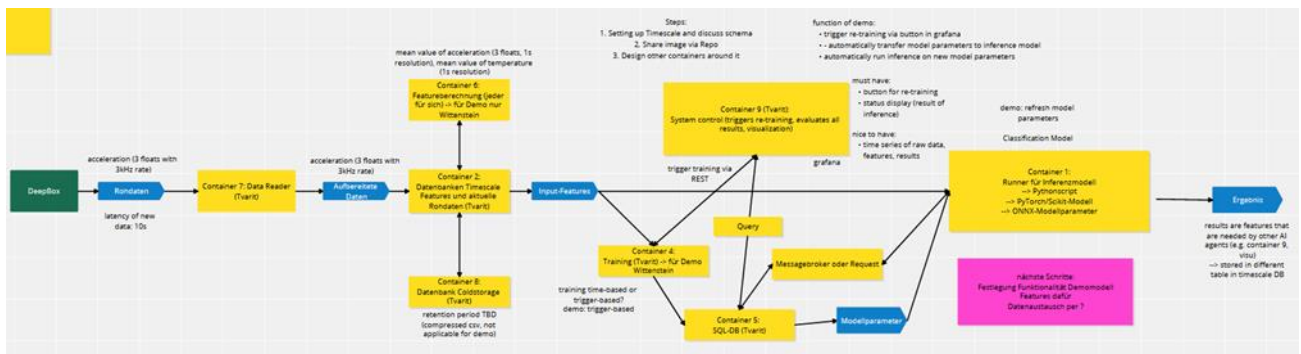


Abbildung 14: Erarbeitung der funktionalen Architektur des Demonstrators zur Darstellung des Datenflusses von der Sensorik bis zum Server unter Berücksichtigung sicherer Datenräume

Der Demonstrator beginnt mit dem Auslesen und Aktualisieren einer CSV-Datei aus der DeepBox und speichert die Daten in einer Rohdaten-Datenbank. Auf Basis dieser Datenbank erfolgt die Berechnung verschiedener

Kennzahlen, die in einer Kennzahlendatenbank gespeichert werden. Diese Kennzahlen bilden die Grundlage für das Training des ML-Modells und Dashboards.

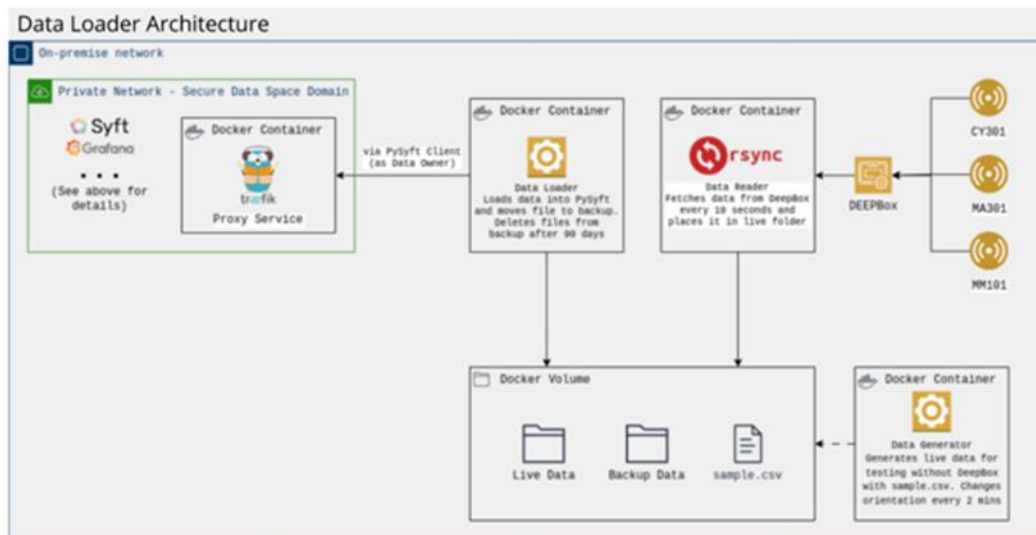


Abbildung 15: Schaffung eines Rahmens für die Bereitstellung von Aufgaben in einem sicheren Datenraum

Das **Fraunhofer LBF** hat zum Meilenstein 2 hinsichtlich der Dokumentation von wissens- und datenbasierten KI-Modellen zur Integration in eine herstellerübergreifende Zustandsüberwachung beigetragen, indem die Grundlagen für fachexpertenbasierte KI-Modelle gelegt wurden. In diesem Zusammenhang hat das Fraunhofer LBF ein tiefes Verständnis für die Methoden der sogenannten ANFIS-Netze sowie der Ableitung und Anwendung von Wissensgraphen entwickelt. Dabei wurden diese Methoden so gestaltet, dass (umgangssprachlich) vorhandenes Erfahrungswissen möglichst einfach aufgenommen und integriert werden kann. Die Anwendung dieser Methoden wurde den Partnern erläutert.

Basierend auf der vorangegangenen Kausalanalyse wurde ein prägnantes Anwendungsbeispiel identifiziert. Zur Analyse und Bewertung von Sensorwerten aus der Zustandsüberwachung wurde eine Kombination aus ANFIS-Netzen und Wissensgraphen implementiert. Für die Parametrisierung der Modelle wurde eine spezielle Interviewtechnik entwickelt und eingesetzt, um detaillierte Informationen und Erfahrungswissen von Fachexperten zu sammeln. Durch gezielte Interviews konnten spezifische Parameter und Regeln extrahiert werden, die das Modell optimierten und seine Genauigkeit verbesserten.

Die eingesetzten ANFIS-Netzwerke werden dabei zur Beurteilung der Kritikalität einer vorliegenden Fehlerursache genutzt, um untere und obere Wahrscheinlichkeitswerte für das Vorliegen einer Fehlerursache zu bestimmen. Hierbei berücksichtigen die Modelle ebenfalls eine geschätzte Informationsunsicherheit, die durch Experten formuliert und quantifiziert wurde. Im nachfolgenden Verarbeitungsschritt werden diese Informationen von einem Wissensgraphen genutzt, um – basierend auf durch Experten formulierte Argumentationslinien in Form einer Aussagelogik – untere und obere Wahrscheinlichkeitswerte für einen potenziellen

Maschinenstillstand zu prognostizieren. Zusätzliche Argumentationslinien des Wissensgraphen werden für die Differentialdiagnose zugrundeliegender Fehlerursachen genutzt.

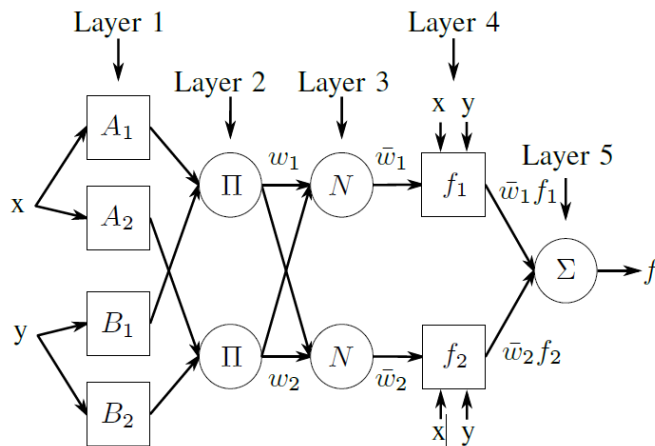


Abbildung 16: ANFIS-Netzwerk [29]

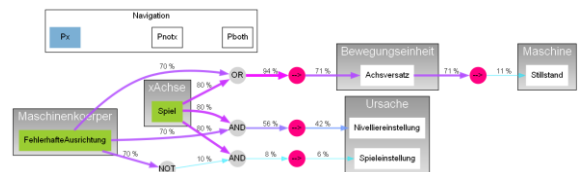


Abbildung 17: Possibilistischer Wissensgraph

### 2.4.3 Meilenstein 3

- Dokumentation zur Erläuterung des Entwicklungsprozesses für die funktionale und technische Softwarearchitektur mit verteilten KI-Agenten
- Implementierte KI-Agenten für eine herstellerübergreifende Zustandsüberwachung mit grundlegender Funktionsbeschreibung und Bedienungshinweisen
- Trainings- und Validierungsergebnisse des kooperativen KI-Ansatzes
- Implementierte, getestete und betriebsbereite Visualisierungen

Zum Meilenstein 3 war durch gemeinsame Workshops eine funktionale Architektur für die Zustandsüberwachung mit verteilten KI-Agenten entwickelt und die Infrastruktur für deren technische Umsetzung geschaffen. Für einen geeigneten Anwendungsfall waren die Agenten zur Datenerfassung, Feature-extraktion und Datenauswertung für eine herstellerübergreifende Zustandsüberwachung erarbeitet, implementiert und dokumentiert. Für die Darstellung der Ergebnisse wurden passende Visualisierungen erstellt.

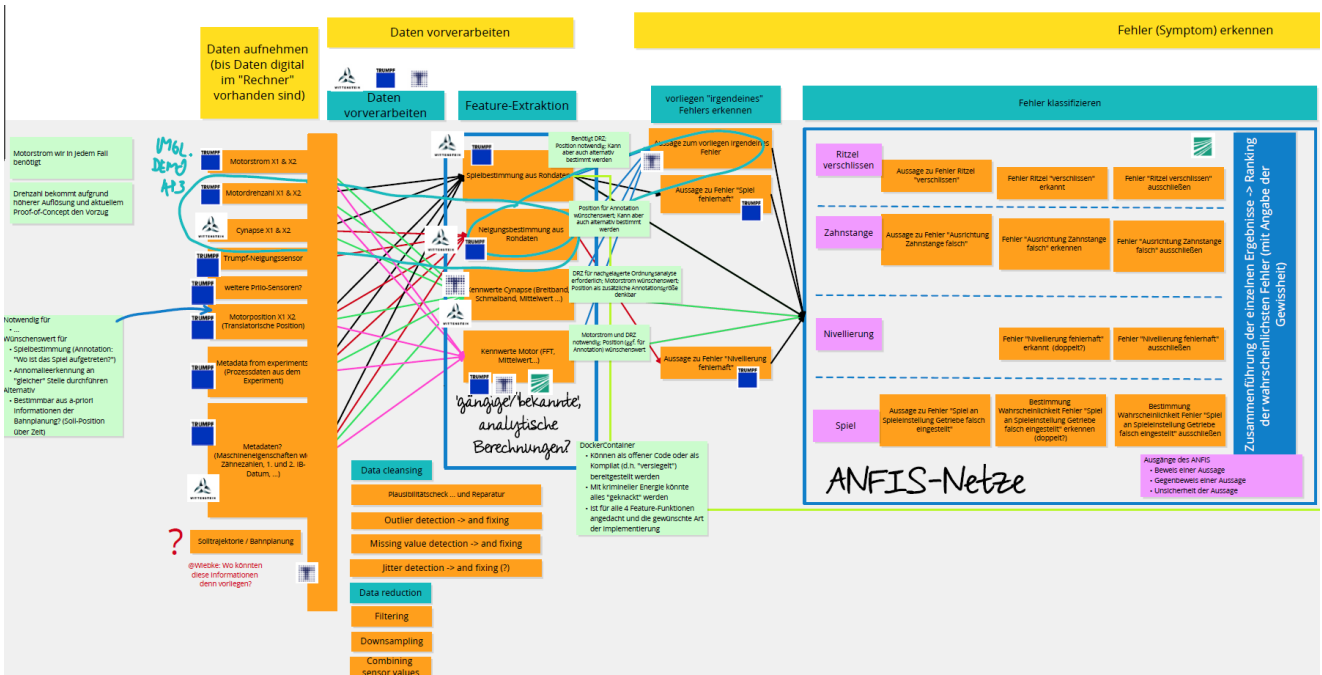


Abbildung 18: Grob-Konzept der funktionalen Architektur mit Arbeitskommentaren. Für den Demonstrator wurden zügig umsetzbare Anwendungsfälle ausgewählt.

In gemeinsame Workshops wurde unter der Moderation des Fraunhofer LBF eine funktionale und technische Architektur zur Zustandsüberwachung der Laserschneidmaschine mit verteilten KI-Agenten entwickelt. Ein Ausschnitt aus dem erarbeiteten Konzept ist in Abbildung 18 zu sehen. Gemeinsam wurden die zu nutzenden Datenquellen, die Schritte zur Datenvorverarbeitung und die verschiedenen Diagnosealgorithmen definiert und verortet. Dies beinhaltet die Findung eines wichtigen Anwendungsfalles und das Herausarbeiten weiterer Nutzungsmöglichkeiten für die anderen relevanten Stakeholder wie Komponentenlieferant und Maschinenbetreiber. Für ProKInect wurde die Benachrichtigung eines Service Technikers zu möglichen vorliegenden Schäden im Vorfeld eines Service Einsatzes des Maschinenherstellers ausgewählt.

Für diesen Anwendungsfall wurden die konkreten Funktionen in dieser Architektur und das Konzept des Datenflusses über SIPOC- und Flussdiagramme dokumentiert, das heißt Ein- und Ausgänge, Funktionalitäten, Verortung und Nutzer wurden definiert. Diese Aufteilung in unabhängige Algorithmen ist die Grundlage für die kollaborative Zusammenarbeit der Software unterschiedlicher Hersteller: die unabhängigen Softwarebausteine können das geschützte Wissen einer Firma enthalten wobei z.B. ausgewählte Daten sowie die Ergebnisse von KI-Agenten mit ausgewählten Softwarebausteinen anderer Hersteller herstellerübergreifend geteilt werden. Ein Teil des Anwendungsbeispiels, die Erkennung von Umkehrspiel an den Maschinenantriebsachsen, die benötigten Funktionen und die zuständigen Partner sind konzeptionell in Abbildung 19 zu sehen.

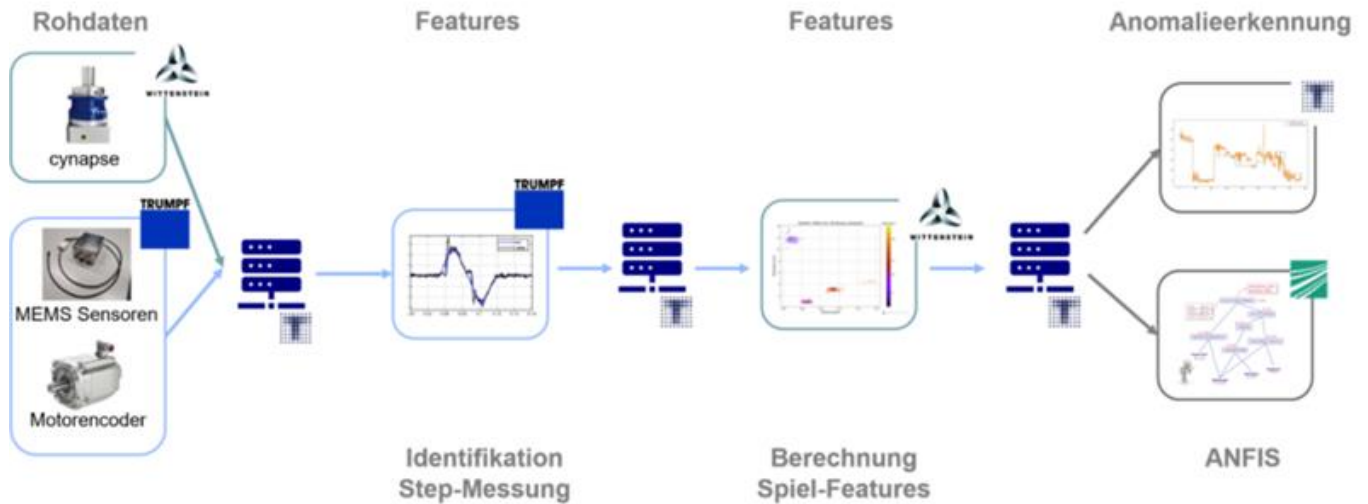


Abbildung 19: Konzept der automatischen Erkennung von Umkehrspiel durch verteilte und unternehmensübergreifende KI-Agenten

Parallel zu dieser Aufteilung in separierte Agenten und Softwarebausteine wurde im Rahmen von AP 3 der Hardwareseitige Datenfluss spezifiziert und über Demonstratoren realisiert.

**TRUMPF** hat für Meilenstein 3 gemeinsam mit den Projektpartnern eine funktionale und technische Architektur zur Zustandsüberwachung der Laserschneidmaschine mit verteilten KI-Agenten entwickelt. TRUMPF liefert in diesem Diagnoseökosystem folgende Anteile:

- Die Rohdaten des Motormesssystems, also Motorstrom und Motordrehzahl der zu untersuchenden Bewegungsachsen
- Die Rohdaten von verschiedenen Beschleunigungssensoren: Einem Vibrationssensor an der translatorisch bewegten Achse und einen Neigungssensor in der Nähe des Werkzeugs
- Die Soft- und Hardware zur zeitsynchronen, hochabgetasteten Erfassung aller Rohdaten (DEEPbox)
- Eine Funktion, um aus der messbaren Motordrehzahl die aktuelle Achsposition zu bestimmen
- Eine Funktion, um anhand der verfügbaren Rohdaten zu erkennen, welche Art der Bewegung in der Maschine gerade durchgeführt wird (Stillstand, konstante Geschwindigkeit, Positionierbewegung) Diese Information wird von den verschiedenen Diagnoseverfahren benötigt.
- Eine Funktion, um aus den Rohdaten des Neigungssensors den Winkel des Maschinenkörpers gegenüber der Umgebung zu berechnen.

Die genannten Agenten und Funktionen wurden über die von TVARIT bereitgestellte Infrastruktur auf dem Server implementiert.

Die technische Architektur wurde an einer Demonstrationsmaschine, einer 2D-Laserschneidmaschine im Versuchsbereich von TRUMPF Werkzeugmaschinen, in Betrieb genommen. Dazu wurde eine DEEPbox in die Maschine integriert und die Schnittstellen zum Motormesssystem geschaffen. Die verschiedenen Beschleunigungssensoren wurden an entsprechender Stelle angebracht (Abbildung 20).

Der lokale Server wurde mit der DEEPbox verbunden.



Abbildung 20: Messaufbau in einer 2D-Laserschneidmaschine von TRUMPF

Anhand von Trainingsdaten, die an der Demonstratormaschine mit beschriebenen Messaufbau aufgenommen wurden, wurde das implementierte Diagnose-Ökosystem getestet und validiert.

Für die Veranschaulichung der Daten und der Diagnoseergebnisse wurden mit den Projektpartnern verschiedene Visualisierungen in Grafana erstellt. Um die Dashboards für den Nutzer passend zu gestalten, wurde ein Interview mit einem TRUMPF Servicetechniker organisiert.

**WITTENSTEN** hat bei der oben erwähnten Entwicklung der funktionalen Architektur in enger Zusammenarbeit mit allen Partnern mitgewirkt. Für die Realisierung hat WITTENSTEIN neben der Bereitstellung der Rohdaten des cynapse-Sensors Softwarebausteine zur Extraktion aussagekräftiger Getriebekennwerte entwickelt und in die Infrastruktur des sicheren Datenraumes integriert. Außerdem wurde in enger Zusammenarbeit mit TRUMPF ein KI-Agent zur automatischen Analyse des Zahnstange-Ritzel-Umkehrspiels implementiert. Dieser bedient sich der bereitgestellten Rohdaten des Getriebes und des Antriebsreglers. Sofern ein geeigneter Messzyklus über

eine von TRUMPF implementierte Funktion erkannt wurde, wertet der KI-Agent den Zustand des Umkehrspiels aus und meldet das Ergebnis in den Datenraum zurück, wo es von weiteren KI-Agenten (z.B. ANFIS Netz) genutzt werden kann. Die korrekte Funktion wurde anhand einer Demonstration an der TRUMPF-Maschine nachgewiesen. Zur Nachvollziehbarkeit wurde eine entsprechende graphische Oberfläche implementiert, welche alle relevanten Daten der Spielüberwachung visualisiert (Abbildung 21).



Abbildung 21: Dashboard zur Visualisierung der relevanten Features zur Spieldetektion (Expertensicht).

Neben der technischen Umsetzung der KI-Bausteine wurde angeleitet durch WITTENSTEIN ein Konzept zur Umsetzung und Validierung des föderalen Lernens erarbeitet und dokumentiert.

TVARIT hat für Meilenstein 3 in gemeinsamer Abstimmung mit den Projektpartnern die funktionale Architektur des kollaborativen Zustandsüberwachungssystems erarbeitet. Insbesondere hat TVARIT die technische Infrastruktur zum sicheren Datenmanagement, zur Implementierung von Softwarebausteinen durch die verschiedenen Partner und zur zeitlich getriggerten Ausführung der voneinander abhängigen Algorithmen auf dem maschinennahen Server entwickelt und bereitgestellt (Abbildung 22, Abbildung 23).

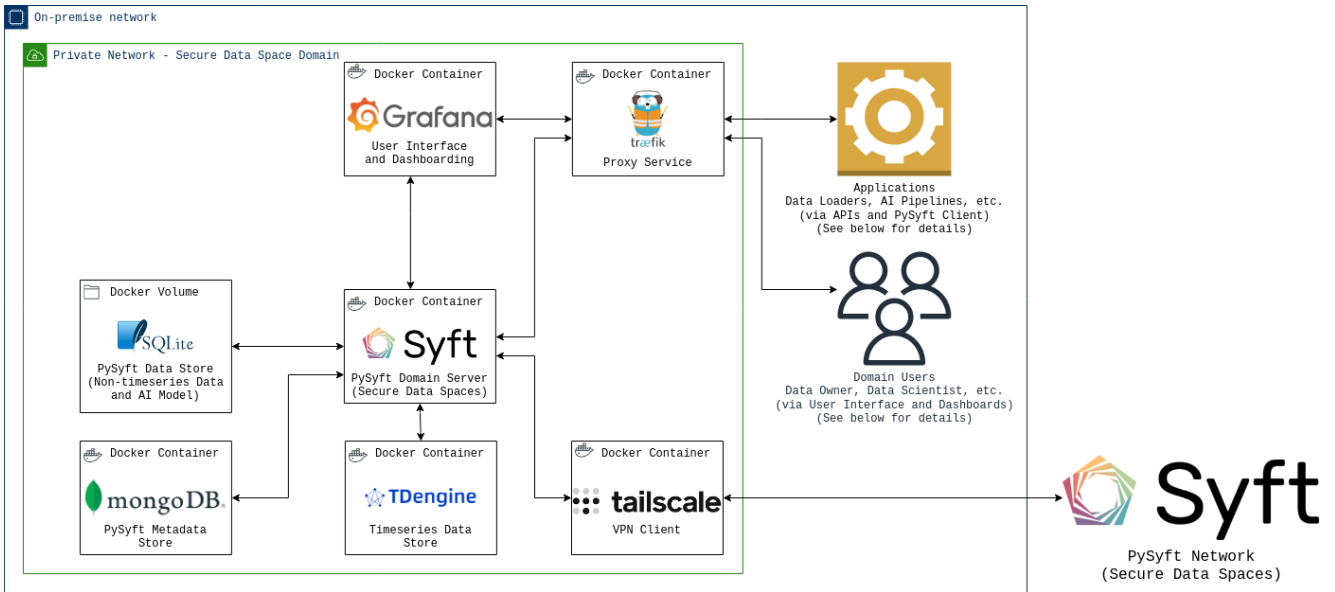


Abbildung 22: Architektur auf dem lokalen Server zum Zugriff, Datenmanagement und Visualisierung.

### Multilaterales Datenteilen

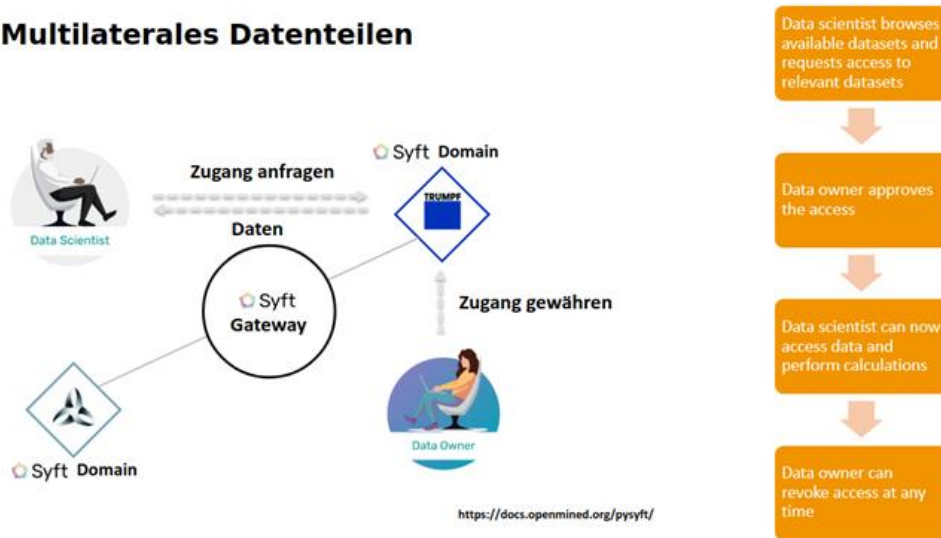


Abbildung 23: Konzept des sicheren Datenaustauschs zur Herstellerübergreifenden Diagnose mit PySyft

Der für dieses Projekt beschaffte Server wurde in den Räumlichkeiten von TRUMPF installiert, um die Live-Datenerfassung und -Analyse zu ermöglichen. Auf dem Server wurde ein sicherer Datenraum eingerichtet. Es wurden Algorithmen entwickelt, die die Rohdaten von der Sensorbox erfassen und Vorverarbeiten und in die Datenbank auf dem Server schreiben. Die Datenqualitätsprüfungen und -harmonisierung sind als Agenten

integriert, die auf einem sicheren Datenraum laufen. Ein KI-Modell wurde für den Anwendungsfall „Erkennung von Umkehrspielen“ implementiert und im sicheren Datenraum bereitgestellt.

Für eine benutzerfreundliche Darstellung der Daten und Diagnosen wurde eine Grafana Oberfläche bereitgestellt und die Partner bei der Erstellung eigener Visualisierungen durch Beispiele und geeignete Methoden unterstützt.

Die oben genannten Punkte wurden erstmals auf der Konsortialsitzung 11/2023 vorgestellt und mit Prozessexperten der Anwendungspartner diskutiert (Abbildung 24).

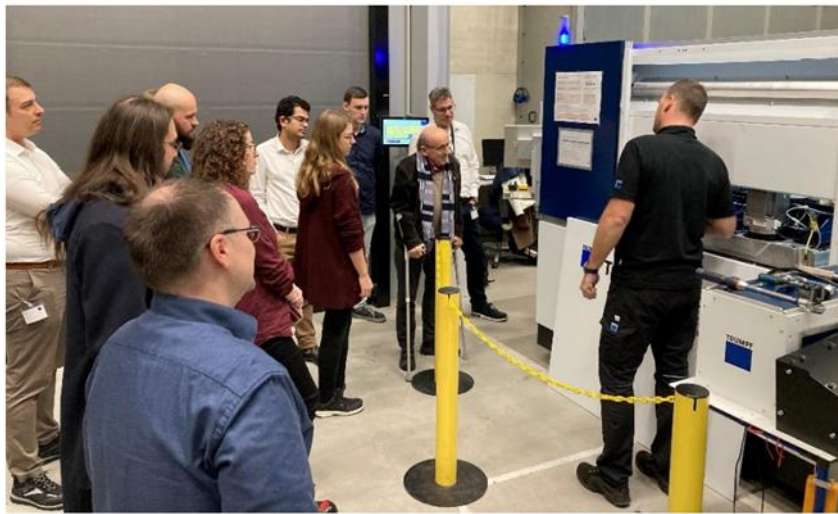
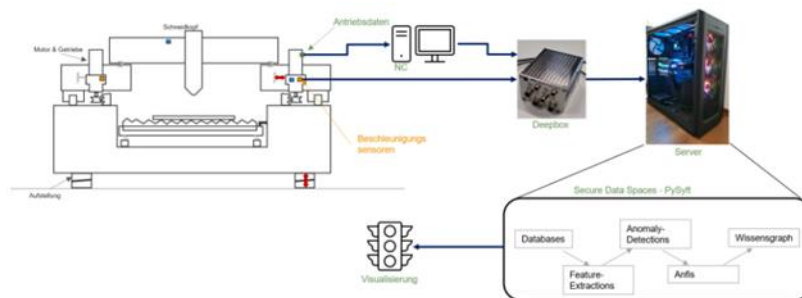


Abbildung 24: Erste Demonstration der entwickelten Diagnosefähigkeiten über kollaborative KI-Agenten beim Konsortialtreffen November 2023 bei TRUMPF.

Der Beitrag des **Fraunhofer LBF** zum Meilenstein 3 betraf insbesondere die Dokumentation und Erläuterung des Entwicklungsprozesses für die fachliche und technische Softwarearchitektur mit verteilten KI-Agenten. Hierzu wurde der notwendige, alle Partner umfassende KI-Engineering-Prozess durch das Fraunhofer LBF initiiert, moderiert und dokumentiert. Dieser Prozess begann mit der Definition des lohnenden Zielnutzens auf Basis der Erkenntnisse aus der Analysephase und erstreckte sich über eine Anforderungserhebung, die

funktionale Dekomposition, die Aufteilung und physische Allokation der Funktionen bis hin zu einer Implementierungsphase, in der die Umsetzung bis hin zur Demonstration vorangetrieben wurde.

Darüber hinaus hat das Fraunhofer LBF KI-Agenten für die herstellerübergreifende Zustandsüberwachung implementiert - hier insbesondere die Agenten auf Basis der ANFIS-Netze (die eine Abschätzung der Zuverlässigkeit der getroffenen Aussagen erlauben) sowie die Agenten, die mittels Wissensgraphen auf die Ursachen der erkannten Fehler schließen lassen. Dies umfasst auch die Implementierung, den Test und die Betreuung der entsprechenden betriebsbereiten Visualisierungen.

#### 2.4.4 Meilenstein 4

- Funktionsnachweis der kollaborativen Zustandsüberwachung mit verteilten und herstellerübergreifenden KI-Agenten in anwendungsnahen Testfällen an einer TRUMPF-Maschine
- Quantifizierte Zielgröße (Mean Time Between Failures) für das Zielsystem mit kollaborativer Zustandsüberwachung
- Abschließende Technologie- und Potenzialanalyse zur Begleitung und Unterstützung der Transfermaßnahmen über den Abschluss des Verbundvorhabens hinaus

Zum Meilenstein 4 waren die erarbeiteten Ergebnisse in einer Live-Demo an einer Laserschneidmaschine präsentiert und validiert. Die Live-Demo bestand aus der kollaborativen Datenerfassung, dem sicheren Datenteilen, der Erkennung von Umkehrspiel und Maschineneigung anhand herstellerübergreifender, wissensbasierte KI-Agenten, dem Zusammenspiel von über der Hierarchie verteilten Agenten sowie einem Ansatz zum föderalen Lernen.

Für eine Bewertung des Nutzens des erarbeiteten Zielsystems wurde eine quantitative Abschätzung der System-KPIs getroffen. Zu Beginn des Projekts wurde eine umfangreiche Analyse über Häufigkeiten und Themenbereiche von Servicefällen durchgeführt. Ein Ausschnitt der Analyseergebnisse ist in dem Fehlerbaum in Abbildung 26 zu sehen.

Anhand dieser Daten wurde eine Mean Time Between Failures (MTBF) für Fehlerfälle im Bezug auf die Bewegungseinheiten des ausgewählten Maschinentyps bestimmt.

Die MTBF setzt sich zusammen aus der Zeit, bis der Fehler auftritt (Mean Time To Failure MTTF) und der Zeit bis zu Wiederinstandsetzung (Mean Time To Repair MTTR), siehe Abbildung 25.

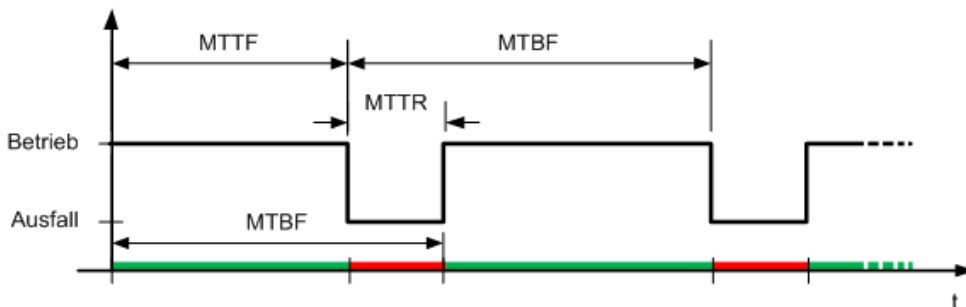


Abbildung 25: Definition von Betriebs- und Ausfallzeiten.

Quelle: <https://support.maxongroup.com/hc/de/articles/360017808654-Zuverl%C3%A4ssigkeitsanalyse-Fehlerrate-MTBF>

Der in ProKInect gewählte Anwendungsfall der automatischen Überwachung und Differentialdiagnose von Umkehrspiel über kollaborative KI-Agenten ist in erster Linie eine Unterstützung für den Servicetechniker. Bisher ist die Bestimmung des Umkehrspiels ein aufwändiger manueller Prozess, der bei nahezu allen Auffälligkeiten an der Bewegungseinheit der 2D-Laserschneidmaschinen vom Servicetechniker durchgeführt werden muss. Die manuelle Messung des Umkehrspiels aller Zahnstange-Ritzel-Achsen der Maschine kann bis zu eine Stunde Zeit in Anspruch nehmen. Hinzu kommt die Gefahr für den Techniker durch Eingreifen in den Verbirbereich der Maschine bei eingeschalteten Antrieben sowie die Subjektivität des Verfahrens, was zu massiven Ergebnisverzerrung führt. Zu der Zeit der Spielmessung kommt ebenso die Zeit für die Bestimmung der Ursache für eine Spielveränderung hinzu. Dazu gehört das Messen der Maschinenneigung, welches ebenso viel Expertise und teures Messequipment benötigt.

Durch die Automatisierung des gesamten Prozesses der Spiel- und Neigungsmessung sowie der Bewertung der Zusammenhänge hinsichtlich der Differentialdiagnose kann die Servicezeit, das heißt die MTTR, massiv reduziert werden. Auf Basis der Einsatz-Daten vom Stand 04/2022 ergibt sich durch ProKInect eine Reduzierung der gesamten Tätigkeitsdauer von 622 h, das sind mehr  $\frac{1}{4}$  der Servicezeiten die die entsprechenden Antriebsachsen betreffen und über 6% der Einsatzzeiten auf die gesamte Bewegungseinheit bezogen.

13			
14			
15	Fälle mit Überprüfung Spiel, Neigung	480	
16	Fälle mit Tatsächlichem Fehler Spiel, Neigung	65	
17			
18	Durchschnittliche Zeit pro Serviceeinsatz [h]	4,701935484	
19	Durchschnittliche Zeit für Spiel & Neigungsmessung [h]	1,5	
20			
21	Gesamte Tätigkeitsdauer ohne ProKInect [h]	2256,93	
22	Gesamte Tätigkeitsdauer mit ProKInect [h]	1634,43	
23			
24	Zeitersparnis durch Wegfall manueller Überprüfung von Spiel & Neigung [h]	622,5	
25	Prozentuale Zeitreduktion durch ProKInect [%]	27,58	
26	Prozentuale Zeitreduktion bezogen auf alle Tätigkeiten zur Bewegungseinheit durch ProKInect [%]	6,81	
27			
28			

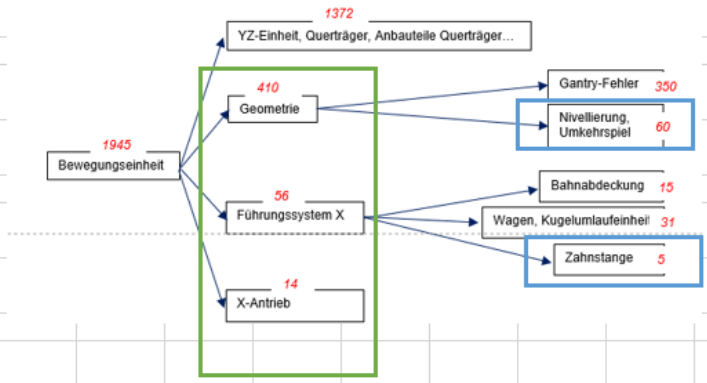


Abbildung 26: Abschätzung des quantitativen Mehrwerts durch die in ProKInect entwickelte Diagnosefunktionalität

Neben diesem Hauptnutzen der Einsatzeitreduzierung, also der Verringerung der MTTR, kann durch die Bewertung der Kritikalität der beobachteten Fehler auf den Gesamtmaschinenzustand sowie über die zeitlichen Verläufe der Messwerte im Sinne des Predictive Maintenance auch frühzeitig auf Veränderungen reagiert werden. Einsätze entsprechend geplant werden. Das steigert insgesamt die Zuverlässigkeit der Maschinen und langfristig auch die gesamte MTBF/MTTF, was aber zu diesem Zeitpunkt noch nicht quantitativ bestimmt werden kann.

Die Möglichkeiten und Potentiale zur weiteren Verwertbarkeit der Ergebnisse wurden in gemeinsamen Diskussionen erarbeitet und bei der Abschlussveranstaltung vorgestellt. Die erzielten Nutzen und die konkreten Maßnahmen zur Verwertung sind in Kapitel 2.6 beschrieben.

Zum Abschluss des Projekts wurden die erarbeiteten Ergebnisse in anwendungsnahen Testfällen an einer TRUMPF Maschine umgesetzt und validiert.

Die entwickelten Fähigkeiten zur Erfassung herstellerübergreifender Daten und der Implementierung von Diagnoseverfahren auf unterschiedlichen Hierarchieebenen wurde in zwei Vorführungen gezeigt. Dabei wurden gezeigt, wie sowohl über den lokalen Server als auch direkt auf dem Edge-Device, der DEEPbox, Sensordaten

erfasst und prozessiert, KI-Agenten trainiert und herstellerübergreifende Diagnosealgorithmen implementiert werden können.

An dem in Meilenstein 3 beschriebenen Testaufbau an einer 2D-Laserschneidermaschine der Firma TRUMPF wurde der im Rahmen der Entwicklung der funktionalen Architektur identifizierte reale Anwendungsfall nachgestellt:

Während der Achsbewegung wird über die entwickelten Diagnosealgorithmen das Umkehrspiel und die Maschinenneigung automatisiert bestimmt. Über wissensbasierte KI-Agenten werden die Werte in verschiedene Zustandsklassen eingeordnet und die Fehlerursache und die Möglichkeit eines daraus folgenden Maschinenstillstands geschätzt.

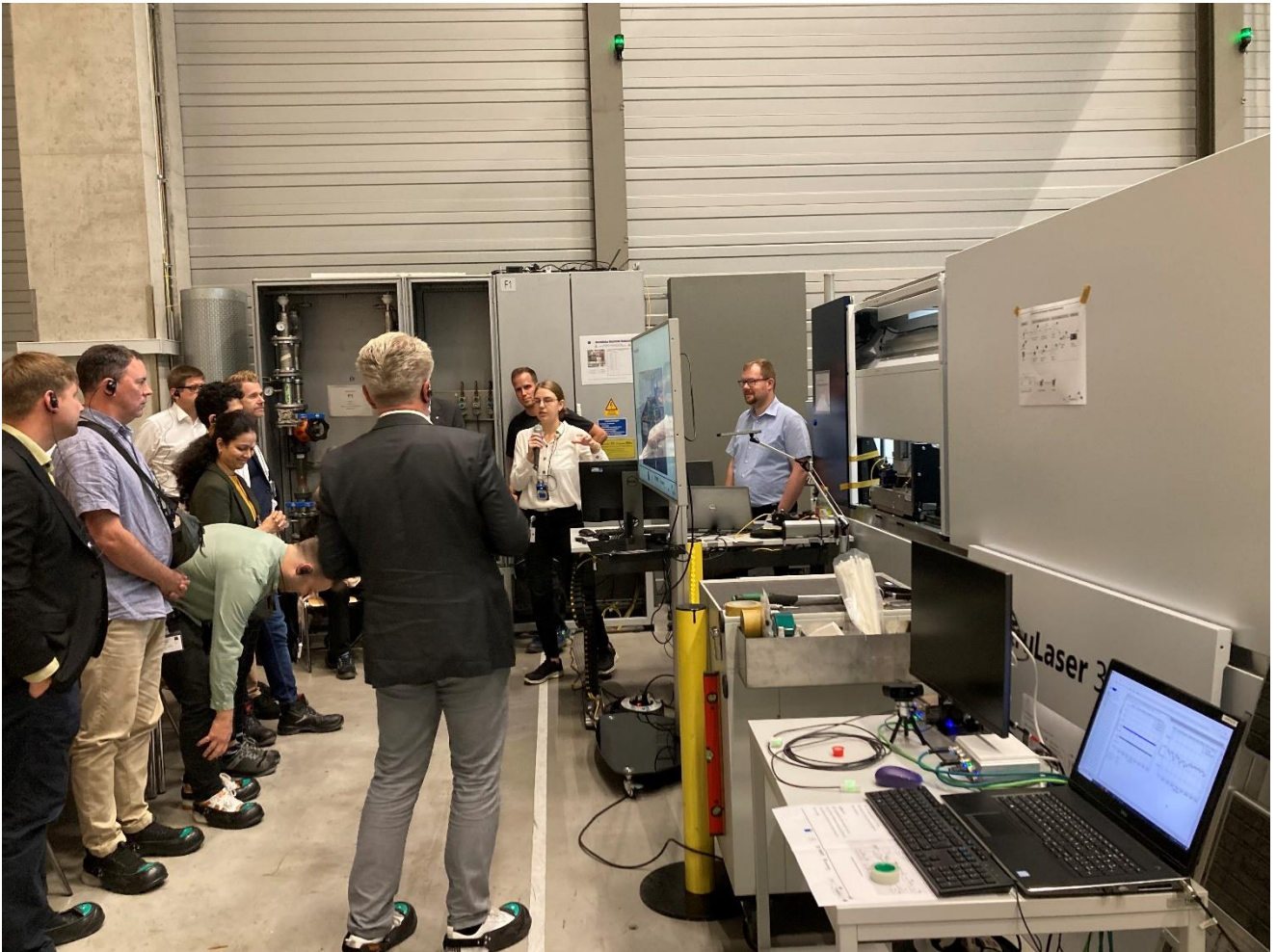
Durch einen Servicetechniker wird zunächst das Umkehrspiel auf verschiedene Werte eingestellt, ebenso die Maschinenneigung.

Die entwickelte Zustandsdiagnose gibt über Visualisierungen den jeweiligen Nutzern – Techniker, Maschinenbauer und Komponentenlieferant – die nötigen Informationen, um den Zustand zu bewerten, Handlungsempfehlungen abzuleiten, Performance-Analysen und Differentialdiagnosen durchführen zu können.

Dieses Anwendungsbeispiel wurde beim Abschlusstreffen vorgeführt (Abbildung 27: Demonstration des Gesamtsystems an einer realen 2D Laserschneidermaschine im Rahmen der Abschlussveranstaltung.).

**TRUMPF** hat für Meilenstein 4 maßgeblich zur Schaffung der Demonstratoren im Laufe des Projekts beigetragen. Dazu wurden mehrere Versuchsmaschinen hardware- und softwareseitig ausgerüstet, in mehreren Iterationen Testläufe durchgeführt und die entwickelten Methoden validiert. Zudem wurden Live-Vorführungen der Ergebnisse bei zwei Konsortialtreffen ermöglicht.

Neben der Vorstellung der Fehlerdiagnose an der Laserschneidermaschine wurde besonderes Augenmerk auf die Fähigkeiten des in ProKinect weiterentwickelten Edge-Devices DEEPbox gelegt. In einer zweiten Demonstration beim Abschlusstreffen wurde gezeigt, wie KI-Agenten direkt auf der DEEPbox laufen können. So können beispielsweise die hochfrequent erfassten Rohdaten vorprozessiert werden, sodass nur die relevanten Informationen weitergegeben und die Datenmenge so stark reduziert werden kann. Auch klassische KI-Anwendungen wie Bild- und Audioerkennung können auf der DEEPbox ausgeführt werden. Verschiedene solcher Anwendungen wurden ebenfalls beim Abschlusstreffen vorgeführt und diskutiert.



*Abbildung 27: Demonstration des Gesamtsystems an einer realen 2D Laserschneidemaschine im Rahmen der Abschlussveranstaltung.*

Über Experteninterviews wurde abgeschätzt, welchen Nutzen die entwickelte herstellerübergreifende Zustandsdiagnose hat. Es wird deutlich, dass dadurch ungeplante Maschinenstillstände deutlich reduziert, Servicezeiten verringert und Performance von Maschine und Komponente gesteigert werden kann.

Die entwickelten Methoden sollen zum Teil in die bestehende Maschinendiagnose bei TRUMPF eingebunden werden bzw. in nachfolgenden Projekten weiterentwickelt werden.

**WITTENSTEIN** hat für Meilenstein 4 ein iteratives Vorgehen im Projekt etabliert, um den Demonstrator von Konsortialtreffen zu Konsortialtreffen weiterzuentwickeln und mit neuen Features anzureichern. So entstand in nachvollziehbaren Entwicklungsschritten ausgehend von einem kleinen Tisch-Aufbau zur Demonstration der Konnektivität der funktionale Gesamtdemonstrator unter Einbeziehung der Maschineninfrastruktur und unter Verwendung sicherer Datenräume. Im Zuge dessen hat WITTENSTEIN die Definition der weiteren

Entwicklungsschritte mitgestaltet und bei der Vorbereitung und Umsetzung realer Anwendungsfälle und deren Demonstration im abschließenden Konsortialtreffen, wie zuvor beschrieben, aktiv mitgewirkt.

**TVARIT** hat für Meilenstein 4 ein Federated-Learning-Konzept implementiert. Hier ist ein kurzer Überblick über das Konzept, der die Feinheiten eines KI-Konzepts umreißt, bei dem Data Science ohne Kopie der realen Daten verwendet wird (Abbildung 28). Es stellt sicher, dass die Kundendaten beim Kunden verbleiben und nur Modellgewichte auf Serverebene mit dem globalen Modell geteilt werden, um die Vorhersagen zu verbessern.

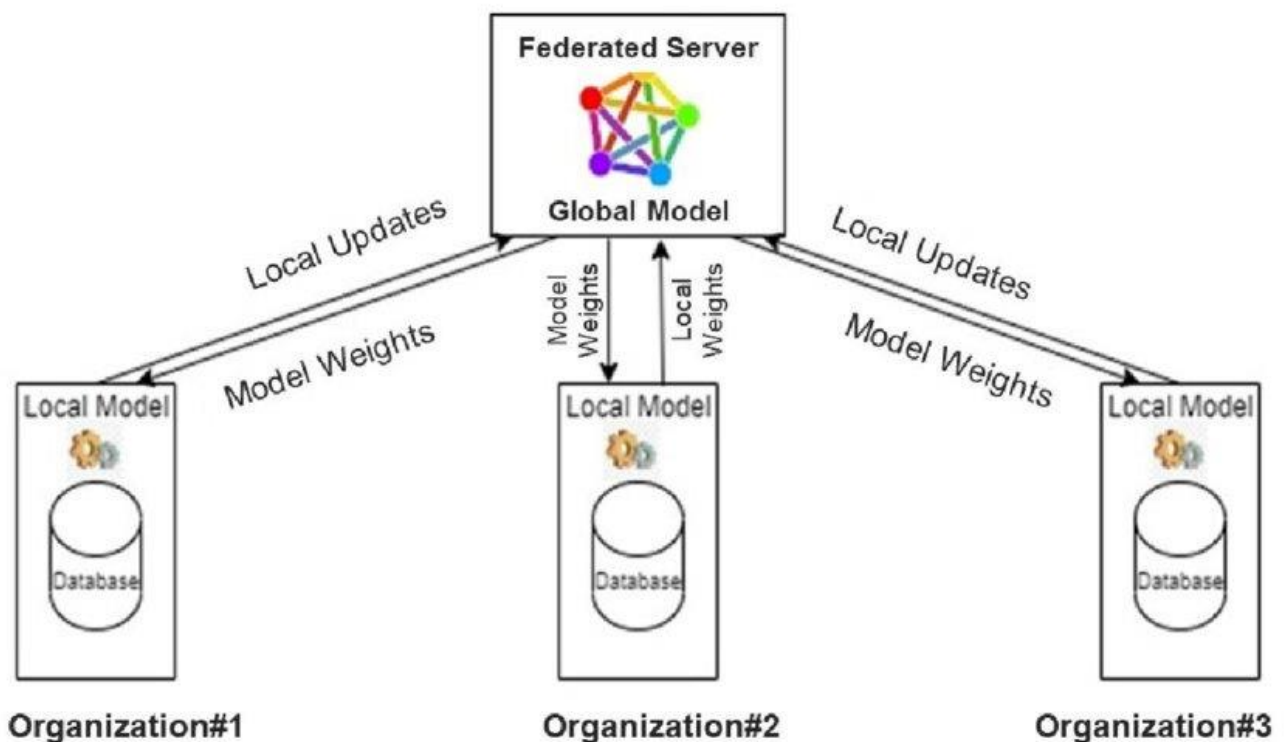


Abbildung 28: Konzept von Federated Learning

In einem föderierten Lernsystem besteht der Federated Server darin, ein Anfangsmodell zu trainieren und dieses als globales Modell auf PySyft hochzuladen. Sobald ein neues Client-Modell verfügbar ist, werden die Gewichte mit dem globalen Modell aggregiert, und das globale Modell wird in PySyft aktualisiert. Auf der Client-Seite ruft der Federated Client, wenn ein neues globales Modell verfügbar ist, dieses von PySyft ab und beginnt mit den Vorhersagen. Zudem wird täglich um Mitternacht das laufende Modell mit neuen Daten neu trainiert und als Client-Modell auf PySyft hochgeladen.

Für die anwendungsnahe Abschlussdemonstration hat TVARIT basierend auf verschiedenen Interaktionen mit Projektteammitgliedern Dashboards für verschiedene Benutzergruppen erstellt. Diese wurden dann über mehrere Benutzerinterviews mit Maschinenbenutzern validiert. Das Feedback dieser Interviews wurde wieder gut in diese Dashboards integriert und die endgültigen Dashboards werden den Konsortialpartnern präsentiert.

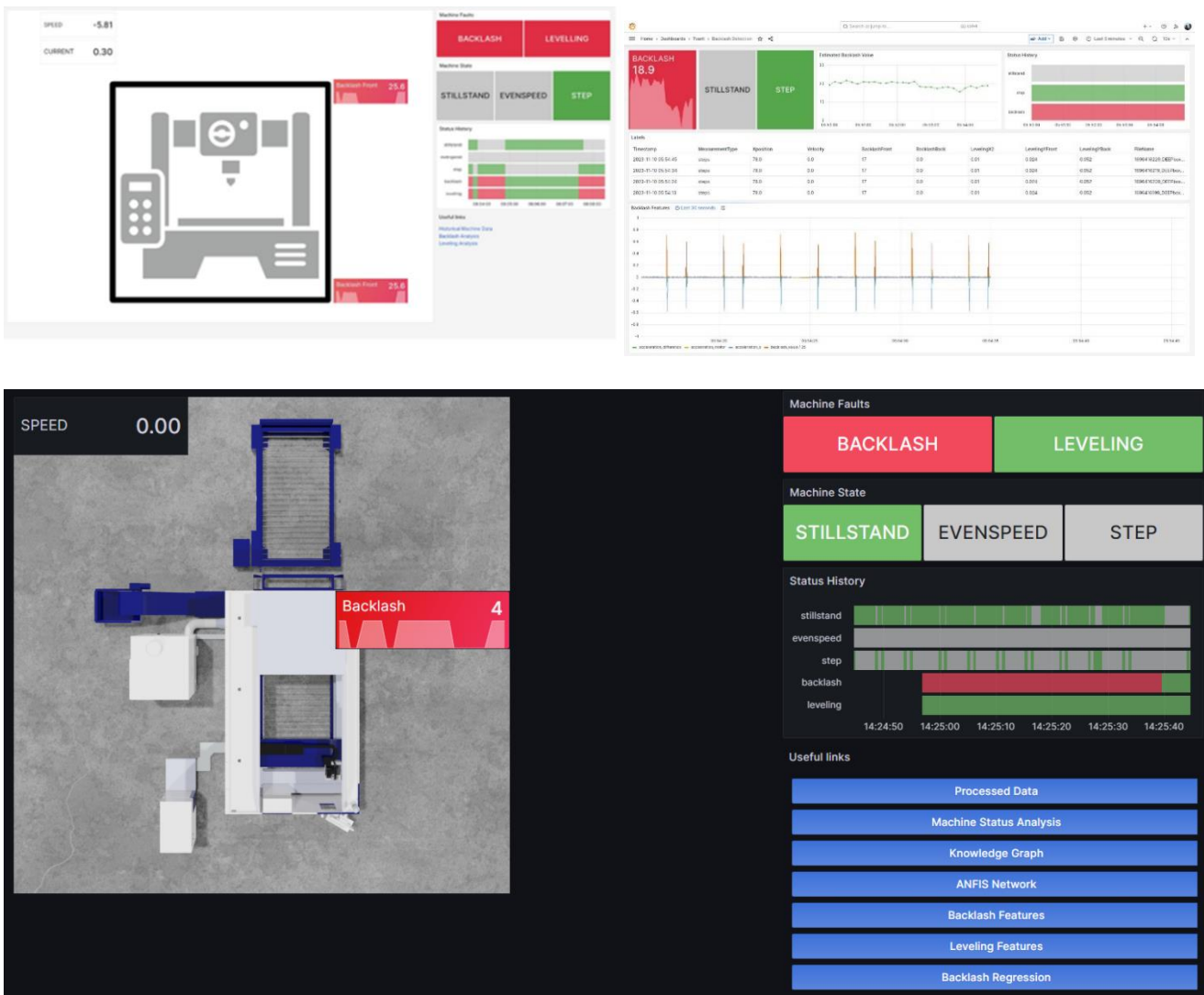


Abbildung 29: Dashboards für den Endnutzer des ProKInect Diagnosesystems in seinen verschiedenen Entwicklungsiterationen

Zu Meilenstein 4 trägt das **Fraunhofer LBF** zum Funktionsnachweis der kollaborativen Zustandsüberwachung mit verteilten und herstellerübergreifenden KI-Agenten in anwendungsnahe Testfällen an einer TRUMPF-Maschine dadurch bei, dass die zuvor implementierten KI-Agenten und Visualisierungen plausibilisiert und

validiert wurden. Weiterhin wurden die Agenten und Visualisierungen für einen erweiterten Demonstrationsfall angepasst und betriebsbereit gehalten (Abbildung 30).

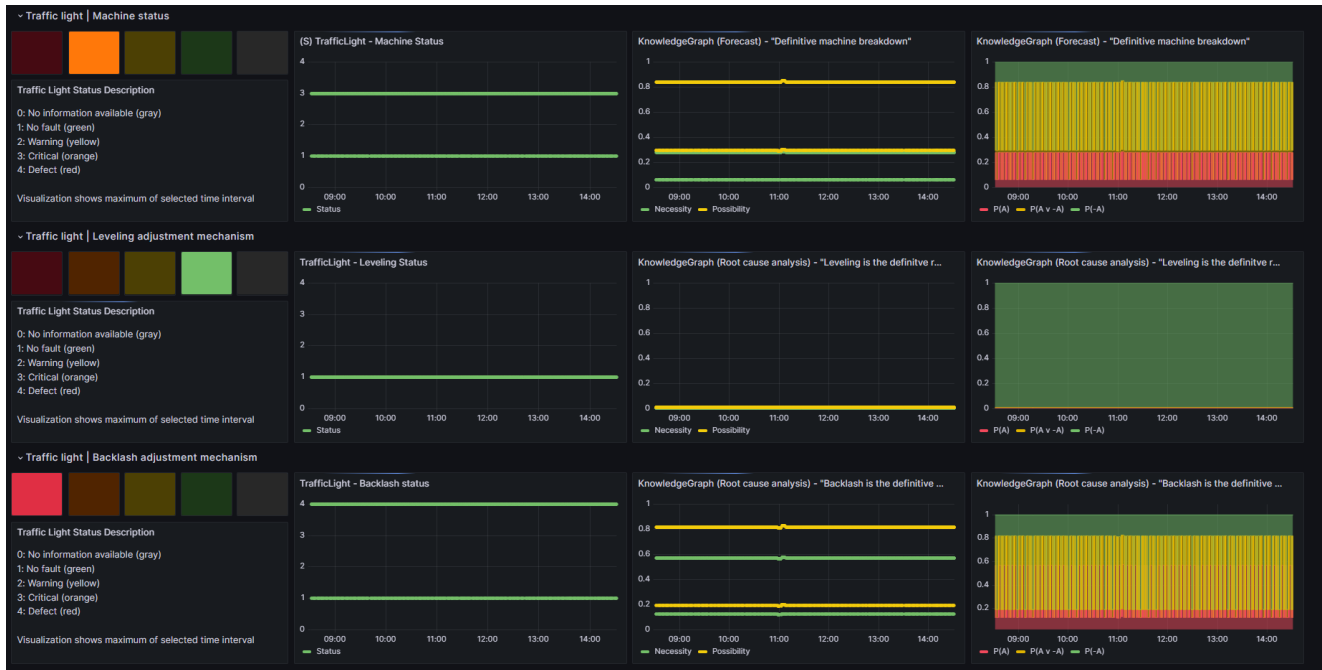


Abbildung 30: Dashboard zur Darstellung der Live-Berechneten Maschinen und Komponentenzustände aus dem Wissensgraphen

Zur quantitativen Bewertung des Nutzens eines kollaborativen Überwachungssystems wurde anhand der zu Beginn des Projektes eine MTBF bezogen auf die untersuchten Maschinenabschnitte berechnet. Diese wurde über die Projektlaufzeit aktualisiert. Auf dieser Grundlage wurden gemeinsam mit TRUMPF die erzielbaren Zeitersparnisse durch das in ProKInect entwickelte System abgeschätzt.

## 2.5 Darstellung des während des Vorhabens bekannt gewordenen Fortschritts auf diesem Gebiet bei anderen Stellen

Die Arbeitsgruppe der Plattform Industrie 4.0 beschäftigt sich seit einigen Jahren mit dem Thema Multilaterales Datenteilen. Dabei werden Voraussetzungen für und Nutzen durch das unternehmensübergreifende Teilen von Daten, aus Sicht von Maschinen- und Anlagenbauern, Komponentenlieferanten und Fabrikbetreibern, beleuchtet. Ende September 2020 veröffentlichte die Arbeitsgruppe das Whitepaper *Kollaborative datenbasierte Geschäftsmodelle. Collaborative Condition Monitoring – Wie durch unternehmensübergreifende Kollaboration Mehrwert generiert werden kann.* [28], bei dem die Anwendung des Datenaustauschs zur Zustandsüberwachung erstmals vorgestellt und der Begriff des Collaborative Condition Monitorings in diesem Sinn eingeführt wird.

Darauf aufbauend wurden mehrere Aktivitäten in diesem Anwendungsgebiet durchgeführt, vorrangig geleitet durch die Fraunhofer Institute ISST und IOSB-INA, die TU Dortmund und Partner wie der Robert Bosch GmbH und der Siemens AG. Der Fokus dieser Arbeiten lag auf der Analyse des erforderlichen Datenraums und der Ableitung von Gestaltungsdimensionen, wie technischen und rechtlichen Fragestellungen oder geeigneten Geschäftsmodellen. Als Anwendungsfall wird hier vor allem auf die Zusammenführung von Digitalen Zwillingen zur Zustandsüberwachung der unterschiedlichen Komponenten und Maschinen im Format der Verwaltungsschale fokussiert. [30] und [31] sind Veröffentlichungen, die die Ergebnisse dieser Arbeiten beschreiben.

Motiviert aus den Aktivitäten der Arbeitsgruppe Collaborative Condition Monitoring der Plattform Industrie 4.0 wurde 2023 im Förderprogramm des BMWK „Manufacturing-X“ ein Teilprojekt zum Thema Condition Monitoring led Services initiiert, welches sich ebenfalls mit den Methoden des multilateralen Datenaustauschs zur herstellerübergreifenden Zustandsdiagnose von Werkzeugmaschinen und Komponenten beschäftigt [[Factory-X](#)].

Die Nähe der beschriebenen Aktivitäten zum Verbundprojekt ProKInect ist als positiv zu bewerten. Die erfolgten Analysen und Umsetzungsmethoden stellen eine Anreicherung und Ergänzung der eigenen Forschungsergebnisse dar und bestätigen die Relevanz dieses Themas. Ebenso ist die Arbeitsgruppe der PI40 stark an realen Anwendungsfällen für die erarbeiteten Methoden interessiert, weshalb Ende 2023 die Inhalte von ProKInect für eine weitere, praxisnahe Veröffentlichung der PI40 bereitgestellt werden konnten [32] und dadurch einer großen interessierten Community vorgestellt wurden.

## 2.6 Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere die Verwertbarkeit der Ergebnisse

Die Arbeiten in ProKInect zeigen erstmals an einem konkreten Anwendungsbeispiel die Herausforderungen, Lösungsmöglichkeiten und den Nutzen eines kollaborativen Zustandsüberwachungssystems für Werkzeugmaschinen. Das soll als Ausgangslage für weitere Entwicklungen hinsichtlich eines multilateralen Datenraums in der Werkzeugmaschinenbranche, sowie für die Weiterentwicklung herstellerübergreifender Diagnosemethoden dienen. Auch die erarbeitete und angewendete Methodik Expertenwissen in KI-basierte Diagnosealgorithmen zu integrieren, bietet im konservativen und aus tiefer fachlicher Expertise bestehenden deutschen Maschinenbau großes Potential, welches durch ProKInect aufgezeigt werden konnte und auf großes Interesse gestoßen ist. Im Folgenden beschreiben alle Konsortialpartner ihren konkreten individuellen Nutzen und geplanten Maßnahmen zur Verwertung der Ergebnisse.

**TRUMPF** hat im Rahmen des Forschungsprojekts großen Mehrwert erzielt durch die tiefgehende Systemanalyse und der Dokumentation von Expertenwissen im Bereich der Bewegungseinheit der aktuellen Laserschneidmaschinenserie. Die im Projekt angewendeten Methoden zur System- und Fehlermodenanalyse sowie zur Dokumentation und Integration von Wissen in statistische und KI-basierte Fehlerzustandsmodelle sollen auch zukünftig bei TRUMPF Verwendung finden.

In Zusammenarbeit mit den Projektpartnern konnten neue Diagnosemethoden über das Einbeziehen von Komponentendiagnosen entwickelt werden, die maßgeblich zur Verringerung von Servicezeiten und Reduzierung unbeplanter Maschinenstillstände beitragen.

Als Voraussetzung dafür, wurde im Rahmen von ProKinect die eigene IoT-Hardware und Software weiterentwickelt, zur Kommunikation mit der Maschine mit zugekauften Komponenten, wie dem WITTENSTEIN-Cynapse-Getriebe befähigt. Zudem konnte die Fähigkeit der maschinennahen Implementierung von KI-Agenten auf dem Edge-Device ausgebaut und nachgewiesen werden.

Kurzfristig sollen die entwickelten Diagnosealgorithmen in die eigene Maschinendiagnoseplattform integriert werden. Zudem will sich TRUMPF weiter in der Entwicklung von Standards zur herstellerübergreifenden Zustandsdiagnose einbringen und diese in der eigenen Datenpipeline umsetzen. Mittelfristig sollen weitere Komponenten über das eigene Edge-Device in die Maschinendiagnose angebunden werden sodass langfristig durch eine aufwandsarme Integration intelligenter Komponenten und kooperierender KI-Agenten eine ganzheitliche Maschinendiagnose bis auf Komponentenebene möglich wird.

Für **WITTENSTEIN** liegt der maßgebliche Nutzen des Forschungsprojektes ProKinect im gewonnen vertieften Verständnis bezüglich der Anforderungen und den Möglichkeiten zur Zustandsüberwachung von Zahnstange-Ritzel Systemen auf Basis des cynapse® Sensors. Im Rahmen des Förderprojektes wurde die grundsätzliche Eignung des Sensors für derartige Aufgaben nachgewiesen und durch wertvolle Gespräche mit TRUMPF im Projektverlauf Kundenanforderungen zur kollaborativen Zustandsdiagnose identifiziert.

Weiter zeigt die entwickelte kollaborative Zustandsüberwachung, wie eine von WITTENSTEIN entwickelte Zustandsdiagnose einer Komponente, z.B. des Getriebes oder eines Ritzel-Zahnstange Systems, in das Gesamtkonzept einer Maschinenüberwachung eingebunden werden kann, ohne dass WITTENSTEIN Kernwissen preisgegeben wird. Dies kann auf andere Kunden von WITTENSTEIN übertragen werden und ist sicher auch für andere Komponentenhersteller von Interesse.

Zusätzlich hat WITTENSTEIN wertvolle Einblicke in verschiedene Methodiken gewonnen, die zukünftig bei WITTENSTEIN Verwendung finden können. Beispiele sind

- Das Vorgehen bei der Entwicklung von FMEA, Bayes Netz und ANFIS Netz.
- Die Vorgehensweise für die Entwicklung der funktionalen Softwarearchitektur mit verteilten (KI) Agenten.
- Vorgehen und potenzielle Schwierigkeiten der technischen Integration von cynapse in eine Kundenmaschine.

Kurzfristig wird WITTENSTEIN weiter an der Entwicklung von Algorithmen zur Überwachung von Zahnstange-Ritzel Systemen, insbesondere für den Anwendungsfall der Mangelschmierung, arbeiten. Mittelfristig soll die Konnektivität des WITTENSTEIN Produktportfolios sowohl durch physische als auch virtuelle Sensoren (Digitaler Zwilling) ausgebaut werden. Langfristig sieht WITTENSTEIN einen großen Mehrwert aus der Nutzung eines entstehenden industriellen Datenraumes für die Auslegung und Optimierung der Produkte und damit direkt einen Mehrwert für Kunden in vielen Branchen des Maschinen- und Anlagenbaus.

Mit den Ergebnissen des Forschungsprojekts wird die **Tvarit GmbH** das eigene Produktportfolio sowie die eigene Technologieplattform erweitern. Insbesondere mit der eigenen Technologieplattform wurde Tvarit auch im Anschluss an dieses Projekt das Ziel einer Technologieführerschaft im Bereich der industriellen KI-Anwendungen verfolgt. Die Anbindung weiterer Teilnehmer im sicheren Datenraum, speziell für Maschinenanwender von TRUMPF Maschinen, können helfen das Konzept des Projektes weiter zu verstärken, indem mehrere Daten aus verschiedenen Quellen vorliegen und somit die Generalisierung des KI – Modelles für TRUMPF Maschinen erhöht wird.

Das **Fraunhofer LBF** plant, die Methoden der funktionalen Analyse und probabilistischen FMEA, die Erfahrungen und Fähigkeiten in der Moderation und Dokumentation von KI-Engineering-Prozessen sowie das Wissen und Fähigkeiten zu ANFIS-Netzen und Wissensgraphen inkl. der Methoden zu deren Nutzung für das Entwickeln erklärbarer KI-Modelle, die Expertise von Fachkräften integrieren zur verwerten. Dabei wird kurzfristig angestrebt, die erworbenen Methoden und Fähigkeiten zur Unterstützung von FuE-Projekten im Kundenauftrag anzuwenden und die Vermittlung von Wissen, Erfahrungen und Methoden in einem zweitägigen Seminar der Fraunhofer Allianz Big Data & KI anzubieten. Mittelfristig sollen die Methoden und Fähigkeiten als Werkzeuge in geförderten Forschungsprojekten Anwendung finden und Anwendung der Methoden zur erklärbaren KI sollen im ebenfalls Rahmen von geförderten Forschungsprojekten weiterentwickelt werden. Die Weiterentwicklung der probabilistischen FMEA im Rahmen ist ebenso ein langfristiger Plan für geförderten Forschungsprojekten wie die Entwicklung einer Methode für die a-priori-Bewertung von Diagnosesystemen.

## 2.7 Zusammenarbeit mit anderen Stellen außerhalb des Verbundprojektes

ProKInect ist eines von insgesamt vierzehn Projekten des Förderprogramms „Lernende Produktionstechnik – Einsatz künstlicher Intelligenz (KI) in der Produktion (ProLern)“ des BMBF. Um die Vernetzung zwischen den verschiedenen Projekten zu fördern, wurde ein 2022 und 2023 jeweils ein ProLern-Treffen vom PTKA organisiert, bei dem die Projektleiter sich gegenseitig ihre Inhalte und Zwischenergebnisse vorstellen und darüber in den Austausch kommen konnten. Hierbei haben auch Vertreter aus ProKInect teilgenommen und somit Einblicke in die eigenen Arbeitsinhalte schaffen. In vielen Diskussionen und Gesprächen wurde insbesondere die Thematik des gemeinsamen, sicheren Datenraums und der herstellerübergreifenden Nutzung von Daten zur Diagnose thematisiert.

Aus dem ProLern-Treffen entstand eine weitere Initiative, bei der sich die Teilnehmer des ProKInect-Konsortiums mit dem Schwester-Projekt „AICom“ für einen tiefergehenden Austausch getroffen haben. In einem gemeinsamen Workshop Ende 2022 gab es Gelegenheit in die gemeinsamen Inhalte tiefer einzusteigen, voneinander zu lernen und über Herausforderungen und mögliche Lösungen zu diskutieren.

Das Fraunhofer LBF ist in der Initiative Mittelstand digital des BMWK geförderter Partner im Mittelstand Digital Zentrum Darmstadt. In diesem Rahmen werden Seminare, bilaterale Fachgespräche und weitere Veranstaltungsformen für Industrieunternehmen und KMU angeboten, in den ein Transfer des Digitalisierungswissen von den Forschungsinstitutionen zu den Unternehmen stattfindet. Teile des im Rahmen von ProKInect erworbene Erfahrungswissens und der entwickelten Methoden wurde hierbei in den letzten Jahren

---

zum Beispiel in den Seminaren „Daten- und KI-basierte Zustandsüberwachung“ oder „Risiken in Produktionsanlagen erkennen und mindern“ weitergegeben. Aktuell befindet sich eine Verlängerung des Mittelstand-Digital Zentrums Darmstadt in der Beantragung. Hierin vorgesehen sind neben weiteren Fachgesprächen auch eine Fortführung des Angebots „Daten- und KI-basierte Zustandsüberwachung“ sowie neu zu entwickelnde Formate, in denen ggf. Erkenntnisse aus ProKinect Verwendung und damit Transfer finden.

Darüber hinaus befindet sich aktuell mit dem Seminar „Wissensbasierte KI-Systeme zur Zustandsüberwachung in der Produktion“ ein wesentlich auf Erkenntnissen von ProKinect basierendes Angebot in Entwicklung. Dieses Seminar soll als Teil der Weiterbildungsreihe „Data Scientist“ der Fraunhofer Allianz Big Data und Künstliche Intelligenz angeboten werden.

Schlussendlich gehört das Fraunhofer LBF zur Fraunhofer-internen Smart Maintenance Community. Diese strebt an, die Erkenntnisse der Institute zu bündeln und damit Industrieunternehmen passgenaue Angebote machen können. Erkenntnisse aus ProKinect sind hier schon in das Portfolio der Angebote und Kompetenzen eingegangen und wurden und werden in gemeinsam organisierten Veranstaltungen beworben (zuletzt z. B. im Vortrag auf der maintenance 2024 in Dortmund).

## 2.8 Veröffentlichungen und Vorträge

### Veröffentlichungen

- (1) S. Kupjetz, W. Zenn and S. Röding, „Presentation of a causal model of relevant failure patterns for the development of knowledge-based AI models using the example of machine tools,” *31. VDI-Fachtagung Technische Zuverlässigkeit 2023*, Nürtingen, Germany, <https://doi.org/10.24406/publica-1792>
- (2) W. Zenn, A. Keck, M. Beck, S. Herold and T. Melz, "Automated backlash determination on rack-and-pinion drives," *2023 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, Seattle, WA, USA, 2023, pp. 1202-1207, [Automated backlash determination on rack-and-pinion drives | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore](#)
- (3) W. Zenn, A. Ast, S. Herold, and T. Melz. "Simulation of backlash on rack-and-pinion axes for condition monitoring purposes," 2023, *International Conference on Data-Integrated Simulation Science (SimTech2023)*, Stuttgart, Germany, 2023, [Simulation of backlash on rack-and-pinion axes \(uni-stuttgart.de\)](#)
- (4) W. Zenn, J. Butz and J. Millitzer, "Knowledge-Based AI Model for the Detection of Pinion Wear," *2023 7th International Conference on System Reliability and Safety (ICSRS)*, Bologna, Italy, 2023, pp. 428-433, [Knowledge-Based AI Model for the Detection of Pinion Wear | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore](#)

## Vorträge

- VDMA Expertenkreis Machine Learning, Frankfurt, 11.05.2022: ProKinect – Herstellerübergreifende und verteilte KI in Werkzeugmaschinen, Sebastian Röding, WITTENSTEIN SE
- Lageregelseminar 2023, Institut für Steuerungstechnik der Werkzeugmaschinen und Fertigungseinrichtungen (SW) Universität Stuttgart, 12. & 13.9.2023: *Kollaborative Zustandsdiagnose von Werkzeugmaschinen am Beispiel einer automatischen Überwachung von Zahnstange-Ritzel-Spiel in 2D-Laserschneidmaschinen*, Wiebke Zenn, TRUMPF SE + Co. KG
- MathWorks Day for Machinebuilder, Mathworks München, 11.10.2023: Umkehrspiel im Zahnstange-Ritzel-Antrieb (Simulation zur Analyse, Trainingsdaten erstellen, KI-Modell erstellen & Trainieren, Auswerten...), Dominik Scheller und Wiebke Zenn, TRUMPF SE + Co. KG
- Infotag Simulation und Visualisierung, VDMA Frankfurt, 23.11.2023: KI unterstützte virtuelle Produktentwicklung durch Analysen und Trainingsdatenerzeugung zur Fehlerdiagnose an Zahnstange-Ritzel-Antrieben, Alexandra Ast und Wiebke Zenn, TRUMPF SE + Co. KG
- maintenance 2024 Dortmund, ScienceCenter, 22.02.2024: Entwicklung und Pilotierung eines unternehmensübergreifenden maschinellen Lernens für die Zustandsdiagnose, Wiebke Zenn, Sebastian Röding, [Andreas Friedmann](#)

### 3 Literaturverzeichnis

- [1] AIAG/VDA, Failure Mode and Effects Analysis (FMEA) Handbook, AIAG and VDA QMC, 2019.
- [2] U.S. Department of Defense, MIL-P-1629, Procedures for Performing a Failure Mode, Effects and Criticality Analysis, 1949.
- [3] DIN EN 60812: Analysis Techniques for System Reliability - Procedure for Failure Mode and Effect Analysis (FMEA), Geneva: IEC, 1991.
- [4] ISO 13379-1:2012 Condition monitoring and diagnostics of machines - Data interpretation and diagnostics techniques: Part 1: General guidelines, Geneva: ISO, 2012.
- [5] B. Kaiser und M. Rauschenbach, „Probabilistic Extension of Failure Net Based FMEA,“ *European Safety and Reliability Conference (ESREL)*, p. 1359–1366, 2015.
- [6] M. Rauschenbach, Probabilistische Grundlage zur Darstellung integraler Mehrzustands-Fehler-modelle komplexer technischer Systeme. Ph.D. dissertation, Darmstadt: TU Darmstadt, 2017.
- [7] M. Rauschenbach und J. Nuffer, „Quantitative FMEA and Functional Safety Metrics Evaluation in Bayesian Networks,“ *Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference (ESREL)*, pp. 2475-2482, 2019.
- [8] G. Weidl, A. Madsenb und S. Israelson, „Applications of object-oriented Bayesian networks for condition monitoring, root cause analysis and decision support on operation of complex continuous processes,“ *Computers and Chemical Engineering*, Bd. 29, p. 1996–2009, 2005.
- [9] R. Fuentes, On Bayesian Networks for Structural Health and Condition Monitoring. PhD thesis, University of Sheffield, 2017.
- [10] DIN ISO 17359:2018-05, Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen - Allgemeine Anleitungen, Berlin: DIN, 2018.
- [11] DIN ISO 20816-1:2017-03, Mechanische Schwingungen - Messung und Bewertung der Schwin-gungen von Maschinen - Teil 1: Allgemeine Anleitungen, Berlin: DIN, 2017.

- [12] DIN ISO 13373-1:2002-07, Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen - Schwingungs-Zustandsüberwachung - Teil 1: Allgemeine Anleitungen, Berlin: DIN, 2002.
- [13] VDI 3839 Blatt 1:2001-03 Hinweise zur Messung und Interpretation der Schwingungen von Maschinen - Allgemeine Grundlagen,, Düsseldorf: VDI, 2001.
- [14] DIN ISO 13373-2:2016-11, Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen - Schwingungs-Zustandsüberwachung - Teil 2: Verarbeitung, Analyse und Darstellung von Schwingungsmesswerten, Berlin: DIN, 2016.
- [15] VDI 3832: Körperschallmessungen zur Zustandsbeurteilung von Wälzlagern in Maschinen und Anlagen, Düsseldorf: VDI, 2013.
- [16] ISO 13381-1:2015-09, Condition monitoring and diagnostics of machines - Prognostics - (ISO 13381-1:2015-09): Part 1: General guidelines, Geneva: ISO, 2015.
- [17] VDI 4550 Blatt 3:2021-01 Schwingungsanalysen - Verfahren und Darstellung - Multivariate Verfahren, Düsseldorf: VDI, 2021.
- [18] M. Bauer, P. Albertelli und M. Monno, „A review of prognostics and health management of machine tools,“ *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Bd. 107, p. 2843–2863, 2020.
- [19] X. Chen und B. Q. Q. C. S. Wand, „Basic research on machinery fault diagnostics: Past, present, and future trends,“ *Front. Mech. Eng.*, Bd. 13(2), p. 264–291, 2018.
- [20] M. Walther, Antriebsbasierte Zustandsdiagnose von Vorschubantrieben, Stuttgart: Jost Jetter Verlag, 2011.
- [21] M. Tantau, L. Perner, M. Wielitzka und T. Ortmaier, „Backlash Identification in Industrial Positioning Systems Aided by a Mobile Accelerometer Board with Wi-Fi,“ *Proceedings of the 17th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, pp. 576-584, 2020.
- [22] J. Peter, L. Ott, M. Dörr, T. Gwosch und S. Metthiesen, „Sensor-integrating gears: wear detection by in-situ MEMS acceleration sensors,“ *Forschung im Ingenieurwesen*, Bd. 86, p. 421–432, 2021.
- [23] H. Ding, R. X. Gao, A. J. Isaksson, R. G. Landers, T. Parisini und Y. Yuan, „State of AI-Based Monitoring in Smart Manufacturing and Introduction to Focused Section,“ *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Bd. 25, Nr. 5, p. 2143–2154, 2020.

- [24] S. Selcuk, „Predictive maintenance, its implementation and latest trends,“ *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, Bd. 231, Nr. 9, p. 1670–1679, 2017.
- [25] A. Holzinger, „Explainable AI (ex-AI),“ *Informatik Spektrum*, Bd. 41, Nr. 2, p. 138–143, 2018.
- [26] D. Karaboga und E. Kaya, „Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey,“ *Artificial Intelligent Review*, Bd. 52, Nr. 4, p. 2263–2293, 2019.
- [27] P. Kairouz, „Advances and Open Problems in Federated Learning,“ <https://arxiv.org/pdf/1912.04977>, 2019.
- [28] Plattform Industrie 4.0, „Kollaborative datenbasierte Geschäftsmodelle. Collaborative Condition Monitoring – Wie durch unternehmensübergreifende Kollaboration Mehrwert generiert werden kann,“ Bundesministerium für Wirtschaft, Berlin, 2020.
- [29] J.-S. Jang, „ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system,“ *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Bd. 23, Nr. 3, pp. 665-685, 1993.
- [30] Plattform Industrie 4.0, „Multilaterales Datenteilen in der Industrie Ielbild am Beispiel des „Collaborative Condition Monitoring“ als Basis für neue Geschäftsmodelle,“ Berlin, 2022.
- [31] P. Hagenhoff, S. Biehs, F. Möller und B. Otto, „Designing a Reference Architecture for Collaborative Condition Monitoring Data Spaces: Design Requirements and Views.,“ in *Design Science Research for a Resilient Future. DESRIST 2024*, 2024.
- [32] Plattform Industrie 4.0, „Collaborative Condition Monitoring – ohne Nutzen, kein Sinn. Ein Praxisbeispiel,“ 2024.