

Intelligente Vernetzung zur autonomen Fräsbearbeitung von Strukturbauteilen (TensorMill)

Laufzeit: 01.05.2019 – 31.07.2022

Gemeinsamer Ergebnisbericht des BMBF Verbundprojektes TensorMill

Alexander Fertig (Projektkoordinator und Hrsg.)
Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen

Die diesem Bericht zugrunde liegenden Arbeiten der Projektpartner wurden mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) im Förderschwerpunkt „Industrie 4.0 – Kollaborationen in dynamischen Wertschöpfungsnetzwerken (InKoWe) innerhalb des Rahmenkonzeptes „Forschung für die Produktion von morgen“ gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA-KIT) betreut.

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

Autoren

A. Fertig
C. Teige, H. Blech
M. Schmittberger, S. Wörner
P. Weisemann
L. Linner, J. Zeitz, K. Huynh
M. Blum
A. Holl
T. Simnacher, P. Laube
M. Duck, M. Wilhelm

PTW, Darmstadt
IFW, Hannover
Roemheld, Laubach
Ceratizit, Hannover
Linner, Wolnzach
AWB, Lampertheim
PFW, Speyer
GFT, Konstanz
GROB, Mindelheim

Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

Veröffentlicht unter CC-BY 4.0 International
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

Inhaltsangabe

1	EINLEITUNG	4
2	AUFGABENSTELLUNGEN UND ZIELE DES FORSCHUNGSVORHABENS	5
2.1	Gesamtziele und Aufgaben des Verbundprojekts „TensorMill“	5
2.2	Individuelle Aufgaben und Ziele der einzelnen Verbundpartner	7
3	VORAUSSETZUNG UNTER DER DAS VORHABEN DURCHGEFÜHRT WURDE ..	12
4	WISSENSCHAFTLICHER UND TECHNISCHER STAND ZU BEGINN UND ENDE DES VORHABENS	17
4.1	Wissenschaftlicher Stand zu Beginn und Ende des Vorhabens	17
4.2	Technischer Stand zu Beginn und Ende des Vorhabens	19
5	PLANUNG UND ABLAUF DES VORHABENS	27
6	ERGEBNISSE DER PROJEKT-ARBEITSBEREICHE.....	36
6.1	Anforderungsdefinition und Konzepterstellung	36
6.1.1	Referenzprozessentwicklung	36
6.1.2	Definition der Datenhoheit.....	41
6.1.3	Anforderungen an Technologie-App.....	42
6.2	Digitalisierung und Vernetzung.....	45
6.2.1	Vernetzung der Partnerunternehmen und Maschinen.....	45
6.2.2	Zusammenführung der Daten in der TensorMill-Cloud	55
6.3	Werkstückseitige Prozessüberwachungseinheit – Sensorisches Spannsystem	60
6.3.1	Entwicklung der werkzeugseitigen Prozessüberwachungseinheit.....	62
6.3.2	Lokale Datenvorverarbeitung	64
6.3.3	Kalibrierung des Gesamtsystems (AP 3.4).....	65
6.4	Maschinenseitige Prozessüberwachungseinheit.....	72
6.4.1	Erzeugung der Datengrundlage für die KI-Entwicklung	73
6.4.2	Kontextualisierung und Datenvorbereitung	78

6.4.3	Künstliche Intelligenz	81
6.4.4	Übertragbarkeit der Ergebnisse zwischen Maschinen	91
6.4.5	Sensorische Spindel spike_inspindle	95
6.5	Horizontale Interaktion	101
6.5.1	Abdrängungskompensation auf Basis des vernetzten CPS und ML	101
6.5.2	Echtzeitbewertung der Prozessstabilität (AP 6.2)	104
6.5.3	Übertragbarkeit der Ergebnisse auf ähnliche Bauteile bzw. Formelemente (AP 6.3)	106
6.6	Aufbau und Evaluation der intelligenten Fräsbearbeitung	107
6.6.1	Aufbau und Evaluation des CPS innerhalb der gesamten Wertschöpfungskette	107
6.6.2	Abgleich mit definierten Anforderungen und Potentialanalyse CPS	113
6.6.3	Zusammenführung und Evaluation der Teilsysteme in Form der Technologie-App	114
7	ZUSAMMENARBEIT MIT ANDEREN STELLEN ODER AUßERHALB DES VERBUNDPROJEKTS	120
8	DARSTELLUNG DES WÄHREND DES VORHABENS BEKANNT GEWORDENEN FORTSCHRITTS AUF DIESEM GEBIET BEI ANDEREN STELLEN	122
9	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK DER PROJEKTARBEITEN	123
10	PROJEKTZUGEHÖRIGE VERÖFFENTLICHUNGEN	125
11	STUDENTISCHE ARBEITEN	126
12	LITERATUR	127

1 Einleitung

Der Anteil der produzierenden Unternehmen an der Bruttowertschöpfung in Deutschland betrug im Jahr 2020 22,9 % [1]. Damit spielt das verarbeitende Gewerbe eine überragende Rolle für die deutsche Wirtschaft. Durch den Einzug von Industrie 4.0 im Maschinen- und Anlagenbau wird bis 2025 eine Steigerung der Bruttowertschöpfung von 30 % verglichen mit 2013 erwartet. [2] Die überragende Stellung der deutschen Fertigungstechnik legt zugleich die Grundlage für die weltweit führende Position und die hohe Exportkraft des deutschen Maschinen-, Anlagen- und Fahrzeugbaus. Um diese Stellung zu sichern, sind ein schnelles Reagieren auf Veränderungen im Weltmarkt und ständige Innovationen besonders hinsichtlich der Digitalisierung notwendig. Zudem stehen sich deutsche Produktionsunternehmen großen Herausforderungen gegenüber. Diese sind in den zunehmenden Absatzschwankungen und den immer kürzer werdenden Produktlebenszyklen begründet. [3, 4] Die Fertigung von sicherheitsrelevanten Integralbauteilen für die Luft- und Raumfahrtbranche ist ein Musterbeispiel für Veränderungen auf dem Weltmarkt. Zum einen existiert eine tiefgestaffelte Wertschöpfungskette, die mit zunehmender Dynamik in der Fertigung konfrontiert wird. Zum anderen ist die Fertigung von Integralbauteilen geprägt von geringen Stückzahlen bei gleichzeitig wachsender Komplexität der technologischen Entwicklung. Ausgehend von den Anforderungen zur Herstellung von sicherheitsrelevanten Integralbauteilen haben sich Kleine-Mittelständische Unternehmen (KMU) als Gesamtsystem- oder Komponentenersteller für die Luft- und Raumfahrtbranche etabliert. Die Unternehmen setzen aus Kostengründen verstärkt auf bedienerlose Prozesse. Die bedienerlose spanende Fertigung von sicherheitsrelevanten Integralbauteilen stellt jedoch eine hohe Herausforderung für die Zulieferbetriebe dar. Gerade für die immer stärker aufkommende Zustandsüberwachung von bedienerlosen Prozessen sind intelligente Werkzeugmaschinen und Prozessketten notwendig. Durch die Aufrüstung von Werkzeugmaschinen (WZM) mit neuartigen Aufzeichnungslösungen und die Integration von Sensorik in WZM und der verwendeten Spanntechnik als einheitliches cyber-physische Systeme (CPS), werden Daten und Informationen über den Prozesszustand direkt aus der unmittelbaren Wirkstellenumgebung im Zerspanprozess gewonnen. Somit können Rückschlüsse auf den Bearbeitungsstatus gezogen werden. Gängige Systeme mit integrierter Sensorik sind noch nicht in der Lage, aus den Daten zu lernen. Durch erfahrungsbasiertes Lernen können trotz unbekannter Wirkzusammenhänge Fertigungsfehler erkannt werden, was eine Steigerung der Prozesssicherheit und Produktivität ermöglicht. Dafür gilt es, einfache, prozesssichere,

robuste und kostenoptimale Algorithmen aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz (KI) zu entwickeln und zu implementieren. Die „vierte industrielle Revolution“ kann durch digitalisierte Prozesse und deren Vernetzung zukünftig zu einer intelligenten Fertigung beitragen, um den Herausforderungen zur Realisierung einer intelligent vernetzten, autonomen Fertigung von sicherheitsrelevanten Integralbauteilen, auf Basis einer horizontalen und vertikalen Vernetzung der Wertschöpfungskette zu begegnen. Die Herausforderungen hierbei liegen in der Aufzeichnung und Extraktion von nutzerrelevanten Daten zur Steigerung der Produktivität bei der Fertigung von sicherheitsrelevanten Integralbauteilen für die Luft- und Raumfahrtbranche. An diesem Punkt hat das Verbundforschungsprojekt „TensorMill“ angesetzt.

2 Aufgabenstellungen und Ziele des Forschungsvorhabens

In folgendem Kapitel werden beginnend mit den Gesamtzielen und Aufgaben des Projekts „TensorMill“ die individuellen Aufgaben und Ziele der einzelnen Verbundpartner vorgestellt.

2.1 Gesamtziele und Aufgaben des Verbundprojekts „TensorMill“

Ziel des Projekts war es, die Produktivität in der spanenden Fertigung sicherheitsrelevanter Integralbauteile durch die Entwicklung und den Aufbau einer intelligent, vernetzten, autonomen Fertigung zu erhöhen und die Prozesssicherheit zu verbessern. Die intelligente Fertigung soll dabei in der Lage sein, auf möglichst viele Situationen im Fertigungsprozess mit Hilfe von KI zu reagieren. Das zugrundeliegende Konzept für die intelligent vernetzte, autonome Fertigung ist in Abbildung 1 dargestellt.

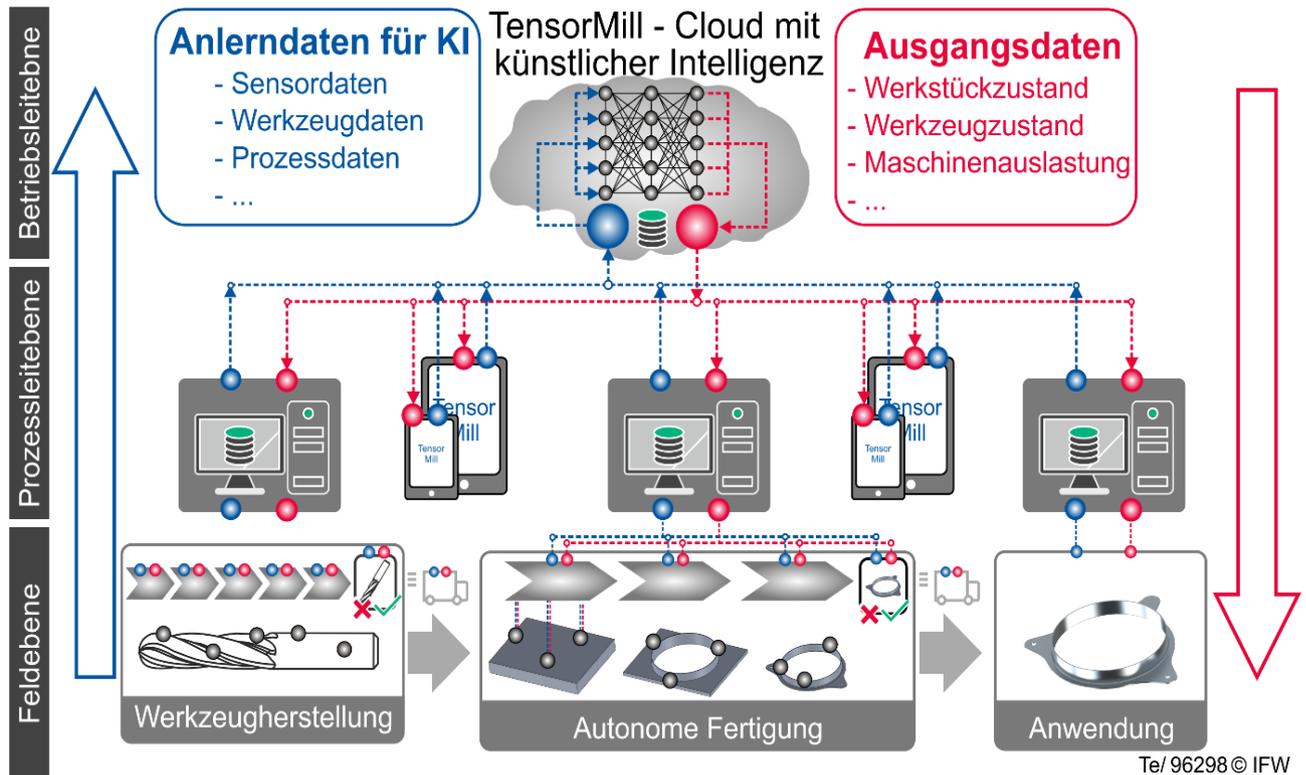


Abbildung 1: Konzept zur Produktivitätssteigerung auf Basis einer intelligent vernetzten autonomen Fertigung zur Herstellung von sicherheitsrelevanten Integralbauteilen für die Luft- und Raumfahrtbranche

Für deren Implementierung wurden als Ziele gesetzt, während der Bearbeitung möglichst zielgerichtete prozessrelevante Informationen zu gewinnen und den Nutzern bereitzustellen. Dabei gilt es, neben dem Zustand des Werkzeuges, zusätzlich den Zustand des gefertigten Werkstücks möglichst prozessparallel, aufwandsarm und sicher zu ermitteln, um daraus geeignete Stellgrößen für den Prozess zu identifizieren. Die daraus gewonnenen Informationen ermöglichen erstens das rechtzeitige Erkennen der aufgetretenen Schädigung am Werkzeug, auch als „Tool Condition Monitoring“ (TCM) bezeichnet sowie die Prädiktion des resultierenden Werkstückzustands und zweitens eine wissensbasierte Reaktion auf die gegebene Situation im Prozess. Durch die Vernetzung über die gesamte Kette vom Werkzeughersteller über den Werkzeugeinsatz in der autonomen Fertigung zurück zum Werkzeughersteller werden wissensbasierte Reaktionen basierend auf der ermittelten Situation im Prozess über die gesamte Lieferkette hinweg ermöglicht. Um die angestrebten Ziele zu realisieren, ist es notwendig, Systeme zur Überwachung der durchzuführenden spanenden Prozesse zu entwickeln. Diese schaffen die Grundlage, um genaue Erkenntnisse über die ablaufenden Prozesse und deren Verhalten extrahieren zu können. Hierfür wurden innerhalb des Projekts verschiedene Systeme zur Überwachung der spanenden Prozesse entwickelt. Die auf internen Steuerungssignalen basierenden

Prozessüberwachungseinheiten bilden die maschinenseitigen Prozessüberwachungssysteme ab. Hierfür kommen zum einen die vom PTW integrierte Lösung Industrial Edge und zum anderen das von Ceratizit bereitgestellte System „ToolScope“ zum Einsatz, um die Umsetzung der Nachrüstlösungen für die Durchführung der angestrebten Prozessüberwachungsaufgaben zu erforschen. Diese ermöglichen es jeweils maschineninterne Steuerungs- und Antriebssignale während dem Prozess aufzuzeichnen und vorzuverarbeiten. Zusätzlich entwickelte das IFW zusammen mit Römheld ein sensorisches Spannsystem zur Ermittlung werkstücknaher Messgrößen zum Spannzustand und den Prozesskräften. Aus den aufgezeichneten Rohdaten der eingesetzten Systeme werden prozesskritische Merkmale extrahiert und analysiert, um diese anschließend für das Antrainieren von Modellen basierend auf KI zu verwenden. Die Ergebnisse werden anschließend an die TensorMill-Cloud und Technologie-App weitergeleitet. Mithilfe der gesammelten Daten werden über die TensorMill-Cloud und die zugehörige Technologie-App datengetriebene Anpassungen der Fertigungsprozesse vorgenommen, um eine gleichbleibend hohe Bauteilqualität bei sich ändernden Fertigungsrandbedingungen sicherzustellen.

2.2 Individuelle Aufgaben und Ziele der einzelnen Verbundpartner

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

Als vordergründiges Ziel verfolgt AWB innerhalb des Projekts eine deutliche Kompetenzsteigerung im Feld der vernetzten und autonomen Fertigung. Vor allem im Bereich der Prozessüberwachung durch die Integration der maschinenseitigen Überwachungseinheit wird angestrebt, die eigenen Prozesse zu überwachen und damit eine Erhöhung der Prozesssicherheit, Steigerung der Qualität und Verringerung der Werkzeugkosten zu erreichen. Durch die erlangte Expertise, die Verbesserungen am Prozess und die gesteigerte Digitalisierung und Vernetzung zur Überwachung der Prozessabschnitte, ergibt sich ein signifikanter Vorteil im Zielmarkt (Zulieferteile für die Luft- und Raumfahrtbranche). Zusätzlich können mit dieser Grundlage weitere kooperative Forschungsprojekte und eigene Aktivitäten zur Untersuchung anwendungsspezifischen Nutzen unterstützt und durchgeführt werden. Als Mitglied des Machining Innovation Networks (MIN) möchte sich AWB unter den Netzwerkpartnern und über die Grenzen des Netzwerks hinaus durch Vorstellung der Forschungsergebnisse als innovatives Unternehmen präsentieren, um neue wissenschaftliche und wirtschaftliche Kooperationen mit anderen Unternehmen einzugehen.

PFW Aerospace GmbH

PFW ist mit dem Ziel in das Projekt gestartet, die Qualität und Prozesssicherheit während des Zerspanprozesses zu steigern. Die Entwicklungen im Projekt sollen den Zustand des Prozesses trotz der sich ständig ändernden Randbedingungen, wie beispielsweise durch Werkzeugverschleiß, Chargenschwankungen, Maschinen bzw. Bedienerfehler, erkennen und durch entsprechende Mess- und Analyseverfahren rechtzeitig Gegenmaßnahmen einleiten. Die sich daraus ergebende Vision ist eine robuste autonome Zerspanfertigung, die selbstständig auf Schwankungen während des Prozessablaufs durch entsprechende Parameteranpassungen oder Bedieneranweisungen reagiert. PFW erwartete vom Forschungsprojekt „TensorMill“, die eigenen Kompetenzen im Bereich der autonomen, vernetzten Fertigung auszubauen und Leistungssteigerungen im Bereich der Datendurchgängigkeit, der Prozessüberwachung und –dokumentation, sowie der Prozesssicherheit und Produktivität zu erzielen. Damit verbunden ist der Anspruch die eigene Attraktivität und Wettbewerbsfähigkeit zu steigern, die dem Erhalt von Arbeitsplätzen und des Fertigungsstandortes Deutschland dient.

GROB-Werke GmbH

Aufgabe bei GROB im Rahmen des Forschungsprojekts ist die Vorbereitung der Maschinensteuerung zur Aufzeichnung interner Antriebsdaten sowie die Entwicklung und Implementierung von Sensorik in die Spindel der WZM zur prozessparallelen Erfassung von Kräften und Momenten sowie deren Richtungen. Die sensorisch generierten Daten sollen extern in cloudbasierten Datenbanken bereitgestellt werden und mit weiteren korrelierenden externen Datenquellen aus zugehörigen Prozessschritten (beispielsweise Werkzeugherstellung, Werkstückqualität, etc.) abgelegt werden. Anhand der vollständigen Datensätze sollen mittels KI, optimierte Referenzdaten zur Beeinflussung des maschinenseitigen Bearbeitungsprozesses generiert und rückgemeldet werden, sodass die Maschine optimal ausgelastet werden kann und zeitgleich eine bearbeitungsseitige Dokumentation der am Werkstück gegebenen Prozessstabilität entsteht. Hierdurch wird das Ziel erreicht, die Werkzeugmaschine anhand der Gegebenheiten autonom im Zustand idealer Auslastung zu betreiben, während entstehende Probleme frühzeitig erkannt werden und dementsprechend autonome wissensbasierte Reaktionen folgen. Die erreichte Bauteilqualität, die Ausbringung und damit die Wettbewerbsfähigkeit werden mithilfe dieser Technologie gesteigert.

Linner GmbH

Linner setzt sich im Rahmen des Forschungsprojekts für die Generierung realistischer Produkte und Messdaten für das Verbundprojekt ein, die für das Anlernen der KI genutzt werden. Dafür soll das Ergebnis der Aufgaben bei Linner die Bereitstellung von Testprodukten sein sowie die repräsentative Aufnahme von Messdaten in der dafür vorgesehenen Datenbank für die Zerspanuntersuchungen. Darüber hinaus wirkt Linner bei der systematischen Aufbereitung und Bereitstellung der Datensätze mit. Der dabei resultierende Praxistest evaluiert die Einsatzfähigkeit des entwickelten Systems und demonstriert zudem dessen Fähigkeit, Potenzial und die Transfermöglichkeit. Linner zielt innerhalb des Forschungsprojektes darauf ab, aus den korrelierenden Datensätzen von Werkzeug- und Werkstückparametern, Maßnahmen ableiten zu können. Konkret bezieht sich das Ziel auf die Optimierung von Werkzeugparametern und die Verbesserung der Beratungskompetenz durch objektive Zusammenhänge zwischen den Datensätzen. Zudem wird angestrebt die Durchlaufzeit der betrachteten Prozessketten von der Werkzeugherstellung, über dessen Einsatz und der anschließenden Werkzeugoptimierung deutlich zu reduzieren. Dies ermöglicht eine Reduktion der Fertigungskosten für den Anwender durch schnellere Prozessanläufe und gesteigerte Produktivität, sowie durch das rechtzeitige Erkennen von werkzeuginduzierten Prozessfehlern. Diese Verbesserung resultiert aus einer deutlichen Reduktion von Werkzeugbrüchen bzw. unzulässigem Werkzeugverschleiß sowie unzulässigen Bauteilverzügen während der Fertigung. Die automatisierte Prozessüberwachung und die lückenlose Dokumentation führen zusätzlich zu deutlich reduzierten Kosten für die Qualitätssicherung und die Dokumentation.

Ceratizit Hannover GmbH

Das von Ceratizit entwickelte ToolScope ist ein Prozessüberwachungssystem. Hierbei handelt es sich um einen Industrie-PC (IPC) welcher in der Maschine verbaut wird und über unterschiedliche Schnittstellen wie Profibus, Profinet, Modbus, OPC-UA, analoge und digitale IOs, etc Daten aus der Maschine und weiterer Peripherie empfangen kann. ToolScope sammelt demnach Daten der Maschine aus den verschiedenen Quellen und führt diese zusammen. In dieser Funktion kommt das ToolScope im Projekt TensorMill zum Einsatz, um diese und daraus generierte Daten anschließend über Netzwerk an die TensorMill-Cloud weiterzureichen. ToolScope ist in der Lage die Daten in Rohform weiterzureichen oder diese vor der Weiterreichung bspw. durch Filter laufen zu lassen. Zusätzlich kann ToolScope anhand der Daten die auf der Maschine laufenden Prozesse überwachen und regeln, den Verschleiß der benutzten Werkzeuge dokumentieren und die

daraus resultierenden Daten (gut/schlecht Prozesse, Werkzeugverschleiß) ebenfalls weiterreichen. Ziel des Projektes aus Sicht von Ceratizit ist es, die vorhandenen Möglichkeiten zu verbessern und ToolScope durch neue Features zu erweitern, sodass weitere Daten gesammelt und/oder neue Auswertungen durchgeführt werden können. Hierbei sollte insbesondere versucht werden das Feld in dem ToolScope eingesetzt werden kann zu erweitern, um neue Märkte zu erschließen. Aufgaben von Ceratizit Hannover im Projekt TensorMill sind insbesondere Unterstützung der Installation und Integration von ToolScope in die Maschinen der Partner und Programmierung der Software von ToolScope für die oben genannten Verbesserungen. Zudem ist die Realisierung einer Schnittstelle zur TensorMill-Cloud Projektbestandteil von Ceratizit.

GFT Integrated Systems GmbH

Die GFT Integrated Systems GmbH, im Folgenden kurz GFT IN, zielt im Projekt darauf ab, die effiziente Vernetzung der Projektpartner zu ermöglichen. Dazu wird ihr Produkt sphinx open online (SOO) zur Implementierung eines digitalen Zwillings genutzt und weiterentwickelt. Insbesondere wird die Prozessüberwachung entlang der gesamten Wertschöpfungskette verwirklicht und in einem Demonstrator präsentiert. Um diese Ziele zu verwirklichen und mittels Entwicklung einer Technologie-App Entscheidungshilfen durch passende Datenzusammenführung und Visualisierung für Entscheidungsträger zu liefern, werden zunächst die Use-Cases in Bezug auf die auftretenden Datenströme in Workshops analysiert und entsprechendes Schnittstellendesign sowie die anschließende Datenintegration in SOO umgesetzt. Außerdem wird eine KI als value-added Service integriert, die durch Prognosen der Werkzeug- und Werkstückqualität frühzeitiges Eingreifen und Anpassen des Fertigungsprozesses ermöglicht. Abschließend soll die Möglichkeit der Mensch-KI-Interaktion erkundet werden, wodurch das Verhalten der KI anhand von Expertenwissen weiterentwickelt wird.

Die GFT IN arbeitet in diesem Forschungsprojekt am Kompetenzausbau im Bereich Wertschöpfung aus Daten und der Entwicklung einer leistungsfähigen KI für Fertigungsprozesse in der Industrie 4.0 als Service für die intelligente Plattformlösung SOO. Durch das Projekt können die Produkte und Services des Unternehmens an die Anforderungen der Branchen Maschinenbau und Produktionstechnik angepasst und in Zukunft effektiver integriert werden.

Römheld GmbH

Die Römheld GmbH, im Folgenden Römheld genannt, verfolgt mit diesem Projekt die Entwicklung eines sensorischen Spannelementes. Dieses Spannelement soll während eines Bearbeitungsprozesses in der Lage sein, Informationen von Einflussfaktoren, die durch den Bearbeitungsprozess über das Werkstück in das Spannelement geleitet werden aufzunehmen und weiterzugeben.

Hierzu bringt die Römheld GmbH ihr Domänenwissen im Bereich der Werkstückspanntechnologie ein und hilft bei der Identifikation bearbeitungskritischer Merkmale. Hierdurch kann Römheld die eigenen Kompetenzen im Bereich der digitalisierten Fertigung erweitern und zum Stand der Technik beitragen.

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW)

Das PTW identifizierte zu Beginn des Projekts den immer noch steigenden Forschungsbedarf im Bereich der Digitalisierung der Fertigung zu Themen, wie Datenerfassung und -auswertung, KI, autonome und vernetzte Fertigung. Diese rücken aufgrund des internationalen Wettbewerbs, zunehmend in den Mittelpunkt der produktionstechnischen Forschung. Das PTW als anwendungsnahe Forschungsinstitut verfolgt die Ziele, im Rahmen von Verbundforschungsprojekten mit kompetenten Partnern aus der Industrie, gezielt relevante Forschungsfragestellungen anzugehen und diese aus unterschiedlichen Blickwinkeln und mit differenzierten Fähigkeiten zu lösen. Im Projekt TensorMill verfolgt das PTW deshalb mehrere Ziele. Eines davon ist die deutliche Verbesserung und Stärkung der eigenen Kompetenzen in den Bereichen der vernetzten Fertigung und KI. Speziell strebt das PTW innerhalb des Projekts an, forschungsseitige Fragestellungen zum TCM und zur prädiktiven Qualitätsvorhersage in der Zerspanung durch KI-basierte Methoden zu bearbeiten. Die Grundlage dafür bilden die vom PTW innerhalb des Projekts integrierten und weiterentwickelten maschinenseitigen Prozessüberwachungseinheiten. Das erlangte Wissen fließt in das Lehrangebot des PTW mit ein und soll für die weiterführende Forschung in den genannten Themenbereichen verwendet werden. Um den internationalen Wettbewerb zu unterstützen ist ein übergeordnetes Ziel die Zusammenarbeit zwischen dem Forschungsinstitut und den industriellen Partnern zu stärken.

Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW)

Ziel des IFW in diesem Forschungsvorhaben ist die Gewinnung neuer Erkenntnisse zur besonders sensitiven Messung von Prozesskräften mit sensorischen Komponenten im

Fertigungsprozess. Durch neuartige Ansätze von Prozessregelungsstrategien statischer und dynamischer Prozesskraftmessung soll eine zuverlässige Abdrängungskompensation des Werkzeugs und eine frühzeitige Rattererkennung realisiert werden. Dabei wird erstmalig das Potential der Einbindung einer KI in die Prozesskette untersucht, um die Zuverlässigkeit der entwickelten Methoden positiv zu beeinflussen. Auf Basis der erarbeiteten Ergebnisse wird eine Erweiterung der Expertise hinsichtlich einer ganzheitlich vernetzten Fertigung angestrebt. Zudem sollen neue Erkenntnisse zur Umsetzung selbstlernender Überwachungs- und Fertigungssystemen geschaffen werden.

3 Voraussetzung unter der das Vorhaben durchgeführt wurde

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

AWB besitzt umfangreiches Wissen im Bereich der spangebenden Fertigung und versteht sich als kompetenter Lieferant sicherheitsrelevanter Präzisionsbauteile aus schwer zerspanbaren Werkstoffen. Dadurch strebt AWB unablässig nach gesteigerter Prozesssicherheit und Bauteilqualität, um den eigenen sowie den Kundenanforderungen bestmöglich gerecht werden zu können. Die daraus resultierende Notwendigkeit einer zunehmenden Digitalisierung der Fertigung stellt AWB jedoch vor große Aufgaben und Herausforderungen. Als Partner im Bereich Forschung und Entwicklung hat AWB im Projekt GeWeFeAl erfolgreich die gieß- und zerspanungstechnischen Eigenschaften der neuen und innovativen Werkstoffklasse der Eisenaluminide untersucht. Aufgrund des hohen Innovationsgrades der neuen Werkstoffe ist AWB mit der Entwicklung disruptiver Technologien vertraut und bringt Erfahrungen aus den Bereichen der Konsortialführerschaft in Forschungsverbundprojekten sowie der Anforderungsdefinition und der Projektsteuerung mit.

PFW Aerospace GmbH

PFW produziert in Speyer mit einer hochmodernen, roboterbestückten und vernetzten, automatisierten Zerspanung Komponenten für die Luftfahrtindustrie. Der Fachbereich Zerspanung verfügt über Expertise in der Zerspanung von unterschiedlichsten Titan- und Aluminium-Strukturkomponenten und kann diesbezüglich eine hochmoderne, roboterbestückte, vernetzt automatisierte Zerspanung vorweisen. PFW blickt zudem auf bereits erfolgreich abgeschlossene Verbundvorhaben zurück, insbesondere die Überführung der Forschungsergebnisse nach Projektende in industrielle Anwendungen ist

für PFW elementar. Erfahrungen und Arbeiten zum betreffenden Fachgebiet beschränken sich überwiegend auf industrielle Anwendungen.

Parallel erfolgten Forschungsaktivitäten zur additiven Fertigung von Strukturkomponenten und deren Nachbearbeitung durch zerspanende Fertigungsverfahren. Insbesondere für die Zerspanung additiv gefertigter Bauteile ist ein (adaptives) Prozessüberwachungssystem für PFW von großem Interesse. Des Weiteren lagen die Forschungsschwerpunkte in der Implementierung einer vernetzten Fertigungskette zur Tankfertigung mit Auftrag- und Bauteilverfolgung, sowie Augmented Reality zur Fertigungsunterstützung. Diese boten weitere Anknüpfungspunkte in Bezug auf den Industrie 4.0 Gedanken und das Projekt TensorMill.

Ein wirtschaftliches Risiko sah PFW im Bereich der Umrüstung bestehender Maschinen und der Durchführung der Zerspanuntersuchungen zur Datenbankbefüllung. Da die Maschinen in diesem Zusammenhang der Produktion nicht im vollen Umfang zur Verfügung stünden. Ebenso wurde erkannt, dass unter Umständen, Art und Umfang der gesammelten Daten nicht ausreichen und so die Performanz der KI, vor allem bei Anwendungen auf abgeänderte Probengeometrien, beeinträchtigt ist. Im Forschungsprojekt TensorMill zählte PFW zu den Anwendungspartnern. Bei allen Anwendungspartnern wurden durch die Installation des ToolScope Systems vom Projektpartner Ceratizit vergleichbare systemseitigen Voraussetzungen geschaffen. Durch das ToolScope ist es möglich die Prozessdaten der Fräsbearbeitung zu erfassen und auszuwerten. Für die Entwicklung der TensorMill-Cloud wurden die vom ToolScope erfassten Datensätze mit den Projektpartnern geteilt und weiterverarbeitet. So konnten die im Konsortium erarbeiteten Lösungen bzgl. der Auswertungen von Datenprofilen von einzelnen Fertigungsprozessen simuliert werden.

GROB-Werke GmbH

Durch die bereits bekannten und am Markt implementierten Untersuchungswerkzeuge für Zerspanungsprozesse ist bekannt, dass die aktuellen Lösungen für die Datenerfassung zu ungenau oder zu umständlich für den kontinuierlichen Einsatz sind. Durch die Ausrichtung des Unternehmens GROB wird das Ziel verfolgt dem Kunden neuere, bessere Technologie anzubieten um dessen Wettbewerbsvorteil zu festigen.

Hierfür entstand bereits vor Start des Forschungsprojekts der Prototyp einer sensorischen Motorspindel zur Erfassung der durch die Zerspanung entstehenden Kräfte und Momente nahe am Werkzeug. Mithilfe dieser Technologie sollen am Bauteil entstehende Abweichungen früh, genau und mit geringem Anwenderaufwand erkannt und korrigiert

werden. Die Weiterentwicklung des Prototyps zu einem Produkt mit Mehrwert sowie die Anwendbarkeit soll durch das Forschungsprojekt realisiert werden. Hierzu sind Erkenntnisse aus der Anwendung, sowie auch der Verarbeitung der entstehenden Informationen von Nöten, welche durch die Partner generiert werden sollen.

Linner GmbH

Linner entwickelt seit Jahren erfolgreich Hartmetallwerkzeuge und gehört bei den Sonderwerkzeugen zu den etablierten Lieferanten der Luft- und Raumfahrt. Als strategischer Lieferant für die Luftfahrtindustrie, verfügt Linner über ein tiefgreifendes Wissen bezüglich der werkzeugseitigen Zulieferkette, welche den Startpunkt der im Projekt TensorMill adressierten, abgebildeten digitalen Wertschöpfungskette bildet. Linner bringt neben der Expertise in der Werkzeugherstellung die zugesicherte Datentransparenz und Datenoffenheit in das Projekt mit ein, welche im Hinblick auf die durchgängige Zugänglichkeit der Daten entlang der vernetzten Wertschöpfungskette von essenzieller Bedeutung ist. Die ständige Bestrebung von Linner Werkzeugentwicklungsprozesse zu beschleunigen und die Anforderungen der Kunden schneller und besser zu erfüllen, ermöglichte für Linner die eigene Expertise in konkrete Ideen und Lösungsansätze für das Projekt umzusetzen. Neben den genannten Punkten erarbeitet Linner bereits seit einigen Jahren gemeinsame Forschungsfragestellungen mit diversen Partnerunternehmen und konnte daher von den gemachten Erfahrungen profitieren.

Die Erfahrungen und Ergebnisse aus dem Forschungsprojekt fließen in die Planung und Festigung der eigenen Unternehmensstrategie mit ein. Das Projekt TensorMill ermöglichte Linner durch die Steigerung der Expertise im Bereich der Prozessüberwachung die Qualität der eigenen Produkte zu steigern und Kundenprozesse besser zu verstehen, um eine noch bessere persönliche Beratung gewährleisten zu können.

Ceratizit Hannover GmbH

Ceratizit Hannover ist ein Entwicklungs- und Produktionsstandort von Ceratizit mit dem Hauptprodukt ToolScope, weshalb vor allem Softwareentwicklung im Fokus steht. Die Entwicklungsabteilung besteht aktuell aus vier Personen in Deutschland und vier weiteren Personen in Indien. Der Standort Hannover hat keine Werkzeugmaschine, sodass Tests von Änderungen an der Software nur mit an Steuerungen simulierten Prozessen und nicht mit realen Prozessen möglich sind. Die Nähe zum IFW ermöglichte es, im Laufe des Projektes, neue Entwicklungen an realen Maschinen zu testen. Die Entwicklungsabteilung

von Ceratizit arbeitet täglich an der Verbesserung von ToolScope, sodass Verbesserungen im Rahmen des Projektes keine Veränderung im allgemeinen Workflow darstellten. ToolScope wurde bisher vor allem als Prozessüberwachungssystem ausgelegt das möglichst wiederholgenaue Prozesse betrachtet und Abweichungen detektiert. Im Laufe des Projektes TensorMill sollte das ToolScope nun um weitere Funktionen erweitert werden, um mehr bieten zu können als die reine Prozessüberwachung. Im Zuge des Projektes hätten weitere Entwickler eingestellt werden sollen, was sich aufgrund der Gegebenheiten bedingt durch die Coronapandemie leider als nicht möglich herausstellte.

GFT Integrated Systems GmbH

Seit ihrer Gründung 1989 ist die GFT IN, im Gebiet der integrierten Geschäftsprozesse tätig. Dabei werden Kunden bei der Digitalisierung und Entwicklung nachhaltiger Softwarelösungen unterstützt. Hierzu hat die GFT IN die IoT-Plattform SOO entwickelt, die mit ihren Basisdiensten eine agile webbasierte Datenintegration, -zusammenführung und -visualisierung bietet. Die bestehende Plattform schafft die Voraussetzungen, den technologischen Anforderungen des Vorhabens gerecht zu werden. Dank der Umsetzung von individuell angepassten Plattformlösungen im Rahmen zahlreicher Kunden- und Forschungsprojekte verfügt die GFT IN über umfangreiches Know-how für die Integration heterogener Datenquellen und die Vernetzung entlang der Wertschöpfungskette. Dabei kommen sowohl Edge- als auch Cloud-basierte Lösungen zum Einsatz. Außerdem begünstigen vorherige Erfahrungen bei der Zusammenarbeit in Verbundforschungsvorhaben in angrenzenden Themenfeldern einen erfolgreichen Verlauf des Projekts.

Das Forschungsvorhaben unterstützt die gezielte Weiterentwicklung der Plattform SOO, sodass darauf aufbauende innovative und individuelle Softwarelösungen für Unternehmen aus der Industrie auf dem neuesten Stand der Technik sind. Ziel ist insbesondere die Implementierung einer KI als value-added Service, welche die Plattform durch vorausschauende Prognosen und zielgerichtete Handlungsvorschläge ergänzt.

Römheld GmbH

Die Römheld GmbH als Teil der Römheld Gruppe, entwickelt, produziert und vertreibt Spanntechnik Komponenten. Diese Komponenten sind hoch spezialisiert und sollen die Produktivität des Kundenprozesses steigern. Durch die Überwachung der Prozesskräfte während der Bearbeitung am Werkstückspannsystem lassen sich direkte Rückschlüsse zur

Prozess- und Bauteilqualität ableiten. Durch gezieltes Eingreifen in den Prozess kann so die Produktivität maßgeblich gesteigert werden.

In vorausgegangenen Projekten, gemeinsam mit dem IFW, wurde bereits ein sensorisches Spannsystem grundlegend an einem hydraulischen Schwenkspanner erforscht.

Das Forschungsverbundprojekt TensorMill bietet Römheld die Möglichkeit, die Entwicklung eines sensorischen Spannsystems weiter voranzutreiben und so einen Wettbewerbsvorteil zu erzielen. Hierbei wurde in dem Projekt TensorMill ein elektromechanischer Schwenkspanner als Grundlage für das Spannsystem verwendet. Insbesondere die Übertragung der am sensorischen Spannsystems gesammelten Daten sowie deren Auswertung im Rahmen des Forschungsprojekts sind für Römheld von großem Interesse.

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW)

Das PTW als größtes Forschungsinstitut der Technischen Universität Darmstadt verfügt über einen umfangreichen Maschinenpark, welcher verschiedenste Versuchsmaschinen und Messmittel umfasst. Im Rahmen dieses Projekts wurde dieser Maschinenpark um eine aktuelle Version der GROB G350 Maschine erweitert. Diese dient neben einer weiteren Maschine (DMG MORI DMC 850V) der Erforschung verschiedener Fragestellungen aus den Themengebieten der Digitalisierung in der Zerspanung. Zudem werden neuartige KI-Methoden an den Maschinen unter produktionsnahen Bedingungen erprobt. Dadurch erlangte das PTW in den letzten Jahren eine umfangreiche Expertise in der Datenaufzeichnung von internen Antriebsdaten aus Werkzeugmaschinen und deren Modellierung mit KI-basierten Modellansätzen. Auf dieser Basis konnte das PTW auf das vorliegende Knowhow über intelligente, digitale Produktionsprozesse, sowie über die Zerspanungstechnologie zurückgreifen und die im Rahmen von TensorMill angesetzten Arbeitspakete sowie Forschungsfragestellungen erfolgreich bearbeiten. Zusätzlich verfügt das PTW über umfangreiche Kenntnisse im Bearbeiten, Leiten und Koordinieren von Forschungsprojekten. Diese Erfahrung ermöglichte dem PTW die Koordination des Projekts zu übernehmen und erfolgreich umzusetzen.

Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW)

Das Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) der Leibniz Universität Hannover forscht mit ca. 100 wissenschaftlichen Mitarbeitenden in den Bereichen Prozess- und Werkzeugentwicklung für Fräs-, Dreh-, Bohr-, Schleif- und Polierprozesse, Entwicklung

von Werkzeugmaschinen und deren Komponenten sowie der Fertigungsorganisation in der spanenden Fertigung.

In verschiedenen Forschungsvorhaben wurden grundlegende Forschungsfragen bezüglich cyber-physischer Systeme im Umfeld von Industrie 4.0 beantwortet. Dies betrifft beispielsweise die Entwicklung sensorischer Maschinenkomponenten, um Prozesskräfte werkstückseitig mit sensorischen Elementen zu erfassen. In dem bereits abgeschlossenen Forschungsvorhaben konnte auch bewiesen werden, dass eine Zustandsüberwachung der Spannelemente und Prozessüberwachung während der Fertigung möglich ist. Die Aufteilung der Prozesskraft auf die unterschiedlichen Spannelemente in Abhängigkeit der TCP-Position wurde noch nicht vollständig untersucht, weshalb die damit verbundenen Fragestellungen innerhalb dieses Forschungsprojekts bearbeitet wurden.

4 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn und Ende des Vorhabens

In diesem Kapitel soll kurz auf den wissenschaftlichen und technischen Stand zu Beginn des Vorhabens eingegangen werden. Zusätzlich wird in den Unterkapitel der erreichte Stand zum Ende des Projekts je beteiligtem Konsortialpartner kurz dargestellt.

4.1 Wissenschaftlicher Stand zu Beginn und Ende des Vorhabens

Im Bereich der Forschung existierten zu Beginn des Vorhabens bereits erste Ansätze und Forschungsarbeiten, welche die Daten aus der Werkzeugmaschinensteuerung nutzen, um Prozessüberwachungsaufgaben zu realisieren. Diese adressieren vor allem den Bereich des Tool Condition Monitoring (TCM). Die Forschungslandschaft hat diesbezüglich bereits einige Literaturreviews hervorgebracht, welche die aktuellen Arbeiten hinsichtlich TCM zusammenfassen. Zu nennen sind hier die Reviews von Jantunen [5], Rehorn et al. [6], Zhu et al. [7], Teti et al. [8], Lauro et al. [9]. Der relevante Stand der Wissenschaft hinsichtlich TCM ist in der projekteigenen Veröffentlichung [10] zusammengefasst. Grundsätzlich lässt sich daraus schließen, dass sich in der Forschung vor allem auf die Nutzung zusätzlich eingebrachter Sensorik fokussiert wurde. Diese liefert hochaufgelöste prozessnahe Informationen hinsichtlich auftretender Kräfte und Schwingungen in hohen Abstraten von mehreren kHz. Zusätzlich genutzte Signale sind der Körperschall oder die Temperatur. Zielgrößen waren dabei die frühzeitige Detektion von Werkzeugverschleiß und Werkzeugbrüchen. Im Rahmen dieses Projekts wurde hinsichtlich TCM die Möglichkeit untersucht, maschinenintern erfasste Signale mit Aufzeichnungsfrequenzen von 500 Hz für

die Überwachung von Schafffräswerkzeugen zu nutzen. Dabei wurde neben der Verschleißdetektion zusätzlich die Detektion von kritischen Werkzeugfehlern, welche durch fehlerhafte Werkzeugherstellprozesse auftreten können, untersucht. Die wissenschaftlichen Fragestellungen umfassen dabei den Einsatz von KI für das TCM von Schafffräswerkzeugen. Zusätzlich zum TCM zielte das PTW in TensorMill darauf ab, die Qualitätsvorhersage von zerspanend hergestellten Werkstücken basierend auf den maschineninternen Signalen forschungsseitig zu untersuchen. Dieses Themengebiet kann als Teil der Prozessüberwachung von Zerspanungsprozessen angesehen werden. Für einen zusammenfassenden Überblick über die Forschungslandschaft hinsichtlich der Prozessüberwachung in der Zerspanung wird auf die wissenschaftlichen Literaturübersichten von Liang et al. [11], Teti et al. [8], Abellan-Nebot und Romero Subirón [12] sowie Kovac et al. [13] verwiesen. Die Vorhersage der Qualität von zerspanend hergestellten Werkstücken lässt sich nach Benardos und Vosniakos [14] in zerspanungstheoretische Ansätze, experimentelle Ansätze und KI-basierte Ansätze unterscheiden. Eine Zusammenfassung zu den verschiedenen Ansätzen lässt sich der projekteigenen Veröffentlichung [15] entnehmen. Daraus geht hervor, dass die KI-basierten Ansätze überwiegend darauf abzielen, Oberflächenkenngrößen basierend auf zusätzlicher Sensorik vorherzusagen. Während der Projektlaufzeit sind erste Ansätze bekannt geworden, welche sich mit der Vorhersage der Bohrungsqualität auf Basis interner Signalen von Werkzeugmaschinen beschäftigen. Hierbei setzen die Forschungsansätze innerhalb dieses Projekts an, welche das Ziel verfolgen eine allgemeinere Vorgehensweise zu entwickeln, um die Qualität von gefrästen Werkstücken basierend auf den internen Daten zu bestimmen. Dabei wird der Fokus neben der KI-basierten Modellbildung auf eine automatisierte Datenvorbereitung gelegt. Vor allem der Umgang mit hochfrequent erfassten Steuerungssignalen haben bisherige Ansätze nicht untersucht. Die im Rahmen dieses Projektes umgesetzte Methode zur automatisierten Datenvorbereitung bzw. Segmentierung und die Vorgehensweise zur binären Klassifikation von einzelnen Geometrieelementen am Bauteil erweitern den wissenschaftlichen Stand der Forschung zur Vorhersage der Werkstückqualität von zerspanend hergestellten Werkstücken.

Im Rahmen des 2016 abgeschlossenen Sonderforschungsbereichs 653 (SFB 653) wurden grundlegende Forschungsfragen bezüglich cyber-physischen Systemen (CPS) im Umfeld von Industrie 4.0 beantwortet [16]. Innerhalb des SFB 653 wurde der Einsatz sensorischer Maschinenkomponenten erforscht, um Prozesskräfte werkzeugseitig [17] oder

werkstückseitig [18] mit sensorischen Elementen zu erfassen. Werkstückseitig wurden Dehnungsmessstreifen an Schwenkspannern integriert. Bei der Sensorplatzierung wurden als Randbedingung die Kräfte, resultierend aus der Kolbenstellung, dem Kolbeninnendruck und externen Belastungen, berücksichtigt. Die Sensorplatzierung erfolgte mit Hilfe von Finite-Elemente-Methoden (FEM). Anhand der Simulationsergebnisse wurden Dehnungsmessstreifen (DMS) an sensitiven Positionen mit lokalen Dehnungsmaxima appliziert. Die sensorischen Schwenkspanner sind in der Lage, Kräfte mit einer Wiederholgenauigkeit unter 10 N zu messen. In dem bereits abgeschlossenen Forschungsvorhaben konnte auch bewiesen werden, dass eine Zustandsüberwachung der Spannelemente und Prozessüberwachung während der Fertigung möglich ist [19]. In einem cyber-physischen System können diese Daten zukünftig zur Echtzeit-Datenanalyse genutzt werden. Jedoch wird das zu fertigende Bauteil mit mehreren Schwenkspannern auf dem Maschinentisch gehalten. Die Aufteilung der Prozesskraft auf die unterschiedlichen Spannelemente in Abhängigkeit der TCP-Position wurde noch nicht vollständig untersucht. Zudem sind durch die begrenzte Abtastrate von maximal 300 Hz Prozessinstabilitäten nicht erkennbar.

Auch im Bereich der Prozessüberwachung konnten grundlegende wissenschaftliche Fragestellungen beantwortet werden, die wesentliche Vorarbeiten zum beantragten Vorhaben darstellen. Das bereits 2010 patentierte Verfahren zum Erkennen von instabilen Prozessen und insbesondere Rattern nutzt verschiedene nacheinander geschaltete Filter, um die Prozessanteile aus den Signalen zu entfernen. Die verbleibenden Frequenzen stellen daraufhin nicht gewünschte Schwingungen dar, die den Prozess negativ beeinflussen können. Neben den dynamischen Prozessanteilen wurden auch die quasi-statischen Prozessanteile innerhalb einer Prozessüberwachung untersucht. So konnte eine selbstparametrierende Prozessüberwachung erstmals realisiert werden, wodurch das Anlernen der Prozessüberwachung vereinfacht wird. Dafür wird das Signal in verschiedene Segmente eingeteilt, welche einzelnen Formelementen zugeordnet werden können. Während der Prozessüberwachung werden schließlich nur die Elemente miteinander verglichen [20].

4.2 Technischer Stand zu Beginn und Ende des Vorhabens

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

AWB ist ein Hersteller sicherheitsrelevanter Präzisionsbauteile aus schwer zerspanbaren Materialien wie Nickelbasis- und Titanlegierungen, sowie von Sonderwerkzeugen für den

Aufbau und die Revision von Turbinen. Mit Gründung der AWB Aviation GmbH ist AWB zudem seit 2015 zertifizierter Lieferant für die Luft- und Raumfahrtindustrie. Dieses Portfolio fordert eine hohe Vielseitigkeit der Werkstatt und darüber hinaus eine hohe Güte der Fertigung und der damit verbundenen Qualität. Um diesen Forderungen gerecht werden zu können, verwendet AWB modernste Werkzeugmaschinen und einen schlanken Prozess mit kurzen Reaktions- sowie Durchlaufzeiten, welcher hauptsächlich über ein ERP-System geplant und gesteuert wird. Der Maschinenpark beinhaltet moderne Werkzeugmaschinen, darunter fünf 5-Achs-Fräsmaschinen, ein Fräs-Dreh-Zentrum, eine konventionelle Fräsmaschine, vier NC-Drehmaschinen und eine konventionelle Drehmaschine. Eine Vernetzung der genutzten Werkzeugmaschinen in einem übergeordneten System, beziehungsweise zwischen den Werkzeugmaschinen waren zu Beginn des Projekts noch nicht vorhanden. Die Entkopplung des Maschinenparks vom ERP-System, ermöglicht neben dem flexiblen Einsatz der WZM und somit die Erfüllung der entstehenden Bedarfe jederzeit den Eingriff und die Umplanung der Prozesse je nach auftretenden Randbedingungen. Rückmeldungen der Werker an das ERP-System ermöglichen trotz der flexiblen Einsatzplanung eine teilegenaue Protokollierung der Fertigungszeiten, Fertigungsqualität und die Rückführbarkeit jedes Werkstücks zum Fertigungsprozess und dessen Ausgangsmaterial. Dabei werden Auftrags- und Planungsdaten übertragen. Maschineninterne Prozessdaten aus dem Antriebssystem wie beispielsweise Spindelströme wurden zum Start des Projekts aufgrund fehlender Lösungen nicht mit aufgezeichnet. Für die Werkzeugverwaltung und Neubevorratung der Werkzeuge dient ein KANBAN-System, welches die frühzeitige Erkennung entstehender Werkzeugbedarfe für Standardwerkzeuge ermöglicht und entsprechend Bestellungen auslöst. Eine Werkzeugnachverfolgung wird nicht verwendet und somit werden auch keine zusätzlichen Daten mit den einzelnen Werkzeugen verknüpft. Nach der Verwendung werden die Werkzeuge nach manueller Prüfung eingelagert, einem Nachschleifprozess zugeführt oder entsorgt. Für die Optimierungen der Fertigungsprozesse dient ein in der Fertigung etablierter kontinuierlicher Verbesserungsprozess. Dieser schließt zu Beginn des Projekts jedoch keine Verknüpfung von Prozessdaten bzw. Maschinendaten mit Daten aus vor- und nachgelagerten Prozessen, wie beispielsweise der Qualitätssicherung oder Werkzeugprüfung mit ein. Mit ToolScope und den implementierten Cloud-Lösungen ist es möglich die Fertigungsprozesse hinsichtlich der Werkzeugbedarfe bedeutend besser zu planen und die Werkzeuge effizienter einzusetzen. Die aus dem Fertigungsprozess

gewonnenen Daten werden zur Optimierung des gesamten Werkstattprozesses eingesetzt und die Faktoren Qualität - Kosten - Zeit können erheblich verbessert werden.

PFW Aerospace GmbH

Die Zerspanung bei PFW umfasst einen automatisierten Verbund von zwölf Fräsmaschinen und rund zehn weiteren Bearbeitungszentren. Durch diese Vielfalt werden Produkte in unterschiedlichen Baugrößen aus den Werkstoffen Aluminium, Titan und Stahl drehend und fräsend bearbeitet. Im Rahmen des Forschungsprojektes TensorMill steht die Werkzeugmaschine DMC 125 U duo Block 5-Achs-Fräsmaschine vom Maschinenhersteller DMG MORI im Fokus. Diese Anlage bietet umfangreiche Interaktions- und Bedienmöglichkeiten und liefert dem Anlagenbediener die relevanten Maschinenzustandsdaten. Ebenso interessant wie die Maschinendaten ist für PFW die gegenwärtige Prozesskontrolle, dabei geht es bspw. um die Prozess- und Zustandsüberwachung. PFW fertigt mit dieser Anlage verschiedenste Bauteile und genau diese Variantenvielfalt stellt die Herausforderung dar. Der Grund hierfür sind häufige Werkzeugwechsel, bauteilabhängige Spannsituationen und unterschiedlichste Prozessdaten. Diese individuellen Gegebenheiten führen unter Umständen zu erhöhtem Verschleiß, Werkzeugbruch, Kollisionen oder Anlagendefekten. Des Weiteren werden die Kundenerwartungen hinsichtlich der Dokumentation der Fertigungshistorie und die damit verbundene Nachweispflicht je Bauteil immer größer.

Als Anwendungspartner hat PFW im Rahmen des Forschungsprojektes das ToolScope System vom Projektpartner Ceratizit in die DMC 125 U installiert und in das firmeneigene Netzwerk eingebunden. Dies hat im Projekt mehr Zeit in Anspruch genommen als erwartet, da intern wie extern mehrere Abstimmungsrunden notwendig waren und die Verfügbarkeit einzelner Mitarbeiter nicht gegeben war.

Mit dem nun installierten ToolScope ist es möglich, die zuvor genannten Herausforderungen fokussiert zu betrachten. Durch die Netzwerkanbindung des ToolScopes wird ermöglicht die aufgezeichneten Maschinensignale für die Prozessüberwachung in die TensorMill-Cloud zu übertragen.

GROB-Werke GmbH

Zu Beginn des Forschungsprojektes existierten werkzeugnahe Sensoreinheiten zur Erfassung von entstehenden Kräften und Momenten am Zerspanungswerkzeug. Die bekannten Einheiten erweisen sich als präzise und ausreichend auflösend, um die relevanten Größen aus Zerspanungsprozessen aufzuzeichnen und zu bewerten. Diese

Sensoreinheiten stellen allerdings Labormesstechnik dar und sind aufgrund Ihrer mechanischen Empfindlichkeit nicht für den Einsatz in Serienprozessen geeignet. Der am Markt etablierte Stand der Technik weist weiter die Problemstellung auf, dass die existierende Sensorik zwischen der Schnittstelle an der Werkzeugspindel und dem Werkzeug bzw. unter dem Werkstück integriert werden muss. Durch Verlängerung des Abstands von der Schneide zur Spindel bzw. Messstelle müssen Einbußen bezüglich Qualität, Leistung und Möglichkeiten der Messungen und damit der Bearbeitungen in Kauf genommen werden. Zudem verändert die Einbringung der Messsysteme das dynamische Verhalten der Maschine und damit des Zerspanprozesses, weshalb Rückschlüsse zum Serienprozess lediglich an Bedingungen geknüpft möglich sind. Die Aufzeichnung der Daten durch die bereits am Markt existierenden Systeme erlaubt zwar eine Bewertung der erfassten Daten, jedoch ermöglichen die Systeme keine Einflussnahme auf die fortschreitende Bearbeitung der Werkzeugmaschine. Der Markt zeigt deutliches Interesse daran, Mehrwerte aus der Information des Werkzeugzustandes und dessen Einsatzbedingungen zu generieren. Mit diesen Informationen können die Einsatzbedingungen hinsichtlich Ausbringung, Bearbeitungszeit, Bearbeitungsqualität und Lebensdauer optimiert werden, sodass Wettbewerbsvorteile entstehen.

Als Werkzeugmaschinenbauer mit eigenem Bau von Bearbeitungsspindeln sieht sich GROB in der Lage die Sensorik für die Erfassung von Prozesskräften und Momenten in die Motorspindel zu integrieren und somit die bekannten Nachteile der am Markt erhältlichen Lösungen zu umgehen. Weiter ist eine tiefe Integration der gewonnenen Information in die Maschinensteuerung möglich, sodass Mehrwerte bereits intern ohne externe Partner und Technik schnell realisiert werden können.

Im Verlauf des Forschungsprojekts wurde eine sensorische Motorspindel gebaut und in eine bestehende Maschine am PTW integriert. In Zusammenarbeit zwischen GROB und dem PTW wurde eine Kalibriervorrichtung, die eine statische und rotierende Kraftaufbringung erlaubt, entwickelt. Nach erfolgter Kalibrierung wurden Bearbeitungsversuche mit verschiedenen Frässystemen, die von der Firma Ceratizit bereitgestellt wurden, durchgeführt. Hierbei wurden die auftretenden Prozesskräfte sowohl mit der Sensorik in der Motorspindel als auch mit einer Kistler-Kraftmessplattform aufgezeichnet. Durch den Vergleich mit der Kraftmessplattform konnten die Signale aus der Motorspindel schließlich validiert werden.

Die erfassten sensorischen Daten sollen gemeinsam mit den Informationen der Maschinensteuerung zur Werkstückbearbeitung in die TensorMill-Cloud übertragen werden,

in welcher die weitere Untersuchung der Zusammenhänge zwischen den Forschungspartnern realisiert werden soll. Das gewonnene neue Wissen der Zusammenhänge soll die Rückkopplungsparameter zwischen sensorischer Motorspindel und Maschinensteuerung optimieren.

Linner GmbH

Linner verfügte zu Beginn des Forschungsprojekts über Maschinen und Schleifanlagen für die Produktion und das Nachschleifen von Werkzeugen. Dazu kommt eine Fräsabteilung mit unterschiedlichen 5-Achs Bearbeitungszentren. Innerhalb des Forschungsprojektes standen die Produktionsprozesse der Werkzeuge in den Schleifanlagen im Fokus. Zu Beginn des Projekts nutzte Linner prozesssichere Parameter für das Nachschleifen von unterschiedlichsten Zerspanungswerkzeugen in einem eigens entwickelten Linner Standardprozess. Über dieses Vorgehen erreicht Linner eine hohe Werkzeugqualität, wie sie insbesondere von der Luft- und Raumfahrtindustrie gefordert wird. Da gerade in dieser Branche Effizienz und Qualität im Fokus stehen, ist es für Linner immens wichtig, eine entsprechend hohe Beratungskompetenz für die Kunden zu zeigen. Im Rahmen der im Vorfeld des Projekts geführten Gespräche mit Unternehmenskunden, wurde der Bedarf identifiziert, die firmeneigenen Kompetenzen in der Werkzeugberatung weiter auszubauen. Dafür sollen nicht nur die Werkzeugparameter betrachtet werden, sondern auch die Werkstückparameter inklusive Maschinenparameter. Diese Problemstellung motivierte Linner dazu, innerhalb dieses Forschungsprojektes die Ergebnisse zu verwerten, um objektivierte Verbesserungsmaßnahmen ableiten zu können. Mit diesem technischen Stand zu Beginn des Vorhabens zielte Linner darauf ab, die Projektpartner mit geeigneten Fräswerkzeugen auszustatten und diese nach dem Anwendungszyklus wieder aufzubereiten. In beiden Prozessabschnitten sollten Messparameter mitgeliefert werden, um die mögliche Korrelation zwischen den werkzeugseitigen und werkstückseitigen Parametern herstellen zu können. Unter kontrollierten Parameterveränderungen sollten die Auswirkungen im nachgelagerten Prozess erfasst werden können. Zusätzlich sollte die werkstückseitige Überwachungseinheit Fräsprozess-Parameter mitliefern, um zu einer qualitativen Datenbasis beizusteuern. Im Rahmen der Projektlaufzeit hat sich herausgestellt, dass eine Ausstattung der Schleifanlagen mit dem Toolscope aufgrund der laufenden Wartungs- und Garantieverträgen mit den Schleifanlagenherstellern nicht möglich ist. Da jedoch die Messwerte der Werkzeuge aus Werkzeugvermessungssystemen für die datengetriebene Modellierung des Werkzeugzustands notwendig sind, wurde

zusammen mit den Partnern GFT IN und PTW eine Schnittstelle für den Upload und den anschließenden Austausch der Messwerte über die TensorMill-Cloud entwickelt. Zudem ermöglicht die entwickelte Schnittstelle die eindeutige Zuordnung der Messwerte zu den jeweiligen Werkzeugen. Durch den Zukauf einer weiteren Firma gab es ebenfalls eine Planänderung bei der Datengenerierung über die Fräsanlagen. Dadurch, dass die Firma Linner im Zuge der Unternehmensübernahme ihr Fräszentren in die neue Firma ausgelagert haben, war es nicht möglich diese wie ursprünglich geplant im Projekt einzusetzen.

Ceratizit Hannover GmbH

Zu Beginn des Projektes war ToolScope ein Prozessüberwachungssystem das, wie die meisten auf dem Markt befindlichen Systeme, überwiegend Antriebs- und Sensordaten nutzte, um Ist-Eigenschaften mit angelernten Soll-Eigenschaften zu vergleichen. Dies wurde in der Regel mit Toleranzbändern realisiert, welche im Verlauf des Prozesses prüfen, ob der Prozess sich noch im Rahmen der angelernten Parameter bewegt. Verletzt das Ist-Signal das Toleranzband wird dies der Steuerung als ein Fehler signalisiert, um eine Maschinenreaktion auszulösen.

In der Regel beschränkten sich Prozessüberwachungssysteme zum Start des Projektes auf diese Aufgabe, auch wenn mit den Daten, die von den Maschinen erlangt werden können, durchaus auch weitere Funktionen denkbar wären.

ToolScope sollte im Verlauf des Projektes daher um weitere Funktionen ergänzt werden. Hierzu war unter anderem ein Condition Monitoring angedacht, um den Maschinenzustand über den Verlauf der Zeit beobachten zu können, aber auch ein verbessertes Werkzeugwechsel-Log oder eine Maschinendatenerfassung.

GFT Integrated Systems GmbH

Um die Vernetzung entlang der Wertschöpfungskette technisch zu verwirklichen, setzt die GFT IN ihre hauseigene, auf industrielle Anwendungsfälle spezialisierte IoT-Plattform SOO ein. Die Plattform bietet als webbasierter Dienst einen ortsunabhängigen Zugriff, auch mittels mobiler Technologien anhand innovativer Bedienkonzepte. Über bestehende Adapter lassen sich viele unterschiedliche Datenquellen und -formate anbinden und zusammenführen. Zum Beispiel können Daten aus Excel- oder CSV-Dateien und über OPC-UA- oder MQTT-Schnittstellen automatisch in das System eingepflegt werden. In Datenpunkten werden die Daten anschließend strukturiert und können historisiert werden, um so digitale Zwillinge zu integrieren. Quasi-Echtzeitdatenaufnahme (bei einer edgeseitigen Installation) und individuell anpassbare Trigger ermöglichen ein dynamisches

virtuelles Abbild, das auf physische Systemänderungen adäquat reagiert. Schließlich bieten konfigurierbare Dashboards übersichtliche Visualisierungen als Entscheidungshilfen, die rollengerecht Informationen für Entscheidungsträger aufbereiten. Dabei wird der Zugriff auf sensible Daten nutzerspezifisch gesteuert, um die Datenhoheit zu gewährleisten.

Während die GFT IN bereits über individualisierte Produkte zur Kollaboration im digitalen Umfeld verfügt, fehlt die Einbindung von Know-how aus der Produktionstechnologie und entsprechender Produktionsprozesse. Um in Zukunft moderne, intelligente Plattformprodukte im Bereich Industrie 4.0 anzubieten, setzt die GFT IN auf die Kombination und Verknüpfung ihrer Fähigkeiten im Bereich digitaler Geschäftsprozesse mit dem produktionstechnischen Know-how der Partnerunternehmen aus der Industrie. Insbesondere die Einbindung einer KI hat großes Potenzial und motiviert die Erprobung während des Vorhabens. Die GFT IN verspricht sich durch den zielgerichteten Einsatz von maschinellem Lernen in Industrieanwendungen einen Wettbewerbsvorteil, der zukunftsweisende Softwarelösungen ermöglicht, sodass Produktionsprozesse nachhaltig optimiert werden. Innerhalb des Projekts wurde dahingehend prototypisch ein ML-Service entwickelt, der es ermöglicht verschiedene KI-Modelle auszuführen, sowie eine prototypische Schnittstelle zwischen dem ML-Service und SOO entworfen. Durch die Zusammenarbeit mit den Industriepartnern und Forschungsinstituten ist bereits produktionstechnisches Know-how in die Architektur dieser prototypischen Lösung eingeflossen. Diese Grundlage befähigt die GFT IN, im Anschluss an das Forschungsvorhaben einen marktreifen Software-as-a-Service-Dienst zu implementieren, um standardmäßig Ergänzungen basierend auf KI für die digitale Produktion anbieten zu können.

Römheld GmbH

Die Römheld entwickelt und vertreibt hydraulische Spannelemente, welche mit einer Positionsüberwachung ausgestattet sind. Die Positionsüberwachung erfolgt dabei mithilfe elektronischer Näherungsschalter, Wegmesssystemen oder pneumatischer Staudruckmessung. Darüber hinaus werden elektromechanische Spannsysteme angeboten, deren Steuerung zur Regelung und Überwachung interne Zustandsparameter ermittelt und die Datenkommunikation mit einem Netzwerk realisiert. Die bereits gewonnenen Erfahrungen im Bereich der cyber-physischen Systeme stellen für das Projekt „TensorMill“ eine ideale Grundlage dar und sollen im Projektrahmen erweitert werden. Darüber hinaus besitzt Römheld bereits Erfahrung in der Bearbeitung von Verbundforschungsvorhaben,

insbesondere mit den in „TensorMill“ involvierten Forschungsinstituten. Im Rahmen des Forschungsprojekts kommt dem zu entwickelnden cyber-physischen Spannsystem eine wesentliche Bedeutung zu. Je nach Geometrie des zu bearbeitenden Bauteils oder dem verwendeten Fertigungsverfahren werden bei der Entwicklung des Systems unterschiedliche Spannansätze verfolgt. Platten oder flächige Werkstücke werden häufig mithilfe von Niederhalte-Spannelementen in Kombination mit Abstützelementen auf einer darunter befindlichen Grundplatte fixiert. Spannsysteme zur Komplettbearbeitung sind häufig speziell auf den Anwendungsfall ausgelegt und deshalb unflexibel. Wird eine zweiseitige Bearbeitung der flächigen Bauteile ohne Umspannen gefordert, wird ein Spannrahmen eingesetzt, der eine zweiseitige Zugänglichkeit erlaubt. Für Anwendungen in der Luftfahrt wurde ein sensorintegriertes Spannsystem entwickelt, das eine beidseitige Bearbeitung erlaubt. Mehrere Elemente bilden dabei den Spannrahmen, in dem ein flächiges Werkstück integriert ist. Ein Dehnungsmessstreifen wurde in einem Spannelement appliziert. Dieser dient der Detektion von Prozessinstabilitäten wie beispielsweise Rattern. Die Dehnungsmessstreifen werden zur Messung der auftretenden Frequenzen genutzt, sodass plötzlich auftretende Schwingungen infolge instabiler Prozessbedingungen detektiert werden können. Eine statische Messung der Kräfte mit einer hohen Genauigkeit und der darauf basierenden Berechnung der Werkzeugabdrängung wurde in dieser Art Spannsystem jedoch nicht realisiert. Diese beinhaltet ein direktes Messsystem, das die Spannkraft erfasst und an ein Ausgabegerät weiterleitet. Darüber hinaus werden die aufgenommenen Daten an ein Datenverarbeitungssystem gesendet und aufbereitet. Die aufbereiteten Daten werden verwendet, um die optimale Spannkraft des Spannsystems über die Maschinensteuerung einzustellen. Das Spannsystem erlaubt aber keine Messung der Werkzeugabdrängung bei Prozessinstabilitäten. Die bislang erforschten sensorischen Spannsysteme bestehen meist aus einzelnen Spannelementen und sind häufig für Prozesskräfte über 10 N geeignet. Eine Methode zur Auslegung von sensorischen Schwenkspannern wurde am IFW erforscht. Diese ist in den eigenen Vorarbeiten des IFW beschrieben. Der Nachteil der genannten Technologien ist entweder die Beschränkung auf die einseitige Zugänglichkeit mit dem Werkzeug oder fehlende sensorische Fähigkeiten. Zudem wurde die Messung der Prozesskraft mithilfe des sensorischen Spannsystems nur für einen einfachen Nutenfräsprozess umgesetzt. Die ganzheitliche Prozesskraftüberwachung bei der Zerspannung komplexer Bauteilgeometrien wurde bisher nicht umgesetzt.

5 Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Projekt untergliederte sich in sieben aufeinander aufbauende und miteinander interagierende Arbeitspakete (Abbildung 2). Die einzelnen Arbeitspakete wurden federführend von jeweils einem Projektpartner mit besonderer Expertise in dem zu bearbeitenden Themenfeld geleitet. Dazu kommen mitarbeitende Projektpartner, welche einzelne Teilarbeitspakete im Projekt übernehmen.

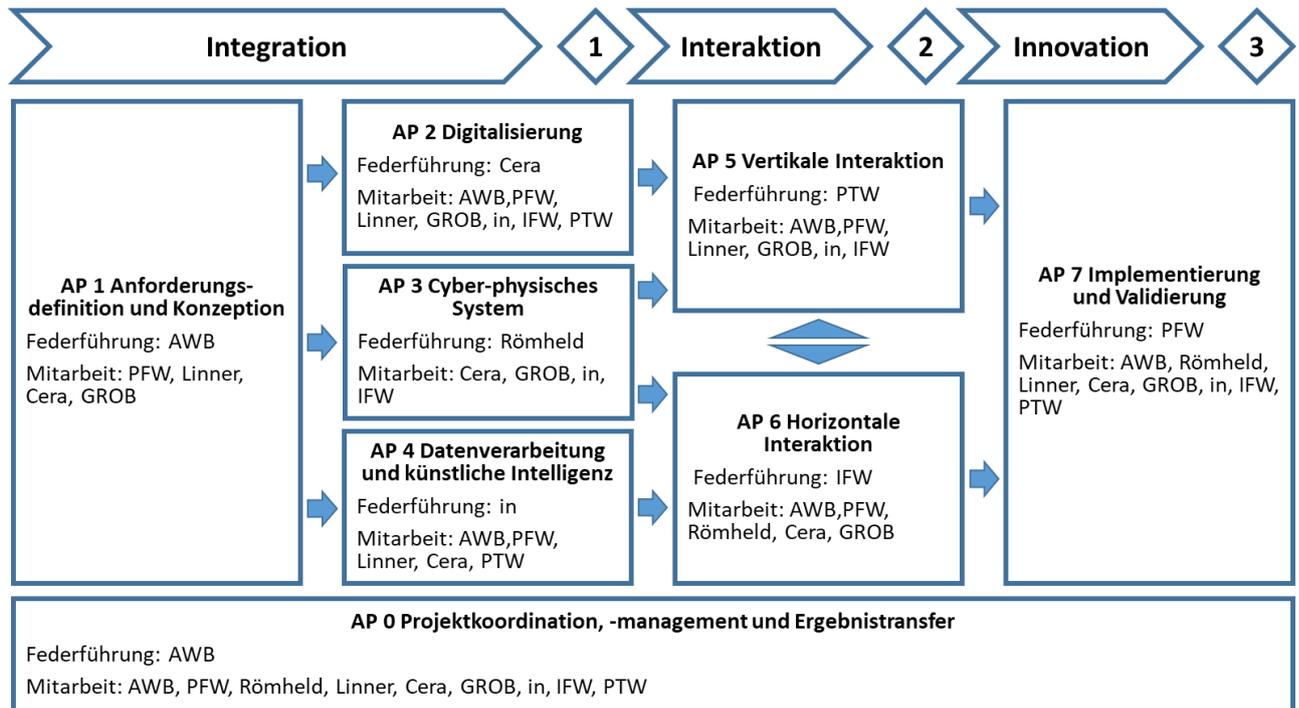


Abbildung 2: Übersicht der Arbeitspakete und ihre Abfolge

Anhand der Übersicht des Arbeitsplans ist zu erkennen, dass TensorMill einen hohen Grad an Interdisziplinarität von den Projektpartnern verlangt. Dies stellt aufgrund der daraus resultierenden Komplexität eine Herausforderung dar. Im Verlauf der Projektbearbeitung sind einige Abweichungen vom ursprünglichen Plan aufgetreten. Ein Großteil davon ist in der von Anfang 2020 bis zum Projektende herrschenden Situation, ausgelöst durch die Coronapandemie, zu begründen. Deshalb sind zusätzliche Aufgaben in den Forschungsinstituten PTW und IFW angefallen, welche ursprünglich bei den Partnern angedacht waren. Einige Arbeitspakete haben sich während der Projektlaufzeit zeitlich sehr stark verzögert. Trotzdem wurden die Projektziele am Ende der Projektlaufzeit erreicht. Die Anpassungen und Änderungen sind in den folgenden Ausführungen partnerspezifisch ausgeführt.

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

Im Rahmen des Projekts war es für AWB als ursprünglicher Konsortialführer das Ziel neben Projektkoordination, -management und Ergebnistransfer auch die Anforderungsdefinition und Konzeption federführend zu verantworten und bei fünf weiteren Arbeitspaketen Ergebnisse zu erarbeiten.

Zu Beginn des Jahres 2021 hat AWB die Konsortialführerschaft des Projektes an das PTW der formell übergeben. Grund hierfür war eine personelle Umstrukturierung bei der verantwortlichen Schlüsselposition bei AWB. Die dadurch entstandenen Kapazitätsdefizite konnten seitens AWB nicht ausgeglichen werden.

Bei der Durchführung von AP 2 kam es bei der Installation und Inbetriebnahme der Prozessüberwachungseinheit ToolScope während des Projektverlaufs zunehmend zu Problemen, die teilweise mit substantiellen Verzögerungen einhergingen. Als Testmaschine wurde zunächst die Werkzeugmaschine DMG DMU 65 ausgewählt, da auf dieser das größte Teilespektrum bei AWB gefertigt wird. Für die Integration von ToolScope sind Anpassungen durch den Maschinenhersteller notwendig. Auf Anfrage beim Maschinenhersteller wurde zunächst ein Angebot unterbreitet, das unspezifisch formuliert war. Die genauen Umfänge wurden auf dem Angebot nicht aufgeführt und konnten auch durch Nachfragen nicht in Erfahrung gebracht werden. Eine Prüfung der Projektanforderungen gegen die zu erbringenden Leistungen konnte somit nicht durchgeführt werden. Zudem würden mit diesem Angebot die gesamten eingeplanten Sachmittel nur durch den Einbau des ToolScopes in voller Höhe ausgeschöpft, wodurch keine weiteren Mittel zur Verfügung gestanden hätten. Nach Verhandlungen mit dem Maschinenhersteller stellte sich zunehmend heraus, dass dieser im Rahmen des Forschungsprojektes, aufgrund dessen schweren Erreichbarkeit und großen Zeitdauer zwischen den Angeboten und Verhandlungsterminen zu starker Verzögerung in der Bearbeitung des Projekts geführt hat. Deshalb wurde im Konsortium die Entscheidung getroffen, eine alternative Maschine für die Erarbeitung der Projektinhalte zu nutzen. Als Testmaschine diente von diesem Zeitpunkt an das Bearbeitungszentrum C42 vom Hersteller Hermle. Durch die Verzögerung infolge der fehlenden Unterstützung des Maschinenherstellers bei Umrüstung der ursprünglich gewählten Maschine, sind bereits sechs Monate der Projektbearbeitungszeit verstrichen. Um ToolScope an der zweiten Maschine zu installieren, musste ein Steuerungsupdate an der Steuerung der Fräsmaschine vorgenommen werden (dieses war bei der ursprünglichen Maschine nicht notwendig). Dieses Update und die damit verbundenen Angebote konnten erst nach erheblichem Nachdruck und durch Involvieren von Ceratizit erhalten werden. Bei

der Installation kam es aufgrund der genannten Gründe und des bereits fortgeschrittenen Zeitraums für Servicebesuche hin zur Urlaubs- und Weihnachtszeit zu weiteren Verzögerungen in der Inbetriebnahme des ToolScope bei AWB. Nach erfolgreicher Installation betrug die Verzögerung dieses Arbeitspakets seitens AWB über ein gesamtes Jahr.

Nachdem das ToolScope betriebsbereit war konnten auch Daten für die Bearbeitung der weiteren Arbeitspakete und zum Testen der Cloudlösung geschaffen werden.

PFW Aerospace GmbH

Innerhalb des Forschungsprojektes TensorMill hatte PFW die Funktion die Anwenderperspektive einzubringen und die im Projekt entwickelten Funktionen zu testen und zu evaluieren. PFW war während des Projektes an sechs von den sieben Arbeitspaketen beteiligt. In AP 1 erfolgte die parameterbezogene Gegenüberstellung von den in der Zerspanung gefertigten Bauteilen. Dies führte unter Berücksichtigung aller projektbezogenen Anforderungen schließlich zur Auswahl des Referenzbauteils: dem Lug Bracket (vgl. Kapitel 6.1). Ebenso wurde das Bearbeitungszentrum für die Fräsbearbeitung bedarfsbezogen ausgewählt. So wurde sich für die Entwicklungsarbeiten für die DMC125U entschieden. Alle notwendigen Informationen zum Bauteil und Bearbeitung wurden ermittelt und mit den Partnern besprochen.

AP 2 umfasste die Umrüstung der Fertigungsmaschine zur Datenaufnahme und –verarbeitung. Dazu wurde das ToolScope System vom Projektpartner Ceratizit in die DMC 125 U installiert und mit dem firmeninternen Netzwerk verbunden. Dies hat im Projekt mehr Zeit in Anspruch genommen als erwartet, da intern wie extern mehrere Abstimmungsrunden notwendig waren und die Verfügbarkeit einzelner Mitarbeiter nicht gegeben war.

Parallel zu den Aktivitäten aus AP 2 wurden bei den Entwicklungen zur Datenverarbeitung und zur KI (AP 3) die Anwendersichtweisen mit eingebracht. Dies geschah u.a. durch die Mitentwicklung der User-Stories für die Technologie-App.

GROB-Werke GmbH

Im Rahmen des Projekts installierte GROB eine sensorische Spindel in der Werkzeugmaschine G350 am PTW, welche einer technischen Neuheit entspricht. Die aus dieser Sensorik generierten Daten wurden im Rahmen des Projekts durch das PTW zunächst kalibriert und erprobt. Parallel zur Erprobung der Sensorik sollte durch GROB auch die Verarbeitung der generierten Daten „on the edge“ entwickelt werden, sodass

Rückschlüsse aus den Ergebnissen der Maschinensteuerung zur Verfügung gestellt werden können. Weiter sind die erhobenen Daten zu normieren und extern cloudbasierten Weiterverarbeitungsmöglichkeiten zur Verfügung zu stellen. Diese Schnittstelle soll bidirektional ausgeführt sein, sodass Rückmeldungen aus der externen Verarbeitung erfolgen können.

Die Fertigstellung der Motorspindel zeigte unerwartete Problemstellen auf, sodass sich die Integration dieser am PTW terminlich stark verzögerte. Die Inbetriebnahme, Kalibrierung und Testkampagnen verzögerten sich aufgrund hoher Auslastungen, konnten jedoch erfolgreich abgeschlossen werden. Die angestrebte Schnittstellenentwicklung konnte aufgrund der starken Verzögerungen nicht mehr innerhalb des Projekts umgesetzt werden.

Linner GmbH

Innerhalb der Anforderungsdefinition und Konzeption spezifizierte Linner zusammen mit ausgewählten Projektpartnern die Definition der Datenhoheit, um den Schutz unternehmensinterner Prozessdaten gewährleisten zu können. Ziel war die Eingrenzung der zu erhebenden Daten und die Definition der Zugriffsrechte. Es wurde geklärt, welche Daten wo verarbeitet und gespeichert werden. Dabei sollen ebenfalls die Anforderungen an die Datenanalyse gestellt sowie aus den grundlegenden Anforderungen an die geplante Technologie-App definiert werden. Die Technologie-App dient als Benutzerschnittstelle für die Anzeige der aufbereiteten Daten. Im nächsten Schritt fand die Digitalisierung bestehender Maschinen statt. Dabei sollten die unternehmensinternen Schleifmaschinen mit ToolScope ausgestattet und umgerüstet werden. Im Verlauf des Projekts konnten die unternehmensinternen Schleifmaschinen aufgrund der Garantie- und Wartungsbestimmungen der Schleifanlagenhersteller nicht mit ToolScope angebunden werden. Der Grund liegt im tiefen Eingriff in die Steuerung, wodurch die Herstellergarantie erloschen wäre. Um dennoch eine fundierte Datenbasis zu schaffen und somit zur Zielerreichung des Projekts beizutragen, wurde der Plan gefasst, die unternehmensinternen Fräsmaschinen zu digitalisieren. Infolge der Übernahme eines weiteren Unternehmens durch Linner sind die angedachten Fräsmaschinen an die Tochtergesellschaft ausgelagert worden. Dadurch war es Linner nicht mehr möglich, die Fräsanlagen für die Datenaufzeichnung im Rahmen des Forschungsprojektes zu verwenden. Im Anschluss wurde sich im Konsortium darauf geeinigt, dass der Fokus auf das Werkzeug und somit auf die Daten über das Werkzeug für Linner beibehalten wird. Durch die Expertise von Linner konnte somit zur Datengewinnung eine Upload Schnittstelle für bearbeitungskritische Werkzeugdaten im Rahmen der

Projektlaufzeit entwickelt werden. Dafür stellt Linner Messdatenexporte aus den Werkzeugmessgeräten bereit, welche durch die Upload Schnittstelle von anderen Nutzern der TensorMill-Cloud für die Entwicklung der KI-basierten Modelle genutzt werden können. Gleichzeitig fand die Entwicklung der TensorMill-Cloud statt, in welche die aufgenommenen Daten in Form eines digitalen Zwillings gespeichert werden. Um unternehmenskritische Daten zu schützen und trotzdem Analysen zu ermöglichen, wurden Anforderungen an die Datenaufzeichnung, Speicherung, Abstraktion und Sicherheit definiert, damit eine sichere Übermittlung der Daten über die Unternehmensgrenzen hinweg gewährleistet werden kann. Diese Anforderungsdefinition erfolgte zusammen mit den Projektpartnern unter der Nutzung von zuvor definierten User-Rollen innerhalb der TensorMill-Cloud.

Im Rahmen der Entwicklung der Benutzerschnittstelle der TensorMill-App wirkte Linner in der Formulierung der dafür notwendigen Anforderungen in Form von User Stories mit. Der Fokus lag dabei in der Bereitstellung der relevanten Information aus Sicht des Werkzeugherstellers. Im Rahmen der vertikalen Interaktion war es Aufgabe von Linner Werkzeuge und Know-how bereitzustellen, um die Erstellung der Datenbank zur Identifikation des Prozesszustands zu ermöglichen. Dabei werden während den Zerspanuntersuchungen qualitätsrelevante Fehler gezielt in den Prozess eingebracht. Linner wirkte sowohl bei der Definition als auch bei der Implementierung von Werkzeugfehlern mit. Die Daten zu den Werkzeugen, (welche implizit die Fehlerinformationen enthalten) wurden entlang der Wertschöpfungskette dem PTW bereitgestellt. Zur Implementierung und Validierung des Gesamtsystems wurden anschließend Werkzeuge zur Verfügung gestellt, um die gesamte Wertschöpfungskette demonstrativ nachzustellen. Eine Analyse der Stärken und Schwächen des entwickelten Demonstratorszenarios ermöglichte eine Potentialanalyse, um Anknüpfungspunkte für zukünftige Projekte zu identifizieren.

Ceratizit Hannover GmbH

Zu Beginn des Projektes war geplant bei jedem Anwendungspartner sowie am IFW ein ToolScope zu verbauen, um die Daten aus der Maschine zu erlangen und an die TensorMill-Cloud weiterzugeben. Es stellte sich heraus, dass nicht wie geplant die ToolScope-Systeme eingebaut werden konnten. Die Integration von ToolScope gestaltete sich bei den Partnern AWB, PFW und IFW schwierig und langwierig. Gründe hierfür waren unter anderem die Pandemie, aber auch die Maschinenhersteller, die einer Nachrüstung mit einem Prozessüberwachungssystem nicht immer positiv gegenüberstehen. Somit verging sehr viel Zeit bis bei den entsprechenden Partnern ToolScope voll funktionsfähig installiert war. Auch kam es vor, dass die IT-Abteilungen der Partner teilweise bedenken hatten, ToolScope

in ihr Firmen-Netzwerk zu integrieren, um die Daten an die TensorMill-Cloud zu versenden. Auch dies verursachte zusätzliche starke Verzögerungen bis das System wunschgemäß lief. Unabhängig von diesen Problemen konnte dennoch an der Weiterentwicklung von ToolScope gearbeitet werden, wenn auch in deutlich geringerem Maße als ursprünglich geplant. So war es nicht möglich einen zusätzlichen Softwareentwickler einzustellen. Dennoch konnten erste Schritte in Richtung von Condition Monitoring und Machine Data Acquisition (MDA) unternommen werden, welche am IFW versuchsweise implementiert wurden.

Erste Tests deuten darauf hin, dass beide Verfahren wie geplant funktionieren. Ein Langzeittest in einer realen Produktionseinrichtung ist noch von Nöten, um zu validieren ob beide Verfahren gewünschte Ergebnisse liefern. Während das Condition Monitoring direkt an der Maschine auswertbar ist, wäre für eine gute Auswertung von MDA-Daten eine externe Software notwendig, um die generierten Daten zu visualisieren und deutbar zu machen. Eine erste Dashboard-Ansicht, um diese Daten zu visualisieren wurde im Zuge des Projektes mit der GFT IN in der TensorMill-Cloud realisiert.

GFT Integrated Systems GmbH

Projektziel der GFT IN ist die Einbindung und Weiterentwicklung der eigens entwickelten IoT-Plattform SOO, um die physische Ebene digital abzubilden und anhand der integrierten Daten intelligente Übersichten und Entscheidungshilfen für die entsprechenden Entscheidungsträger zu liefern. Um dieses Ziel erfolgreich umzusetzen, werden zunächst die Use-Cases analysiert. Es wird ein Überblick über die Datenströme gewonnen, indem die verfügbaren Datenquellen charakterisiert und in Bezug auf Kommunikationsprotokolle sowie deren Anbindung an die Cloudplattform und die zugrunde liegenden Datenformate beschrieben werden. Außerdem ist die Spezifikation von Datenhoheit und Zugriffsrechten essenziell, um Datensicherheit und die Geheimhaltung interner Geschäftsprozesse und -daten zu gewährleisten. Hierzu werden Fragenkataloge entwickelt und Workshops sowie Interviews mit den beteiligten Unternehmen durchgeführt.

Anschließend steht die technische Umsetzung im Fokus. Parallel zur anfänglichen Entwicklung wird an der Installation einer SOO Instanz auf einem Server des PTW gearbeitet. Diese soll interneterreichbar sein, um so den Zugriff durch die Partner bereitzustellen. Während durch einen Fernzugang regelmäßige Updates und Wartung erfolgen, wird die Anwendung in einem agilen Verfahren entwickelt, um frühzeitig Funktionen bereitzustellen und diese anhand von kontinuierlichem Feedback auszubauen.

Ist die Datenintegration in der TensorMill-Cloud erfolgreich abgeschlossen und Informationen werden übersichtlich und rollengerecht in der TensorMill-App dargestellt, können weitere Komponenten als value-added Services angebunden werden. In diesem Forschungsvorhaben wurden KI-Modelle integriert, die anhand der vorliegenden Prozessparameter Vorhersagen über die Bauteilqualität liefern. Im Anschluss an das Projekt wird eine intuitive Interaktion des Users mit der KI über SOO angestrebt, die es ermöglicht, aktiv Einfluss auf das Verhalten der KI zu nehmen.

Im Verlauf des Forschungsvorhabens kam es zu mehreren Verzögerungen. Im Anfangsstadium führte unzureichende Kommunikation zu einer unklaren Aufgabenverteilung, sodass aufeinander aufbauende Prozesse nicht im vorgesehenen Zeitrahmen angestoßen wurden. Eine besondere Rolle spielte hierbei und auch im weiteren Projektverlauf die Pandemie, ausgelöst durch das Virus SARS-CoV-2. Die damit einhergehende Krise in der Luftfahrtbranche traf das in diesem Fertigungsbereich angesiedelte Vorhaben hart. Auch einhergehende Umstellungen in der internen und externen Zusammenarbeit bei Unternehmen aller Branchen erforderten zusätzliche Ressourcen. Bei der GFT IN führten die äußeren Umstände neben einem zeitweisen Ressourcenengpass auch zu internen Aufgabenumverteilungen und in der Folge zum mehrfachen Wechsel des Projektverantwortlichen. Neben diesen vor allem organisatorisch bedingten Verzögerungen, erschwerte eine strikte (Roh-)Datenhoheit die technische Umsetzung. Aufgrund dieser Schwierigkeiten wurde die Implementierung auf wesentliche Funktionen fokussiert und teilweise prototypisch aufgebaut.

Römheld GmbH

Die von Römheld durchgeführten Arbeiten in diesem Projekt dienten der Entwicklung des CPS. Hierfür wurden zusammen mit dem IFW geeignete Elektro-Schwenkspanner definiert, die im cyber-physischen Spannsystem zur Anwendung kommen. Anschließend wurde eine FEM Simulation der Schwenkspanner durchgeführt. Dies diente der Berechnung von Dehnungsüberhöhungen in den mechanischen Komponenten der einzelnen Schwenkspanner für verschiedene Anwendungsnahe Lastkollektive. Die Stellen der Dehnungsüberhöhungen markierten die Applikationsstellen der Dehnungsmessstreifen (DMS). Nach erfolgreicher Definition der DMS-Positionen für die einzelnen Schwenkspanner wurde eine Simulation des montierten Gesamtsystems (drei Schwenkspanner, Werkstück, Befestigungsvorrichtung) simuliert. Diese Simulation diente der Generierung von Wissen über die mechanischen Dehnungen im Gesamtsystem. Die

aus der Prozesskraft resultierenden Dehnungen geben dabei Aufschluss über die Möglichkeit einer zukünftigen Prozesskraftrekonstruktion bei bekannten Schwenkspanner-Dehnungen. Bei der Simulation des Gesamtsystems wurde Römheld durch die Meshparts GmbH unterstützt.

Nachdem anhand der Simulationen geeignete DMS-Positionen identifiziert und das cyber-physische Spannsystem fertig konstruiert wurde, hat Römheld wesentliche Aufgaben bei der technischen Realisierung des Spannsystems verantwortet. Hierzu gehört der Aufbau eines Prototyps des sensorischer Elektro-Schwenkspanners im eigenen Hause. Anhand des Prototyps konnten Ergebnisse der Dehnungssimulation bestätigt und somit das Simulationsmodell validiert werden. Im Anschluss wurden in Zusammenarbeit mit dem IFW drei Elektro-Schwenkspanner mit DMS an den geeigneten Stellen appliziert. Mit der Fertigstellung der sensorischen Schwenkspanner und deren Montage im Gesamtsystem wurde die technische Realisierung des cyber-physischen Spannsystems komponentenseitig abgeschlossen. Steuerungsseitig wurde von Römheld eine Ansteuerungseinheit für die drei Schwenkspanner entwickelt und technisch realisiert. Dadurch war es möglich, den Spannvorgang der Schwenkspanner flexibel im Arbeitsraum der Versuchsmaschine zu steuern.

Zudem wurden im Rahmen des Projektes laufend Hardware-Erweiterungen zur Auswertung der DMS-Signale innerhalb des Elektro-Schwenkspanners entwickelt. Dies bietet perspektivisch die Möglichkeit, komplexe Signalverarbeitungen auf der schwenkspannerinternen Platine ohne den Einsatz teurer, zusätzlicher Hardware durchzuführen.

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW)

Nach dem Projektplan zu Beginn des Vorhabens ist das PTW in AP 0, AP 2, AP 4, und AP 7 beteiligt und übernimmt die Federführung für AP 6. Dabei waren die Hauptaufgaben des PTW neben der Öffentlichkeitsarbeit durch wissenschaftliche Publikationen der Projektergebnisse, unterstützende Aufgaben bei der PTW-seitigen Digitalisierung der verwendeten Maschinen und deren Anbindung an die TensorMill-Cloud. Zusätzlich sollten auf Basis der Problemstellungen aus Sicht der Anwendungspartner bearbeitungskritische Merkmale aus internen Maschinendaten identifiziert und die forschungsseitige Unterstützung bei der Entwicklung der KI zur Fehlersuche und Analyse zu AP 4.3 unter der Federführung von GFT IN geleistet werden. Die Hauptaufgabe im Projekt war es, die vertikale Interaktion aus AP 5 federführend zu bearbeiten. Im Rahmen der Projektlaufzeit

stellte sich heraus, dass aufgrund der Verzögerungen der vorangehenden Arbeitspakete ein Eingreifen aus Institutssicht notwendig wurde, um den Projekterfolg zu gewährleisten. Dazu übernahm das PTW zusätzlich Aufgaben aus AP 1.1 und entwickelte, neben der Formulierung von Anforderungen an die Datenanalyse und die Technologie-App, einen Referenzprozess samt Referenzgeometrie, um die Aufgaben aus AP 6 bearbeiten zu können. Zusätzlich konnte seitens GROB aus technischen Gründen die geplante hochfrequente Aufzeichnung von internen Antriebsdaten aus der bereitgestellten Werkzeugmaschine nicht umgesetzt werden. Um dennoch den Projekterfolg nicht zu gefährden, implementierte das PTW zunächst an einer bereits bestehenden Maschine die Aufzeichnungslösung „Industrial Edge“ von Siemens. Diese wurde nach den ersten Tests und Versuchsreihen anschließend zusätzlich in die von GROB bereitgestellte Maschine eingebaut. Somit standen am PTW zwei WZM für die Bearbeitung der TensorMill Arbeitspakete zur Verfügung. Auf Wunsch von GFT IN übernahm das PTW zusätzlich Aufgaben in der Koordination von AP 4.1. Seit etwa der Hälfte der Projektlaufzeit wurde die Gesamtkonsortialführerschaft von AWB an das PTW übertragen, da durch personelle Veränderungen des Unternehmens die Weiterführung der Konsortialführerschaft nicht mehr möglich war.

Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW)

Vom IFW wurde im Rahmen des Projektes ein cyber-physisches Spannsystem ausgelegt, aufgebaut und die Leistungsfähigkeit untersucht. Darüber hinaus wurde das System in eine WZM integriert sowie an die TensorMill-Cloud angebunden. Die Arbeiten wurden in enger Zusammenarbeit mit Römheld durchgeführt. Nachdem zunächst ermittelt wurde, dass die Sensitivität herkömmlicher Metall-DMS nicht ausreicht, um eine Kraftmessung zu realisieren, wurden die Eignung von Surface Acoustic Wave Sensoren (SAW) sowie Halbleiter-DMS zur Dehnungsmessung recherchiert. Aufgrund der wesentlich höheren Kosten bei lediglich ähnlicher Sensitivität wurde der Ansatz der SAW verworfen und Halbleiter-DMS eingesetzt. Die in Vergleich zu Metall-DMS deutlich höhere Sensitivität konnte beim Einsatz einer Kraftmessung am Schwenkspannelement nachgewiesen werden. Unter Einsatz von drei Schwenkspannelementen wurde ein vollständiges Spannsystem konstruiert. Die Messtechnik zur synchronen Erfassung aller Dehnungssignale wurde mittels eines Edge-PC umgesetzt. Das System wurde mit Halbleiter- Dehnungssensorik versehen sowie mit Unterstützung durch Römheld in Betrieb genommen und erprobt.

Schließlich wurden am IFW Zerspanuntersuchungen mit dem cyber-physischen Spannsystem durchgeführt. In diesem wurde die Kraftsensitivität des Spannsystems und das Potential der Detektion von Fertigungsfehlern (z. B. Aufmaßschwankungen des Werkstücks) untersucht.

Neben der technischen Realisierung und Erprobung des cyberphysischen Spannsystems mit dem IFW wurde der mathematische Zusammenhang zwischen DMS-Sensorsignal und Spannkraft erarbeitet. Dieser bildet die Grundlage für die Umsetzung einer einfach anwendbaren, zuverlässigen Spannkraftüberwachungen für flexible Einsatzbereiche von sensorischen Schwenkspannern.

Durch die Kopplung mit der TensorMill-Cloud ist die in der Werkzeugmaschine des IFW eingebundene Messtechnik in der Lage, Messdaten zentral abzulegen.

6 Ergebnisse der Projekt-Arbeitsbereiche

In den folgenden Kapiteln werden die Ergebnisse der einzelnen Arbeitsbereiche präsentiert. Dabei wird von der Referenzprozessentwicklung ausgegangen. Auf dieser Basis folgen die Ergebnisse zur Digitalisierung, welche die Grundlage für die anschließende Präsentation der entwickelten Prozessüberwachungseinheiten darstellt. Abschließend wird die innerhalb des Projekts angestrebte intelligent vernetzte, digitale Prozesskette in Form eines Demonstratorszenarios vorgestellt und daraus Schlussfolgerungen für die Praxis formuliert.

6.1 Anforderungsdefinition und Konzepterstellung

In Rahmen von AP 1 erfolgte die Anforderungsdefinition und Konzepterstellung für das Projektvorhaben. In den folgenden Ausführungen wird auf die erarbeiteten Ergebnisse innerhalb von AP 1 eingegangen. Neben der Referenzprozessentwicklung wurden die Datenhoheit diskutiert und die Anforderungen an die Technologie-App formuliert.

6.1.1 Referenzprozessentwicklung

In diesem Kapitel werden die Referenzprozesse, welche als Basis für die Entwicklungen im Projekt dienen, vorgestellt. Diese untergliedern sich in die Referenzprozesse der Anwendungspartner und den daraus entwickelten Referenzprozess zur Entwicklung von Ansätzen für KI-basierte Qualitätsanalysen. Diese stellen die Ergebnisse aus AP 1.1 dar.

Referenzprozesse der Partner

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

Durch die Spezialisierung von AWB auf die Fertigung komplexer Bauteile mit 5-achsiger Bearbeitung, wird im Projekt eine Schaufelbearbeitung als einer der Referenzprozesse herangezogen. Dieses an eine Niederdruckturbinenschaufel angelehnte Bauteil, deckt mit seinen 3D-Freiformen eine für AWB relevante große Produktfamilie ab, sodass die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf weitere Werkstücke gewährleistet werden kann. Die strömungsdynamischen, höchst optimierten Einsatzbedingungen dieser Art von Schaufeln, welche in physikalische Grenzbereiche gehen, erfordern besonders hohe Ansprüche an die Oberfläche und die Maßhaltigkeit. Je nach Einsatzzweck und dem verwendeten Material unterscheiden sich diese Anforderungen. Bei Schaufeln aus dem Stahlwerkstoff 1.5415 / 16Mo3 ist die gefertigte Oberflächenqualität von hoher Priorität. Bei Schaufeln aus hochwarmfesten Materialien im Heißgasbereich sind die Oberflächengüten deutlich einfacher zu erreichen, jedoch ist die Anforderung bezüglich Maßhaltigkeit deutlich höher. Im Folgenden werden zunächst Schaufeln aus dem Stahlwerkstoff 1.5415 / 16Mo3 betrachtet, da sie aufgrund der Serienstückzahlen hohes Optimierungspotenzial bergen und Mängel in der Oberfläche erst spät bemerkt werden.

Der Fertigungsprozess sieht einen Schrupp- und Schlichtprozess vor. Der Schlichtprozess steht hierbei im Fokus, da er für das Ausbilden der Oberfläche verantwortlich ist. Die spanende Bearbeitung der Schaufel erfolgt, ausgehend vom quaderförmigen Rohmaterial mit den Abmaßen $90 * 60 * 25 \text{ mm}^3$ in einer Aufspannung. Nach dem Schruppen wird zunächst der Schaufelfuß gefertigt, gefolgt von der Fertigstellung der Schaufelkontur. Je nach Schaufelausführung und Material ist zusätzlich noch ein Vorschlichtprozess notwendig. Die ersten Schaufeln wurden aus dem Material 1.5415 / 16Mo3 gefertigt.

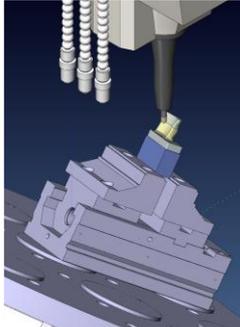
OP1 Kontur Schruppen + Plattform Schlichten	OP2 Schaufelblatt Vorschlichten + Schlichten	OP3 NP-Bohrung $\varnothing 5$
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Trochoidalfräsen: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Schaftfräser D = 14 mm ▪ $V_c = 340$ m/min ▪ $f_z = 0,12$ mm/z ▪ Schlichten: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Schaftfräser D = 14 mm ▪ $V_c = 120$ m/min ▪ $f_z = 0,07$ mm/z 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vorschlichten: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Kugelkopffräser D = 8 mm ▪ $V_c = 80$ m/min ▪ $f_z = 0,03$ mm/z ▪ Step = 0,6 mm ▪ Schlichten: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Kugelkopffräser D = 8 mm ▪ $V_c = 170$ m/min ▪ $f_z = 0,025$ mm/z ▪ Step = 0,6 mm 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Bohren: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Bohrer D = 5 mm ▪ $V_c = 55$ m/min ▪ $f_z = 0,25$ mm/z 

Abbildung 3: Referenzprozess Schaufelbearbeitung

Während des Fertigungsprozesses können aufgrund der Komplexität des Teils nur schwer Rückschlüsse auf die produzierte Qualität gezogen werden, da hierzu ein Koordinatenmessgerät (KMG) mit sehr zeitintensivem Messprogramm und zusätzlicher Rauheitsprüfung notwendig sind. Der aktuelle Stand für die Qualitätssicherung sieht vor, in regelmäßigen Stückzahlabständen die gefertigten Werkstücke zu prüfen und zu vermessen. Bei der Erkennung eines Ausschussbauteils (im Folgenden als NOK deklariert) kann mit dieser Methode zur Qualitätssicherung kein Rückschluss auf die zuvor gefertigten Bauteile erfolgen, weshalb im schlimmsten Fall die gesamte Charge überprüft und nachgearbeitet werden muss, wodurch sich die Produktivität reduziert, die Durchlaufzeit erhöht und darauffolgend erhebliche Kosten entstehen. Durch die im TensorMill angestrebte prozessparallele Werkzeugüberwachung soll ermöglicht werden den Kippunkt hin zu schlechter Qualität aus den Daten zu erkennen, um somit ein frühzeitiges Eingreifen in den Prozess zu ermöglichen.

PFW Aerospace GmbH

Das Referenzbauteil von PFW ist eine Halterung für Rohrkomponenten, das sogenannte Lug Bracket (vgl. Abbildung 4).

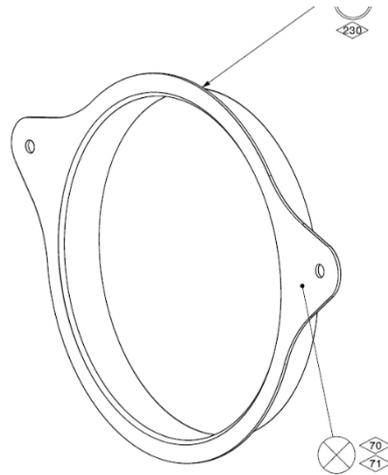


Abbildung 4: Referenzbauteil "Lug Bracket"

Es handelt sich bei diesem Bauteil um ein Sekundärbauteil für die zivile Luftfahrt. Diese dünnwandige Halterung wird aus Titan gefertigt. Titan ist ein verhältnismäßig teurer Werkstoff, welcher aufgrund seiner Materialeigenschaften häufig in der Luftfahrt zum Einsatz kommt. Um trotz der hohen Rohstoffkosten wirtschaftlich fertigen zu können, besteht der Anspruch jedes einzelne Bauteil als sogenanntes Gutteil zu fertigen. Hierfür ist es von zentraler Bedeutung frühzeitig, d.h. vor dem Auftreten einer Unregelmäßigkeit durch geeignete Prozessüberwachung agieren zu können. Die Forschungsaktivitäten fanden an einer Serienanlage, der DMC 125 U duo Block 5-Achs-Fräsmaschine statt. Hier bot sich der Vorteil, zusätzlich zu den Testbauteilen die Daten aus der Serienproduktion des Lug Brackets auszulesen und für die weiteren Entwicklungen zu nutzen.

Auf Basis des Herstellprozesses für das Lug Bracket wurde ein linearer Abzeilprozess am PTW entwickelt, welcher dazu dient die Fragestellungen zur Bestimmung des Werkzeugzustands auf Basis interner Maschinendaten zu bearbeiten. In diesem Prozess werden neben Schaffräsern der Firma Seco eigens entwickelte Fräswerkzeuge von Linner verwendet, welche für die Versuchsreihen am PTW entwickelt und bereitgestellt wurden.

Referenzprozess zur Entwicklung von Ansätzen für KI-basierte Qualitätsanalysen

Für die Untersuchungen der forschungsseitigen Fragestellungen wurde im Verlauf der Projektbearbeitung vom PTW eine Referenzgeometrie zusammen mit zugehörigem Fertigungsprozess entwickelt. Diese dient als vereinfachtes Werkstück auf Basis der von den Anwendungspartnern bereitgestellten Referenzprozesse für die Entwicklung der KI-basierten Modellbildung zur Vorhersage der Werkstückqualität. Als Grundlage dienen die in der DIN EN ISO 1101 [21] beschriebenen Form- und Lagetoleranzen. An der Referenz-

geometrie soll die Möglichkeit geschaffen werden, möglichst viele der in der DIN-Norm beschriebenen Form- und Lagetoleranzen auszuwerten. Neben dieser ersten Anforderung sollten die einzelnen geometrischen Elemente am Werkstück eine klare geometrische Trennbarkeit aufweisen. Diese Anforderung kommt aus Sicht der Datenanalyse, wodurch es im Nachgang ermöglicht wird, die aufgezeichneten Daten präzise den geometrischen Elementen am Werkstück zuzuordnen. Ohne diese Zuordnung ist eine Auswertung der Daten, wie sie im Projekt angestrebt wird, nicht möglich. Um eine spätere Übertragbarkeit der Ergebnisse auf die Referenzprozesse der Partner zu ermöglichen (hier wurde sich hauptsächlich auf den von PFW vorgestellten Prozess fokussiert) ergibt sich die Anforderung, dass der Schlichtprozess an der Geometrie ohne Umspannung oder Werkzeugwechsel mit Schaftfräsern von 8 mm Durchmesser auf einem 3-achsigen Bearbeitungszentrum durchgeführt werden kann. Das zur Verfügung stehende Rohmaterial aus der verwendeten Titanlegierung Ti6Al4V liegt in Platten mit den Abmaßen 250 mm * 250 mm * 35 mm vor. Ziel ist es, eine größtmögliche Anzahl an Geometrien auf den vorliegenden Platten zu fertigen. Je höher die Anzahl an Werkstücken und damit an nutzbaren Daten für die KI-Modellbildung, desto besser können die bearbeitungskritischen Merkmale den KI-Modellen antrainiert werden. Dies steigert die spätere Leistungsfähigkeit der Modelle. Zusätzlich wird bei der Auswahl und Dimensionierung der geometrischen Elemente am Werkstück die VDI/NCG 5211 berücksichtigt, welche die Prüfrichtlinien und Prüfwerkstücke für hochdynamische Bearbeitungen auf dreiachsigen Fräsmaschinen behandelt. Auf Basis der genannten Anforderungen ist die in Abbildung 5 schematisch dargestellte Referenzgeometrie in einem iterativen Entwicklungsprozess entstanden. Die Höhe der Referenzgeometrie beträgt in Anlehnung an die Partnerbauteile 8 mm und weist eine Länge von 48,5 mm in X-Richtung und 33 mm in Y-Richtung auf. Die Geometrie weist insgesamt 11 Hauptgeometrieelemente (in schwarz beschriftet) und 4 zusätzliche Geometrieelemente (in grau beschriftet) auf.

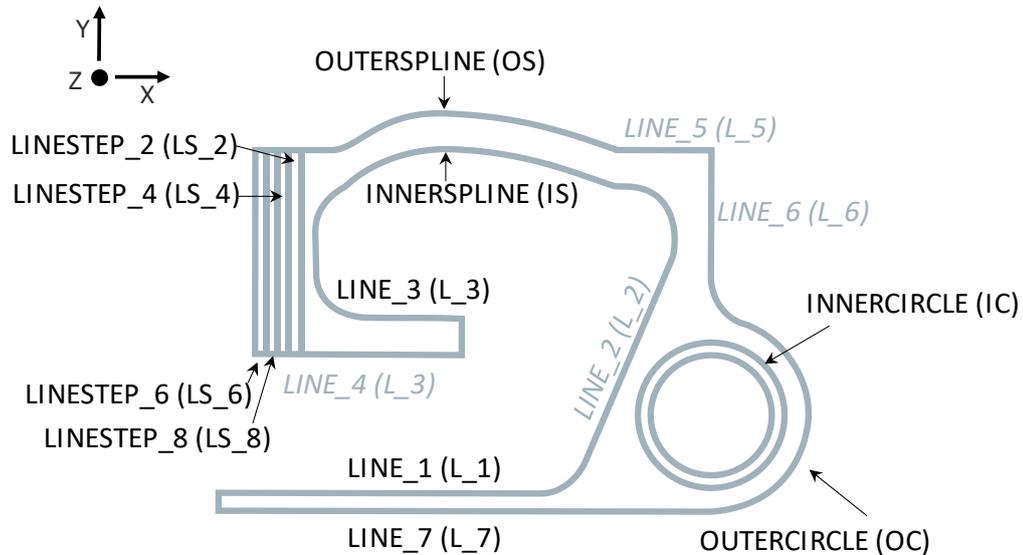


Abbildung 5: Schematische Darstellung der Referenzgeometrie mit der Bezeichnung der geometrischen Elemente. Die Geometrie weist 11 Hauptgeometrieelemente (schwarz) und 4 zusätzliche Geometrieelemente (grau) auf.

Auf einer Titanplatte können je Seite 20 dieser Referenzgeometrien gefertigt werden. Dazu werden diese 4-mal in X-Richtung gemustert und 5-mal in Y-Richtung. Somit dient jede Platte dazu 40 (20 je Oberseite) Werkstücke zu erzeugen. Die Fertigung der Geometrien erfolgt in einem zweistufigen Prozess, welcher aus Schruppen zur Vorbereitung und Schlichten zur Endbearbeitung besteht. Dabei dient der Schruppprozess der Erzeugung der Endkontur mit einem resultierenden Aufmaß von 1 mm. Eine Ausnahme bildet der INNERCIRCLE, welcher ein resultierendes Aufmaß von 0,5 mm aufweist. Für den Schlichtprozess dienen Schafffräser von Linner mit dem Durchmesser $D_{WZ} = 8$ mm und der Zähnezahl von $N_z = 4$. Als Technologieparameter dienen in Anlehnung an den PFW Referenzprozess und der Empfehlung durch Linner die Schnittgeschwindigkeit $V_c = 50$ m/min und der Vorschub je Zahn in Höhe von $f_z = 0,05$ mm.

6.1.2 Definition der Datenhoheit

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse aus AP 1.2 dargestellt. Grundlegend gilt es zwischen zwei unterschiedlichen Arten von Daten im Kontext der Datenhoheit zu unterscheiden. Daten, die einen direkten Aufschluss über Bauteilgeometrien und Bearbeitungsstrategien zulassen sind als kritische Daten einzustufen. Darüber hinaus sind alle Daten, welche keine Rückschlüsse auf unternehmensinternes Know-how und Wissen zulassen als unkritische Daten einzustufen.

Bei kritischen Daten gilt es neben den unternehmensinternen Interessen zusätzlich die Interessen der Kunden zu wahren. Als Konsequenz ergibt sich, dass kritische Daten, welche den Kunden betreffen nicht ohne dessen Zustimmung weitergegeben werden dürfen. Unternehmensinternes Wissen über jahrelang aufgebaute Erfahrung in Form von beispielsweise zerspanungstechnische Bearbeitungsstrategien bildet oftmals die Grundlage für den nachhaltigen Erfolg des Unternehmens. Deshalb sind diese Daten ebenfalls den kritischen Daten zuzuordnen und können nicht ohne Weiteres herausgegeben werden. Im Konsortium wurde sich aus den genannten Gründen darauf geeinigt, dass der Eigentumsanspruch und die Zugriffsrechte beim Erzeuger der Daten liegen müssen und somit innerhalb der TensorMill-Cloud lediglich von den Eigentümern der Daten eingesehen und bearbeitet werden können. Bezogen auf die adressierten internen Signale der Werkzeugmaschine betrifft dies Lagewerte in Soll- und Ist, Achsgeschwindigkeiten, Spindeldrehzahl in Kombination mit dem entsprechenden Prozesskontext in Form des NC-Programms, des Werkzeugs und weiteren Konfigurationsdaten aus der speicherprogrammierbaren Steuerung.

Als unkritische Daten können diejenigen Signale angesehen werden, welche keinen direkten Rückschluss auf Prozessablauf und erzeugter Geometrie zulassen. Beispielhafte Signale dafür sind Regelabweichungen der Achsen, Ströme der Achsen sowie der Spindel und Prozesszeiten.

Zusätzlich zeigen die erarbeiteten Ergebnisse innerhalb des Projekts, dass für einen vertrauensvollen Austausch (auch von kritischen Daten) eine rechtliche Grundlage geschaffen werden muss. Die Rahmenbedingungen dafür waren jedoch nicht Bestandteil der Projektaufgaben, weshalb eine detaillierte allgemeine Ausarbeitung nicht erfolgt ist.

Aufgrund von langwierigen Diskussionen unter den teilnehmenden Unternehmen wurde sich, um den Projekterfolg nicht zu gefährden, schließlich darauf geeinigt in der TensorMill-Cloud ein Rechtesystem einzuführen, welche lediglich den Zugriff auf die eigenen Daten zulässt.

6.1.3 Anforderungen an Technologie-App

Für die erfolgreiche Umsetzung der Softwarelösung für die TensorMill-App ist es notwendig, die grundlegende Zielvorstellung frühzeitig festzuhalten, deren Priorität zu kommunizieren und die Machbarkeit zu bewerten. Im Forschungsprojekt TensorMill wurde deshalb für die Bearbeitung von AP 1.3 eine agile Herangehensweise gewählt, die sich in der Praxis bei anderen Forschungs- und Kundenprojekten bereits bewährt hat.

In Form von User-Stories haben alle beteiligten Unternehmen neben konkreten Zielen auch überprüfbare Anforderungen definiert. Durch die User-Stories werden die individuellen Vorstellungen der Partner transparent und die Kommunikation in der Folge erleichtert. Außerdem dienten die im Vorfeld erstellten User-Stories als Grundlage für den im September 2020 durch die GFT IN durchgeführten Workshop. Hier wurde zunächst präsentiert, wie agiles Vorgehen zu einer raschen softwareseitigen Umsetzung führt, um alle Partner auf den gleichen Stand zu bringen und somit eine effektive Zusammenarbeit zu gewährleisten. Anschließend wurde gemeinsam das Solution Assessment weitergeführt und am Solution Outline gearbeitet. Workshopziele waren die weitere Identifizierung von Geschäftspotentialen und Mehrwerten, das Vervollständigen, Erweitern, Priorisieren und Reviewen von Anwendungsfällen und Anforderungen sowie die Identifikation und Beschreibung von Fachobjekten. Als wesentliches Ergebnis des Workshops wurden die aus den User-Stories extrahierten und erweiterten Anforderungen nach ihrer Priorität bewertet und tabellarisch festgehalten. Besonders wichtig ist den beteiligten Unternehmen die volle Kontrolle über die Datenerfassung, sodass keine Geschäftsgeheimnisse beispielsweise über Rohdaten rekonstruiert werden können (vgl. Kapitel 6.1.20). Innerhalb dieser strikten Rahmenbedingung wurde der Erkenntnisgewinn über die Bauteilqualität aus den aufgenommenen Daten zum primären Ziel erklärt. Dabei soll eine KI zur Prognose genutzt und anschließend anhand der Praxis in der Industrie validiert werden.

Außerdem wurden im Rahmen des Workshops Rollen in den industriellen Betrieben bestimmt, die in Kontakt mit der TensorMill-Cloud oder -App kommen können, indem diese an der Generierung von Daten beteiligt oder bei ihren Entscheidungen auf die Bereitstellung aufbereiteter Daten durch die Anwendung angewiesen sind. Darunter sind zum Beispiel Produktionsleiter, Maschinenbediener, aber auch Datenanalysten und Ingenieure. Tabellarisch festgehalten wurde zudem, welche Anforderungen für welche Rollen relevant sind und umgekehrt. Durch den Workshop wurden auf diese Weise die Anforderungen auch aus Nutzersicht definiert und können somit rollengerecht umgesetzt werden.

Für die technische Umsetzung zeigten sich nach Evaluation der Workshopergebnisse und weiterer Interviews mit den beteiligten Unternehmen anhand zielgerichteter Fragenkataloge besondere Herausforderungen bei der Integration heterogener Datenquellen, -formate und Übertragungsprotokolle sowie bei den Anforderungen an die Latenz für den Einsatz von Echtzeitdaten, die aufgrund strikter Datensicherheit edgeseitig vorverarbeitet und gefiltert werden müssen. Die Machbarkeitsanalyse bezüglich der geforderten Latenzen ergab die Einschränkung, dass Eingriffe in einen laufenden Fertigungsschritt nur bei Verarbeitung der

Daten on-premise erfolgen kann. Die über das Internet angebundene TensorMill-App ist hierfür technisch ungeeignet. Beim Einsatz der App müssen Latenzen im Bereich weniger Sekunden einkalkuliert werden. Beim Einsatz der KI ist zu beachten, dass die geringen Stückzahlen in der Luft- und Raumfahrt nur eine reduzierte Aufnahme von Datensätzen zum Training der KI erlauben. Dementsprechend müssen zunächst bearbeitungskritische Merkmale herausgearbeitet und gegebenenfalls Expertenwissen miteinbezogen werden. Neben den für die Erstellung des digitalen Zwillings relevanten Fachobjekte wurden im Solution Outline die resultierenden Datenströme durch die GFT IN analysiert. Diese sind in Abbildung 6 dargestellt.

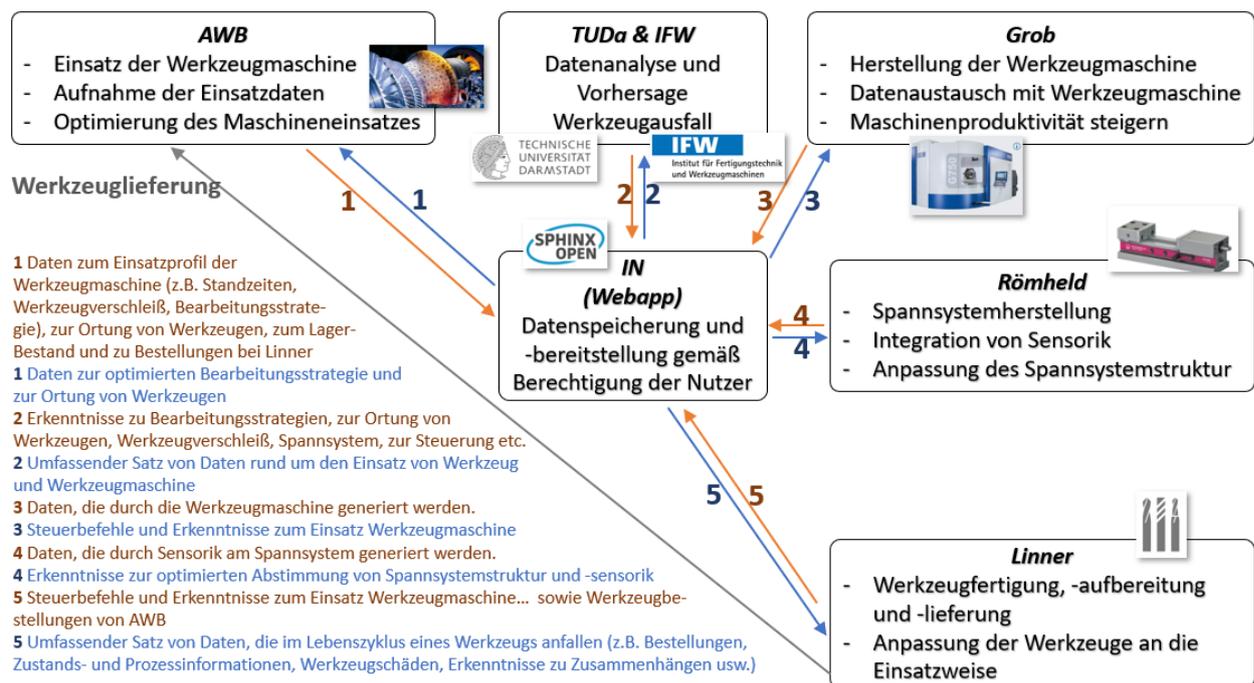


Abbildung 6: Datenströme zwischen der TensorMill-Cloud/App und den beteiligten Unternehmen.

Zusammenfassend ist es für die Anforderungsevaluation entscheidend, typische Anwendungsfälle zu identifizieren und die beteiligten Rollen sowie deren Informationsbedürfnisse zu bestimmen. Anschließend werden die Datenströme analysiert und Datenquellen und -senken sowie der Transfer spezifiziert. Die agile Herangehensweise hat sich dabei auch im Forschungsvorhaben TensorMill bewährt, da so durch regelmäßige Feedbackschleifen Fehlentwicklungen frühzeitig erkannt und verhindert werden. Für eine effiziente Kommunikation in Projekten, bei denen sich Softwareentwickler und -nutzer abstimmen müssen, ist dieses Vorgehen generell empfehlenswert.

Es hat sich gezeigt, dass eine essentielle Anforderung an vergleichbare Anwendungen wie die TensorMill-App die Integration heterogener Datenquellen ist, beziehungsweise eine

entsprechende Verarbeitung an der Edge erfolgen muss. Während bereits in einem Fertigungsschritt unterschiedliche Formate und Übertragungsprotokolle aufgrund verschiedener, teils nachgerüsteter, Sensoren auftreten können, ist dies bei der Verfolgung eines Werkstücks über mehrere Fertigungsschritte und der Zusammenführung von Werkzeug- und Werkstückdaten unvermeidbar. Außerdem müssen die verarbeiteten Daten den Nutzern rollengerecht präsentiert werden, um so als Entscheidungshilfen einen Mehrwert bieten zu können. Auch die Abwägung, welche Anforderungen durch eine cloudbasierte Anwendung grundsätzlich realisierbar sind, ist bei ähnlichen Vorhaben in der Industrie zu erwarten, da beim Eingriff in die laufende Fertigung Latenzen im Millisekundenbereich nötig sind, die nur edgeseitig erreicht werden. Weiterhin benötigt der Einsatz einer KI als value-added Service eine ausreichende Datengrundlage, was bei geringen Stückzahlen in der Produktion eine außerordentliche Herausforderung darstellt. Abschließend spielt für Verbundprojekte die Datenhoheit und -sicherheit natürlicherweise eine übergeordnete Rolle. Die Wahrung von Geschäftsgeheimnissen erfordert eine entsprechende Evaluierung aufgenommener Rohdaten und gegebenenfalls eine spezifische Vorverarbeitung oder Filterung. Dabei ist zu bedenken, inwieweit diese Einschränkungen die Ziele und Erkenntnisgewinne des Vorhabens gefährden.

6.2 Digitalisierung und Vernetzung

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse zur Digitalisierung entlang der Wertschöpfungskette aus AP 2 eingegangen. Dazu zählt neben der Anbindung interner Maschinendaten zusätzlich die Entwicklung einer Schnittstelle für die Übertragung von Werkzeugdaten aus dem Werkzeugherstellprozess. Die erfassten Daten entlang der Wertschöpfungskette werden anschließend in der TensorMill-Cloud zusammengeführt.

6.2.1 Vernetzung der Partnerunternehmen und Maschinen

ToolScope ist ein Prozessüberwachungssystem, das als IPC in eine Maschine verbaut wird und mittels entsprechender Schnittstellen (Profibus, Profinet, Modbus, ...) Daten von der Maschinensteuerung empfängt. Anhand dieser Daten überwacht ToolScope die Produktion der Maschine, indem es diese in einzelne Prozesse aufteilt und auf Wiederholgenauigkeit überprüft. Sollte ein Prozess zu stark von einem Gutprozess abweichen wird eine Meldung an die Steuerung gegeben, um bspw. einen Maschinenstopp auszulösen.

Das ToolScope kann Daten mit 1 kHz und mehr aufzeichnen, jedoch beschränkt in der Regel der Bustakt oder die Steuerung die Datenübertragung, sodass Maschinendaten aus

der Steuerung in der Regel mit maximal 100 Hz vorliegen. So gut wie jedes Signal, das in der Steuerung vorliegt, kann über den Bus an das ToolScope übertragen werden. Die wichtigsten Signale für die Prozessüberwachung sind hierbei meist die Motorströme der Antriebe und Prozessidentifizierer wie Programmname oder -nummer, Werkzeugname oder -nummer, etc.

Der Start der Prozesse wird mittels eines Triggers realisiert, welcher über M-Befehle an entsprechende Stellen im Programmcode platziert werden kann. Hierfür eignet sich meist der Werkzeugwechsel, da dieser häufig auch ein eigenes Unterprogramm ist und der Aufwand der Implementierung dadurch recht gering ist.

Zusätzlich ist es möglich über analoge und digitale Eingänge weitere Sensorik an das ToolScope anzuschließen. Hierbei kommen meist Beschleunigungssensoren zum Einsatz, aber auch andere Sensorik wie Druck- oder Durchflusssensoren können genutzt werden. Diese Sensoren können Ihre Daten meist in einem höheren Takt zur Verfügung stellen. Da der langsamste Takt aber die Datenspeicherung bestimmt, entsteht bei gleichzeitigem Nutzen von Profibus und Sensorik keine effektiv höhere Taktrate als die 100 Hz.

ToolScope ist in der Lage wiederholgenaue Prozesse bis zu einem gewissen Grad zu überwachen. Das ausschlaggebende Kriterium ist hier in der Regel der Unterschied zwischen Spindel und Werkzeug. Bei großer Spindel und kleinem Werkzeug ist das Grundrauschen im Verhältnis zum Prozesssignal zu groß als dass der Prozess in diesem Grundrauschen zu detektieren wäre. Ceratizit ist daher auf der Suche nach neuen Methoden der Prozessüberwachung, um auch solche kleinen Werkzeuge sicher überwachen zu können.

Für die Inbetriebnahme von ToolScope in eine Bestandsmaschine ist in der Regel die Unterstützung des Maschinenherstellers notwendig. Dies liegt daran, dass Änderungen am Projekt der speicherprogrammierbaren Steuerung (SPS) vorgenommen werden müssen, um die Daten aus der Maschine auf den Profibus zu legen. Das kommentierte SPS Projekt liegt jedoch in der Regel beim Hersteller und nicht beim Kunden. Je nach Maschinenhersteller ist dies ein größeres Hindernis. Im Zuge von TensorMill ist mehrfach das Problem aufgetreten, dass der Maschinenhersteller nicht (sofort) bereit war, das SPS-Projekt auszuhändigen oder gemeinsame Änderungen vorzunehmen. Aufgrund dessen hat sich die Implementierung von ToolScope in die Maschinen stark verzögert.

Zusätzlich zu der Verbindung über den Profibus/net wird das ToolScope in der Regel auch noch über Netzwerk mit der Steuerung verbunden. Dies dient vor allem dazu die Oberfläche

vom ToolScope mittels VNC auf der Steuerung zu visualisieren. Sollte dies nicht möglich oder gewünscht sein, so kann dies auch über externe Monitore realisiert werden.

Wird ToolScope darüber hinaus an das Firmennetzwerk angebunden, so ist es ebenfalls möglich, ToolScope von den Desktop-PCs im Büro zu visualisieren und zu steuern. Ebenfalls ist darüber der Datenaustausch möglich.

Der Datenaustausch von ToolScope zur TensorMill-Cloud erfolgt über das Firmennetzwerk. ToolScope-Daten wurden zu Beginn des Projektes über Netzwerk als CSV-Dateien an die Cloud übermittelt. Hierzu werden stets alle dem ToolScope zur Verfügung stehenden Sensorwerte prozessweise in eine CSV-Datei geschrieben. Das heißt, mit jedem Start eines Prozesses im ToolScope wird eine CSV-Datei erzeugt, die über die Dauer des Prozesses sämtliche Sensorwerte/Signale mit 100 Hz aufzeichnet. Die Datei wird zum Prozessende beendet und auf dem ToolScope gespeichert. Anschließend wird sie automatisch über das Netzwerk auf die Cloud kopiert. Die Daten verbleiben zusätzlich im ToolScope solange der Speicher nicht voll ist. Wenn der Speicher voll ist, so werden die ältesten CSV-Dateien als erste gelöscht. Je nach Menge und Dauer der Prozesse reicht dieser Speicher in der Regel mehrere Monate.

Im Laufe des Projektes wurde zudem eine JSON-Schnittstelle im ToolScope implementiert, um Daten besser an die TensorMill-Cloud zu übertragen. Hierbei wird am Ende jeden Prozesses ein JSON-Datenpaket mit den wichtigsten Prozessdaten erzeugt und an die TensorMill-Cloud übermittelt. Zusätzlich können auch die Module TS-MDA und TS-TCLog JSON-Datenpakete erzeugen und somit weitere Daten an die TensorMill-Cloud übermitteln, die per CSV-Dateien vorher nicht möglich waren.

TS-MDA übermittelt hierbei Daten über Zustände der Maschine, während TS-TCLog Werkzeugwechsel und deren Gründe übermittelt.

Das ToolScope verfügt zusätzlich über eine Funktion die Daten erneut versendet, sollte die Verbindung zur TensorMill-Cloud einmal gestört sein. Sobald die Verbindung wieder hergestellt ist, werden alle über den Verlauf der Störung generierten Daten gesendet.

Installation ToolScope an DMG DMC 125U bei PFW

Im Rahmen des Projektes wurde bei PFW eine DMG DMC 125U (DMC 125U) mit Heidenhain Steuerung um das ToolScope System vom Projektpartner Ceratizit erweitert. Die Entscheidung für die DMC 125U ist im Wesentlichen auf die Verfügbarkeit für dieses Forschungsprojekt und das Produktspektrum, welches auf dieser Maschine gefertigt wird, zurückzuführen. Bei der Erweiterung um das ToolScope ist es zu Verzögerungen

gekommen. Diese waren darin begründet, dass zum einen das Angebot zur Erweiterung der Maschine seitens Maschinenhersteller zunächst unvollständig war und im Weiteren das Verständnis für diese die Erweiterung nicht vollumfänglich gegeben war. Dennoch konnte die Erweiterung erfolgen und die ersten Parameter per ToolScope aufgezeichnet werden. Um im Folgenden die Maschinenparameter kontextbezogen zu erfassen wurden im NC Programm Trigger gesetzt, die das ToolScope zu jenem Bearbeitungszustand die aktuellen Zustandsdaten erfassen lässt. Das System wurde ins Firmen Netzwerk eingebunden, sodass die erfassten Daten zentral gespeichert, ausgelesen und visualisiert werden können bzw. der externe Datentransfer in die TensorMill-Cloud erfolgen kann.

Installation ToolScope an Hermle C42 bei AWB

Die ursprünglich aufgrund der Vielseitigkeit ausgewählte Werkzeugmaschine DMG DMU 65, auf der fast alle Teile von AWB gefertigt werden können, konnte aufgrund von Anbindungsproblemen (vgl. Kapitel 5) nicht für die Installation von Tool Scope verwendet werden. Für weitere Projekte muss größeres Augenmerk auf die Zusammenarbeit AWB – Ceratizit – Werkzeugmaschinenhersteller gelegt werden, da es hier aufgrund von Missverständnissen zu einer enormen Verzögerung in der Anbindung des Tool Scopes kam. Um trotzdem die Anbindung an eine eigene Maschine zu realisieren, wurde als alternative die WZM Hermle C42 ausgewählt, da hier Serienteile und Dauerläufer mit hohem Materialwert, hohen Nacharbeits- bzw. Qualitätskosten und dem größten Optimierungspotential gefertigt werden. Durch die Anbindung von Toolscope wurde zum ersten Mal ein Prozessmonitoringsystem eingeführt, das es ermöglicht Prozessdaten zu analysieren.

Das Toolscope befindet sich bei AWB im Zustand der Grundkonfiguration nach der Inbetriebnahme durch Ceratizit. Durch Start- und Stopcodes im NC-Programm wird die Aufzeichnung gesteuert. Grundsätzlich werden alle Daten aufgezeichnet, die in der gewählten Konfiguration über das Toolscope aufzeichnenbar sind. Hierzu zählen die Prozesszeit, Drehmomente und Geschwindigkeiten der Achsen X-Y-Z sowie des Spindeldrehmoments, die zugehörigen Lageistwerte der Achsen, sowie Werkzeug und Programmnummern. Die Daten werden als CSV-Export der Cloud bereitgestellt.

Installation Industrial Edge an DMG MORI DMC 850V und GROB G350 am PTW

Für die Projektarbeiten am PTW erfolgte im Rahmen des Projekts die Installation des Systems „Industrial Edge for Machine Tools“ vom Hersteller Siemens in die zwei Maschinen DMG MORI DMC 850V (DMC 850V) und GROB G350 (G350). Diese Lösung kam gegen

Ende der Projektlaufzeit auf den Markt und wurde zuvor dem PTW als Prototyp zur Verfügung gestellt. Die Inbetriebnahme dieses Systems ist ab einer Siemens Sinumerik Steuerungsversion 4.5 möglich, welches es zu einer Edge Lösung für die Nachrüstung entsprechend jüngerer Maschinen macht. Für die Inbetriebnahme wird ein Softwarebaustein (Compile Cycle) „hf_probe“ auf der Steuerung installiert, welcher die Kommunikation zwischen Steuerung und dem per Ethernet verbundenen IPC ermöglicht. Der hf_probe kann bis zu 100 steuerungsinterne Signale in Taktraten des Lageregeltakts der Maschine liefern. Bei beiden Maschinen liegt der Lageregeltakt bei 2 ms, sodass die Daten mit einer Aufzeichnungsfrequenz von 500 Hz erfasst werden können. Für die anwenderspezifische Weiterverarbeitung der Daten liefert die Industrial Edge ein linuxbasiertes Betriebssystem, auf welchem containerisierte Apps laufen. Siemens bietet für den Zugriff auf die Daten entsprechende Schnittstellen (API) und eine Entwicklungsumgebung an, um als Anwender eigene Apps entwickeln und nutzen zu können. In diesem Rahmen erfolgte die Entwicklung einer PTW Edge App (PTW-Adapter) in der Programmiersprache Python, welche es ermöglicht die gewünschten Signale aufzuzeichnen und in einer Zeitreihendatenbank abzuspeichern. Die zur Verfügung stehenden hochfrequenten Signale aus dem Lageregeltakt können [22] entnommen werden. Zusätzlich dazu ermöglicht eine zweite low-frequency (lf) Schnittstelle die Aufzeichnung von weiteren in der Steuerung verarbeiteten Daten und Informationen. Diese Schnittstelle liefert die gewünschten Daten in Abtastfrequenzen von ca. 30 ms - 100 ms je nach Auslastung der Steuerung und Anzahl der angefragten Datenpunkte. Diese Schnittstelle wird vom PTW-Adapter genutzt um notwendige Kontextinformationen (vgl. Kapitel 6.4.2) für die automatisierte Datenauswertung zusammen mit den hf-Signalen aufzuzeichnen. Die genutzte Zeitreihendatenbank InfluxDB dient als Zwischeninstanz zum Speichern der erfassten Rohsignale aus der Steuerung. Die relevanten Daten werden schließlich mithilfe entwickelter Python Anwendungen aus der Datenbank abgefragt, transformiert, segmentiert und schließlich in die TensorMill-Cloud hochgeladen (vgl. Kapitel 6.4.2). Als technische Grundlage dient hier ein im Rahmen dieses Projekts entwickelter komprimierter CSV-Upload in die TensorMill-Cloud. Dadurch erfolgt die Speicherung lediglich von relevanten Prozessdaten in der TensorMill-Cloud für das Trainieren und die Anwendung der datenbasierten Vorhersagemodelle (vgl. Kapitel 6.4.3).

Integration ToolScope und cyber-physisches System an DMG Mori DMU 125 P am IFW

Die Digitalisierung der Prozesskette erfolgte auf Basis der in AP 1 definierten Anforderungen. Im Fokus des IFW steht hierbei die IFW-eigene Werkzeugmaschine DMU 125 P der DMG Mori AG. Im Rahmen des Projekts wurde vom IFW in Zusammenarbeit mit Römheld und Ceratizit eine Nachrüstmöglichkeit zur Prozess- und Zustandsüberwachung für bestehende Produktionssysteme entwickelt. Diese besteht aus einem CPS (AP 3) und dem Überwachungssystem ToolScope. In der Versuchsmaschine des IFW wurde ToolScope integriert, um maschinenspezifische Daten (Achsströme und -positionen) abzubilden. Das entwickelte cyber-physische-System ist eine weitere Quelle zur Erfassung von Prozessdaten. Die aufgezeichneten Daten werden mit einem digitalen Bauteilzwilling gekoppelt, um eine spätere Rückverfolgung zu erleichtern. Der für diesen Fall verwendete Bauteilzwilling entspricht einem Finite Elemente Modell des gesamten Spannsystems. Mithilfe dieses Modells können die sich einstellenden Spannungs- und Dehnungsverteilungen auf Basis des wirkenden Belastungskollektivs bei der Zerspanung simuliert werden. Der Aufbau sowie wichtige Eigenschaften des Bauteilzwillings wurden vom IFW in Zusammenarbeit mit Römheld und Ceratizit definiert. Dies betrifft besonders die Stellen zur Auswertung der Dehnungen an DMS-Positionen und im Inneren der Schwenkspanner. Lediglich diese Dehnungswerte sind zur Übertragung an die TensorMill-Cloud vorgesehen. Das Spannsystem wurde mit einem Edge-Computer der Beckhoff Automation GmbH verbunden. Dies ermöglicht die Aufnahme von Daten mit einer Abtastfrequenz von $f = 10.000$ Hz und sowie die weitere Datenverarbeitung. Der Edge-Computer kann in die Systeme zur Datenaufzeichnung integriert oder separat bereitgestellt werden.

Mit der Integration des ToolScope-Systems, der Anbindung des cyber-physischen Spannsystems an den Edge-PC zur Datenanalyse und der Realisierung eines Datentransfers mit der TensorMill-Cloud ist das AP 2 erfolgreich abgeschlossen.

Am Ende des AP 2 besteht somit die Möglichkeit, prozessrelevante Daten mithilfe eines cyber-physischen Spannsystems als Nachrüttlösung aufzunehmen. Diese können hinsichtlich Signalanalogien vorverarbeitet und verschlüsselt an die TensorMill-Cloud weitergeleitet werden.

Installation spike_inspindle am PTW

Im Rahmen eines Entwicklungsprojekts arbeitet GROB in Zusammenarbeit mit der Firma Pro-micron an einer Weiterentwicklung des sensorischen Werkzeughalters spike und des

Span-in-Spindel-Erkennungssystem. Das Ziel ist es, beide Messsysteme innerhalb des Spindelkopfs parallel zu betreiben. Mit den verbauten Dehnmessstreifen sollen neben der Spanerkennung auch die auftretenden Kräfte während des Bearbeitungsprozesses gemessen werden. Somit soll im Gegensatz zum Werkzeughalter spike_mobile, der als reines Diagnosetool entwickelt wurde, ein dauerhaftes Monitoring des Zerspanprozesses und der Maschine ermöglicht werden. Die ursprünglich geplante Anbindung des Systems spike_inspindle über die GROB eigene Cloudlösung GNet4Industry wurde nicht weiterverfolgt. Die hier zu implementierenden Datenpunkte erscheinen für die auf Zustandsanalyse der Werkzeugmaschine sowie PPS-Systemen optimierte GNet4Industry als nicht global sinnvoll. Abbildung 7 zeigt den schematischen Aufbau des spike_inspindle-Systems.

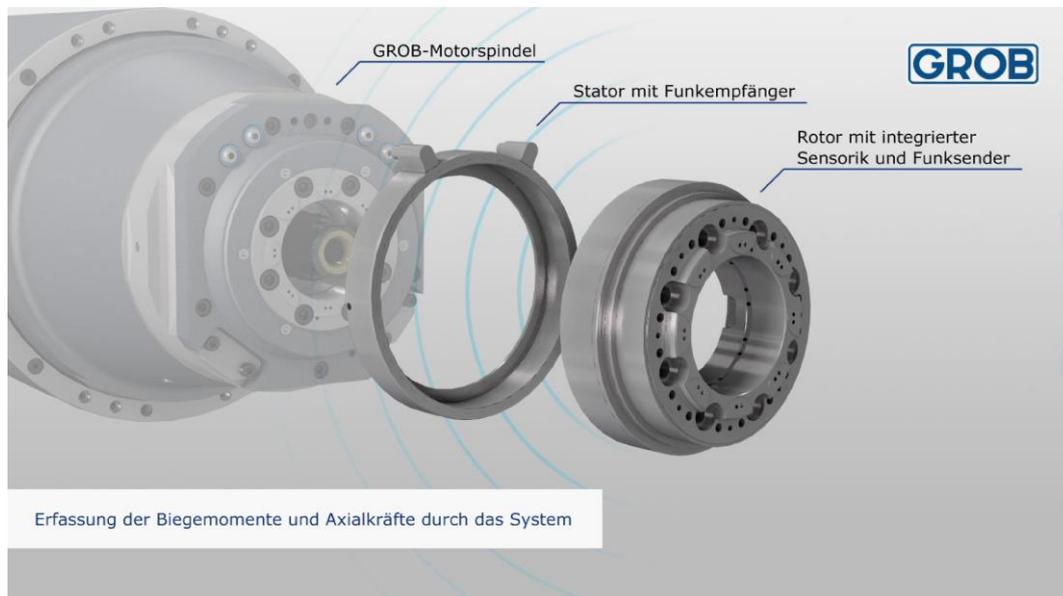


Abbildung 7: Schematischer Aufbau des spike_inspindle Systems

Folgende Messgrößen können mit einer Abtastfrequenz von 2,5 kHz erfasst werden:

- Biegemoment X (BR1)
- Biegemoment Y (BR2)
- Axialkraft (BR5)
- Temperatur (TEMP, TEMP2)

In nachfolgender Abbildung 8 sind beide Biegemomentebenen zu erkennen.

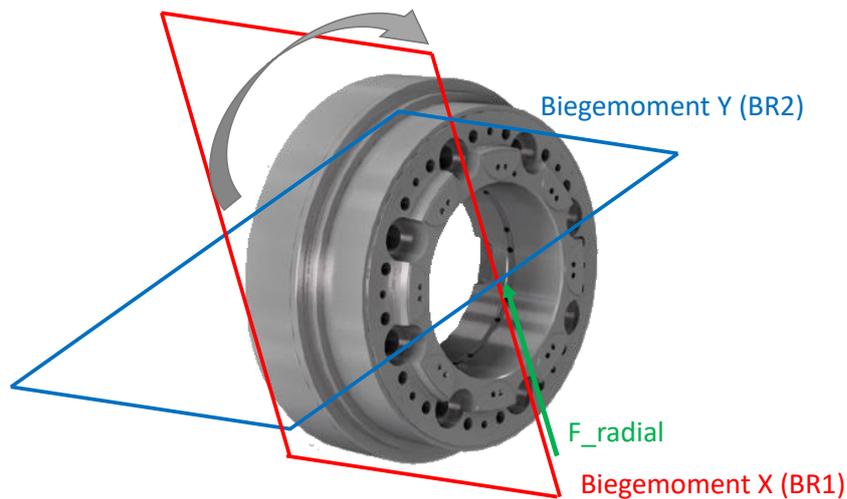


Abbildung 8: Ebenen der Biegemomente im spike_inspindle

Das neue und wesentliche Auswerteprinzip des spike_inspindle-Systems ist das im Spindelkopf gemessene Biegemoment, welches in zwei orthogonal zueinander liegenden Ebenen im rotierenden Bezugssystem aufgenommen wird. Eine besondere Bedeutung kommt hierbei dem Polarplot zu. Bei dieser Darstellungsart wird das Biegemoment in der X-Ebene auf der Abszissenachse, das Biegemoment in der Y-Ebene auf der Ordinatenachse dargestellt. Durch dieses Vorgehen kann die Werkzeugbelastung über den Umfang des Werkzeugs dargestellt werden. Beim Eckfräsen beispielsweise können durch dieses Prinzip die einzelnen Werkzeugschneiden visualisiert werden.

Werkzeugdatenupload bei Linner

Wie in vorherigen Kapiteln bereits erwähnt, haben sich im Laufe der Projektbearbeitungszeit einige Änderungen bezüglich der geplanten Einbindung von ToolScope bei Linner ergeben. Um jedoch den Projektfortschritt vorantreiben zu können, wurde mit den Projektpartnern gemeinsam eine alternative Anbindung zur Übertragung der Werkzeugdaten von Linner in die TensorMill-Cloud erarbeitet. Das Konzept beinhaltet die Definition relevanter Werkzeugparameter, die für den nachgelagerten Analyseprozess benötigt werden, sowie die Schnittstellenentwicklung zur Übertragung von werkzeugrelevanten Daten in die TensorMill-Cloud. Hinsichtlich der Einflussanalyse zwischen den Fräs- und Nachschleifprozessen, ist auch die Nachverfolgbarkeit der Werkzeuge und die Anzahl der Nachschärf-Zyklen je Werkzeug ein wichtiger Aspekt, der innerhalb des Konzeptes erarbeitet wurde. Ziel war es, alle kritischen Werkzeugdaten aufzunehmen und diese eindeutig an die einzelnen Werkzeuginstanzen digital anzuheften. Dies ermöglicht anschließend beim Einsatz der Werkzeuge auf diese Daten zuzugreifen und diese für die

KI-basierten Zustandsvorhersagen zu nutzen. Folgende gezeigte kritische Werkzeugparameter wurden im Rahmen der Schnittstellenentwicklung definiert:

- Materialnummer
- Beschichtung
- Hartmetallsorte
- Anzahlschneiden
- Durchmesser
- Spanwinkel Umfang
- Spanraum/Kern
- 1. Freiwinkel Umfang
- 1. Fasenbreite Umfang
- 2. Freiwinkel Umfang
- Länge Kantenbruch
- Winkel Kantenbruch
- 1. Freiwinkel Stirn
- 1. Fasenbreite Stirn
- 2. Freiwinkel Stirn
- Axialwinkel
- Schneide vor Mitte
- Stirnspanwinkel
- Spiralwinkel Schneide1
- Spiralwinkel Schneide2
- Rundlauf
- Schneidkantenverrundung

Die aufgelisteten Werkzeugparameter nehmen, je nach geometrischer Zusammensetzung, Einfluss auf die Werkzeugstandzeit sowie auf den Fräsbearbeitungsprozess und somit auf die Qualität der gefertigten Werkstücke. Für jeden der genannten Werkzeugparameter werden vier Messwerte ermittelt:

- Gemessener Messwert
- Nennmesswert (NM)
- Untere Toleranz (UT)
- Obere Toleranz (OT)

Die TensorMill-Cloud ermöglicht neben der Bereitstellung der Daten an den Anwender des Werkzeugs die visuelle Darstellung der Werkzeugparameter zu jedem Werkzeug und deren Veränderung während des Werkzeuglebenszyklus. Zur Aufnahme der Messwerte der relevanten Werkzeugparameter, wird ein Werkzeugvermessungsgerät verwendet, welches die identifizierten Werte in einer tabellenförmigen Datenstruktur exportieren kann. Für den Upload in die TensorMill-Cloud wurde eine entsprechende CSV-Datenstruktur (vgl. Abbildung 9) entwickelt, welche als Austauschformat zwischen Messgerät und TensorMill-Cloud dient.

Gesamtabschlussbericht Projekt „TensorMill“

PDE-CSV-Protokoll	Maier	9.9.21 10:45						
Materialnummer:	Beschichtung	Hartmetallsorte	Anzahl Schneiden	MPOS:	Messwert:	NM:	UT:	OT:
WS-002786	BALIQ TISINOS		4	Durchmesser	7,688	8	7	8
				Spanwinkel Umfang	12,114	12	11	13
				Spanraum/Kern	4,069	4,1	3,95	4,25
				1.Freiwinkel Umfang	14,005	14	13	15
				1.Fasenbreite Umfang	0,48	0,45	0,35	0,55
				2.Freiwinkel Umfang	21,943	22	20	24
				Länge Kantenbruch	0,306	0,3	0,2	0,4
				Winkel Kantenbruch	46,048	45	43	47
				1.Freiwinkel Stirn	8,878	9	8	10
				1.Fasenbreite Stirn	0,674	0,7	0,6	0,8
				2.Freiwinkel Stirn	21,879	22	20	22
				Axialwinkel	1,859	2	1	3
				Schneide vor Mitte	0,005	0,025	0,005	0,045
				Rundlauf	0,008	0	0	0,015

Abbildung 9: Ausschnitt aus einer CSV-Datei mit darin enthaltenen Werkzeugdaten

Mit den definierten Werkzeugparametern und einem statischen Aufbau des Datenformats, wurde in Zusammenarbeit mit GFT IN eine Schnittstelle für den Upload in die TensorMill-Cloud erarbeitet. Die TensorMill-Webapp bietet hierfür ein entsprechendes Interface, das das Hochladen einzelner oder mehrerer Dateien gleichzeitig erlaubt. Anschließend werden die Daten über einen dedizierten Adapter automatisch eingelesen und strukturiert. Anhand der eindeutigen Werkzeugkennung werden die Daten zugeordnet, sodass mehrfache Nachschärfungen des gleichen Werkzeugs verknüpft sind und eine zeitliche Historie verfügbar wird. Die Daten selbst lassen sich drei Kategorien zuordnen: Werkzeugparameter (Nominalmaße und Toleranzen, Werkzeugbeschichtung), Messdaten (in der Prüfung festgestellte Maße) und Kontextdaten (Materialnummer, Zeitpunkt der Prüfung, Prüfer). Während die Werkzeugparameter unverändert bleiben, variieren die Messdaten mit jedem Nachschärfen und die Kontextdaten sind jeweils einer Prüfung zugeordnet.

In der interneterreichbaren TensorMill-App, die den ortsunabhängigen Zugriff über beliebige Endgeräte erlaubt, werden die Daten in Tabellenform und die Messdaten zusätzlich als Zeitreihenplot dargestellt. Darüber hinaus stehen dem Nutzer grundlegende Statistiken zu den einzelnen Messdaten zur Verfügung. Die Daten sind nur autorisierten Nutzern zugänglich, werden aber in reduziertem Umfang dem Werkzeugnutzer zur Verfügung gestellt, um zielgerichtete Analysen zum Beispiel bei Werkzeugbrüchen zu ermöglichen. Hiervon ausgenommen sind insbesondere personenbezogene Daten wie der Name des Prüfers.

Eine Herausforderung innerhalb dieses Arbeitspakets stellt die Nachverfolgbarkeit der einzelnen Werkzeuge und die Ermittlung der Anzahl an Nachschärfezyklen der Werkzeuge über den gesamten Werkzeuglebenszyklus hinweg dar. Zu diesem Zweck wurde ein Konzept erarbeitet, welches nach Abstimmung im Konsortium final implementiert wurde. Dabei wird eine Beschriftung am Werkzeug-Schaft vorgesehen, welche neben einer eindeutigen WerkzeugID, die Anzahl der durchgeführten Nachschärf-Zyklen am

Werkzeug wiedergibt. Ein Gravierlaser dient dabei zur Einbringung der Beschriftung. Diese ist somit robust gegenüber den Umweltbedingungen beim Einsatz des Werkzeugs. Die Anzahl der Nachschleifzyklen erfolgt entsprechend mit eingebrachten Kerben, welche nach jedem Nachschleifvorgang auf den Werkzeugschaft graviert werden. Die Anzahl der Kerben spiegelt somit die Anzahl an Nachschleifzyklen wider.

In der Zusammenarbeit zwischen Software- und Industrieunternehmen ist außerdem aufgefallen, dass zunächst eine Sprachbarriere überwunden werden muss, um eine effektive Kommunikation zu ermöglichen und ein gemeinsames Verständnis der zugrundeliegenden Prozesse sowie eine gemeinsame Zielvorstellung zu entwickeln. Aus technischer Sicht ist für die Automatisierung zudem eine einheitliche, gleichbleibende Datenstruktur erforderlich, die bereits in einer frühen Phase feststehen sollte, um zusätzlichen Arbeitsaufwand durch entsprechende Anpassungen zu vermeiden.

Installation Werkzeug Lasermesssystem an GROB G350 am PTW

In Zusammenarbeit mit GROB wurde am PTW im Rahmen von AP 5.1 (vgl. Kapitel 6.4.1) das Lasermesssystem LC50 DIGILOG der Firma BLUM nachgerüstet. Im Rahmen der Erstellung der Datenbasis aus AP 5.1 zeigte sich, dass für die automatisierte Datenvorbereitung und den anschließenden Transfer in die TensorMill-Cloud die Werkzeugkorrekturwerte für die Länge und den Radius notwendig sind und diese mit der vorher bestehenden Infrastruktur nicht automatisiert übergeben werden können. Durch den Medienbruch ergibt sich eine Fehleranfälligkeit bei der Übertragung der Werte. Das Lasermesssystem liefert diese Daten automatisiert direkt aus dem Arbeitsraum der Maschine, wodurch es möglich wird, die Daten direkt mithilfe der installierten Edge Computing Lösung zusammen mit den hochfrequenten Antriebssignalen aufzuzeichnen. Neben der beschriebenen Hauptfunktionalität kann das System zusätzlich Daten zum aktuellen Werkzeugzustand liefern, welche als zusätzliche Eingangsdaten in die datenbasierte Modellbildung dienen können.

6.2.2 Zusammenführung der Daten in der TensorMill-Cloud

Die Technologie-App wurde auf Basis des Produkts sphinx open online (SOO) der GFT IN entwickelt. Als skalierbare, nutzerzentrierte Industrie 4.0-Lösung bietet SOO die notwendigen Voraussetzungen für die Entwicklung einer intelligenten Fräsbearbeitung und kann außerdem flexibel angepasst und weiterentwickelt werden, um innovative Ansätze und Konzepte zu integrieren. Im Zentrum der Softwarearchitektur steht das „Model in the

Middle™“, ein zentrales Datenmodell, in dem die Echtzeitinformationen zusammenlaufen, sodass das Modell zu jeder Zeit als „single source of truth“ die verfügbaren Daten abbildet und bereithält. Um das zentrale Datenmodell herum, komplettieren die Layer Data Ingestion, Data Orchestration und Digital Services die Softwarearchitektur wie in Abbildung 10 gezeigt.

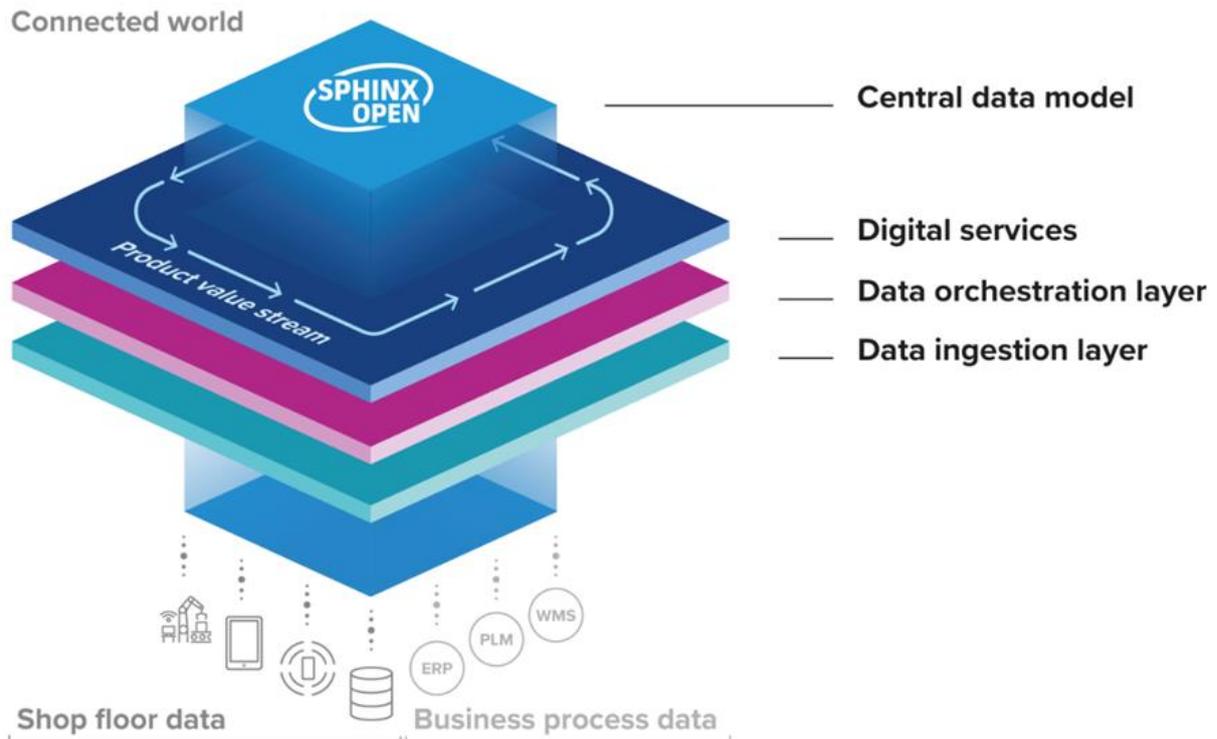


Abbildung 10: sphinx open online-Architektur

Im Data Ingestion Layer werden die unterschiedlichen Datenquellen angebunden und in die Plattform integriert. Hierfür existiert eine Vielzahl verschiedener Adaptertypen für die horizontale und vertikale Vernetzung. Neben dem Austausch von Maschinendaten über MQTT und OPC-UA können zum Beispiel auch CSV- und Excel-Dateien eingelesen sowie Datenbanken abgefragt werden. Über die Adapter werden sogenannte Datenpunkte gespeist, die als grundlegende Datenstruktur die Basis der Datenhaltung bilden. Ein Datenpunkt ist die kleinste Informationseinheit in SOO, dessen Werte technisch gesehen in der integrierten Zeitreihendatenbank InfluxDB gespeichert werden, und enthält grundsätzlich genau einen Wert. Darüber hinaus lässt sich dieser Wert historisieren, wodurch der zeitliche Verlauf der aufgenommenen Daten verfügbar wird. Mittels Baumstruktur werden die Datenpunkte über eine eindeutige Kennung hierarchisch organisiert, womit auch große Datenansammlungen übersichtlich handhabbar sind.

Tabelle 1: Mit den Partnerunternehmen und -forschungsinstituten abgestimmte Rechtematrix.

Rechte (w: schreiben, r: lesen)	PTW	IFW	AWB	Grob	Ceratizit	Römheld	PFW	Linner	GFT IN
Linner Werkzeugdaten	r	r	r	r	r	r	r	rw	rw
Ceratizit Shopfloordaten					rw				rw
PTW Maschinendaten	rw	r	r	r	r	r	r	r	rw
AWB Maschinendaten	r	r	rw	r	r	r	r	r	rw
PFW Maschinendaten	r						rw		rw

Der Zugang zu den gespeicherten Daten ist durch ein integriertes Triple-A-System (Authentication, Authorization und Accounting) geschützt. Durch diesen Dienst wird der Zugang zur Technologie-App über verschiedene Nutzer geregelt, denen eingeschränkte Rechte zugeordnet sind. Im Verbundforschungsprojekt wurden die Zugriffsrechte durch die beteiligten Unternehmen wie in Tabelle 1 gezeigt festgelegt. Abgesehen von dem generellen Zugriffsrecht zur Verwaltung durch die GFT IN, haben nur die Besitzer der jeweiligen Daten das Recht, diese in die Plattform zu schreiben, zu bearbeiten und zu löschen. Um weiteren Austausch und die gemeinsame Zusammenarbeit zu ermöglichen, werden anderen Partnern teilweise Leserechte eingeräumt. Mithilfe dieser Beschränkung des Zugriffs wird die Datenhoheit der einzelnen Projektteilnehmer gewahrt und somit eine der grundlegenden Anforderungen an die Technologie-App umgesetzt.

Neben der qualitativen Beschränkung des Datenaustauschs innerhalb der TensorMill-Cloud werden die Daten edgeseitig vorverarbeitet und gefiltert, damit betriebs- und kundeninterne sowie insbesondere sensible Daten das Unternehmensnetzwerk erst gar nicht verlassen. Die strikte Wahrung der Datenhoheit stellt allerdings eine entsprechend hohe Hürde an den effizienten Datenaustausch zwischen den beteiligten Partnern dar. Aufgrund der Voraussetzungen in der Luft- und Raumfahrt sind die Stückzahlen in der Produktion und damit die verfügbaren Datenmengen aus der Fertigung gering. Werden anschließend die

Daten für jedes gefertigte Teil nur eingeschränkt weitergegeben, sind prinzipiell auch nur eingeschränkt Vorhersagen auf der nur kleinen Datenbasis möglich.

Eine besondere Herausforderung im Forschungsprojekt und eine der primären Anforderungen an die Technologie-App ist die Zusammenführung heterogener Daten. Grundsätzlich lassen sich hierbei drei Kategorien unterscheiden: Stammdaten oder Parameter, Kontextdaten und Prozessdaten. Stammdaten beziehungsweise Parameter sind statisch und beschreiben grundlegende Zusammenhänge. Im Referenzprozess fällt beispielsweise die Aufteilung der Bauteilgeometrie in einzelne geometrische Elemente sowie deren Bezeichnung in diese Kategorie. Kontextdaten liefern erweiterte Informationen zu einem Fertigungsprozess, können sich aber zwischen verschiedenen Versuchsreihen verändern. Zu den Kontextdaten gehören die Identität des Experimentators sowie die genutzten Maschinen und Werkzeuge. Prozessdaten hingegen sind veränderbare Eigenschaften, die normalerweise über Messungen bestimmt werden. Ein typisches Beispiel für Prozessdaten sind Zeitreihen wie etwa eine Position, die regelmäßig durch einen Sensor maschinenintern abgetastet wird. Die verschiedenen Kategorien beinhalten außerdem vielfältige Datentypen und (physikalische) Einheiten.

Die Datenpunkte in SOO ermöglichen Aufnahme, Verknüpfung und Strukturierung solcher verschiedenartiger Daten. Messreihen werden über die integrierte Historisierung aufgenommen, wodurch Messwerte einer physikalischen Eigenschaft einem einzigen Datenpunkt zugeordnet sind. Anhand der verknüpften Zeitstempel werden auch hochfrequente Zeitreihen zuverlässig gespeichert. Über die hierarchische Baumstruktur der Datenpunkte werden Prozessdaten den jeweiligen Kontextdaten zugeordnet. Die zugrundeliegende Struktur bewahrt auch bei großen Datenmengen die Übersichtlichkeit. Im Forschungsvorhaben TensorMill sind die Datenpunkte weiterhin auf einzelne Projekte aufgeteilt, wobei je ein Projekt für jeden Partner implementiert ist, sodass die Datenhoheit gewährleistet werden kann.

Neben der Datensicherheit innerhalb der TensorMill-Cloud ist es bei sensiblen Daten erforderlich, diese bereits edgeseitig zu verarbeiten bzw. zu anonymisieren, damit diese das Unternehmensnetzwerk nicht ungefiltert verlassen. Aufgrund der strikten Anforderungen an die Datensicherheit wurden die bei den Industriepartnern installierten Maschinen nicht direkt an die Technologie-App angeschlossen. Stattdessen werden die Daten zunächst bei den beteiligten Unternehmen vorverarbeitet und anschließend in Form einer csv- oder Excel-Datei übertragen. Um das automatisierte Einlesen umzusetzen, wurde speziell für das

Projekt eine neue Schnittstelle entwickelt, die bei Hochladen einer oder mehrerer Files dynamisch die entsprechenden Datenpunkte erzeugt oder verändert.

Eine indirekte Maschinenanbindung wurde im Referenzprozess zudem über ein beim IFW installiertes ToolScope von Ceratizit, einen direkt an die Fertigungsmaschine angeschlossenen IPC, etabliert. Dabei werden über eine https-Schnittstelle Daten zum Maschinenstatus, aggregierte Prozessdaten sowie Informationen über Werkzeugwechsel vom ToolScope an SOO übertragen. Die Daten erreichen die Technologie-App in einem durch die API-Dokumentation des ToolScope festgelegten JSON-Format. Bei jeder Übertragung wird in der Technologie-App zunächst ein Webservice-Skript ausgeführt, das die Daten richtig zuordnet und dann in einer Queue ablegt. Durch die Task-Queue wird eine Race Condition verhindert, die bei gleichzeitigem Ausführen mehrerer Aufrufe zu undefiniertem Verhalten und in der Folge zu Datenverlust oder -beschädigung führen würde. Ein zeitgesteuertes Master-Skript sammelt anschließend die Daten und schreibt diese in eine csv-Datei, die wiederum von einem Adapter eingelesen wird und die entsprechenden Datenpunkte erzeugt beziehungsweise verändert.

Für die erfolgreiche Umsetzung der Schnittstelle zwischen ToolScope und SOO sind einerseits die Konfiguration der Endpunkte und die beschriebene Entwicklung einer entsprechenden Verarbeitung der Daten in der Technologie-App notwendig, andererseits wurden für die Authentifizierung Anpassungen sowohl an der ToolScope-Software, als auch an der Plattform SOO implementiert. Im Referenzprozess werden die Daten verschlüsselt übertragen und die Technologie-App weist sich mittels SSL-Zertifikat gegenüber dem ToolScope aus, um „Man-in-the-Middle“-Angriffe zu verhindern. Das ToolScope authentifiziert sich im Gegenzug gegenüber der Technologie-App, indem es einen eigenen User zugewiesen bekommt und die Anmeldedaten bei jedem Aufruf verschlüsselt übertragen werden. Hierbei wird von preemptive Authentication gesprochen. Nutzernamen und Passwort können auch genutzt werden, um ein sogenanntes JWT-Token zu erzeugen, das stattdessen zur Authentifizierung übertragen wird und eine begrenzte Lebenszeit besitzt. Somit bleiben selbst bei einer Entschlüsselung der Daten die Anmeldedaten geheim. Neben den projektspezifischen Weiterentwicklungen von SOO wurden die Schnittstellen entsprechend der einzelnen Absprachen mit den beteiligten Partnern konfiguriert. Dabei fließt insbesondere die vereinbarte Dateibezeichnung und Tabellenstruktur der csv-/Excel-Dateien in die Umsetzung ein, sodass die übertragenen Daten korrekt zugeordnet und über Datenpunkte verknüpft werden.

6.3 Werkstückseitige Prozessüberwachungseinheit – Sensorisches Spannsystem

Die Grundlage des cyber-physischen Spannsystems bilden elektromechanische Schwenkspanner vom Typ B 1.8310 mit dem Spanneisen 3548-902 von Röhheld. Diese sind in der Lage, die Spannkraften von $F_{\max} = 7 \text{ kN}$ für eine sichere Bauteilspannung aufzubringen. Ferner verfügen diese Schwenkspanner über einen internen Mikrocontroller zur Steuerung des Spannvorgangs. Um die sensorischen Eigenschaften des Spannsystems umzusetzen, wurden Dehnungssensoren (Halbleiter-DMS Vollbrücken vom Typ SSGF-060-033-500PB-M4 der Firma Haptica) auf der Oberfläche der Schwenkspanner appliziert. Geeignete Positionen der Dehnungssensoren wurden mithilfe von statisch-mechanischen FEM-Simulationen des Spannsystems ermittelt.

Hierfür wurde zunächst ein FE-Modell eines Schwenkspanners erstellt. Dieses dient zur Berechnung von auftretenden statischen Verformungen des Schwenkspanners beim Spannvorgang und im Zerspanprozess. Die berechneten Verformungen bilden die Grundlage zur Lokalisierung von Bereichen erhöhter elastischer Dehnungen. Diese Bereiche sind geeignete Stellen für die Applikation von Dehnungsmessstreifen (DMS). Die DMS werden somit als zusätzliche Sensorik in den Schwenkspannern zur Erfassung der Prozess- und Spannkraften eingesetzt. Die Randbedingungen der Simulation können dem Abbildung 11 entnommen werden.



Abbildung 11: Modellierung des Schwenkspanners für die statisch-mechanische Simulationen

Im Rahmen der Simulation wurden sowohl Spannkkräfte zwischen $F_z = 7.000 - 7.500$ N als auch Querkräfte $F_x = 700 - 1.200$ N und $F_y = 0 - 500$ N als vereinfachte Prozesskräfte bei der Schruppbearbeitung am Spanneisen aufgebracht. Die Wahl der wirkenden Kräfte beruht auf den zu erwartenden Spann- und Prozesskräften, die während der spanenden Fertigung auf die Schwenkspanner wirken. Die Fixierung der Schwenkspanner erfolgt an den rotmarkierten Befestigungspunkten. Aufgrund der Fixierung und der wirkenden Kräfte unterliegt der Schwenkspanner einer elastischen Verformung. Die Auswertung der Verformungen ist im Abbildung 12 für den Fall des Grundbelastungskollektiv ($F_z = 7.000$ N und $F_x = 700$ N) dargestellt. Die Krafteinleitung erfolgt an der Stelle $s = 70$ mm im Abstand zur Schwenkachse. Hier befindet sich im Spannsystem die Spannschraube, die den Kontakt mit dem Werkstück realisiert.

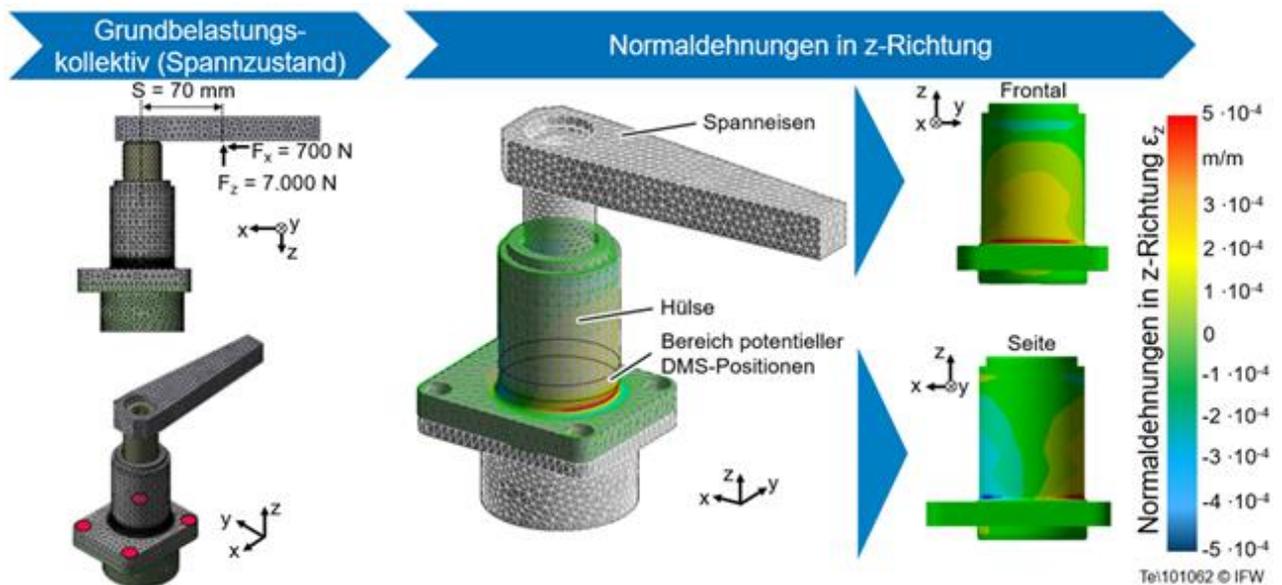


Abbildung 12: Normaldehnungen in z-Richtung bei der Wirkung der Grundbelastungskollektive

Aufgrund der Biegeverformung des Gehäuses treten vorwiegend Normaldehnungen in z-Richtung auf. Dies sind unidirektionale Spannungen, die zuverlässig über DMS gemessen werden können. Im Grundbelastungskollektiv treten Dehnungen mit einem maximalen Betrag von $|\varepsilon_z| = 5 \cdot 10^{-4}$ m/m auf. Da die betreffenden Bereiche jedoch in einer verrundeten Innenkante liegen, eignet sich die Oberfläche nicht zum Aufbringen von DMS.

Im Bereich potenzieller Positionen zur Applikation von DMS am realen System betragen die Dehnung noch $|\varepsilon_z| \approx 2 \cdot 10^{-4}$ m/m. Diese sind hinreichend groß, um die Verformungen des Schwenkspanners mithilfe von DMS ohne das zusätzliche Einbringen von Kerben ermitteln zu können. Daher wurden diese Bereiche für die Applikation von DMS auf den Schwenkspannern definiert. Die Simulationsergebnisse konnten durch experimentelle

Untersuchungen von Römheld experimentell validiert werden. Die experimentellen Versuche sind in den Beschreibungen zu AP 3.4 näher erläutert.

Auf Basis der gewählten Schwenkspanner und dem von PFW definierten Referenzwerkstück Lug Bracket (AP 1) wurde der Entwurf eines Spannsystems konzipiert. Das Konzept des Spannsystems ist in Abbildung 13 dargestellt. Das Spannsystem besteht aus einer Grundplatte, auf der drei Schwenkspanner sowie drei Abstützelemente befestigt sind. Die Abstützelemente dienen als Auflageflächen für das Werkstück. Mithilfe der drei Schwenkspanner wird das Werkstück im Arbeitsraum fixiert. Das Spannsystem ist so ausgelegt, dass eine Integration in die Versuchsmaschinen am IFW, möglich ist. Das Konzept des Spannsystems wurde in Zusammenarbeit mit Römheld konkretisiert und technisch realisiert.

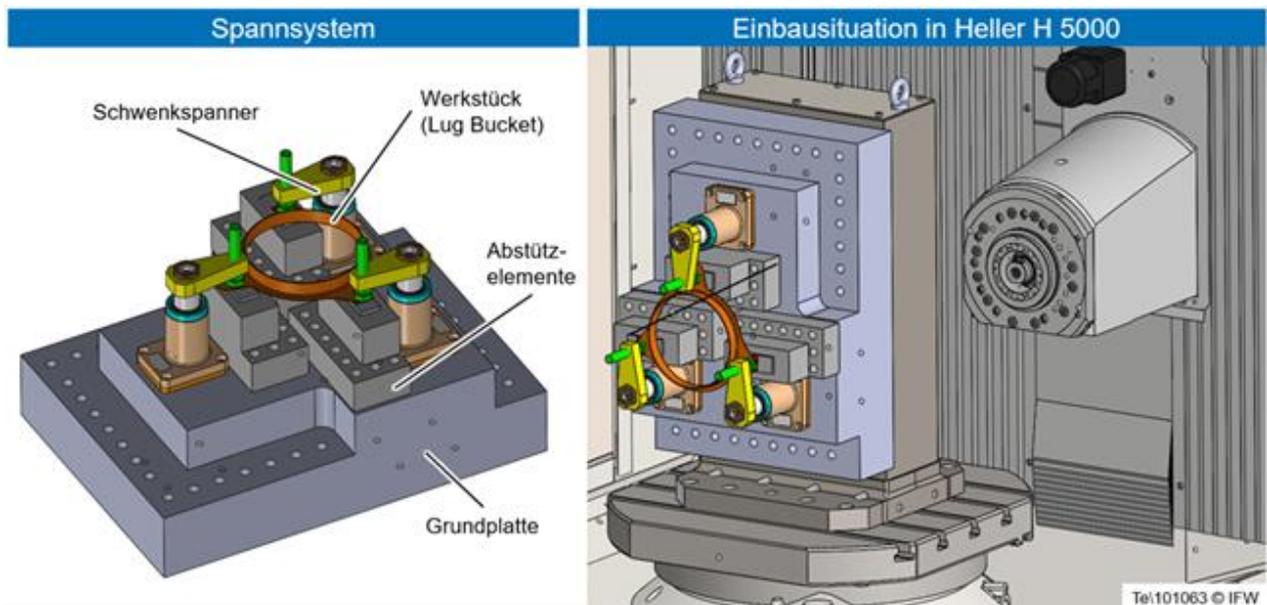


Abbildung 13: Erstes Konzept des Spannsystems

Mit der technischen Realisierung des cyber-physischen Spannsystems ist das AP 3.1 erfolgreich abgeschlossen.

6.3.1 Entwicklung der werkzeugseitigen Prozessüberwachungseinheit

Ziel des AP 3.2 ist das Vorhandensein einer werkzeugseitigen Überwachungseinheit. Hierfür ist laut Rahmenplan vorgesehen, Komponenten der Werkzeugmaschine GROB (z. B. Spindelgehäuse, Spindelschlitten oder Ständer) mit sensorischen Eigenschaften auszustatten. Dies dient der Detektion von werkzeugseitigen Störquellen, die zu einer unzulässigen dynamischen Prozessanregung oder zur Werkstückabdrängung führen. Entgegen den Ausführungen im Rahmenplan wurde von GROB das spindelintegrierte spike_inspindle installiert. Grund hierfür ist, dass die von GROB durchgeführten Arbeiten

direkt in einem marktfähigen Produkt münden sollten. Dadurch entfällt die geplante zusätzliche Integration von Beschleunigungssensorik in der Werkzeugmaschine bei GROB durch das IFW. Daher wird die Versuchsmaschine am IFW erst im Rahmen der Zerspanversuche im AP 6.2 mit Beschleunigungssensorik ausgestattet. Ferner wurde zusätzlich eine eigene werkzeugseitige Überwachungseinheit durch das IFW entwickelt. Der Aufbau der werkzeugseitigen Überwachungseinheit ist in Abbildung 14 dargestellt.

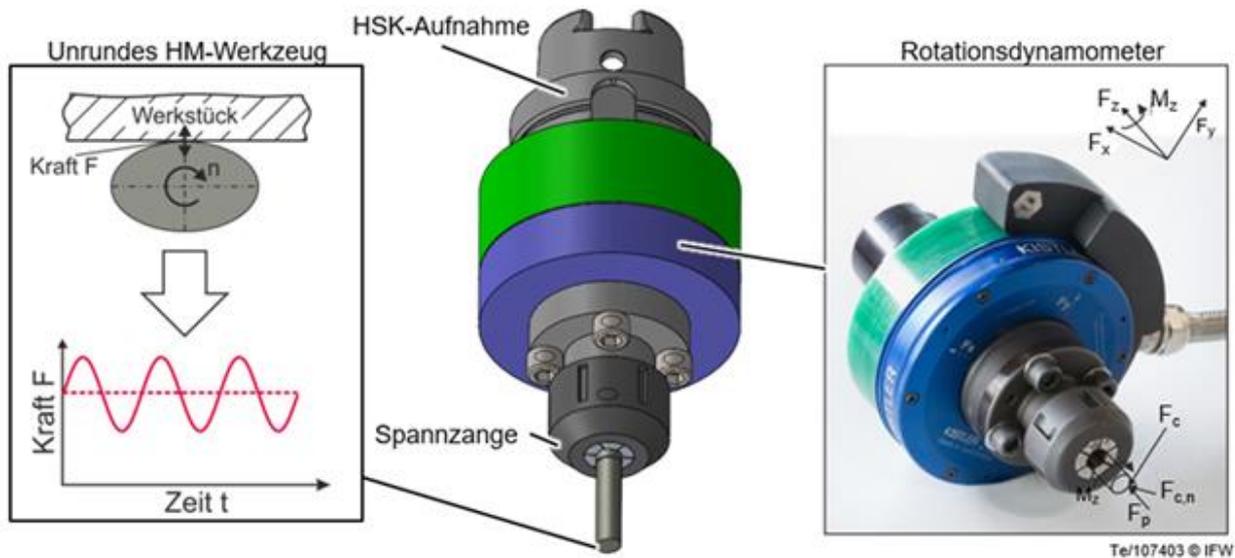


Abbildung 14: Werkzeugseitige Überwachungseinheit des IFW

Die werkzeugseitige Überwachungseinheit basiert auf einem Rotationsdynamometer der Kistler Instrumente GmbH. In diesem Rotationsdynamometer können Schaftfräswerkzeuge vom Durchmesser $d = 12 \text{ mm}$ integriert werden. Die primäre Funktion des Systems ist die Ermittlung auftretender Prozesskräfte zur Kalibrierung des cyber-physischen Spannsystems. Hierfür werden sowohl die Richtung als auch der Betrag der Prozesskräfte vom werkzeugseitigen Überwachungssystem erfasst. Dieses Kraftsignal dient als Referenz zur Kalibrierung der Sensordaten des sensorischen Spannsystems. Der Vorteil der Prozesskraftdetektion durch das werkzeugseitige Überwachungssystem ist, dass die Position des Werkzeugs zur Kräfteinleitungsstelle unveränderlich ist. Dadurch besteht keine Positionsabhängigkeit in den Kraftsignalen. Nachteil ist allerdings, dass es sich beim werkzeugseitigen Überwachungssystem um Labormesstechnik handelt, die in Rahmen von realen Zerspanprozessen im Vergleich zum cyber-physischen Spannsystem nur bedingt eingesetzt werden kann. Ursache hierfür ist die nicht gegebene Beständigkeit gegenüber KSS und die erhöhte Nachgiebigkeit des Systems aufgrund des lang auskragenden Aufbaus. Durch die Kombination der Daten des sensorischen Spannsystems und der werkzeugseitigen Überwachungseinheit können zuverlässigere Aussagen über die

wirkenden Prozesskräfte und deren Auswirkung auf die Werkzeug- und Werkstückabdrängung getroffen werden. Die Charakterisierung der werkzeugseitigen Überwachungseinheit durch experimentelle Modal- und Betriebsschwingungsanalysen fand im Rahmen des AP 6.2 statt.

Mit der durchgeführten technischen Umsetzung der werkzeugseitigen Überwachungseinheit ist das AP 3.2 abgeschlossen.

6.3.2 Lokale Datenvorverarbeitung

Für die Umsetzung der lokalen Datenvorverarbeitung in AP 3.3 wird der im Rahmen dieses Projektes beschaffte IPC der Beckhoff Automation GmbH & Co. KG verwendet. Die über diesen IPC aufgenommenen Rohdaten umfassen die Dehnungssignale des Spannsystems sowie Positionsdaten der Maschinenachsen. Diese Daten werden mit einer Abtastfrequenz $f = 10 \text{ kHz}$ aufgezeichnet. Dadurch entstehen im Laufe des Zerspanprozesses Datenmengen, die von der TensorMill-Cloud nicht ohne Weiteres verarbeitet werden können. Für die Reduzierung der Datenmenge werden daher charakteristische Anomalien der Signale detektiert. Diese Anomalien sind z.B. signifikante Anstiege der Zeitsignale des Spannsystems beim Werkzeugein- und austritt sowie Maxima und Minima der Signale (vgl. Bild 13 in AP 6.1). Durch die Auswertung der Anomalien kann bewertet werden, ob es im Rahmen des Prozesses zu Prozessinstabilitäten kam und somit die statische Abdrängung des Werkzeugs bzw. Werkstücks quantifiziert werden. Anhand von Zerspanuntersuchungen als Ausgangsbasis für die Abdrängungskompensation in AP 6.1 wurde die Signalaufzeichnung und lokale Datenverarbeitung bereits eingesetzt. Ferner wurde das ToolScope-System in die Versuchsmaschine des IFW installiert. Dies ermöglicht eine prozessparallele Aufzeichnung und Auswertung der Maschinendaten über das ToolScope-System und den Prozessdaten über das cyber-physische Spannsystem. Die auf dem IPC verarbeiteten Daten (z. B. Prozessanomalien) können anschließend an die TensorMill-Cloud gesendet werden.

Mit der Integration von ToolScope in der DMU 125P und der Umsetzung der lokalen Datenvorverarbeitung des sensorischen Spannsystems und der Maschinendaten ist das AP 3.3 abgeschlossen.

6.3.3 Kalibrierung des Gesamtsystems (AP 3.4)

Zur Validierung der Simulationsergebnisse und zur Verifikation des Sensorkonzepts wurden experimentelle Untersuchungen von Römheld durchgeführt. Die Versuchsanordnung ist in Abbildung 15 dargestellt.



Abbildung 15: Versuchsanordnung zur experimentellen Ermittlung der auftretenden Dehnungen

Die Versuchsanordnung besteht aus einem Schwenkspanner, der mit zwei DMS T-Rosetten vom Typ 1-XY11-0.6/120 der Firma HBM ausgestattet ist. Bei den DMS handelt es sich jeweils um eine Halbbrückenschaltung zur Kompensation von Temperatureinflüssen. Die DMS sind im Abstand von 15 mm vom Zylindergrund positioniert und entlang des Zylinderumfangs um 90 ° versetzt angeordnet. Die Anordnung der DMS ermöglicht die Erfassung der auftretenden Dehnung bei unterschiedlichen Kraftangriffsrichtungen. Im Rahmen der experimentellen Versuche wurde die Dehnung des Schwenkspanners am Schaft bei einer Spannkraft von $F_z = 7 \text{ kN}$ ermittelt. Die wirkende Spannkraft wurde über einen Kraftsensor vom Typ K-1250 20kN der Firma Lorenz Messtechnik GmbH gemessen. Das Ergebnis dieser Messung ist in Abbildung 16 dargestellt.

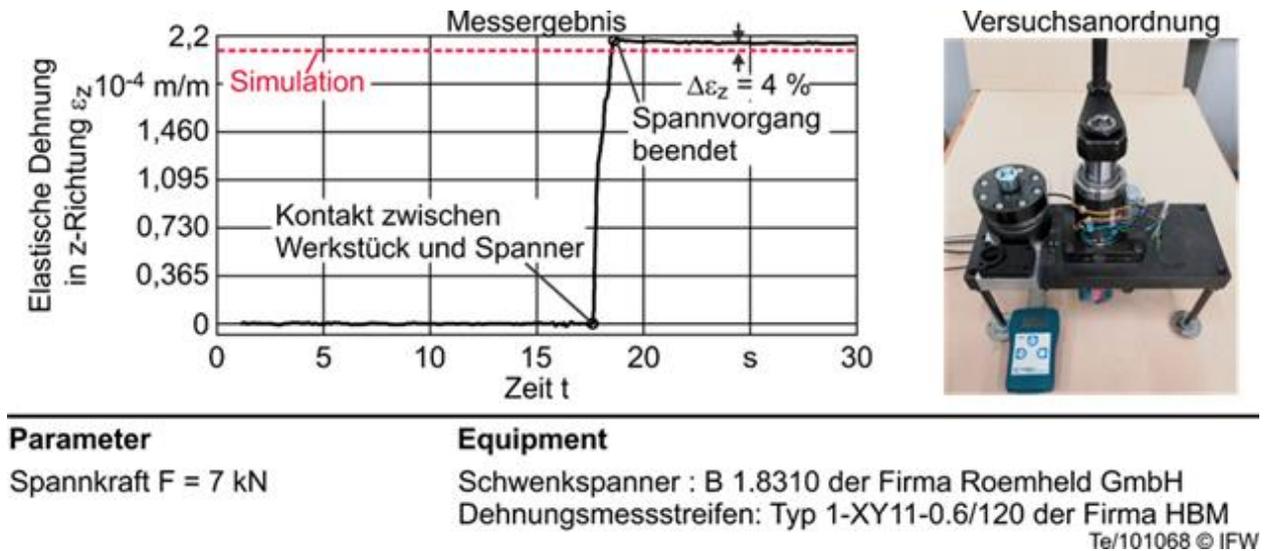


Abbildung 16: Ergebnis der experimentellen Untersuchungen

Im Rahmen des experimentellen Versuchs wurde eine Dehnung von $\varepsilon_z = 2,19 \cdot 10^{-4} \text{ m/m}$ durch den DMS gemessen. Die simulierten Dehnungen entsprechen somit in guter Näherung (Abweichung $\Delta\varepsilon_z = 4 \%$) den experimentell ermittelten Dehnungen in z-Richtung. Der Vergleich zwischen simulierten und experimentell ermittelten Dehnungen zeigt, dass die real auftretenden Dehnungen vorhergesagt werden können. Mithilfe des mit der Realität abgeglichen Modells wurden anschließend die zu erwartenden Prozesskräfte an verschiedenen Stellen des Werkstücks beim Schlichten bestimmt. Dies dient der Analyse, ob die Schwenkspanner in der Lage sind, eine Prozessüberwachung bei der endkonturgebenden Schlichtbearbeitung durchzuführen. Eine sensitive Prozessüberwachung beim Schlichten hat den Nutzen, dass unzulässige Maß-, Form und Oberflächenfehler bereits im Prozess detektiert werden können. Dadurch können frühzeitig Korrekturmaßnahmen (z. B. Anpassung des NC-Code) umgesetzt werden und somit unnötige Kosten durch Nacharbeit vermieden werden.

Unter Anwendung einer erwarteten Prozesskraft am Werkstück beim Schlichten von $F = 50 \text{ N}$ stellen sich maximale Normaldehnungen von $\varepsilon = 1,2 \cdot 10^{-6} \text{ m/m}$ im Bereich der Dehnungssensoren am Gehäuse ein. Diese Dehnung ist potenziell zu gering, um von metallischen Folien-DMS in hinreichender Auflösung detektiert zu werden. Um die geringen Dehnungen dennoch für die Umsetzung sensorischer Eigenschaften nutzen zu können, wurden weitere Sensortypen zur Detektion der Dehnungen experimentell untersucht. Hierbei wurden vor allem Halbleiter-DMS-Vollbrücken untersucht. Diese zeichnen sich durch einen bis zu 150-fach höheren Verstärkungsfaktor aus. Somit bieten Halbleiter-DMS hohes Potential, selbst kleine Dehnungen der Schwenkspannergehäuse beim Schlichten zu detektieren. In Abbildung 17 sind die im Schwenkspanner verwendeten DMS dargestellt.

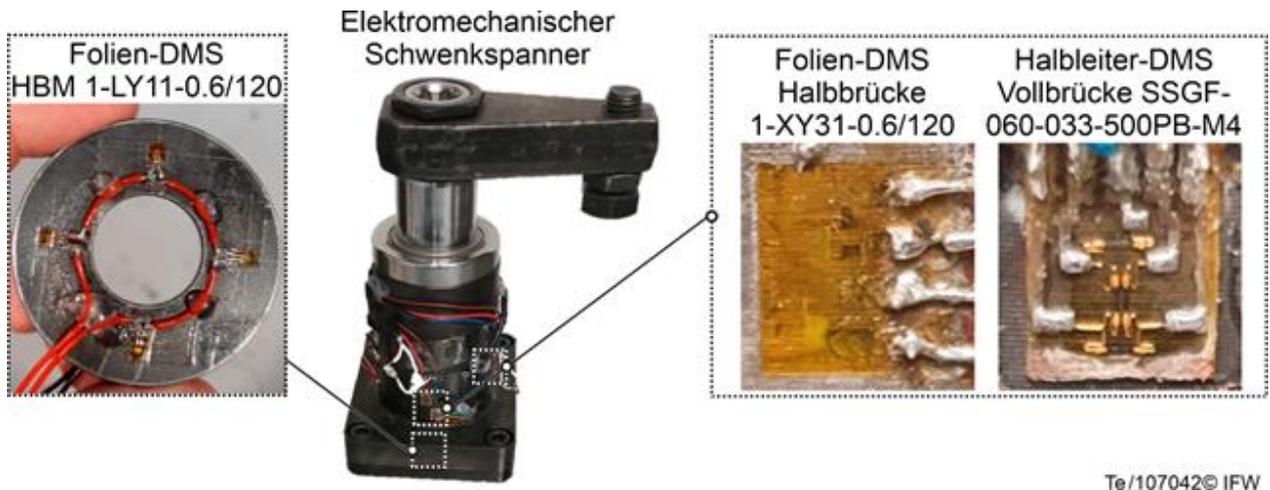


Abbildung 17: Sensordaten der drei unterschiedlichen DMS-Typen unter Kräfteinfluss

Bei den Halbleiter-DMS handelt es sich um Vollbrücken vom Typ 060-033-500PB-M4. Diese dienen aufgrund ihrer hohen Sensitivität im weiteren Verlauf maßgeblich dazu, die Prozesskräfte beim Schlichten zu detektieren. Für die Detektion der Spannkraft werden weiterhin die Folien-DMS am Gehäuse verwendet. Diese werden allerdings erweitert um Folien-DMS vom Typ HBM 1-LY11-0.6/120, die auf einer Scheibe appliziert werden (links). Diese Scheibe ist im Inneren des Schwenkspanners montiert und liegt in Hauptkraftflussrichtung bei der Aufbringung der Spannkraft. Dadurch können genauere Aussagen über die aktuell wirkende Spannkraft getroffen werden.

Um die Sensitivität des Schwenkspanners zu ermitteln, wurde der Schwenkspanner jeweils in x-, y- und z-Richtung mit einer statischen Kraft von $F_x = F_y = F_z = 50\text{ N}$ belastet (Abbildung 18 rechts). Die sich einstellenden Sensordaten sind in Abbildung 18 links dargestellt.

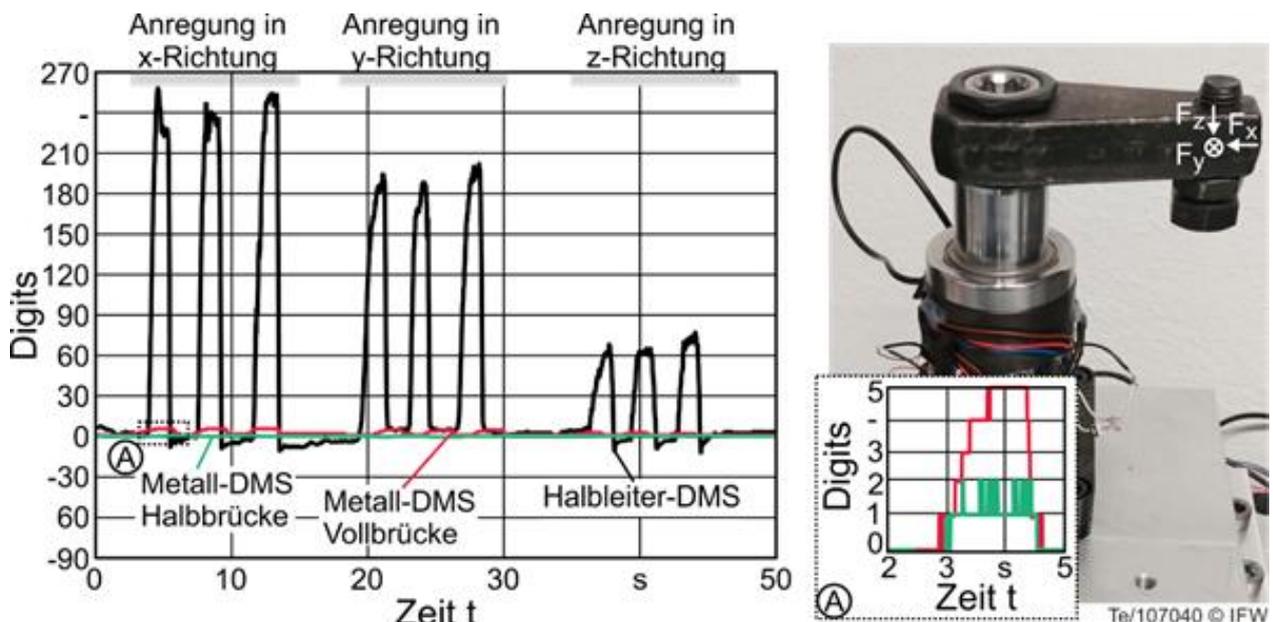


Abbildung 18: Sensordaten der drei unterschiedlichen DMS-Typen unter Kräfteinfluss

Der Abbildung 18 kann entnommen werden, dass die drei Sensortypen über jeweils unterschiedliche Sensitivitäten verfügen. Die geringste Sensitivität weisen die Metall-DMS-Halbbrücken 1-XY31-0.6/120 auf. Die Kraftanregung von $F = 50 \text{ N}$ in den drei Raumrichtungen führt lediglich zu einer Änderung des Sensorwerts von zwei Digits. Ein Digit ist die kleinste Änderung, die über die 16-Bit-Eingangsklemme des Edge-PCs erfasst werden kann. Unter Verwendung von drei Metall-DMS-Vollbrücken in Reihenschaltung konnte die Sensitivität so weit erhöht werden, dass eine Anregung von $F = 50 \text{ N}$ in x-Richtung zu einer Änderung des Sensorwerts von fünf Digits führte. Es lässt sich festhalten, dass die metallischen DMS aufgrund der geringen Sensitivität nicht geeignet sind, um für die Auswertung der Prozesskraft im Rahmen des Schlichtprozesses im Spannsystem eingesetzt zu werden. Aufgrund der höheren Verstärkungsfaktoren sind Halbleiter-DMS sensitiver als metallische DMS. Eine Anregung am Spanneisen mit einer Kraft von $F_x = 50 \text{ N}$ führt zu einer Änderung der Sensordaten um 260 Digits. Dies entspricht einer Kraftauflösung von $\Delta F_x = 0,19 \text{ N}$. Trotz der abnehmenden Sensitivität in y- und z-Richtung wird in z-Richtung dennoch eine Kraftauflösung von $\Delta F_z = 0,76 \text{ N}$ erreicht. Es lässt sich also festhalten, dass der Einsatz von Halbleiter-DMS den sensorischen Schwenkspanner in die Lage versetzt, Prozesskräfte beim Schlichtfräsprozess mit hoher Auflösung zu detektieren. Diese hohe Genauigkeit der Kraftdetektion bildet die Grundlage für eine effektive Kompensation der Werkstück- und Werkzeugabdrängung. Mit der technischen Realisierung eines cyber-physischen Spannsystems mit hinreichend sensitiven sensorischen Eigenschaften kann nachfolgend eine Kalibrierung des Spannsystems bzgl. extern angreifender Kräfte durchgeführt werden. Diese Kalibrierung ist notwendig, um die Dehnungssignale der Schwenkspanner-DMS mit real wirkenden Kräften zu verknüpfen. Herausfordernd ist hierbei die Positionsabhängigkeit des Kraftangriffspunktes z. B. während des Zerspanprozesses, bzgl. der Position der Schwenkspanner. Dadurch kommt es trotz gleichbleibender Anregungskraft bei verschiedenen Anregungspunkten zu unterschiedlichen Kraftsignalen des Spannsystems.

Um diese Herausforderung zu lösen wurde eine mehrstufige Kalibrierung durchgeführt. Um Kräfte in allen Raumrichtungen bestimmen zu können, muss wie beschrieben das Zusammenwirken zwischen allen DMS bestimmt werden. Für die Kalibrierung der DMS wurde ein Aluminium-Bauteil aus der Legierung EN-AW-7075 bearbeitet. Das Werkstück wurde mit Bohrungen versehen, in welche M6-Gewinde geschnitten wurden. Danach wurden Innensechskant-Schrauben mit den Maßen M6x40 die Gewinde geschraubt. Die

Schrauben simulieren neun Kraftangriffspunkte. In Abbildung 19 ist der Versuchsaufbau für die Kraftkalibrierung dargestellt.

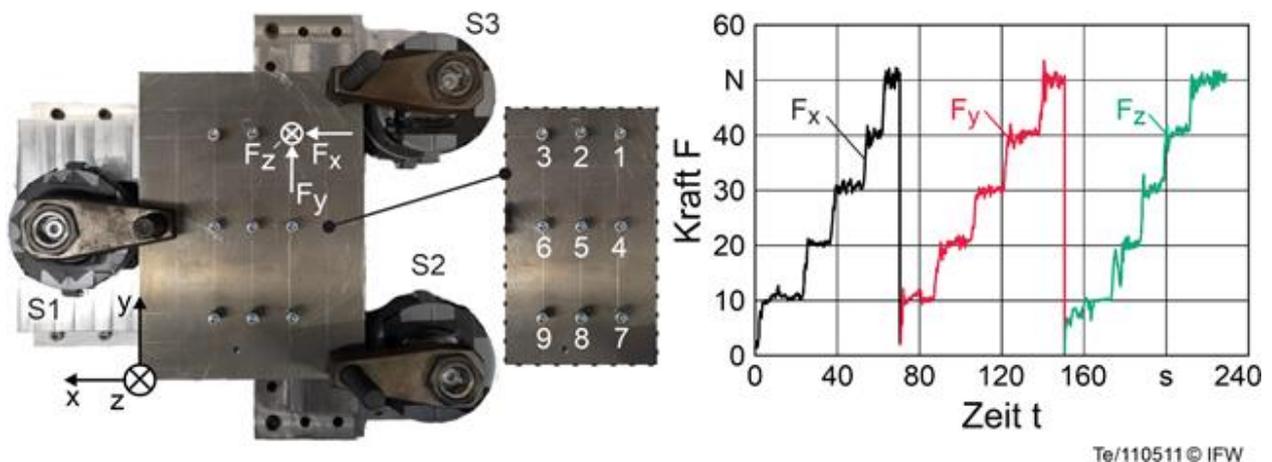


Abbildung 19: Versuchsaufbau und Kalibrierung

Über das werkzeugseitige Überwachungssystem wurde mittels sanfter Kollision eine Kraft auf ausgewählte Punkte der Menge 1-9 aufgebracht. Hierbei erfolgte eine stufenweise Krafterhöhung in $\Delta F = 10 \text{ N}$ Abständen bis eine Kraft von $F = 50 \text{ N}$ erreicht wurde. Die Kraft wurde dabei min. für $\Delta t = 10 \text{ s}$ aufrechterhalten. In Bild 9 rechts ist diese Kraftaufbringung abgebildet. Die Kraftaufbringung und die Messwertaufnahme in verschiedenen Raumrichtungen fanden in einer Messung statt. Dadurch wirken sich eventuelle Störeffekte in gleichem Maße auf die Messergebnisse aus. Die Kraftaufbringungen an verschiedenen Punkten des Werkstücks ermöglicht die Ableitung von positionsbereinigten Kalibrierparametern der Halbleiter-DMS.

Da das Messsystem zur Kraftidentifikation (Spannsystem) über sechs Halbleiter-DMS verfügt, müssen folglich für jede Raumrichtung sechs Parameter bestimmt werden. Da für eine möglichst genaue Kalibrierung an vielen Stellen am Werkstück Kräfte aufgebracht werden müssen, entsteht ein überbestimmtes Gleichungssystem. Die Lösung des Gleichungssystems lässt sich i.d.R. nur näherungsweise bestimmen. Dieses kann z. B. mithilfe der Moore-Penrose-Pseudoinverse gelöst werden. Die Pseudoinverse dient zur Lösung von Gleichungssystemen bei nicht-invertierbaren oder nicht quadratischen Matrizen. Der Vorteil der Anwendung der Moore-Penrose-Pseudoinverse gegenüber Machine Learning Algorithmen ist, dass die Ableitung der Übertragungsmatrix zwischen Kraft und Spannsystemsignalen deterministisch ist. Im Vergleich kann nicht vorausgesagt werden, wie ein Machine Learning Algorithmus die Übertragungsmatrix berechnet. Aufgrund der hohen Transparenz der Moore-Penrose-Pseudoinverse wird diese anstelle von Machine Learning Algorithmen verwendet.

Die Summe der Fehlerquadrate wird bei diesem Vorgehen minimiert. Ein Gleichungssystem hat im Allgemeinen die folgende Form:

$$A \cdot u = b \quad (1.1)$$

Mit einer quadratischen Übertragungsmatrix A wird der Zusammenhang zwischen externen Kräften b und den DMS-Signalen u hergestellt. Für nicht invertierbare, oder nicht-quadratische Matrizen kann eine Invertierung nicht ohne weiteres erfolgen. Die Pseudoinverse wird für eine Annäherungslösung gebildet. In [23] wird eine Möglichkeit der Berechnung der Pseudoinversen beschrieben:

$$A^+ = (A^T \cdot A)^{-1} \cdot A^T \quad (1.3)$$

Demnach folgt die Lösung des Gleichungssystems zu:

$$u = A^+ \cdot b \quad (1.4)$$

Um diese durchzuführen wird zunächst der Belastungsfall in der x-Richtung betrachtet. Für diesen gilt:

$$u_x = A^+ \cdot b_x \quad (1.5)$$

Die A-Matrix des Gleichungssystem setzt sich aus allen Messreihen zusammen.

$$A = \begin{matrix} DMS_x \\ DMS_y \\ DMS_z \end{matrix} \quad (1.6)$$

Im Folgenden ist die Matrix abgebildet, welche die Messungen in x-Richtung Beschreibt.

$$DMS_x = \begin{matrix} S1_{0,P1,x} & S1_{90,P1,x} & S2_{180,P1,x} & S2_{270,P1,x} & S3_{180,P1,x} & S3_{270,P1,x} \\ S1_{0,P2,x} & S1_{90,P2,x} & S2_{180,P2,x} & S2_{270,P2,x} & S3_{180,P2,x} & S3_{270,P2,x} \\ S1_{0,P3,x} & S1_{90,P3,x} & S2_{180,P3,x} & S2_{270,P3,x} & S3_{180,P3,x} & S3_{270,P3,x} \\ S1_{0,P4,x} & S1_{90,P4,x} & S2_{180,P4,x} & S2_{270,P4,x} & S3_{180,P4,x} & S3_{270,P4,x} \\ S1_{0,P5,x} & S1_{90,P5,x} & S2_{180,P5,x} & S2_{270,P5,x} & S3_{180,P5,x} & S3_{270,P5,x} \\ S1_{0,P6,x} & S1_{90,P6,x} & S2_{180,P6,x} & S2_{270,P6,x} & S3_{180,P6,x} & S3_{270,P6,x} \\ S1_{0,P7,x} & S1_{90,P7,x} & S2_{180,P7,x} & S2_{270,P7,x} & S3_{180,P7,x} & S3_{270,P7,x} \\ S1_{0,P8,x} & S1_{90,P8,x} & S2_{180,P8,x} & S2_{270,P8,x} & S3_{180,P8,x} & S3_{270,P8,x} \\ S1_{0,P9,x} & S1_{90,P9,x} & S2_{180,P9,x} & S2_{270,P9,x} & S3_{180,P9,x} & S3_{270,P9,x} \end{matrix} \quad (1.7)$$

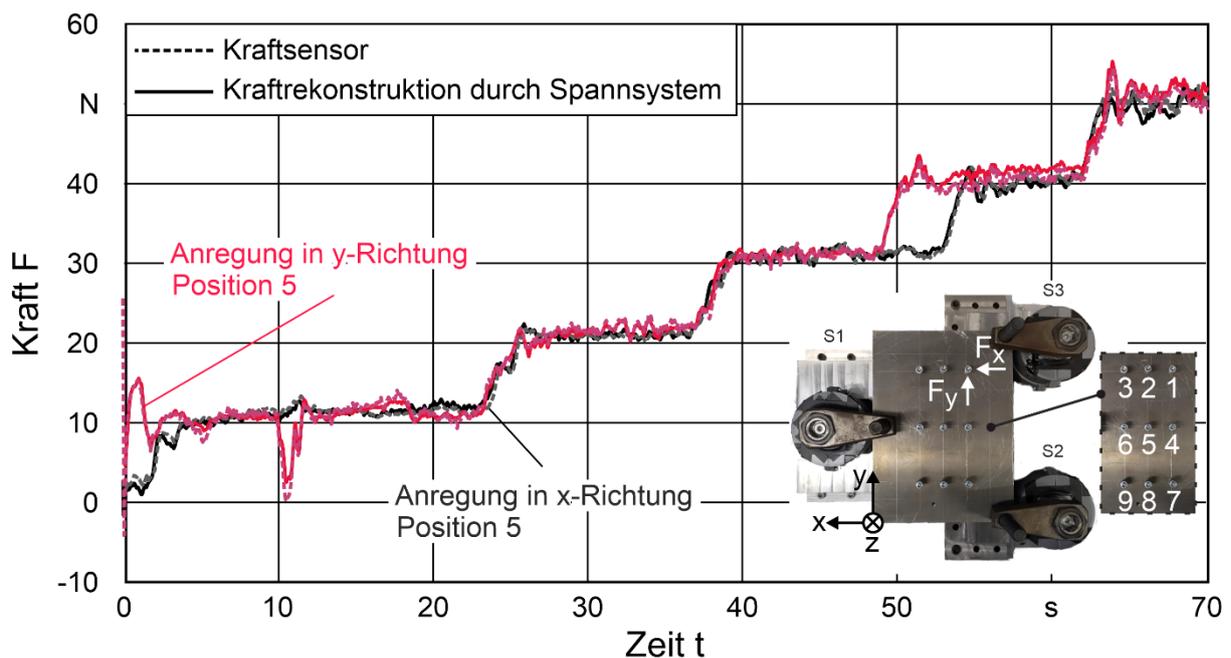
Die übrigen richtungsabhängigen Matrizen der A-Matrix werden analog gebildet. Da die Kraft in den Messungen nur in X-Richtung wirkt, müssen zur Bestimmung der Parameter für die Kraftrekonstruktion, F_y und F_z im Vektor b zu Null gesetzt werden.

$$b_x = \begin{matrix} -F_x \\ 0 \\ 0 \end{matrix} \quad (1.8)$$

Bei den anderen Raumrichtungen wird analog vorgegangen.

$$u = \begin{bmatrix} 7,165 & -9,157 & 14,450 & 3,707 & 16,017 & 0,248 \\ -10,26 & 29,39 & 2,420 & 3,963 & 2,585 & 2,472 \\ -22,16 & -13,934 & 11,570 & 8,105 & 1,796 & 9,356 \end{bmatrix} \cdot 10^{-4}$$

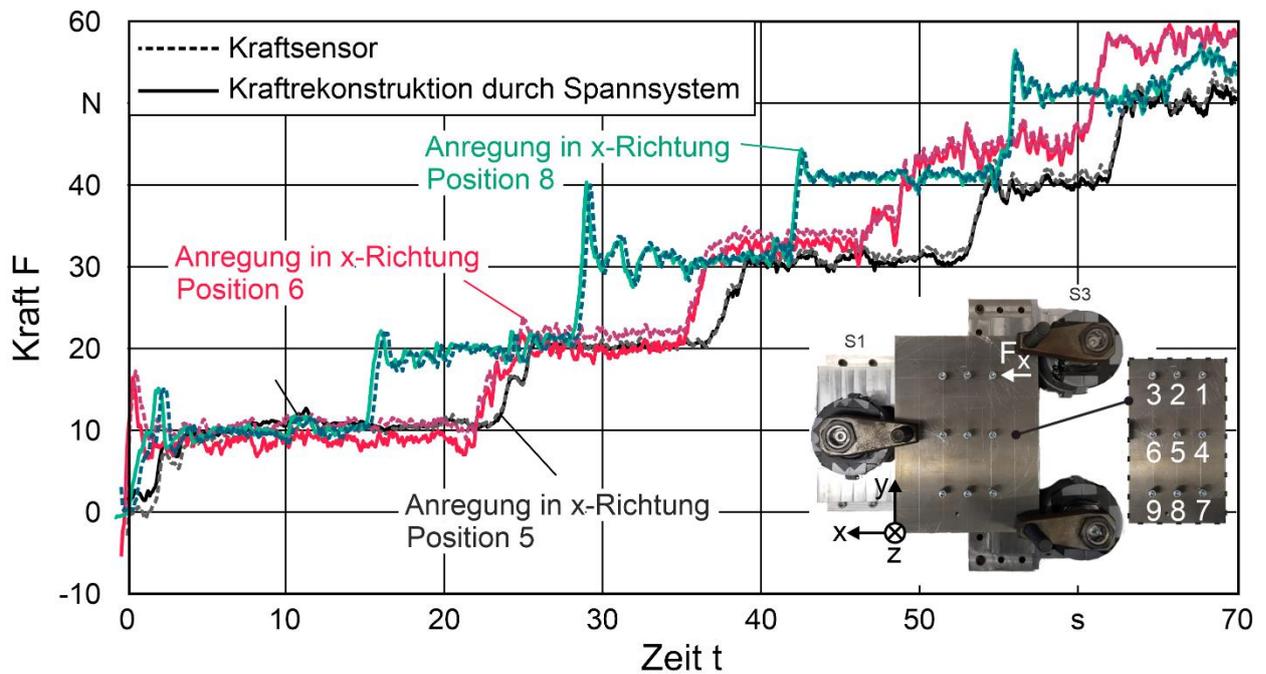
Durch die Bildung der Übertragungsmatrix A besteht nun ein Zusammenhang zwischen externen Kräften und den Halbleiter-DMS-Signalen. Um die Wirksamkeit dieser Kalibrierung zu analysieren, wurden experimentelle Untersuchungen durchgeführt. Bei diesen Untersuchungen wurde zunächst eine Übertragungsmatrix A erzeugt. Hierfür wurden Kräfte in Schritten von 10 N aufsteigend bis zu 50 N über einen Kraftsensor nach Bild 9 rechts an den Punkten 1, 3, 7, 9 aufgebracht, die somit die Anlernpunkte darstellen. Anschließend wurden am Punkt 5 Kräfte in x- und y-Richtung (Abbildung 20) sowie Kräfte in x-Richtung an den Punkten 6 und 8 aufgebracht (Abbildung 21). Die Kraftrekonstruktion des Spannsystems an diesen Stellen ist in Abbildung 20 und Abbildung 21 gegenüber einem externen Kraftsensor dargestellt. Die manuelle Aufbringung der Referenzkraft über einen Kraftsensor vom Typ HBM S9M erlaubt dabei auch die Berücksichtigung plötzlich auftretender Kraftschwankungen.



Kraftrekonstruktion unter Verwendung eines Modells mit Anlernpunkten: 1, 3, 7, 9

Te/110512© IFW

Abbildung 20: Vergleich Kraftsensors und cyber-physisches Spannsystem, Pos. 5



Kraftrekonstruktion unter Verwendung eines Modells mit Anlernpunkten: 1, 3, 7, 9 Te/110513© IFW

Abbildung 21: Vergleich Kraftsensor und cyber-physisches Spannsystem, Pos. 5, 6, 8

Den Abbildungen kann entnommen werden, dass durch die Kalibrierung des Spannsystems mithilfe der Punkte 1, 3, 7 und 9 die Kräfte an weiteren Punkten mit vergleichbarer Genauigkeit rekonstruiert werden können. Dies betrifft sowohl die Kräfte in x- als auch in y-Richtung. Mit der Umsetzung der Kraftkalibrierung kann nun eine Überwachung von Fräsprozessen umgesetzt werden und Maßnahmen zur Steigerung der Bauteilqualität, z. B. durch Abdrängungskompensation, abgeleitet werden.

6.4 Maschinenseitige Prozessüberwachungseinheit

Die in diesem Kapitel vorgestellten Inhalte umfassen die Ergebnisse aus AP 4 und AP 5. Diese sind unter der maschinenseitigen Prozessüberwachungseinheit zusammengefasst, da die erarbeiteten Methoden und Algorithmen basierend auf von den installierten Edge-Lösungen gelieferten Daten aus der Werkzeugmaschinensteuerung basieren. Der inhaltliche Ablauf beginnt mit der Erstellung einer Datenbank zur Identifikation des Prozesszustands aus AP 5.1. Die Bereitstellung der aufbereiteten Daten entlang der Wertschöpfungskette aus AP 5.2 geht mit der Extraktion bearbeitungskritischer Merkmale aus AP 4.2 einher. Der Hintergrund dafür liegt in den anschließenden Untersuchungen für die Entwicklung von KI zur Fehlersuche und Analyse (AP 4.3). In diesem Schritt werden die bearbeitungskritischen Merkmale benötigt. Aufgrund der engen Vernetzung der genannten APs werden diese im folgenden Kapitel gemeinsam betrachtet. Die Unterkapitel richten sich

somit nicht nach den APs, sondern stellen Sinnabschnitte dar, die dem besseren Verständnis dienen.

Unabhängig von den erhaltenen Werkzeugen zum Nachschärfen, produzierte Linner für die Projektpartner Fräswerkzeuge, die im definierten Referenzprozess eingesetzt wurden. Neben diesen Referenzwerkzeugen wurden zusätzliche Werkzeuge mit Fehlergeometrien erstellt und dem PTW bereitgestellt. Bei diesen angepassten Werkzeugen wurden im Vergleich zu den Referenzwerkzeugen einzelne Parameter verändert, um den Einfluss der geänderten Parameter auf die Fräsbearbeitung und die Werkzeugstandzeit zu testen.

6.4.1 Erzeugung der Datengrundlage für die KI-Entwicklung

Für die Erzeugung der Datengrundlage wurden innerhalb des Projektkonsortiums zwei unterschiedliche Zielsetzungen definiert, welche im Nachfolgenden als „Use Cases (UC)“ bezeichnet werden.

UC1 – KI-basierte Werkzeugzustandsbestimmung

UC1 ist das frühzeitige Erkennen von Werkzeugverschleiß (in der Forschungslandschaft als „Tool Condition Monitoring“ (TCM) bezeichnet). Ziel dabei ist, anhand der maschineninternen Signaldaten Rückschlüsse zum aktuellen Werkzeugzustand zu ziehen, um ein Werkzeugversagen frühzeitig zu detektieren oder den Austausch von Werkzeugen nicht zu früh durchzuführen. Dadurch wird die Werkzeuglebensdauer optimal ausgenutzt. Zusätzlich kann der Werkzeughersteller bei Rückführung sowohl der Maschinendaten als auch der abgeschätzten Verschleißdaten die Nachschleifprozesse auf den aktuellen Werkzeugzustand anpassen. Im Rahmen von UC1 wurden am PTW verschiedene Versuchsreihen für die Generierung der Datenbasis durchgeführt. Als Prozess dient der angepasste lineare Schafffräsprozess auf Basis des PFW-Referenzprozesses zum Lug Bracket (vgl. Kapitel 6.1.1). Als Werkzeuge dienen Schafffräswerkzeuge mit 8 mm Durchmesser und vier Schneiden von Seco (JHP951080D2R020.0Z4-SIRA) sowie neuentwickelte Werkzeuge von Linner. Die von Linner entwickelten und bereitgestellten Werkzeuge wurden im Rahmen des Projekts auf Basis der Anforderungen an den Referenzprozess aus Kapitel 6.1.1 konzipiert. Der Einsatz von zwei unterschiedlichen Werkzeuggeometrien von unterschiedlichen Herstellern ermöglicht die Erzeugung einer repräsentativeren Datenbasis für einen breiteren Einsatz der entwickelten KI-Methoden. Zusätzlich kann durch Linner als Projektpartner in den Werkzeugherstellprozess eingegriffen werden, sodass es im Rahmen des Projekts möglich wurde, zusätzliche Fehler, welche sich beim Herstellprozess ereignen können, zu simulieren. Daraus resultieren für

UC1 eingesetzte fehlerfreie Referenzwerkzeuge (RT) und fehlerbehaftete Werkzeuge (ET), welche typische Fehler aus dem Herstellprozess heraus aufweisen. Die Fehlerausprägungen wurden zusammen mit Linner erarbeitet. Linner hat zu jeder Ausprägung entsprechende fehlerhafte Werkzeuge produziert. Diese sind in Tabelle 2 zusammengefasst.

Tabelle 2: Resultierende Abweichungen an den fehlerbehafteten Werkzeugen. Die Merkmale der Referenzwerkzeuge sind gekennzeichnet mit (Referenz).

Resultierender Fehler / beeinflusste geometrische Ausprägung	Ausprägung	ET Klasse
Drallwinkel	40° (Referenz, variiert leicht von Schneide zu Schneide); 30°; 50°, 40° (variiert leicht von Schneide zu Schneide), 40° (gleiche Steigung jeder Schneide)	RT, 1, 2, 3, 13
Schneidkantenverrundung	8 µm (Referenz); 16 µm	RT,4
Spanwinkel	12° (Referenz); 5°; -2°	RT, 5, 6
Freiwinkel	14° (Referenz); 7°	RT, 7
Radius der Schneidkante (nur für eine Schneide)	4 mm (Referenz); 3.7 mm	RT, 8
Rundlauffehler	< 10 µm (Referenz); 40 µm	RT, 9
Kerndurchmesser	4.1 mm (Referenz); 5.1 mm	RT, 10
Beschichtung	beschichtet (Referenz); unbeschichtet	RT, 11
Schleifkörnung	Referenz Schleifkörnung; Größere Schleifkörnung	RT,12

Die Versuchsreihen wurden am PTW am Vertikalbearbeitungszentrum DMC 850V des Maschinenherstellers DMG MORI durchgeführt. Die installierte Edge-Computing Lösung der Firma Siemens liefert maschineninterne Daten aus dem Lageregelkreis in einer Abtastrate von 500 Hz. Die verfügbaren und aufgezeichneten Signale sind in Tabelle 3 zusammengefasst.

Tabelle 3: Aufgezeichnete Signale UC1

Signal	Einheit	Erklärung
time	ns	Datum und Uhrzeit des Datenpunkts in UTC
/Channel/ProgramInfo/block u1.2	-	Aktive Zeile des G-Codes
/Channel/ProgramInfo/msg u1	-	Mitgeschriebene Nutzernachricht (dient der Prozesszuordnung)
/Channel/State/progStatus u1	-	Programmstatus
CMD_SPEED <<Achse>>	rad/min	Sollgeschwindigkeit der Achse. X, Y, Z, Spindel
CTRL_DIFF <<Achse>>	mm	Regelabweichung der Achse. X, Y, Z, Spindel
CURRENT <<Achse>>	A	Strom der Antriebsmotoren. X, Y, Z, Spindel
ENC1_POS <<Achse>> ENC2_POS <<Achse>>	mm	Encoderpositionen im Maschinenkoordinatensystem. X, Y, Z, Spindel, ENC1 entspricht dem Signal des Radialencoders am Motor, ENC2 entspricht dem Signal des Linearencoders an der Achse
POWER Spindel	W	Leistung des Spindelmotors
TORQUE Spindel	Nm	Drehmoment des Spindelmotors

Für Namensgebung wird sich an der Bezeichnung von Siemens orientiert. Eine detaillierte Dokumentation zu den Signalen findet sich in [24]. Die linearen Abzeilversuche wurden anhand von mehreren Blöcken aus Ti6Al4V mit den Abmaßen je Block von 250 mm x 250 mm x 120 mm durchgeführt. Das Mikroskop Keyence VHX 5000 dient der Bestimmung des aktuellen Freiflächenverschleißes. Um eine hohe Genauigkeit bei hoher Effizienz zu gewährleisten, wurden die Messintervalle für den Werkzeugverschleiß adaptiv an die drei Phasen: Initialverschleiß, linearer Anstieg und progressiver Anstieg des Verschleißfortschritts angepasst. Tabelle 4 fasst die gewählten Schnittparametervariationen zusammen.

Tabelle 4: Technologieparametervariationen für den linearen Schaftfräsprozess

Werkzeug	v_c in mm/min	f_z in mm	a_e in mm	a_p in mm
Fehlerfreie Referenzwerkzeuge (RT)	50; 80; 100	0,05; 0,025	0,8; 1,6	8
Fehlerbehaftete Werkzeuge (ET)	50; 80	0,05	1; 1,6	8

Unter Ausarbeitung eines Versuchsplans wurden RT und ET mit jeweils verschiedenen Parameterkombinationen genutzt. Dies diente dazu eine Datenbasis zu erzeugen, die die Fehlerdetektion und die Verschleißdetektion unabhängig von den eingesetzten Technologieparametern zulässt. Für die jeweiligen Zielgrößen dienen zum einen die Fehlerklassen der ET und zum anderen die gemessenen Verschleißwerte je Schneide. Für die Zuordnung eines Verschleißwertes je durchgeführter Fräsbahn wurden verschiedene Interpolationsarten untersucht. Diese dienen dazu Verschleißwerte für Bahnen zu ermitteln, welche sich innerhalb eines Messintervalls befinden. Die Ergebnisse zeigen, dass eine stückweise kubische Splineinterpolation (Akima-Interpolation) die aus der Literatur hervorgehenden Verläufe für den Werkzeugverschleiß am besten wiedergibt. Diese Interpolation wurde schließlich genutzt, um jeder Fräsbahn einen entsprechenden

Verschleißwert zuzuordnen. Abbildung 22 zeigt einen beispielhaften Verlauf für die interpolierten Verschleißwerte.

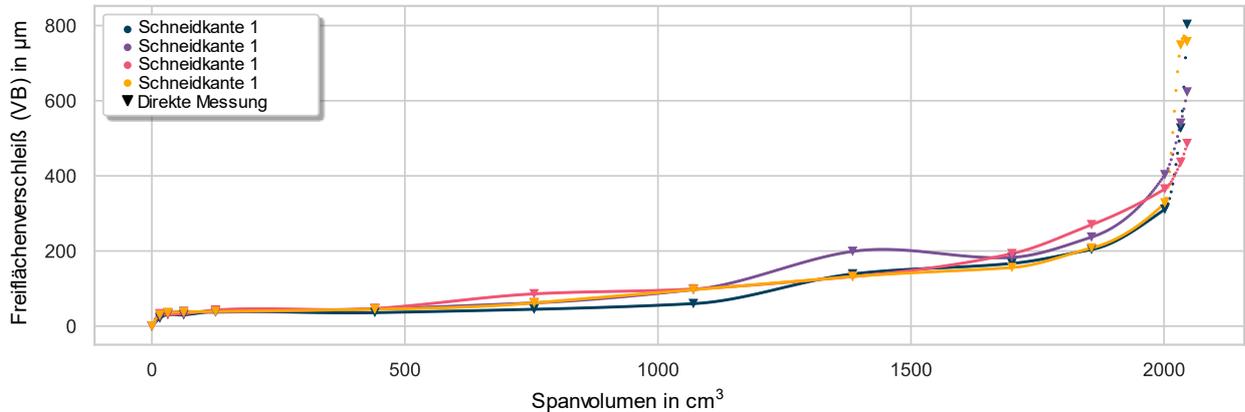


Abbildung 22: Interpolierte Verschleißkurve für ein Referenzwerkzeug basierend auf Akima-Interpolation

Die im Rahmen dieser Versuchsreihen erzeugte Datengrundlage wurde schließlich genutzt, um KI-basierte Methoden zu entwickeln, die es ermöglichen sollen den Werkzeugzustand während der Bearbeitung (vgl. Kapitel 6.4.3) zu bestimmen.

Zusätzlich wurde die Datenbasis um Bilddaten von den Fräswerkzeugen aus der Maschine erweitert. Ziel war es zu untersuchen, ob es möglich ist den Verschleiß an Schaftfräswerkzeugen auf Basis von Bilddaten zu detektieren. Dazu diente die Kamera VisionLine RWC 2.0 der Firma A.U. UYAR Technology Center e.K., welche ausgestattet mit einem CMOS Sensor, Videos mit einer Auflösung von 1080p mit Bildraten von bis zu 60 Hz aufnehmen kann. Durch den verwendeten Recorder reduziert sich die Bildwiederholrate auf 30Hz. Die Aufnahmen wurden bei rotierenden unverschlissenen und verschlissenen Werkzeugen in der Spindel durchgeführt.

UC2 – KI-basierte Vorhersage der gefertigten Werkstückqualität

Der zweite Use Case (UC2) befasst sich mit der KI-basierten Qualitätsvorhersage ebenfalls auf Basis der Maschinendaten. Das PTW verfolgt diesen UC basierend auf dem Wunsch der Konsortialpartner. Diese haben diesen UC als sehr relevant für die eigene Produktion eingestuft, da bei erfolgreicher Umsetzung deutliche Zeit- und Kosteneinsparungen möglich sind. Die direkte Rückmeldung über die gefertigte Qualität unmittelbar nach dem Zerspanprozess ermöglicht schnelle Entscheidungen und Reaktionen für den weiteren Produktionsablauf. Für UC2 erfolgte innerhalb AP 5.1 die Entwicklung eines Versuchsplans für das aus Kapitel 6.1.1 resultierende Referenzwerkstück. Der Versuchsplan deckt eine Reihe von simulierten Fehlern während des Zerspanprozesses ab, welche potentiell zum

Ausschuss des gefertigten Werkstücks führen können. So ist es möglich, eine repräsentative Datenbasis zu erzeugen, welche für die datenbasierte Modellbildung ausreichend Gutteile und Schlechteile enthält. Die simulierten Fehler wurden auf Basis einer intensiven Literaturrecherche zu Fehlereinflüssen auf den Zerspanprozess zusammen mit dem Konsortium erarbeitet und in den Versuchsplan umgesetzt. Die Auswahl der Fehler basiert auf den vier identifizierten Einflusskategorien: parameterbedingt, werkzeugbedingt, maschinenbedingt und werkstückbedingt. Tabelle 5 fasst den entwickelten Versuchsplan zusammen.

Tabelle 5: Entwickelter Versuchsplan für die Erstellung einer repräsentative Datenbasis (UC2)

ID	Fehlereinfluss	Einflusskategorie	ID	Fehlereinfluss	Einflusskategorie
0	---	---	10	Auskraglänge + 5 mm	werkzeugbedingt
1	Aufmaß 1,5 mm	parameterbedingt	11	Falscher Werkzeugradius	werkzeugbedingt
2	Falsches Werkzeug $N_z = 3$	werkzeugbedingt	12	Manipulation: Durchhangs-kompensation	maschinenbedingt
3	---	---	13	---	---
4	---	---	14	Falsche Werkzeuglänge	werkzeugbedingt
5	Verschiebung NPV in X-Achse (Schruppen)	werkstückbedingt	15	Falsches Werkzeug $N_z = 5$	werkzeugbedingt
6	Verdrehung NPV um X-Achse	werkstückbedingt	16	Ohne Kühlschmierstoff	parameterbedingt
7	Verdrehung NPV um Z-Achse (Schruppen)	werkstückbedingt	17	G-Code: zeitoptimiertes Beschleunigungs-verhalten	parameterbedingt
8	$f_z + 20 \%$	parameterbedingt	18	---	---
9	$V_c + 20 \%$	parameterbedingt	19	Verdrehung NPV um X-Achse (Schruppen)	werkstückbedingt

Die Versuchsreihen wurden auf den Werkzeugmaschinen DMG MORI DMC 850V (3-achsiges Fräsbearbeitungszentrum) und GROB G350 (5-achsiges Fräsbearbeitungszentrum) am PTW durchgeführt. Dabei erfolgte die Erfassung der Daten aus dem Lageregelkreis parallel zu UC1 (vgl. Tabelle 3). Im Rahmen des Projektverlaufs sind durch Auswertung der Versuchsreihen zu UC2 weitere notwendige Daten aus der Speicherprogrammierbaren Steuerung (SPS) identifiziert worden, welche nach und nach in

die Erzeugung der repräsentativen Datenbasis mit einfließen. Diese werden u.a. in Kapitel 6.4.2 erläutert.

Für die Erzeugung der Zielgrößen erfolgte im Anschluss an die Herstellung der Referenzwerkstücke die Vermessung der jeweiligen Geometrieelemente auf dem im Bestand des PTW befindlichen Koordinatenmessgerät. Für die Sicherstellung der breiten Anwendbarkeit und der einfachen Übertragung der Daten in die TensorMill-Cloud entwickelte das PTW im Rahmen des Projekts ein maschinenlesbares Messprotokoll auf Basis von CSV-Dateien. Dieses wird ebenfalls in Kapitel 6.4.2 erläutert. Jedes Messprotokoll liefert die Messdaten zu jedem Geometrieelement an jedem gefertigten Werkstück.

Insgesamt wurden mit dieser Vorgehensweise 400 Referenzwerkstücke erzeugt, welche zusammen mit den Messdaten aus der Qualitätssicherung die Datenbasis für die KI-Entwicklung samt Datenvorbereitung für AP 4.2 und AP 4.3 bilden.

6.4.2 Kontextualisierung und Datenvorbereitung

Dieses Kapitel beinhaltet die Ergebnisse aus AP 5.2 und AP 5.3. Für die Bereitstellung der Daten entlang der Wertschöpfungskette erfolgte am PTW die Entwicklung einer Methodik, welche es ermöglicht, die erfassten Datenströme aus den WZM zusammen mit den notwendigen Kontextinformationen automatisiert aufzuzeichnen. Ohne die Kontextinformationen ist es nicht möglich, den qualitätsrelevanten Geometrieelementen und Prozessen die entsprechenden Zeitreihenabschnitte zuzuordnen. Diese Zuordnung ist jedoch essentiell für die Analyse und die KI-basierte Modellbildung. Abbildung 23 fasst am Beispiel eines einfachen Bauteils die Problemstellung schematisch zusammen. Die Abbildung ist im Rahmen der innerhalb des Projekts entstandenen Veröffentlichung [25] entstanden. Die abgebildeten rohen, mit der Edge-Lösung erfassten Zeitreihensignale enthalten keine Informationen über Werkzeug, Werkstück und erzielte Qualitätskenngrößen. Zudem ist es nicht möglich, präzise und automatisiert die Abschnitte den Geometrieelementen zuzuordnen.

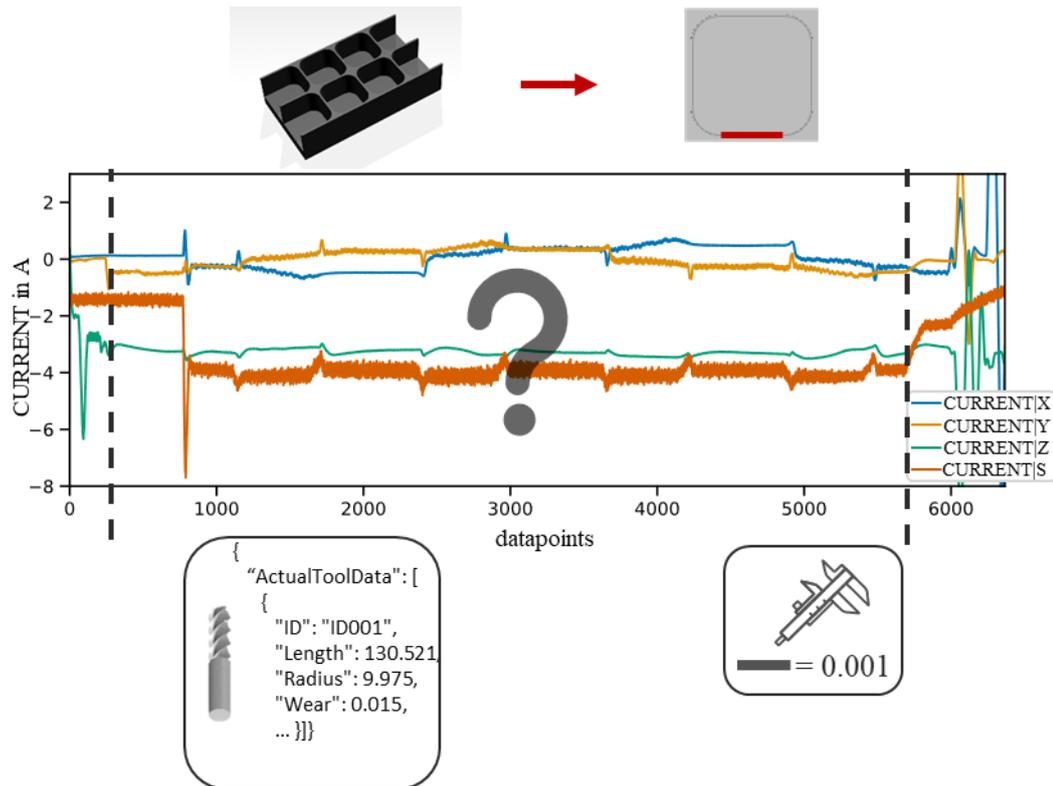


Abbildung 23: Problemstellung Maschinendaten ohne Kontextinformationen [25]

Die am PTW entwickelte Methode bezieht Daten aus der Arbeitsvorbereitung und der CAM-Programmierung mit ein, um eine automatisierte Zuordnung der Zeitreihensignale zu den Kontextinformationen zu erreichen. Dafür werden Kontextvariablen definiert, welche beim CAM-Prozess, also der Erstellung des NC-Programms, an den entsprechenden Stellen des NC-Programms definiert werden. Die eingeführten Variablen umfassen die Materialnummer, Mitarbeitendenkürzel, Werkstückzähler innerhalb einer Materialnummer (Seriennummer), und Tags für die Geometrielemente innerhalb einer Materialnummer. Abgesehen von den Tags für die Geometrielemente werden alle eingeführten Variablen in den NC-Programmkopf geschrieben. Die Tags werden jeweils vor und nach den relevanten NC-Codezeilen für die jeweiligen Zerspanoperationen gesetzt. Alle Variablen werden technisch über synchronaktionsfähige Nutzervariablen umgesetzt, die synchron zum Takt der Maschine gelesen und geschrieben werden können. Zusätzlich zu den eingeführten Variablen werden bereits verfügbare Daten aus der Maschinensteuerung mit aufgenommen. Hierzu zählen der aktuelle NC-Programmname, die aktuelle Werkzeugnummer und der Werkzeugbezeichner sowie Werkzeugkorrekturfaktoren und die Werte der aktuellen NPV. Die eingesetzte Industrial Edge am PTW kann bei entsprechender Konfiguration die genannten Datenpunkte über die niederfrequente Schnittstelle zur SPS bereitstellen. Für die Synchronisation der hochfrequenten Signale aus dem Lageregelkreis und der niederfrequenten Signale aus der SPS dient ein Taktzähler, welcher sich für jeden

Takt der Maschinensteuerung um 1 erhöht. Beide Schnittstellen liefern den Taktzähler zusammen mit den angeforderten Signalen zurück, sodass eine taktsynchrone Zusammenführung beider Datenquellen ermöglicht wird. Diese Vorverarbeitung wird auf der Edge-Computing Lösung in Form einer eigens entwickelten Anwendung durchgeführt, welche schließlich die synchronisierten Datenströme in eine Zeitreihendatenbank zwischenspeichert.

Für die Übertragung der Daten in die TensorMill-Cloud wurde ein weiterer Datenverarbeitungsschritt entwickelt. Dieser dient dazu jedem geometrischen Element oder relevanten Prozessabschnitt genau die Zeitreihendatenpunkte zuzuordnen, bei denen die Werkzeugschneiden im Eingriff sind. Der vorige Kontextualisierungsschritt ermöglicht zwar die Grobzuordnung der Daten zu den relevanten Prozessabschnitten, jedoch sind in den jeweiligen Zeitreihensegmenten Daten zu An- und Abfahrvorgängen sowie Zwischenelemente vorhanden. Diese unnötigen Daten müssen für die anschließende KI-Modellbildung gelöscht werden. Das entwickelte Verfahren zur automatisierten Datenbereinigung ist in [26] beschrieben. Dazu sind neben der aktuellen NPV die Korrekturwerte für die Werkzeuglänge und den Werkzeugradius notwendig. Diese werden mithilfe eines im Rahmen des Projektes nachgerüsteten Werkzeugeinmesssystems von BLUM (Lasermesssystem LC50 DIGILOG) (vgl. Kapitel 6.2.1) im Arbeitsraum der G350 ermittelt. So kann die durchgängige digitale Datenkette sichergestellt und Fehler durch manuelle Fehleingaben verhindert werden. Als Ergebnis stehen präzise extrahierte Zeitreihensegmente, welche dem jeweiligen Geometrieelement am Werkstück zugeordnet sind. Diese werden schließlich per entwickeltem Adapter in die TensorMill-Cloud übertragen.

Für die automatisierte Zuordnung der Qualitätskenngrößen zu den Geometrieelementen am Werkstück erfolgte die Entwicklung einer CSV-basierten Datenstruktur für die Messprotokolle. Die tabellenförmig strukturierten Protokolle enthalten in jeder Zeile eine ausgewertete Qualitätskenngröße. Beispielsweise die Geradheit einer Linie oder die Rundheit einer Bohrung. Jede Zeile weist 11 Einträge (Spalten) auf, welche alle notwendigen Informationen enthalten. Neben den üblichen Werten eines Messprotokolls: Toleranzname, Sollwert, Messwert, obere Toleranzgrenze, untere Toleranzgrenze, Abweichung und Abweichung außerhalb der Toleranz wurden Spalten zum zugehörigen Geometrieelement, Materialnummer und Seriennummer eingeführt. So kann jeder Reiheneintrag dem entsprechenden Werkstück und innerhalb des Werkstücks dem entsprechenden Geometrieelement zugeordnet werden. Die entstandenen CSV-Dateien

werden über einen von GFT IN entwickelten Adapter in die TensorMill-Cloud übertragen. Dort werden Sie durch die programmierten Funktionalitäten den zuvor hochgeladenen Zeitreihensegmenten zugeordnet.

Durch diese prototypischen Entwicklungen ist es möglich, Daten aus der Werkzeugmaschine aufzuzeichnen sowie Use-Case basiert vorzubereiten und automatisiert in einer externen Anwendung (TensorMill-Cloud) mit Daten zum Werkzeug und aus der Qualitätssicherung zu vereinen. Diese Entwicklungen sind dabei unabhängig vom Standort der WZM, der Qualitätssicherung und der Werkzeugherstellung. Die bereitgestellten und verknüpften Daten können je nach Bedarf über die zentrale Cloud-Plattform entlang der Wertschöpfungskette beliebig verteilt werden. Zudem ermöglicht die automatisierte Verknüpfung eine deutlich aufwandsreduzierte Datenauswertung und damit auch ein effizientes Trainieren von KI-basierten Vorhersagemodellen.

6.4.3 Künstliche Intelligenz

Basierend auf der Erstellung der Datenbasis sowohl für UC1 und UC2 und deren Bereitstellung entlang der Wertschöpfungskette erfolgt in diesem Kapitel die Beschreibung der Inhalte und Ergebnisse aus AP 4.2 und AP 4.3. Da es sich um zwei gesonderte Entwicklungen handelt, werden die folgenden Ausführungen in entsprechende Teilabschnitte für die jeweiligen UC untergliedert. Wie bereits erwähnt, lassen sich die Ergebnisse aus AP 4.2 und AP 4.3 nicht klar trennen, da die Extraktion der bearbeitungskritischen Merkmale von der Performanz der KI-basierten Modelle abhängig ist, weshalb diese in einem Abschnitt behandelt werden.

UC1 – KI-basierte Werkzeugzustandsbestimmung

Die Ergebnisse zur KI-basierten Werkzeugzustandsbestimmung sind in [10] zusammengefasst. Für diesen UC wurden zwei Ansätze verfolgt. Für die Detektion von herstellbedingten Fehlern an den Schafffräswerkzeugen wurde ein Klassifikationsansatz verfolgt, welcher es ermöglicht, die einzelnen Fehlerausprägungen (vgl. Kapitel 6.4.1) zu klassifizieren und damit zu detektieren. Der zweite Ansatz basiert auf der Regression des aktuellen Werkzeugverschleißes basierend auf den aufgezeichneten Maschinensignalen. Beim industriellen Einsatz beider Ansätze kann demnach der Werkzeugzustand mithilfe von trainierten ML-Modellen prozessparallel bestimmt werden.

Für die Extraktion der relevanten Merkmale aus den rohen Zeitreihenabschnitten zu jeder Fräsbahn wurde die python Bibliothek TSFEL verwendet. Insgesamt erfolgte die

Berechnung von 481 Merkmalen für jede Fräsbahn. Die Anzahl ergibt sich aus den aufgezeichneten Signalen multipliziert mit den ausgewählten Merkmalen aus dem Zeit-, Frequenz- und Zeitfrequenzbereich. Die basierend auf einer entsprechenden Literaturrecherche identifizierten Merkmale lassen sich [10] entnehmen. Um die mögliche Reaktionsgeschwindigkeit der KI-basierten Vorhersage zu ermitteln, kamen für die Merkmalsextraktion Fensterbreiten von 500, 1000, und 2000 Datenpunkten zum Einsatz. Eine visuelle Datenanalyse zeigte vor allem im Frequenzbereich die untere Grenze von 1000 Datenpunkten für die Berechnung der für das anschließende Modelltraining genutzten Merkmale. Bei Fensterbreiten von 500 Datenpunkten lässt sich das gut ausgeprägte Frequenzspektrum nicht mehr erkennen und somit werden die darauf berechneten Merkmale für die Vorhersageaufgabe weniger nutzbar. Die anschließende Nutzung von Fensterbreiten mit der Länge von 1000 Datenpunkten ermöglicht eine Vorhersage mit einer Reaktionszeit im Bereich von 2 Sekunden ($1000 \text{ Datenpunkte} / 500 \text{ Hz} = 2 \text{ s}$). Insgesamt konnten mit dieser Methode 77090 gelabelte Trainingsbeispiele für die Modellentwicklung gewonnen werden. Für die notwendige Reduktion der Eingangsdimensionen (481 Eingangsdimensionen bei 481 Merkmalen) kamen Filter und Wrapper Merkmalauswahlalgorithmen zum Einsatz. Insgesamt dienten sechs Auswahlmethoden dazu die relevanten Merkmale für die Klassifikation und die anschließende Regression zu identifizieren. Durch ein Ranking der Merkmale, welches basierend auf den Ergebnissen der Auswahlalgorithmen erstellt wurde, konnte für jeden Ansatz (Klassifikation von Fehlern in der Werkzeugherstellung und Regression des aktuellen Werkzeugverschleißes) ein finaler Merkmalsatz (engl. Featureset) mit jeweils 20 ausgewählten Merkmalen identifiziert werden. Diese sind detailliert in [10] aufgelistet.

Klassifikation von Fehlern während der Werkzeugherstellung

Für die Klassifikation wurden basierend auf der Datenverteilung zusammen mit einer umfassenden Literaturrecherche die Algorithmen k-nächste-Nachbarn (KNN – engl. K-nearest-neighbour), Stützvektormethode (SVM – Support Vector Machine) und der Random Forest (RF) ausgewählt. Die Ergebnisse sind in Tabelle 6 zusammengefasst.

Tabelle 6: Ergebnisse für die Werkzeugfehlererkennung auf dem Testdatensatz

Algorithmus	Accuracy	Precision	Recall
K-Nearest-Neighbor (KNN)	94.49 %	94.47 %	94.43 %
Support Vector Machine (SVM)	38.72 %	39.31 %	38.39 %
Random Forest (RF)	97.99 %	97.99 %	97.97 %

Die Berechnungsformeln für die gezeigten Performanzmetriken lauten:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

mit TP als true-positive, TN als true-negative, FP als false-positive und FN als false-negative Vorhersagen. TP beschreibt in diesem Zusammenhang eine korrekte vorhergesagte Klassenzugehörigkeit.

Zu erkennen ist, dass die SVM nicht in der Lage ist gute Vorhersageergebnisse zu liefern. Im Gegensatz dazu, können sowohl KNN als auch RF im Testdatensatz (für die Algorithmen unbekannte Daten) sehr gute Vorhersageergebnisse im Bereich von teilweise über 97 % liefern. Beim RF liegt die Vermutung nahe, dass es zu einer Überanpassung im Training gekommen ist, da die Metriken für den Trainingsdatensatz jeweils bei 100 % liegen. Deshalb wird in diesem Fall empfohlen den KNN weiter zu betrachten. Die Ergebnisse für dieses Modell zeigen noch bessere Werte, wenn statt der Klassifikation der 13 Fehlerklassen eine binäre Klassifikation (Fehlerfreies Werkzeug / Fehlerbehaftetes Werkzeug) modelliert wird. Hierbei zeigt sich bei der Betrachtung des Recall für die Klasse „Referenzwerkzeug“ ein Wert von 99,1 %. Die Precision erreicht in diesem Fall eine Vorhersagegenauigkeit von 100%. Diese Ergebnisse zeigen das enorme Potential datengetriebener Vorhersagemodelle für die prozessparallele Detektion von herstellbedingten Fehlern in den eingesetzten Werkzeugen. [10]

Regression des Werkzeugverschleißes

Für die Regression kommen neben den zuvor erwähnten SVM und dem RF noch ein Entscheidungsbaum (engl. Decision Tree – DT) und die Lineare Regression (engl. Linear Regression) zum Einsatz. Als Performanzmetriken wurden zum einen die mittlere absolute Abweichung (engl. mean absolute error – MAE) und zum anderen das Bestimmtheitsmaß R^2 herangezogen, um die Modellvorhersagen auf dem Testdatensatz zu bewerten. Berechnet werden diese wie folgt:

$$MAE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=0}^{n_{samples}-1} |y_i - \hat{y}_i|$$

$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_{samples}} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_{samples}} (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

mit y_i als wahren Wert (engl. true value), \hat{y}_i als vorhergesagter Wert (engl. predicted value), \bar{y}_i als Mittelwert der wahren Werte und $n_{samples}$ die Anzahl der Datensätze im Testdatensatz.

Tabelle 7: Ergebnisse der Werkzeugverschleißvorhersage

Algorithmus	MAE	R ²
Linear Regression	24 µm	65.33 %
Support Vector Machine	31 µm	41.05 %
Decision Tree	10 µm	85.77 %
Random Forest	30 µm	59.87 %

Anhand der dargestellten Ergebnisse aus Tabelle 7 lässt sich entnehmen, dass in diesem Fall der DT die höchste Performanz mit einer mittleren Abweichung der Prognose für die Verschleißmarkenbreite von lediglich 10 µm aufweist. Daraus lässt sich schließen, dass es mit dieser Vorgehensweise möglich ist, den Werkzeugverschleiß basierend auf den internen Maschinensignalen zu bestimmen. Erst bei hohen Verschleißmarkenbreiten von über 300 µm werden die Vorhersagen unzuverlässiger. Dies lässt sich darin begründen, dass in diesem Bereich der Verschleiß progressiv mit jedem Schneideneingriff zunimmt und somit die Dichte in den Trainingsdaten für jeden Verschleißabschnitt deutlich niedriger ist. Nichtsdestotrotz weisen die Ergebnisse darauf hin, dass eine prozessparallele KI-basierte Vorhersage mit einer hohen Aussagekraft für die Bestimmung des aktuellen Werkzeugzustands möglich ist. [10]

Zusätzliche Untersuchungen auf Basis von Bilddaten

Neben den Untersuchungen der Zeitreihendaten aus dem Lageregelkreis der Werkzeugmaschine erfolgte im Rahmen der Projektbearbeitung zusätzlich die Untersuchung von Ansätzen zur Werkzeugverschleißvorhersage basierend auf Bilddaten. Die erzeugte Bilddatenbasis (vgl. Kapitel 6.4.1) dient dabei als Grundlage für die Entwicklung eines prototypischen bilddatenbasierten Verschleißüberwachungssystems. Die entwickelte Methodik ist in Abbildung 24 dargestellt.

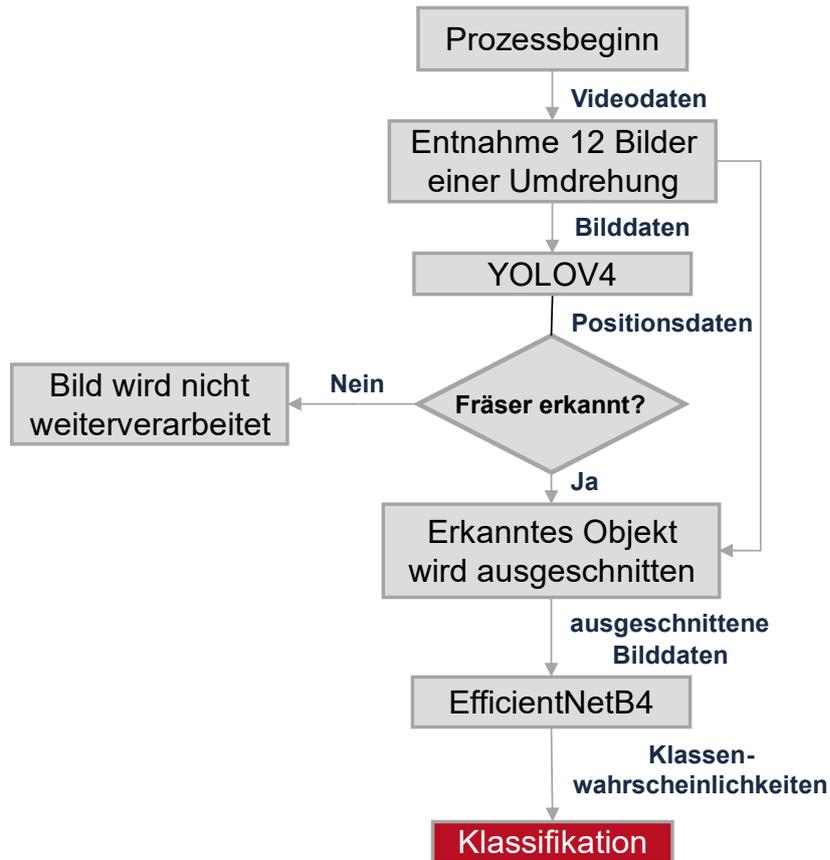


Abbildung 24: Ablaufdiagramm bilddatenbasierte Verschleißklassifikation

Ausgangspunkt ist die Aufnahme eines Videos vom drehenden Werkzeug bei geringer Drehzahl für die Zeitdauer einer gesamten Werkzeugumdrehung. Für die genutzte Konfiguration (Maschine, Werkzeug, Kamera, Recorder) konnten bei einer Drehzahl von $12 \frac{U}{min}$ die besten Ergebnisse hinsichtlich Bildqualität und Geschwindigkeit erzielt werden. Somit dauert die Bildaufnahmephase ca. 5s. Aus der aufgenommenen Videosequenz werden insgesamt 12 Bilder entnommen und in den Vorhersageprozess hineingegeben. Die 12 Bilder berechnen sich aus den 4 Schneiden und jeweils 3 Perspektiven je Schneide, um die Vorhersagegenauigkeit zu erhöhen.

Der Vorhersageprozess startet mit einem trainierten Objekterkennungsmodell aus dem Bereich des Deep Learning (DL). Dafür wurden die 3 Netzwerkarchitekturen YOLOV4 [27], Faster RCNN [28] und EfficientDet [29] auf Ihre Leistungsfähigkeit für den im Projekt adressierten Anwendungsfall untersucht. Diese wurden basierend auf einer Literaturrecherche aufgrund ihrer hohen Leistungsfähigkeit und Popularität für Objekterkennungsaufgaben ausgewählt. Die Ergebnisse zeigen, dass alle drei Netzwerkarchitekturen sehr gute Ergebnisse im Hinblick auf die Erkennung des relevanten Bildausschnittes, in dem sich der Fräser befindet, aufweisen. Die Entscheidung für die

weitere Nutzung von YOLOV4 fiel auf der Basis der sehr kurzen Inferenzzeit von 0,017 s. Diese ist um Faktor 16 kürzer als bei EfficientDet bzw. um Faktor 39 kürzer als bei Faster RCNN. Die mithilfe der von YOLOV4 erhaltenen Bildausschnitte werden diese schließlich im nächsten Schritt binär hinsichtlich verschlissen und somit nicht mehr nutzbar und noch nicht verschlissen also noch nutzbar klassifiziert. Dafür wurden ebenfalls mehrere Netzwerkarchitekturen miteinander verglichen, um diejenige auswählen zu können, welche sich für den angesprochenen Anwendungsfall am besten eignet. Die Ergebnisse der Klassifikation sind in Tabelle 8 zusammengefasst. Zu erkennen ist, dass EfficientNetB4 die beste Performanz für die Accuracy, den F-Score und die AUC aufweist. Dabei berechnet sich der F-Score = $2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$ und die AUC bildet die Fläche unter der Receiver Operating Characteristic Kurve (ROC) ab. Für beide Metriken gilt, wie bei den bereits eingeführten Klassifikationsmetriken, je näher ihr Wert bei 1 liegt desto besser die Performanz des Klassifizierungsmodells. Weitere Informationen zu den Metriken und deren Bedeutung finden sich in [30]. Aus diesen Gründen wurde für die finale Klassifikation das EfficientNetB4 genutzt.

Tabelle 8: Ergebnisse der Bildklassifikation auf dem Testdatensatz

Netz	Accuracy	Recall	Precision	F-Score	AUC	Klassifikationsdauer
Xception [31]	79,82 %	97,33 %	73,92 %	84,02 %	94 %	0,048 s
Inception-Resnet-V2 [32]	76,91 %	86,17 %	75,15 %	80,28 %	88 %	0,066 s
EfficientNetB2 [33]	74,18 %	86,5 %	71,88 %	78,52 %	88 %	0,032 s
EfficientNetB4 [33]	86,91 %	79,67 %	95,6 %	86,91 %	96 %	0,109 s
NoisyStudentB4 [34]	83,27 %	70,5 %	98,37 %	82,14 %	91 %	0,101 s

Basierend auf der in Abbildung 24 gezeigten Methode ist es möglich, Videoaufnahmen von langsam rotierenden Schafffräswerkzeugen (beispielsweise kurz vor dem Einsatz des Werkzeuges nach dem Werkzeugwechselprozess) zu nutzen, um mithilfe eines zweistufigen Prozesses, welcher zunächst den relevanten Bildausschnitt ermittelt und schließlich die Klassifikation des aktuellen Werkzeugzustands durchführt, automatisiert die weitere Nutzbarkeit des Fräswerkzeuges einzuschätzen. Die prototypische Umsetzung zeigt dabei vielversprechende Ergebnisse, welche durch weitere Daten auf Robustheit und breitere Einsetzbarkeit untersucht werden müssen.

UC2 – KI-basierte Vorhersage der gefertigten Werkstückqualität

Die Ergebnisse zur KI-basierten Vorhersage der gefertigten Werkstückqualität sind in [26] zusammengefasst. Grundlage für die Entwicklung der ML-basierten Vorhersagemodelle für diesen UC bilden die in Kapitel 6.4.2 beschriebenen extrahierten Zeitreihensegmente als Eingangsdaten und die ermittelten Werte für die Form- und Lagetoleranzen als Ausgangsdaten. Für das Design der ML-Aufgabe wurden die Qualitätsdaten zunächst in binäre Zielwerte für jedes Geometrieelement transformiert. Ziel dabei war es, jedem Geometrieelement ein eindeutiges binäres Label zuzuordnen, welches zuordnet, ob alle geforderten Toleranzanforderungen für dieses jeweilige Geometrieelement eingehalten werden oder ob mindestens einer der zugehörigen Messwerte außerhalb der Toleranzanforderungen liegt. Bei Erfüllung aller Toleranzen erhält das Geometrieelement „OK“ bzw. 1 als Label. Bei Überschreitung von mindestens einer Toleranzanforderungen wird das Label „NOK“ bzw. 0 vergeben. Insgesamt erhält somit jedes Werkstück (in diesem Fall bestehend aus 15 Geometrieelementen) 15 Labels für jedes Geometrieelement. Somit ist es möglich, eine Modellvorhersage für jedes Geometrieelement zu treffen, womit detailliertere Aussagen über den Ort der Qualitätsprobleme getroffen werden können.

Signalauswahl

Für eine erste Signalreduktion erfolgte eine Korrelationsanalyse gepaart mit einer domänenspezifischen visuellen Analyse. Für die Berechnung der Kreuzkorrelationen zwischen den Signalen diente der Korrelationskoeffizient nach Pearson [35]

$$\text{corr}(x, y) = \frac{\text{Cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y}$$

mit $\text{Cov}(x, y)$ als Kovarianz zwischen x und y und σ_x bzw. σ_y als Varianz von x bzw. y . Zwei Signale wurden als hochkorreliert eingestuft, wenn der Betrag des Korrelationskoeffizienten

$$|\text{corr}(x, y)| \geq 0.95$$

ist. Daraus resultieren die folgenden korrelierenden Signalgruppen:

- DES_POS, CTRL_POS, ENC1_POS, ENC2_POS
- CURRENT, TORQUE
- CMD_SPEED, CTRL_DIFF2
- CTRL_DIFF, CONT_DEV

Aus diesen korrelierenden Signalgruppen lassen sich schließlich die für die Modellierung relevanten Signale ableiten. Die Begründung für die finale Auswahl lässt sich aus [26] entnehmen, wodurch folgende Signale aus Tabelle 9 für die weitere Betrachtung resultieren.

Tabelle 9: Final ausgewählte Signale für die weitere Modellierung nach [26]

Signal	Achse	Einheit
CTRL_DIFF	X, Y, Z	mm
CMD_SPEED	X, Y, Z	mm/s
TORQUE	X, Y, Z, S	Nm
CURRENT	X, Y, Z, S	A
(DMG) ENC2_POS, (GROB) ENC1_POS (linearer Encoder)	X, Y, Z	mm

Merkmalsextraktion und Auswahl

Die Modellbildung gliedert sich in zwei Schritte. Zunächst erfolgt eine Merkmalsextraktion und Auswahl, sodass die Algorithmen lediglich die für die Modellierungsaufgabe relevanten Merkmale als Eingangsgrößen erhalten. Für jedes Geometrieelement wurden je Signal 43 Merkmale aus dem Zeit- und dem Frequenzbereich mittels der python Bibliothek TSFEL [36] extrahiert. Dies resultiert in 731 Merkmalen je geometrischem Element. Die Merkmalsauswahl findet zweistufig statt. Zunächst werden alle Merkmale eliminiert, welche über das gesamte Datenset eine Varianz von 0 aufweisen. Diese sind somit konstant und liefern für die anschließende Klassifikationsaufgabe keine entscheidenden Informationen. In der zweiten Stufe kommt die in Abbildung 25 gezeigte entwickelte Methode für die Merkmalsauswahl zum Einsatz. Die Auswahl der Merkmale wurde um eine spätere statistische Verzerrung (engl. Bias) der Modelle zu vermeiden auf einem Teildatensatz, dem sog. Trainingsdatensatz durchgeführt. Dieser enthält 75% aller Werkstücke, welche auf einer Maschine gefertigt wurden und wird für das Modelltraining genutzt. Die restlichen 25% der Werkstücke dienen als Testdatensatz für die Evaluation der trainierten Modelle auf unbekanntem Daten. Dadurch kann die Generalisierungsfähigkeit der Modelle überprüft werden.

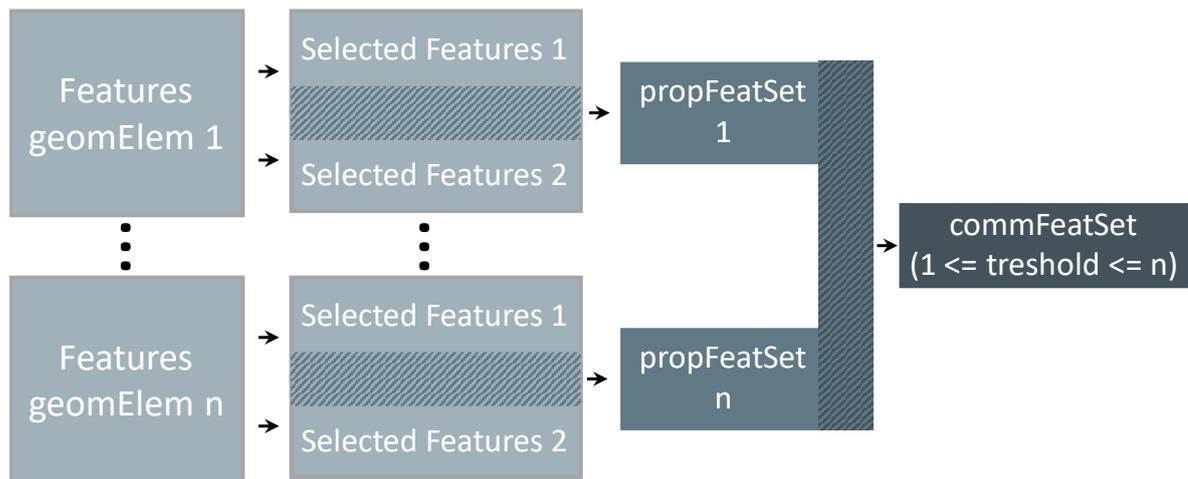


Abbildung 25: Entwickelte Merkmalsauswahlmethode

Für jedes Geometrielement kommen zwei übliche Merkmalsauswahlverfahren zum Einsatz. Zum einen eine univariate Merkmalsauswahlmethode basierend auf der Bestimmung des statistischen Zusammenhangs zwischen dem Merkmalsvektor und der Zielvariable und zum anderen eine modellbasierte Merkmalsauswahlmethode basierend auf der logistischen Regression mit der ElasticNet Regularisierung. Beide Methoden dienen dazu die Dimensionen des Merkmalsvektors auf möglichst die relevantesten Merkmale zu reduzieren. Die Überschneidung der Ergebnisse beider Methoden liefert das propFeatSet für jedes Geometrielement. Hierbei handelt es sich um einen individualisierten proprietären Merkmalsvektor für jedes Geometrielement. Durch Überschneidung der propFeatSet über alle Geometrielemente entsteht mit einer festgelegten Mindestanzahl an Überschneidungen (in diesem Fall 5) das commFeatSet. Dieses enthält einen globalen Merkmalsvektor über alle Geometrielemente hinweg. Ziel davon ist es, geometrieelementunabhängige Merkmale zu identifizieren, welche sich für die Klassifizierungsaufgabe eignen. Die 18 resultierenden Merkmale aus dem commFeatSet lassen sich [26] entnehmen.

Modellierung

Für die Modellbildung wurden insgesamt 9 Algorithmen untersucht. Support Vector Maschine (SVM), k-Nearest Neighbors (KNN), Ridge Regression (RidgeRe), Gaussian Naive Bayes classifier (GNB), Decision Tree (DT), Multi-layer Perceptron (MLP), Random Forest (RF), Extra Trees classifier (XT) und AdaBoost classifier aus der python Bibliothek scikit-learn. Die Auswahl der Algorithmen basiert auf den Ergebnissen aus [37–41]. Während dem Training kam eine 3-fach Kreuzvalidierung kombiniert mit einer Gittersuche zum Einsatz. Die Kreuzvalidierung dient dazu die Generalisierungsfähigkeit der Modelle zu verbessern und die Gittersuche dient der Suche der besten Hyperparameter für die Modelle.

Die jeweiligen Hyperparametergitter sind [26] zu entnehmen. Insgesamt erfolgte das Training von 30 Modellen auf mit dem auf der DMG MORI DMC 850 V erzeugten Datensatz (vgl. Kapitel 6.4.1).

Ergebnisse

Für die Bewertung der Leistungsfähigkeit der Modelle diene neben den zuvor genannten Klassifikationsmetriken zusätzliche die Specificity, welche definiert ist als:

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP}$$

Aufgrund des Anwendungsfalls der Qualitätsüberwachung sind die FP die kritischen Vorhersagen, welche es möglichst zu verhindern gilt. Eine FP-Vorhersage hätte bei einem industriellen Einsatz des Vorhersagemodells zur Folge, dass trotz der Nichteinhaltung der Toleranzen das Werkstück als OK bzw. i.O. eingestuft wird und somit in die nächsten Prozessschritte oder gar zum Kunden gelangt. Die Ergebnisse der Evaluation auf dem Testdatensatz sind [26] zu entnehmen. Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die propFeatureSets etwas bessere Vorhersagegenauigkeiten liefern als das commFeatSet. Deshalb wird empfohlen für zukünftige Anwendungen je Geometrieelement einen individuellen Merkmalsatz zu bilden. Insgesamt schneiden die Algorithmen KNN, RF und XT am besten ab und liefern die höchsten Werte in den Metriken. Mit den propFeatSets werden durch die Modelle im Schnitt lediglich $1,26 \frac{FP}{geomELEM}$ getätigt. Dies zeigt die Leistungsfähigkeit der gewählten Vorgehensweise. Dies legt den Grundstein für weitere Untersuchungen im Hinblick auf die prozessparallele Qualitätsvorhersage von zerspanend gefertigten Werkstücken.

Die dabei entstandene ML-Pipeline wurde ebenfalls auf die Daten, welche auf der GROB G350 erzeugt wurden, angewendet. Bei gleichen Trainingseinstellungen zeigt sich ebenfalls die Überlegenheit der propFeatSets ggü. dem commFeatSet. Insgesamt erreichen die Metriken etwas geringere Werte als auf dem vorigen Datensatz. Dies spiegelt sich auch im Durchschnitt der FP-Vorhersagen wider, welcher bei $1,4 \frac{FP}{geomELEM}$ liegt. Hieraus lässt sich bereits erkennen, dass die zu erreichende Vorhersagegüte der Modelle von Maschine zu Maschine unterschiedlich ist.

Deep Learning (DL)

In einer weiteren Untersuchung wurden neuartige Modellarchitekturen aus dem Bereich des Deep Learning auf dem Datensatz der DMG-Maschine implementiert und evaluiert. Diese

sind speziell für die Klassifikation von multivariaten Zeitreihen ausgelegt und erfordern keine Merkmalsextraktion sowie Selektion, da diese als Eingangsgrößen mit den rohen Zeitreihensegmenten umgehen können. Somit fallen aufwendige Datenvorverarbeitungsschritte weg. Für die Untersuchungen im Rahmen von TensorMill hat eine Literaturrecherche vier potentiell für den angestrebten UC geeignete DL Architekturen hervorgebracht: InceptionTime [42], ResNet [43, 44] , TapNet [45], XCM [46]. Für das Modelltraining wurde der Datensatz in 60% Trainings-, 15% Validierungs- und 15% Testdaten eingeteilt. Das Training wurde auf der NVIDIA DGX Station, welche im Rahmen der Projektlaufzeit am PTW angeschafft wurde, durchgeführt. Dabei dienten 2 NVIDIA TESLA V100 Grafikkarten für die Berechnungen der Modelle. Die Nutzung dieses Rechensystems wurde notwendig, um eine effiziente Berechnung der DL-Modelle auf leistungsfähigen Grafikkarten durchzuführen. Aufgrund ihrer inneren Beschaffenheit lassen sich DL-Modelle auf Grafikkarten parallelisiert, durch die zur Verfügung stehenden und speziell darauf ausgelegten Bibliotheken, berechnen. Auf herkömmlichen Rechnern steigt die benötigte Rechenzeit exorbitant, weshalb eine Berechnung auf herkömmlicher Hardware nicht umsetzbar ist. Die weiteren Trainingsbedingungen und die resultierenden Ergebnisse lassen sich [26] entnehmen. Insgesamt zeigt sich, dass die untersuchten DL-Architekturen durchaus in der Lage sind auch mit dem für DL-Anwendungen relativ kleinen Trainingsdatensatz gute Vorhersageergebnisse zu liefern. Vor allem InceptionTime und ResNet liefern in diesem Fall die höchsten Werte für die betrachteten Metriken. Deutlich abfallend sind jedoch die erreichten Werte für die Specificity. Diese liegen für die beiden leistungsfähigsten Modellarchitekturen im Bereich von 65%. Diese Werte werden durch die durchschnittliche FP je Geometrieelement bestätigt, welche im besten Fall (ResNet) bei $2 \frac{FP}{geomELEM}$ deutlich höher liegt als mit dem merkmalsbasierten Ansatz. Daraus lässt sich schließen, dass NOK bzw. n. i. O. Geometrieelemente von den komplexen Netzwerkarchitekturen schlechter erkannt werden. Dies legt die Vermutung nahe, dass die Anzahl an NOK-Trainingsbeispielen in diesem Fall zu gering ist, um hoch performante Modelle basierend auf DL-Architekturen zu erhalten. [26]

6.4.4 Übertragbarkeit der Ergebnisse zwischen Maschinen

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Untersuchungen zu AP 5.3 dargestellt. Nach der Entwicklung der ML-basierten Vorhersagemodelle (vgl. Kapitel 6.4.3) auf einer Maschine (DMG MORI DMC 850V) erfolgte die Evaluation, ob die entwickelten Methoden und Modelle sich auf ein weiteres Bearbeitungszentrum übertragen lassen. Dafür diente das

bereits erwähnte, im Bestand des PTW befindliche 5-achsige Bearbeitungszentrum GROB G350 (ab jetzt G350 genannt) als Grundlage für die Übertragung der Ergebnisse. Dabei unterscheiden sich die beiden Versuchsmaschinen in folgenden Punkten: Hersteller, Anzahl der Achsen, Anordnung und Leistung der Spindel, Größe des Arbeitsraums, Steuerungsversion.

Übertragbarkeit der Datenaufzeichnung

Zunächst wurde die Implementierung der in Kapitel 6.2 angesprochenen Aufzeichnungslösung „Industrial Edge“ in die G350 durchgeführt. Hier konnten die gleichen Schritte durchgeführt werden. Die Installation der notwendigen Softwarepakete auf der Steuerung verlief problemlos, sodass nach Konfiguration des Edge Rechners und Verbindung per Ethernetverbindung mit der Steuerung die Datenaufzeichnung in Betrieb genommen werden konnte. Lediglich die Achskonfiguration für die Zuordnung der Signalindizes zu den physikalischen Achsen der Maschine muss herstellerspezifisch bzw. maschinenspezifisch angepasst werden. In diesem Zusammenhang konnte aus dem Maschinenarchiv gelesen werden, dass die Signalindizes 1, 2, 3 den Achsen X, Y, Z entsprechen. Hier sind also keine Unterschiede zwischen den Maschinen vorhanden. Die Spindelsignale sind unterschiedlich konfiguriert. Hier hat der Hersteller GROB den Index 8 gewählt, während DMG die Spindelsignale auf dem Index 6 platziert hat. Die zwei zusätzlichen Drehachsen auf der G350 liegen für die A-Achse auf dem Index 7 und für die B-Achse auf dem Index 5. Zusätzlich lässt sich erkennen, dass die G350 für die Y-Achse zwei parallelgeschaltete Antriebe besitzt. Der zweite Antrieb wurde von GROB auf den Index 30 gelegt. Zusätzliche Achsen zum Werkzeugwechsler wurden hier nicht weiter beachtet, da diese nicht direkt am Zerspanungsprozess beteiligt sind und für die adressierten UC innerhalb dieses Projekts nicht relevant sind.

Übertragbarkeit Kontextualisierung und Datenvorbereitung

Aufgrund der Tatsache, dass beide Maschinen mit dem gleichen Steuerungstyp Sinumerik 840D des Herstellers Siemens ausgestattet sind, konnten die Variablen und Methoden für die Kontextualisierung (vgl. Kapitel 6.4.2) vollständig übertragen werden. Sowohl die Adressierung der SPS-Variablen für die benötigten Korrekturwerte als auch die Aktivierung der synchronaktionsfähigen Nutzervariablen waren trotz des leicht unterschiedlichen Versionsstands der Steuerungen (DMG V4.07 + SP 06; GROB V4.08 + SP04) problemlos auf die G350 übertragbar. Zusätzlich konnte der entwickelte Algorithmus zur

Datenvorbereitung erfolgreich auf den erfassten Daten aus der G350 getestet und implementiert werden.

Übertragbarkeit KI-Modelle

Für die Übertragbarkeit der KI-Modelle wurden basierend auf UC2 zwei Ansätze untersucht. Zunächst erfolgte die Untersuchung hinsichtlich der Übertragbarkeit der implementierten ML-Pipeline inklusive Modelltraining. In diesem Ansatz erfolgte somit nicht die direkte Übertragung der auf der DMG trainierten Modelle. Die Ergebnisse dazu sind bereits in Kapitel 6.4.3 dargestellt. Die entwickelte Pipeline lässt sich unter Einhaltung der definierten Datenstrukturen auf weitere Bearbeitungszentren übertragen, wodurch automatisiert Vorhersagemodelle für die jeweiligen Maschinen erstellt werden können.

Der zweite Übertragungsansatz verfolgt das Ziel, eine direkte Übertragung von trainierten Modellen auf einer Maschine auf eine weitere zu ermöglichen. Der verfolgte Ansatz basiert auf verschiedenen Transformationsmethoden der nach Kapitel 6.4.2 vorverarbeiteten Zeitreihendaten. Ziel war es, unterschiedliche Kombination der Transformationsansätze zu untersuchen, um die Verläufe der Zeitreihen zwischen den Maschinen anzugleichen und auf Basis der transformierten Zeitreihen die Modelle für den Datensatz der DMC zu trainieren und auf den Datensatz der G350 anzuwenden. Folgende Transformationen wurden untersucht:

- **Zuordnung der Lagemesssysteme (LMS):** Anpassung der Erfassten Lagegebersignale an die entsprechende Maschinenkonfiguration

$$ENC1_POS_{DMC} = ENC2_POS_{G350}$$

- **Richtungsumkehr Fahrweg:** Vorzeichenumkehr bei gegensätzlicher Fahrwegorientierung

$$CURRENT|1_{DMC} = -CURRENT|1_{GROB}$$

$$CURRENT|2_{DMC} = -CURRENT|2_{GROB}$$

- **Koordinatentransformation:** Nutzung der Signale im Maschinenkoordinatensystem
- **Leerlaufdifferenz:** Subtraktion von Lufschnittversuchsdaten zur Bereinigung von Beschleunigungs- und Reibungseffekten
- **Schleppabstandberechnung (NC-Differenz):** Berechnung der Schleppabstände durch Differenzbildung zwischen Lagesollwerten und Istwerten

$$ENC1_POS|1 = ENC1_POS|1 - DES_POS|1$$

$$ENC1_POS|2 = ENC1_POS|2 - DES_POS|2$$

$$ENC1_POS|3 = ENC1_POS|3 - DES_POS|3.$$

- **Zeitliche Ableitung:** Rückwärtsdifferenzenquotient der Zeitreihendaten
- **Ausreißerentfernung:** z-Wert Filter zur Identifikation von Ausreißern am Werkzeugeingriff und -austritt
- **Standardisierung:** Standardisierung mit z-Transformation für einheitliches Skalenniveau und Mittelwertzentrierung
- **Standardisierung (Referenz):** Standardisierung mit z-Transformation auf Basis von Kennwerten zu fehlerfreien Referenzwerkstücken

Tabelle 10: Datenvorverarbeitungsmethoden für die Untersuchung der Übertragbarkeit

Methode	Transformationsschritte (aufeinanderfolgende Berechnung von Links nach Rechts)								
	Koordinaten- transformation	LMS	NC- Differenz	Leerlauf- differenz	Richtungs- umkehr	zeitl. Ableitung	Ausreißer- entfernung	Standardisierung	Standardisierung (Referenz)
00									
01		✓	✓		✓				
02	✓	✓	✓		✓				
03		✓	✓		✓		✓	✓	
04		✓	✓		✓		✓		✓
05		✓	✓		✓	✓			
06		✓	✓		✓	✓	✓	✓	
07		✓		✓	✓	✓	✓		✓
08		✓		✓	✓		✓		
09		✓		✓	✓		✓	✓	
10		✓		✓	✓		✓		✓
11		✓		✓	✓	✓	✓		
12		✓		✓	✓	✓	✓	✓	
13		✓		✓	✓	✓	✓		✓

Diese wurden zu 13 verschiedenen Datenvorverarbeitungsmethoden kombiniert, welche in Tabelle 10 zusammengefasst sind. Für den Vergleich dienen die Ausgangsdaten (Methode 00), welche keiner Transformation unterzogen wurden. Für jede der Datenvorverarbeitungsmethoden wurde die in Kapitel 6.4.3 eingeführte ML-Trainingspipeline auf dem Datensatz der DMG durchlaufen. Die trainierten Modelle wurden schließlich auf dem Datensatz der G350 angewendet. Als Bewertungsmetrik diente die bereinigte Klassifikationsrate (engl. Balanced accuracy), welche sich aus der Sensitivity und der Specificity berechnet gemäß

$$accuracy_{balanced} = \frac{1}{2} (sensitivity + specificity).$$

Diese Metrik berücksichtigt die vorhandene Klassenverteilung für den jeweiligen Datensatz. Tabelle 11 fasst die erhaltenen Werte für die balanced accuracy nach dem Modelltransfer zusammen.

Tabelle 11: Balanced accuracy je Geometrieelement nach Modelltransfer

	LINE_1	LINE_2	INNERSPLINE	LINE_3	LINE_4	OUTERSPLINE	LINE_6	OUTERCIRCLE	LINE_7	LINESTEP_8	LINESTEP_6	LINESTEP_4	LINESTEP_2	INNERCIRCLE
00	0,54	0,5	0,5	0,5	0,5	0,63	0,57	0,5	0,5	0,48	0,5	0,5	0,48	0,52
01	0,5	0,5	0,5	0,51	0,5	0,5	0,52	0,5	0,49	0,52	0,5	0,5	0,5	0,45
02	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,48	0,5	0,62	0,5	0,47	0,54	0,5	0,66	0,5
03	0,54	0,6	0,5	0,5	0,54	0,5	0,76	0,61	0,58	0,53	0,5	0,5	0,49	0,6
04	0,45	0,57	0,5	0,53	0,5	0,56	0,6	0,58	0,51	0,56	0,52	0,55	0,48	0,67
05	0,46	0,6	0,53	0,5	0,5	0,41	0,5	0,57	0,46	0,54	0,48	0,57	0,64	0,5
06	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
07	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
08	0,53	0,62	0,59	0,48	0,52	0,52	0,56	0,53	0,58	0,5	0,65	0,65	0,54	0,5
09	0,54	0,49	0,46	0,6	0,57	0,44	0,64	0,59	0,62	0,47	0,49	0,5	0,54	0,54
10	0,6	0,66	0,58	0,6	0,41	0,41	0,55	0,46	0,68	0,5	0,69	0,58	0,53	0,51
11	0,65	0,51	0,45	0,48	0,52	0,4	0,5	0,51	0,56	0,55	0,57	0,61	0,65	0,57
12	0,52	0,64	0,46	0,53	0,47	0,47	0,5	0,53	0,53	0,58	0,52	0,52	0,51	0,64
13	0,61	0,51	0,5	0,52	0,5	0,51	0,55	0,58	0,66	0,61	0,53	0,58	0,53	0,62

Zu erkennen ist, dass sich die Werte in einem Bereich um 0,5 befinden. Das heißt, dass nur ca. die Hälfte der Modellvorhersagen korrekt gewesen sind bzw. die Modelle sich eher zufällig für eine der beiden Klassen entscheiden. Dabei zeigt keine der Datenvorverarbeitungsmethoden positive Auffälligkeiten. Im Vergleich dazu werden ohne Modelltransfer Werte von deutlich über 0,9 erreicht. Daraus ist zu schließen, dass auf diese Weise die Übertragbarkeit von Modellen zwischen Bearbeitungszentren nicht möglich ist. Die Empfehlung ist hier in weiteren Projektvorhaben andere Übertragungsansätze für Modelle aus dem Bereich des Transferlearnings zu untersuchen.

6.4.5 Sensorische Spindel spike_inspindle

Zusätzlich zu den bereits ausgeführten KI-basierten Ansätzen zur Vorhersage des WZ-Verschleißes und der Werkstückqualität basierend auf internen Maschinendaten hat GROB

in Zusammenarbeit mit dem PTW eine sensorische Spindel (spike_inspindle) für die G350 entwickelt, integriert und evaluiert. Dabei handelt es sich um ein auf DMS-basierendes spindelintegriertes System zur prozessparallelen Erfassung von Biegemoment und Axialkraft (vgl. Kapitel 6.2.1). Im Anschluss an die hardwaretechnische Installation der neu entwickelten Spindel, war es zunächst notwendig, den Zusammenhang zwischen der tatsächlichen Belastung in Nm bzw. N und dem rohen Messsignal in digits zu ermitteln. Hierfür erfolgte am PTW in Abstimmung mit GROB die Entwicklung einer Kalibriervorrichtung mit folgenden Anforderungen:

- Möglichkeit zur axialen und radialen Krafterbringung
- Möglichkeit zur Krafterbringung bei ruhender und rotierender Spindel
- Integration eines Referenzkraftmesssystems



Abbildung 26: Kalibriervorrichtung für spike_inspindle

Aufbau und Kurzbeschreibung Kalibriervorrichtung:

Abbildung 26 zeigt die entwickelte Vorrichtung aufgebaut im Arbeitsraum der G350. Als Ausgangspunkt dient ein HSK-A63 Werkzeugfutter für Werkzeuge mit einem Schaftdurchmesser von 25 mm. Die Kalibriervorrichtung besteht aus der Kraftmessplattform (KMP) 9255ASP von Kistler, welche als Referenzsensorik dient. Die Signale werden mit einer entsprechenden Messkette bestehend aus Ladungsverstärkern, Messkarte und Messrechner aufgezeichnet. Auf die KMP wird ein Pneumatikzylinder gespannt, welcher mit entsprechender Speisung von Druckluft Zug- und Druckkräfte von bis zu 3 kN aufbringen kann. Um diese Kräfte auf die Kalibriervorrichtung übertragen zu können, dient eine

Gewindestange, welche sowohl radial (vgl. Abbildung 26 mittig und rechts) als auch axial (vgl. Abbildung 26 links) angebracht werden kann. Dies ermöglicht sowohl radiale Biegemomente als auch axiale Zug- und Druckkräfte auf die Spindel aufzubringen. Als Verbindungselement zwischen Spindel und Vorrichtung dient ein Werkzeugdummy welcher zum einen in das Werkzeugfutter gespannt und zum anderen in ein Pendelrollenlager, welches sich in der Kalibriervorrichtung befindet, gepresst wird. Dadurch ist es möglich, prozessähnliche Kraft- und Biegemomentverläufe bei sich drehender Spindel aufzubringen. Der Lageraußenring ist mit einer Spielpassung in das Gehäuse eingelassen.

Kalibrierung:

Die zum spike_inspindle mitgelieferte Überwachungssoftware „Tool-Control-Center“ (TCC) erlaubt eine 1-Punkt-Kalibrierung, d.h. es wird von einem linearen Zusammenhang zwischen Messsignal in digits und tatsächlicher Belastung in Nm bzw. N ausgegangen. Der Kalibrierpunkt wurde so gewählt, dass einerseits ein möglichst großer Messbereich abgedeckt wird, andererseits die Spindellagerung durch die aufgebrachten Kräfte nicht überlastet wird. Um einen möglichen Drehzahleinfluss erkennen zu können, wurde die Kalibrierung sowohl bei ruhender als auch bei drehender Spindel durchgeführt.

Für die dynamische Biegemoment-Kalibrierung erfolgte die Aufbringung einer radialen Kraft von 1,5 kN und für die statische Kalibrierung 2,0 kN in einem Abstand von 150 mm zur HSK-Plananlage. Die Spindel wurde hierbei so ausgerichtet, dass jeweils nur eine Biegemomentebene belastet wurde. Bei der Axialkraft-Kalibrierung wurde zudem zwischen Zug- und Druckkräften unterschieden. Für die statische Kalibrierung erfolgte die Aufbringung einer Zugkraft von 1,0 kN und eine Druckkraft von 3,0 kN. In den dynamischen Messreihen wurde den die axialen Kräfte auf einen Wert von 0,5 kN reduziert. Tabelle 12 fasst die ermittelten Kalibrierfaktoren zusammen.

Tabelle 12: Kalibrierfaktoren spike_inspindle

	Kalibrierfaktor Biegemoment-X (BR1) in Nm/digit	Kalibrierfaktor Biegemoment-Y (BR1) in Nm/digit	Kalibrierfaktor Axialkraft (BR5) in N/digit
Statische Kalibrierung (n=0 U/min)	0,138	0,139	29
Dynamische Kalibrierung (n=3000 U/min)	0,126	0,126	29

Der ermittelte Axialkraft-Kalibrierfaktor verhält sich sowohl bei ruhender als auch bei drehender Spindel gleich und liegt bei 29 N/digit. Beim Biegemoment konnte zwischen statischer und dynamischer Kalibrierung ein Unterschied von etwa 10 % ermittelt werden. Die Ursache dieser Abweichung konnte im Rahmen der Versuche nicht geklärt werden. Für die nachfolgenden Zerspanversuche wurden die Werte der dynamischen Kalibrierung übernommen, da davon ausgegangen werden kann, dass diese Kalibriermethode näher an der realen Anwendung bei drehender Spindel liegt.

Zerspanuntersuchungen:

Zur Validierung der spike_inspindle Messgrößen wurden Zerspanversuche mit verschiedenen Bohr- und Fräswerkzeugen, die von den GROB-Werken und der Ceratizit Group bereitgestellt wurden, durchgeführt. Um unterschiedlich hohe Prozesskräfte zu erzeugen, erfolgte die Variation des Vorschubs in den Bohrversuchen, bei den Fräsversuchen die Eingriffsbreite. Die Schnitttiefe und die Schnittgeschwindigkeit blieben jeweils konstant bzw. wurden den Herstellerangaben entsprechend gewählt.

Als Referenzmesssystem diente wie bei den Kalibrierversuchen die zuvor genannte KMP. Das Referenzbiegemoment wurde durch Multiplikation der Werkzeuglänge mit der wirkenden Radialkraft, die sich durch vektorielle Addition aus F_x und F_y ergibt, berechnet. Der Einfluss der Axialkraft auf das Biegemoment wurde vernachlässigt. Die axiale Referenzkraft wurde von der KMP direkt als F_z ausgegeben.

Bohren:

Um beide Systeme hinsichtlich Druckkräften vergleichen zu können, wurden Bohrversuche mit verschiedenen Vorschüben durchgeführt. Folgende Randbedingungen waren gegeben:

- Werkzeugdurchmesser $d = 12 \text{ mm}$
- Schnittgeschwindigkeit $v_c = 130 \text{ m/min}$
- Vorschub $f = \text{variabel}$
- Werkstoff: 42CrMo4

Die Tabelle 13 zeigt den Vergleich der Axialkraft zwischen KMP und Tool-Control-Center (TCC) abhängig vom Vorschub. Aufgeführt sind jeweils die Mittelwerte aus mehreren Messreihen.

Tabelle 13: Vergleich der Axialkräfte zwischen KMP und TCC für das Bohren

Vorschub in mm/U	Ø-Axialkraft in N	
	KMP	TCC
0,40	2301	2612
0,10	966	1033
0,05	752	711

Schaftfräsen:

Zur Validierung von Zugkräften wurden Fräsversuche mit einem Schaftfräser durchgeführt. Hierbei galten folgende Parameter:

- Werkzeugdurchmesser $d = 20 \text{ mm}$
- Eckenradius: 0,5 mm
- Drallwinkel: 48°
- Schnittgeschwindigkeit $v_c = 130 \text{ m/min}$
- Schnitttiefe $a_p = 5 \text{ mm}$

- Eingriffsbreite a_e = variabel
- Zähnezahl $z = 4$
- Vorschub je Zahn $f_z = 0,1$ mm
- Werkstoff: 42CrMo4

In

Tabelle 14 sind die Mittelwerte des Biegemoments und der Axialkraft beider Messsysteme abhängig von der Eingriffsbreite gegenübergestellt.

Tabelle 14: Vergleich der Axialkräfte zwischen KMP und TCC für das Schaftfräsen

Eingriffsbreite a_e in mm	Ø-Biegemoment in Nm		Ø-Axialkraft in N	
	KMP	TCC	KMP	TCC
20	190	180	-634	-602
4,5	61	53	-145	-93
1	21	18	-40	0

Die jeweils erste Versuchsreihe wurde bei der Axialkraft-Mittelwertberechnung nicht berücksichtigt, da nach der ersten Fräsbahn ein deutlicher Signalversatz zu erkennen war.

Planfräsen mit Frässystem MaxiMill A211-11:

Um das Biegemomentsignal bewerten zu können, wurden Versuche mit dem Aufsteckfräser MaxiMill A211-11 von Ceratizit durchgeführt. Dieses Frässystem erzeugt durch seinen Einstellwinkel von 90° vorwiegend Radialkräfte beim Planfräsen von Oberflächen. Die Werkzeugdaten und Prozessparameter sind in folgender Auflistung ersichtlich:

- Werkzeugdurchmesser $d = 63/125$ mm
- Wendepplatten: XDKT 11T320SR-M50 CTPP235
- Einstellwinkel: 90°
- Schnittgeschwindigkeit $v_c = 175/150$ m/min
- Schnitttiefe $a_p = 3$ mm
- Eingriffsbreite a_e = variabel
- Zähnezahl $N_z = 10$
- Vorschub je Zahn $f_z = 0,2$ mm
- Werkstoff: 42CrMo4

Tabelle 15 und Tabelle 16 zeigen den Vergleich des Biegemoments und der Axialkraft zwischen KMP und Tool-Control-Center (TCC) bei verschiedenen Eingriffsbreiten. Abgebildet sind jeweils die Mittelwerte aus mehreren Messreihen.

Tabelle 15: Vergleich der Signale zwischen KMP und TCC für das Planfräsen mit MaxiMill A211-11, d = 63 mm.

Eingriffsbreite a_e in mm	Ø-Biegemoment in Nm		Ø-Axialkraft in N	
	KMP	TCC	KMP	TCC
63	353	348	61	1620
44,5	192	179	47	685
31,5	214	206	32	698
4	44	33	50	180

Tabelle 16: Vergleich der Signale zwischen KMP und TCC für das Planfräsen mit MaxiMill A211-11, d = 125 mm.

Eingriffsbreite a_e in mm	Ø-Biegemoment in Nm		Ø-Axialkraft in N	
	KMP	TCC	KMP	TCC
125	197	155	452	1634
88,5	314	311	-4	1493
62,5	313	336	8	1023
8,5	64	53	31	232

In den vorherigen beiden Tabellen wurde die jeweils erste Fräsbahn nicht beachtet, da auch hier ein Signalversatz zu beobachten war.

Planfräsen mit Frässystem MaxiMill A270-19:

Das Frässystem MaxiMill A270-19 erzeugt im Gegensatz zum System A211-11 durch seinen Einstellwinkel von 45° sowohl Radial- als auch axiale Druckkräfte. Somit konnten beide Messsysteme bei einer kombinierten Belastung miteinander verglichen werden.

Folgende Randbedingungen waren gegeben:

- Werkzeugdurchmesser $d = 63/125$ mm
- Wendepplatten: SDMT 1204AESN-29R CTPP235
- Einstellwinkel: 45°
- Schnittgeschwindigkeit $v_c = 175$ m/min
- Schnitttiefe $a_p = 3$ mm
- Eingriffsbreite $a_e =$ variabel
- Zähnezahl $N_z = 6/7$
- Vorschub je Zahn $f_z = 0,2$ mm
- Werkstoff: 42CrMo4

In nachfolgender Tabelle 17 sind die gemittelten Werte des Biegemoments und der Axialkraft beider Messsysteme aufgeführt.

Tabelle 17: Vergleich der Signale zwischen KMP und TCC für das Planfräsen mit MaxiMill A270-19, d = 63 mm.

Eingriffsbreite ae in mm	Ø-Biegemoment in Nm		Ø-Axialkraft in N	
	KMP	TCC	KMP	TCC
63	250	214	1699	2996
44,5	167	143	817	1670
31,5	145	122	812	1408
4	22	16	125	126

Tabelle 18: Vergleich der Signale zwischen KMP und TCC für das Planfräsen mit MaxiMill A270-19, d = 125 mm.

Eingriffsbreite ae in mm	Ø-Biegemoment in Nm		Ø-Axialkraft in N	
	KMP	TCC	KMP	TCC
125	424	382	1967	4499
88,5	326	292	1103	3018
62,5	259	232	1019	2393
8,5	66	48	276	742

Auch bei diesem Frässystem konnte zwischen der ersten und der nachfolgenden Fräsbahn ein Signaloffset beobachtet werden. Daher wurde die erste Bahn bei der Mittelwertbildung ebenfalls nicht berücksichtigt.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass das Biegemomentensignal gut mit dem Referenzsignal der KMP übereinstimmt. Somit können GROB und alle weiteren Projektpartner mit Hilfe des spindelintegrierten Messsystem radiale Kräfte während der Zerspanung auch ohne externe Sensorik ausreichend genau erfassen und mit entsprechenden Algorithmen eine Prozessüberwachung umsetzen.

Bei der Axialkraft hingegen konnten insbesondere bei den Aufsteckfräsern deutliche Abweichungen zur Kraftmessplattform festgestellt werden. Außerdem wurde beobachtet, dass die Kraftsignale nach der jeweils ersten Fräsbahn einen Signalversatz aufwiesen. Die Ursache dieses Phänomens konnte im Rahmen dieser Versuchskampagne nicht abschließend geklärt werden.

6.5 Horizontale Interaktion

Ziel des AP 6 ist die Umsetzung einer Abdrängungskompensation sowie einer Ratterdetektion auf Basis der Daten des sensorischen Spannsystems. Dies dient der Schaffung von Wissen über geeignete Methoden, benötigte Datenmenge und geeigneter Auswertestrategien zur Umsetzung einer robusten Prozessüberwachung und Fehlerkompensation.

6.5.1 Abdrängungskompensation auf Basis des vernetzten CPS und ML

Um auf Basis der ermittelten quasistatischen Signalanteile der ausgewerteten Halbleiter-DMS die Werkzeugabdrängung im Rahmen von AP 6.1 bestimmen zu können, ist die

Kenntnis über die Wechselwirkungen zwischen dem dynamischen Verhalten des Werkzeugs und des Werkstücks erforderlich. Um diese zu analysieren, wurde ein Flankenfräsprozess mit einem Aluminiumwerkstück (EN AW-7075) nach Abbildung 27 durchgeführt.

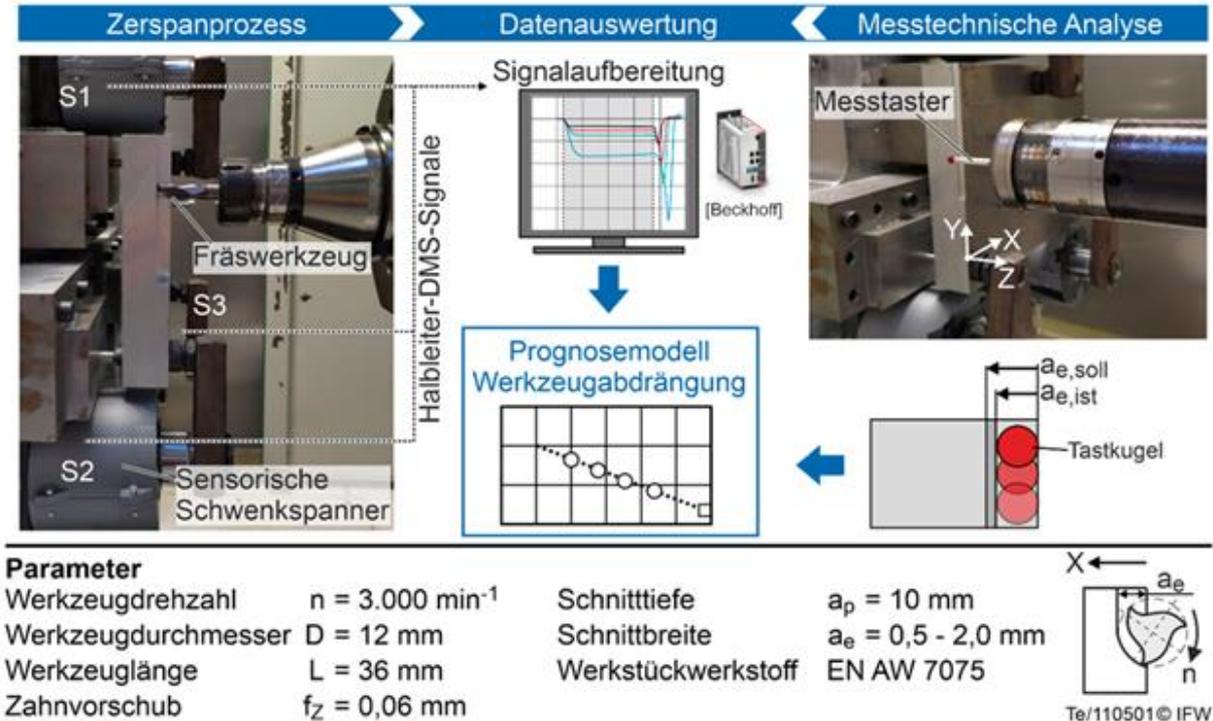
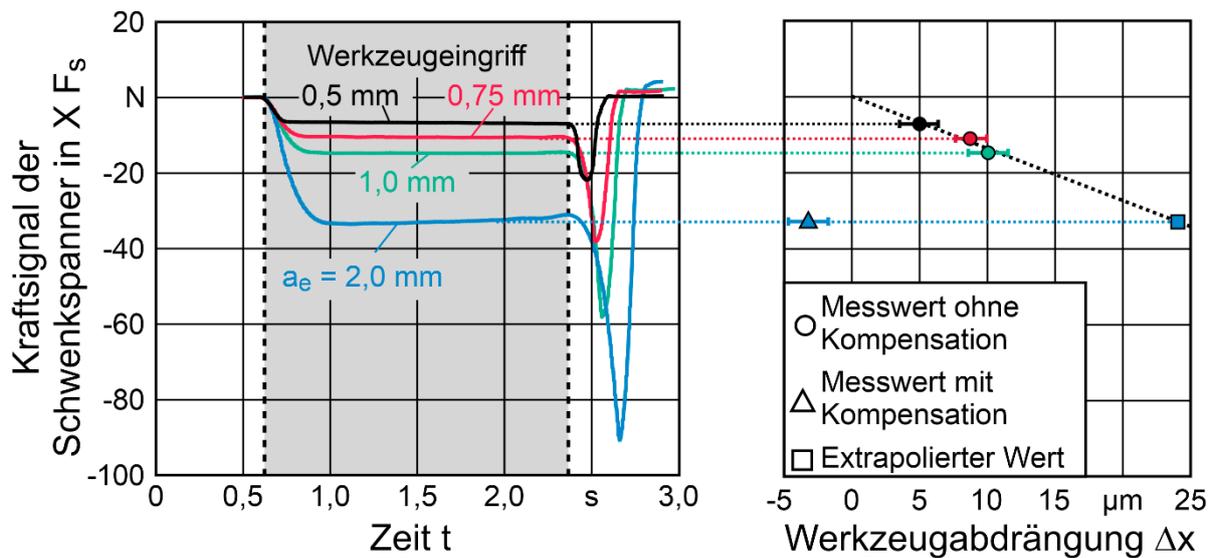


Abbildung 27: Vorgehensweise bei der Modellierung der Werkzeugabdrängung

Die gewählte Methode zur Bestimmung der Abdrängung ist präziser als die alleinige Betrachtung der Werkzeugsteifigkeit. Grund hierfür ist, dass die Nachgiebigkeit des Werkstücks ebenfalls berücksichtigt wird. Für den Prozess wurde ein dreischneidiges Fräswerkzeug mit einem Durchmesser von $D = 12 \text{ mm}$ verwendet, das mit einer Drehzahl von $n = 3.000 \text{ min}^{-1}$ betrieben wurde. Es wurde eine konstante Schnitttiefe von $a_p = 10 \text{ mm}$, jedoch eine variable Schnittbreite zwischen $a_e = 0,5$ und $2,0 \text{ mm}$ angewendet. Um ein Prognosemodell des Maßfehlers aufgrund der Werkzeugabdrängung zu erstellen, wurden zunächst Flankenfräsprozesse mit den Schnittbreiten $a_e = 0,5 \text{ mm}$, $0,75 \text{ mm}$ und $1,0 \text{ mm}$ durchgeführt. Hierbei wurden jeweils die Signale der Halbleiter-DMS der Schwenkspanner aufgezeichnet. Das gefertigte Flankenmaß ($a_{e,ist}$) in x-Richtung wurde mithilfe eines Messtasters an sechs Stellen entlang der Flanke erfasst. Über einen Vergleich der Messtasterwerte mit dem Sollwert des Flankenmaßes ($a_{e,soll}$) wurde der Maßfehler infolge der Werkzeugabdrängung ($a_{e,soll} - a_{e,ist}$) bestimmt. Die für die drei Flankenfräsprozesse aufgezeichneten Spannsystemsignale sind in Bild 13 links und die ermittelten Maßfehler Δx

durch Werkzeugabdrängung in Abbildung 28 rechts dargestellt. Die Punkte stellen dabei die Mittelwerte der jeweils 6 Messungen entlang jeder Flanke dar.



Parameter

Werkzeugdrehzahl	$n = 6.000 \text{ min}^{-1}$	Schnitttiefe	$a_p = 10 \text{ mm}$
Werkzeugdurchmesser	$D = 12 \text{ mm}$	Schnittbreite	$a_e = 0,5 - 2,0 \text{ mm}$
Werkzeuglänge	$L = 36 \text{ mm}$	Werkstückwerkstoff	EN AW-7075
Zahnvorschub	$f_z = 0,06 \text{ mm}$		

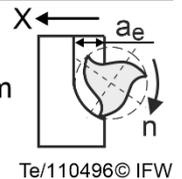


Abbildung 28: Auswertung der Flankenfräsprozesse

Abbildung 28 kann entnommen werden, dass der gemessene statische Signalanteil der Schwenkspanner (in diesem Fall Schwenkspanner S2) auf der linken Seite mit dem Maßfehler infolge der Werkzeugabdrängung korreliert. Auf Basis der drei gemessenen Abweichungen wurde eine Approximationsgerade modelliert, über die der Maßfehler bei abweichenden Schnittbreiten prognostiziert werden kann. Um die Prognosefähigkeit des Modells zu überprüfen, wurde ein Flankenfräsprozess mit einer Schnittbreite von $a_e = 2,0$ mm durchgeführt und die Spannsystemsignale erfasst. Anhand des Signalverlaufs und des Prognosemodells wurde eine erwartete Abdrängung von $\Delta x = 24 \mu\text{m}$ berechnet, jedoch nicht gemessen. Der Prozess wurde anschließend wiederholt. Dabei wurde eine Schnittbreite von $a_e = 2,024$ mm vorgegeben, um den prognostizierten Maßfehler infolge der Werkzeugabdrängung zu kompensieren. Nach Abschluss des Fräsprozesses wurde der Maßfehler infolge der Werkzeugabdrängung unter Anwendung des Messtasters ermittelt. Der sich einstellende mittlere Maßfehler betrug $\Delta x = -4 \mu\text{m}$. Es konnte somit aufgezeigt werden, dass die Abdrängung für einen einfachen Prozess in guter Näherung bestimmt werden kann. Durch eine Erhöhung der Schnittbreite um den erwarteten Fehler konnte der Fehlerbetrag um 83 % reduziert werden.

6.5.2 Echtzeitbewertung der Prozessstabilität (AP 6.2)

Neben der Kompensation der statischen Abdrängungen kommt der Vermeidung der Prozessinstabilität eine hohe Bedeutung zu. Diese führen zu einer unzulässig hohen Oberflächenrauheit und einer hohen Belastung der Werkzeugschneiden. Um das Auftreten von Prozessinstabilitäten zu vermeiden, muss das Spannsystem in der Lage sein, erhöhte dynamische Verlagerungen zwischen Werkzeug und Werkstück zu detektieren. Die Fähigkeit der Detektion von erhöhten Kraftamplituden durch das Spannsystem wurde im Rahmen von AP 6.1 grundsätzlich nachgewiesen. Der Flankenfräsprozess erfolgte mit einer Schnitttiefe von $a_p = 10 \text{ mm}$, einer Werkzeugdrehzahl von $n = 6.000 \text{ min}^{-1}$, einem Werkzeugdurchmesser von $D = 12 \text{ mm}$ und einer variierenden Schnittbreite von $a_e = 2,0 - 2,5 \text{ mm}$. Die Erhöhung der Schnittbreite führt zu einer Steigerung der Prozesskräfte und somit zu einer verstärkten dynamischen Anregung. Wird der Grenzwert der Schnittbreite überschritten, kommt es zum Aufschwingen des Prozesses, der zu deutlich erhöhten Signalamplituden der durch Halbleiter-DMS gemessenen Spannkraft F_s führt. Die Ergebnisse der Untersuchung sind in Abbildung 29 dargestellt.

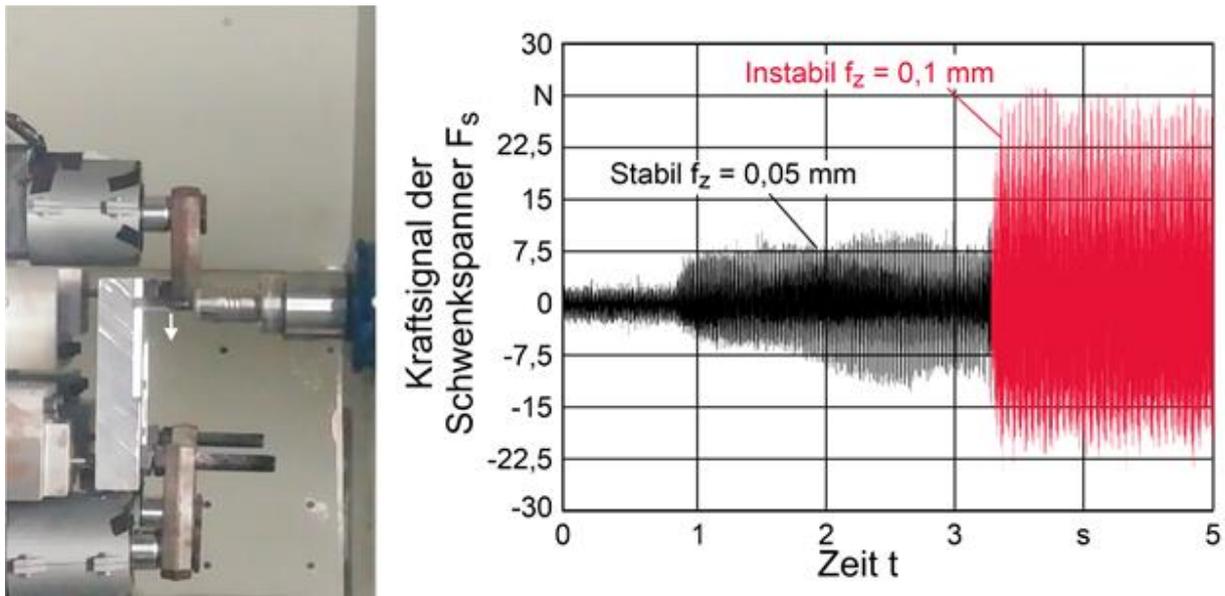
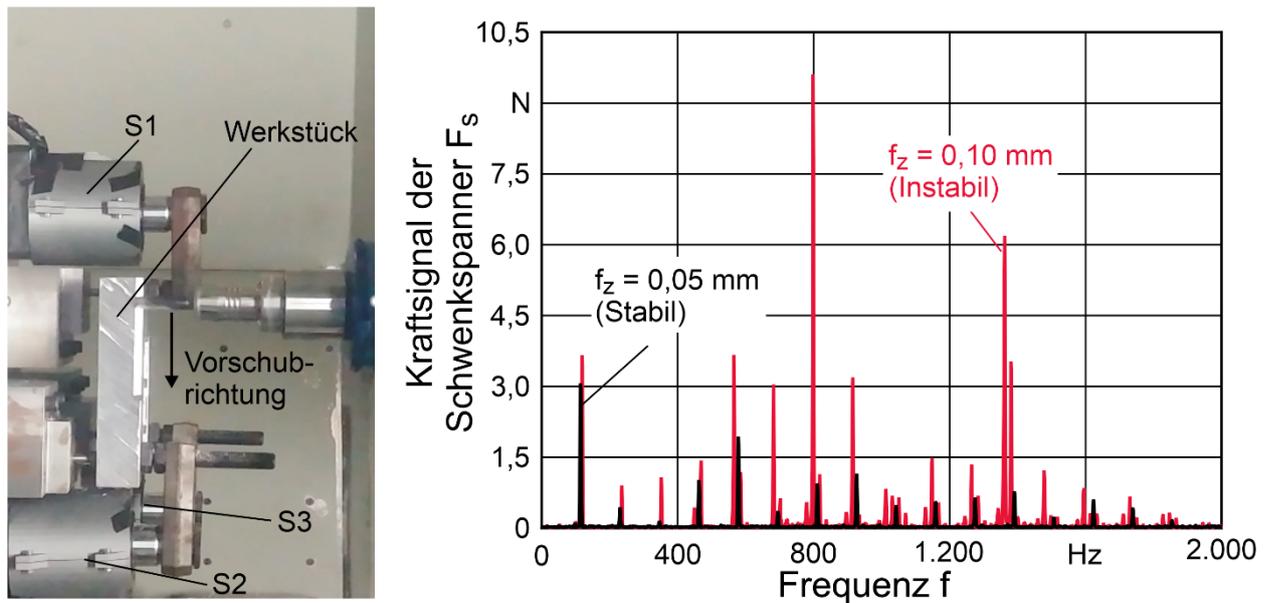


Abbildung 29: Erhöhte Signalamplitude im instabilen Prozess

**Parameter**

Werkzeugdiameter $D = 12$ mm
 Schneidanzahl $Z = 3$
 Werkstoff Werkstück EN AW-7075

Zahnvorschub $f_z = 0,05; 0,1$ mm
 Schnittbreite $a_e = 3,0$ mm
 Schnitttiefe $a_p = 10$ mm
 Drehzahl $n = 7.000$ min⁻¹

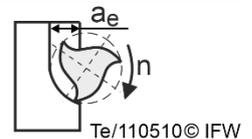
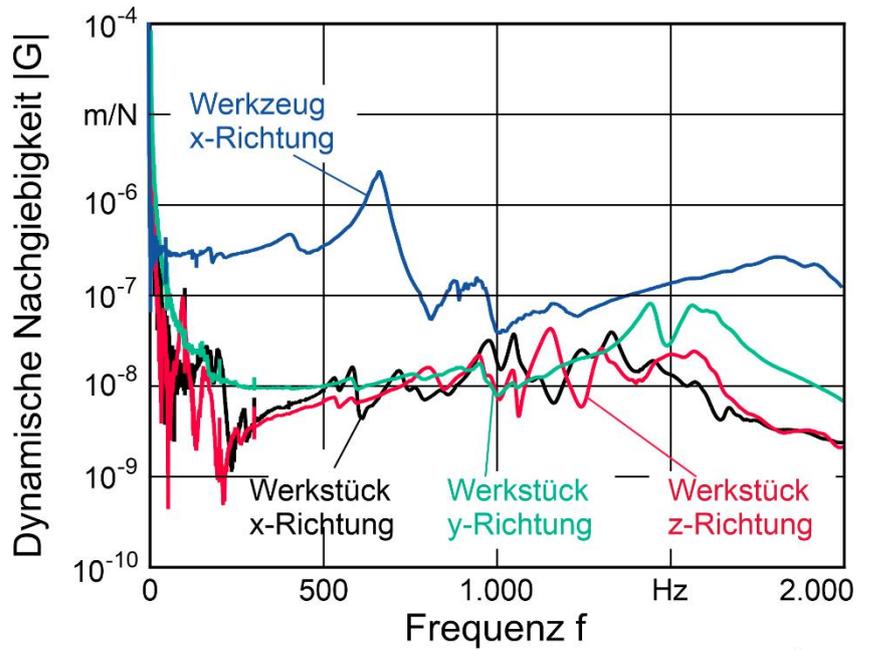
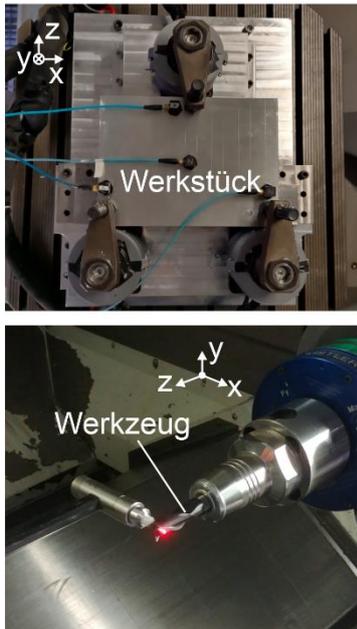


Abbildung 30: Detektion von stabilem und instabilem Prozessverhalten mithilfe des cyber-physischen Spannsystems

Abbildung 30 kann entnommen werden, dass bei einem Zahnvorschub von $f_z = 0,05$ mm noch ein stabiler Prozess vorherrscht. Charakteristisch hierbei ist, dass im dargestellten Signalspektrum des Schwenkspanners S2 die Drehfrequenz von $f = 116$ Hz und deren Harmonischen den größten Einfluss auf die Ausprägung der Schwingungsamplituden hat. Bei einer Erhöhung des Zahnvorschubs auf $f_z = 0,10$ mm treten höherfrequente Signalanteile ($f > 600$ Hz) mit erhöhter Amplitude im Bereich der Eigenfrequenzen des Werkzeugs auf. Die dynamischen Nachgiebigkeitsfrequenzgänge von Werkstück und Werkzeug, in denen die Eigenfrequenzen als Hochpunkte auftreten, wurden im Vergleich dazu mit herkömmlichen Beschleunigungssensoren bestimmt. Abbildung 31 zeigt den Nachgiebigkeitsfrequenzgang, in dem eine erhöhte Nachgiebigkeit ebenfalls im Bereich > 600 Hz zu erkennen ist. Die Schwingung des Systems im Bereich der Eigenfrequenzen ist charakteristisch für ein instabiles Prozessverhalten. Hierdurch wird deutlich, dass das Sensorkonzept in der Lage ist, auch hochdynamische Rattererscheinungen sicher zu detektieren. Aufgrund der hohen Sensitivität der Halbleiter-DMS des Spannsystems und der hohen Abtastfrequenz von $f = 10$ kHz ist ein Einsatz von externen Beschleunigungssensoren somit nicht erforderlich, um einen stabilen von einem instabilen Prozess zu unterscheiden. Tritt ein instabiles Prozessverhalten auf, werden die Frequenzinformation mit entsprechender Signalamplitude sowie die Schnittparameter in die TensorMill-Cloud geladen.



Te/110507© IFW

Abbildung 31: Nachgiebigkeitsfrequenzgänge Werkzeug und Werkstück

Es konnte gezeigt werden, dass mithilfe des cyber-physischen Spannsystems sowohl eine statische Abdrängungskompensation des Werkzeugs umgesetzt als auch die Prozessstabilität ohne zusätzliche externe Sensoren bewertet werden kann.

6.5.3 Übertragbarkeit der Ergebnisse auf ähnliche Bauteile bzw. Formelemente (AP 6.3)

Die im Rahmen des Flankenfräsprozesses gesammelten Erkenntnisse zur Prozessstabilität und der Werkzeugabdrängung wurden im Anschluss auf ein Analogiebauteil übertragen (AP 7). Hierfür wurde das in Abbildung 32 dargestellte Analogiebauteil definiert.

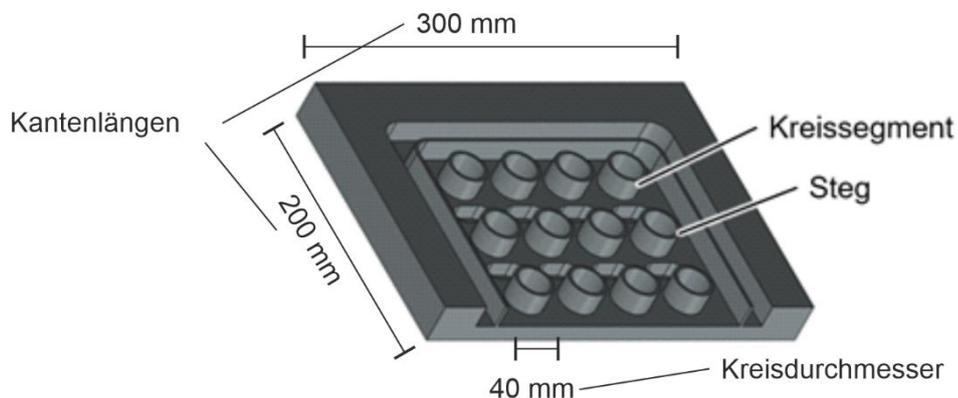


Abbildung 32: Analogiebauteil

Das Analogiebauteil verfügt über wichtige Formelemente, die in vielen Bauteilen im Luftfahrtsektor zum Einsatz kommen. Dies umfasst dünnwandige Stege und ringförmige

Strukturen. Durch die Wiederholung der Kreisringmuster wird der Einfluss der positionsabhängigen Signalverläufe des Spannsystems analysiert.

6.6 Aufbau und Evaluation der intelligenten Fräsbearbeitung

In diesem Kapitel erfolgt die Beschreibung der Arbeitsinhalte zu AP 7. Begonnen wird mit dem Ausbau und der Evaluation des entwickelten CPS. Den Abschluss bildet die Zusammenführung der Teilsysteme im TensorMill-Demonstrator. Dabei wird auf die Funktionalitäten der entwickelten TensorMill-App eingegangen.

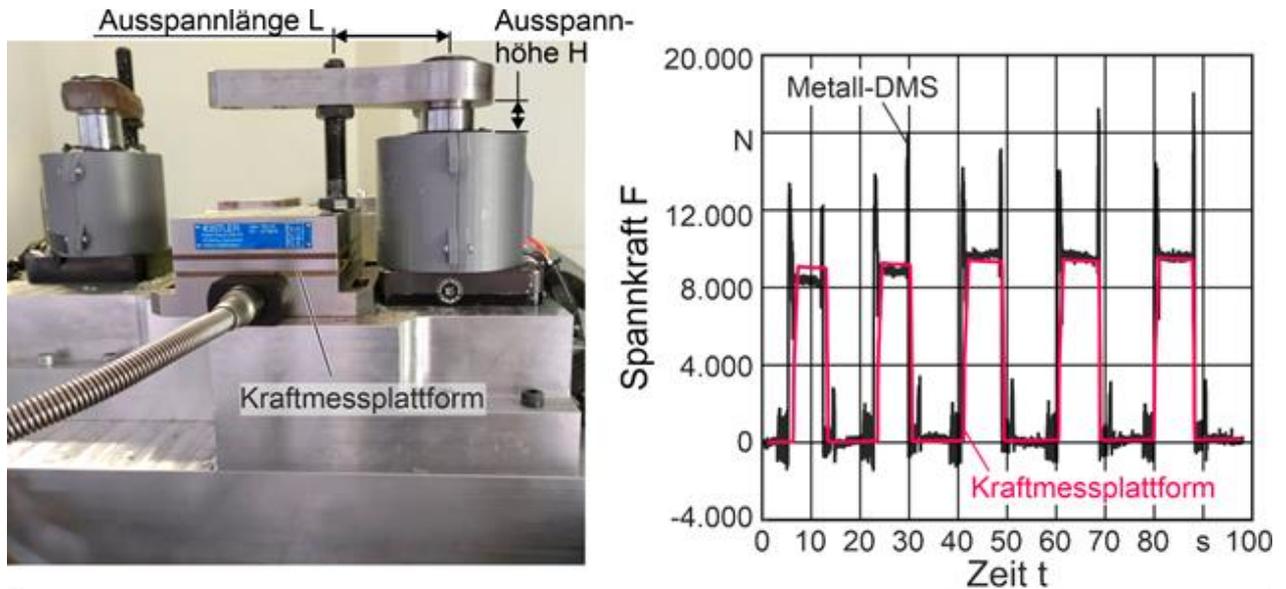
6.6.1 Aufbau und Evaluation des CPS innerhalb der gesamten Wertschöpfungskette

In AP 7.1 wurde in Abstimmung mit den Projektpartnern das Vorgehen bei der demonstrativen Nachstellung der gesamten Wertschöpfungskette festgelegt. Hierbei werden Informationen von der Werkzeugherstellung und -bereitstellung durch Linner über die Fertigung der Analogiebauteile am IFW, PTW sowie bei den Projektpartnern AWB, PFW und GROB bis zur Endkontrolle der Bauteil der TensorMill-Cloud bereitgestellt. Das IFW hat im Rahmen dieses AP den Prozess zur Fertigung des Analogiebauteil auf der Versuchsmaschine DMU 125P eingerichtet. Das zur Erfassung der Werkzeugabdrängung und Ratterdetektion benötigte cyber-physische Spannsystem liegt ebenfalls vor und wurde bereits charakterisiert (vgl. AP 6.1 - 6.3).

Im Rahmen des AP wurden Stärken und Schwächen des cyber-physischen Spannsystems sowie Anknüpfungspunkte für zukünftige Entwicklungen identifiziert. Zunächst wird auf die Spannvorgänge eingegangen. Hierbei liegt der Fokus darauf, inwiefern unterschiedliche Spannkongfigurationen voneinander unterschieden werden können.

Die Auswertung der Daten des cyber-physischen Spannsystems bei Spannvorgängen erlaubt einen Rückschluss auf den Spannvorgang selbst. Es kann somit bewertet werden, ob ein Bauteil sicher mit der erforderlichen Spannkraft gespannt wurde. Die Bewertung des Spannvorgangs soll dabei auf Basis der im Innern der Schwenkspanner auf der Scheibe integrierten Metallfolien-DMS erfolgen. Da die Scheibe direkt im Kraftfluss der Spannkraft liegt, resultieren hohe Dehnungen, sodass eine Umrüstung auf die sensitiveren Halbleiter-DMS an dieser Messstelle nicht erforderlich ist. Durch die Integration der DMS in Kraftwirkungsrichtung entlang des Schafts wird erwartet, dass der Einfluss der Ausspannlänge und -höhe reduziert wird. Dies erlaubt eine robustere, von der Spannhöhe unabhängige Ableitung der Spannkraft. Um dies zu untersuchen, wurden Spannvorgänge

eines Schwenkspanners (S2) mit verschiedenen Ausspannlängen und – höhen durchgeführt. In einem vollfaktoriellen Versuchsplan wurden jeweils drei Ausspannlängen L (70 mm, 105 mm und 140 mm) mit zwei Ausspannhöhen h (0 mm, 10 mm) untersucht. In den Versuchen wurde eine KMP nach Abbildung 33 (links) gespannt. Dies erlaubte einen Vergleich zwischen den Metallfolien-DMS und der tatsächlich wirkenden Spannkraft. Im rechten Teil der Abbildung ist der Kraftverlauf von fünf aufeinanderfolgenden Spann- und Entspannvorgängen gezeigt, der sowohl mit den Metall-DMS am Schwenkspanner als auch der Kraftmessplattform gemessen wurde.



Parameter

Ausspannlänge $L = 70$ mm

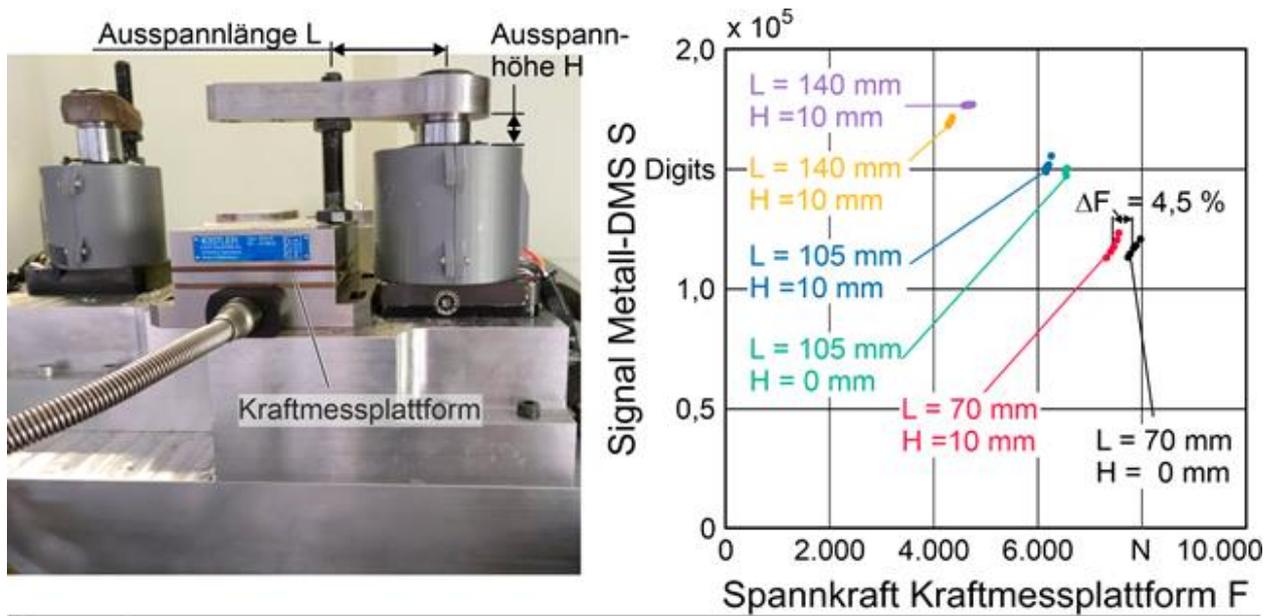
Ausspannhöhe $H = 0$ mm

Wiederholungen $n = 5$

Te/110506© IFW

Abbildung 33: Spannungsuntersuchungen des Cyber-physischen Spannsystems

Der Spannvorgang bei jeder Ausspannlänge-Höhe-Kombination wurde für verschiedenen Ausspannlängen jeweils fünf Mal durchgeführt, um die Ergebnisse statistisch abzusichern. Die Ergebnisse der Spannungsuntersuchungen sind in Abbildung 34 dargestellt.

**Parameter**

Ausspannlänge L = 70; 105; 140 mm Ausspannhöhe H = 0; 10 mm Wiederholungen n = 5

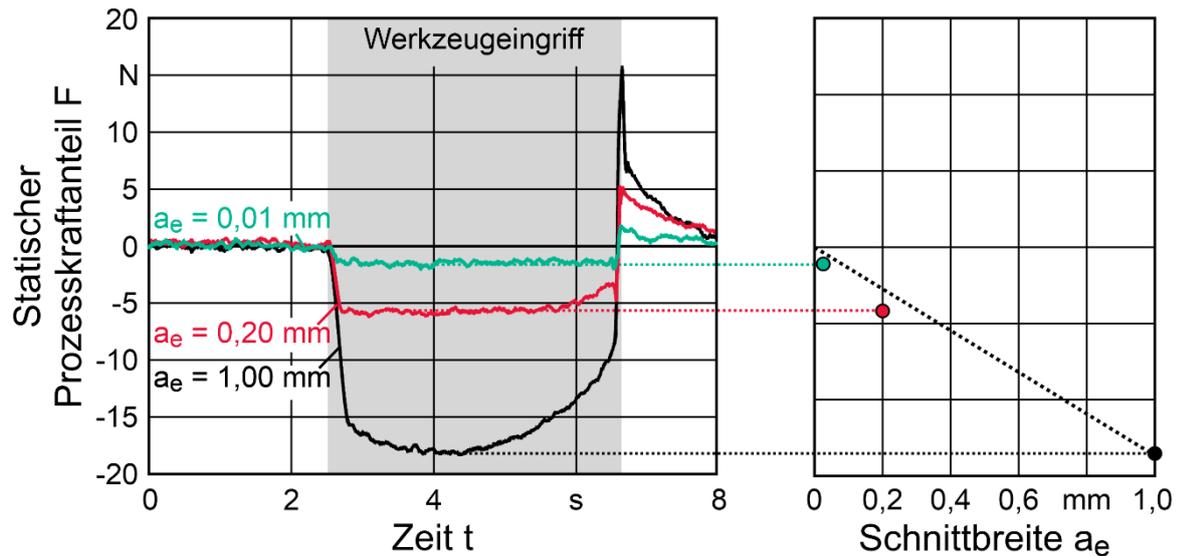
Te/110508 © IFW

Abbildung 34: Vergleich der DMS-Signale mit den Signalen der Kraftmessplattform

Dem Diagramm kann entnommen werden, dass Variationen der Ausspannlänge und der Ausspannhöhe zu einem veränderten Übertragungsverhalten zwischen den KMP-Signalen (anliegende Spannkraft) und den Signalen der Metallfolien-DMS führt. Eine Variation der Spannhöhe führt dabei lediglich zu einer Abweichung von $\Delta F = 4,5\%$. Grund für diese geringe Abweichung ist die Integration der DMS im Kraftfluss des Spannmechanismus. Durch die lediglich geringe Änderung des Hebelarms des Spannmechanismus bei einer Spannhöhenvariation kommt es nur zu einer geringen Änderung des Übertragungsverhaltens zwischen Spannkraft und den DMS-Signalen. Anders dagegen verhält es sich bei einer Erhöhung der Ausspannlänge. Eine Erhöhung der Ausspannlänge führt zu einer Erhöhung des Verhältnisses aus DMS-Signal und Spannkraft. Eine Erhöhung der Ausspannlänge von $L = 70$ mm auf 140 mm führt zu einer Erhöhung des Übertragungsverhaltens zwischen Spannkraft und DMS-Signalen von $\delta = 1,7$ Digits/N auf $\delta = 3,4$ Digits/N. Grund hierfür ist, das wirkende Drehmoment aufgrund der steigenden Auskraglänge. Dadurch treten in der Scheibe, die im Kraftfluss der Spannkraft liegt, höhere Dehnungen auf.

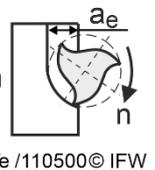
Neben der Umsetzung einer sicheren Bauteilspannung kommt das cyber-physische Spannsystem für die Prozessüberwachung zum Einsatz. Grund hierfür ist die hohe Kraftsensitivität aufgrund der auf den Schwenkspannern applizierten Halbleiter-DMS (vgl. Abbildung 17). Das Potential des cyber-physischen Spannsystems zur Prozessüberwachung wurde in verschiedenen experimentellen Untersuchungen analysiert. Hierbei

wurde zunächst die Fähigkeit des Spannsystems untersucht, Prozesse mit verschiedenen Prozesseinstellgrößen voneinander zu unterscheiden. Diese Eigenschaft des Spannsystems ist notwendig, um unzulässige Aufmaßschwankungen im Rahmen des Zerspanprozesses hinreichend genau detektieren zu können. Für diesen Versuch wurden drei Schlichtvorgänge im Rahmen eines Flankenfräsprozesses mit unterschiedlichen Spanungsbreiten untersucht. Die Ergebnisse dieser Fräsversuche sind in Abbildung 35 dargestellt.



Parameter

Werkzeugdrehzahl	$n = 6.000 \text{ min}^{-1}$	Schnitttiefe	$a_p = 10 \text{ mm}$
Werkzeugdurchmesser	$D = 12 \text{ mm}$	Schnittbreite	$a_e = 0,01 - 1,0 \text{ mm}$
Werkzeuglänge	$L = 36 \text{ mm}$	Werkstückwerkstoff	EN AW-7075
Zahnvorschub	$f_z = 0,06 \text{ mm}$		



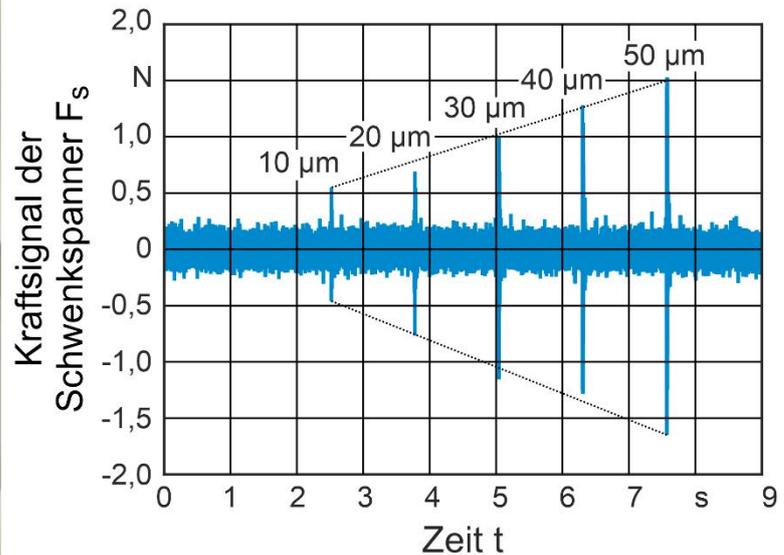
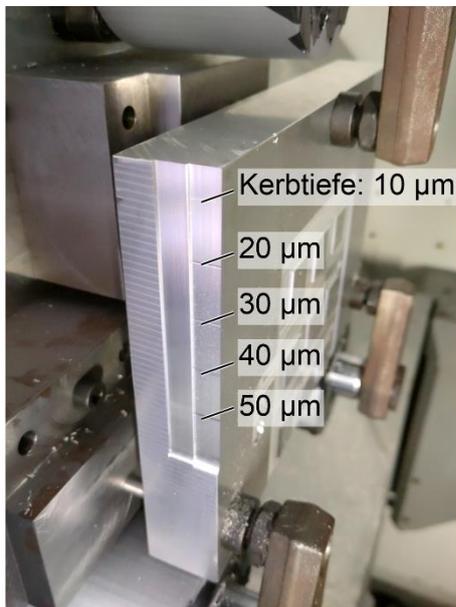
Te /110500 © IFW

Abbildung 35: Auflösungsvermögen des cyber-physischen Spannsystems beim Schlichten

Abbildung 35 kann entnommen werden, dass selbst bei einer Schnittbreite von $a_e = 0,01$ mm und bei einer geringen Schnitttiefe von $a_p = 1$ mm der Werkzeugeingriff überwacht werden kann. Es lässt sich mithilfe des Spannsystems somit ein sehr geringer statischer Prozesskraftanteil von $F = 1,5$ N erfassen. Die Kraftkalibrierung der Spannsystemsignale erfolgte im Rahmen dieser Untersuchung mithilfe des werkzeugseitigen Überwachungssystems (sensitive Labormesstechnik). Dadurch können auch Schlichtprozesse mit besonders geringen Prozesskräften mithilfe des Spannsystems überwacht werden. Somit besteht die Möglichkeit, Werkstückfehler (z. B. Fehlstellen) zu detektieren und auftretende Prozessanomalien aufzuzeichnen.

Die Fähigkeit des cyber-physischen Spannsystems, Fehlstellen zu detektieren wurde anschließend im Rahmen eines zweistufigen Versuchs analysiert. Auf einer zuvor geschichteten Flanke eines Aluminiumwerkstücks (EN AW-7075) wurden zunächst mithilfe

des Fräswerkzeugs fünf Kerben nach Abbildung 36 links eingebracht. Es wurde eine Schnitttiefe von $a_p = 10 \text{ mm}$, ein Zahnvorschub von $f_z = 0,1 \text{ mm}$ und eine Spindeldrehzahl von $n = 6000 \text{ min}^{-1}$ angewendet.

**Parameter**

Werkzeugdurchmesser $D = 12 \text{ mm}$
 Schneidenanzahl $Z = 3$
 Werkstoff Werkstück EN AW-7075

Zahnvorschub $f_z = 0,10 \text{ mm}$
 Schnittbreite $a_e = 10 - 50 \text{ µm}$
 Schnitttiefe $a_p = 10 \text{ mm}$
 Drehzahl $n = 6.000 \text{ min}^{-1}$

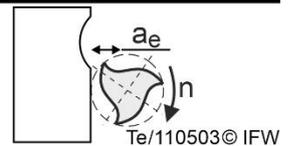
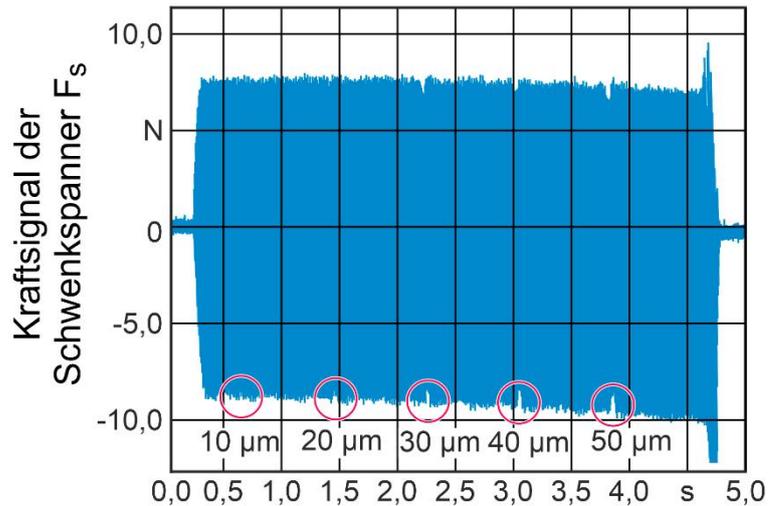
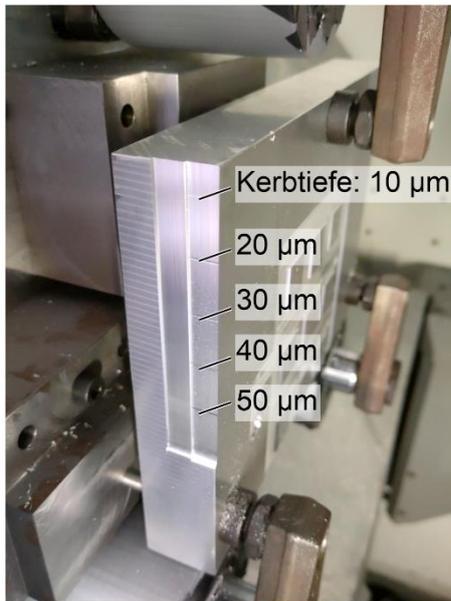


Abbildung 36: Kraftmessung bei Fräsen von Kerben entlang einer Werkstückflanke

Die fünf Kerben unterscheiden sich jeweils in ihrer Tiefe. Beginnend bei der ersten Kerbe mit einer Kerbtiefe von $b = 10 \text{ µm}$ steigt mit jeder Kerbe die Tiefe um $\Delta b = 10 \text{ µm}$. Die fünfte Kerbe weist somit die höchste Kerbtiefe von $b = 50 \text{ µm}$ auf. Auf der rechten von Abbildung 36 ist das Signal einer Halbleiter-DMS-Vollbrücke des Schwenkspanners S2 dargestellt. Dem Diagramm kann entnommen werden, dass die Fertigung der Kerben als Anomalien im Signal detektiert werden können. Zudem steigt mit steigender Kerbtiefe auch das Halbleiter-DMS-Signal proportional an. Dadurch besteht die Möglichkeit Kerben selbst mit einem geringen Unterschied von nur $\Delta b = 10 \text{ µm}$ voneinander zu unterscheiden.

Im nächsten Schritt wurde die mit Kerben versehene Flanke einem Schlichtprozess unterzogen. Der Flankenfräsprozess erfolgt mit einer geraden Werkzeugbahn entlang der Werkstückkante, wobei die Kerben jeweils zu einer kurzzeitigen Reduktion des Materialabtrags führen. Hierbei wurde eine radiale Schnittbreite des Werkzeuges von $a_e = 0,4 \text{ mm}$ verwendet. Die Schnitttiefe, der Zahnvorschub und Spindeldrehzahl blieben unverändert. Das Signal der Halbleiter-DMS-Vollbrücke während des Schlichtvorgangs ist im Diagramm in Abbildung 37 rechts zu sehen.

**Parameter**

Werkzeugdurchmesser $D = 12 \text{ mm}$
 Schneidanzahl $Z = 3$
 Werkstoff Werkstück EN AW-7075

Zahnvorschub $f_z = 0,10 \text{ mm}$
 Schnittbreite $a_e = 0,4 \text{ mm}$
 Schnitttiefe $a_p = 10 \text{ mm}$
 Drehzahl $n = 6.000 \text{ min}^{-1}$

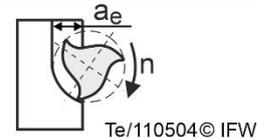
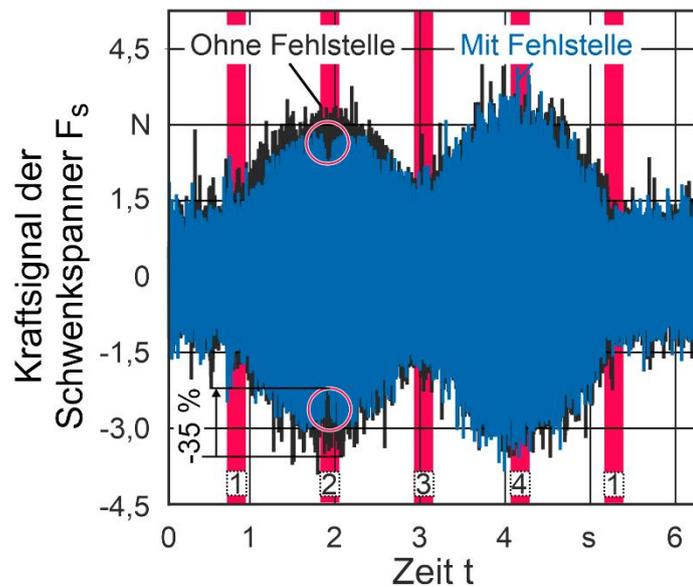
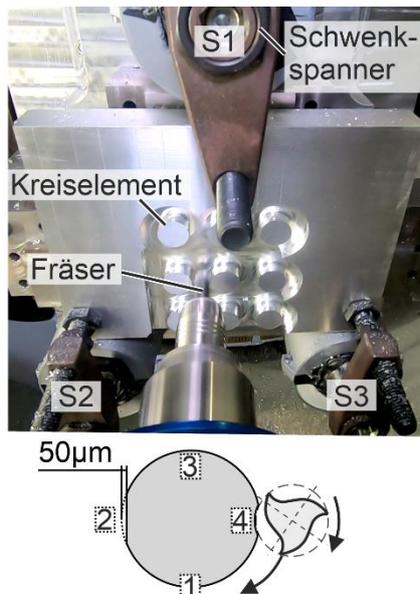


Abbildung 37: Schlichtprozess auf Flanke mit Kerben

Die charakteristischen Stellen im Signal (Anomalien) sind im Diagramm mit einem roten Kreis versehen. An diesen Stellen kam es während des Schlichtprozesses zu einer kurzzeitigen Verringerung der Spanungsbreite a_e aufgrund der Kerben. Dem Diagramm kann entnommen werden, dass ab einer Kerbtiefe und der sich damit einstellenden Spanungsbreitenverringern von $b = 20 \text{ µm}$ eine Anomalie im Signal detektiert werden kann. Dies entspricht einem Verhältnis von $b/a_e = 20 \text{ µm} / 0,4 \text{ mm} = 5,0 \%$. Eine steigende Kerbtiefe führt auch zu einer stärkeren Ausprägung des Amplitudenrückgangs des Signal an der Stelle der Kerben.

Anhand des beschriebenen zweistufigen Flankenfräsprozesses wird deutlich, dass selbst geringfügige Materialfehler beim Schlichten von Werkstücken detektiert werden können. Um nachzuweisen, dass die Fähigkeit der sensitiven Prozessüberwachung auf andere Formelemente übertragbar ist, wurden weitere Versuche durchgeführt. Hierfür wurden Kreissegmente des Referenzwerkstücks nach Abbildung 32 analysiert. Der Fräsprozess ist in Abbildung 38 links dargestellt. Hierbei werden die neun im Schruppprozess gefertigten Kreiselemente im Rahmen eines Schlichtprozesses im Radius von $r = 20 \text{ mm}$ um $\Delta r = 0,2 \text{ mm}$ ($a_e = 0,2 \text{ mm}$) reduziert. Um zu analysieren, inwiefern Materialfehler bei dieser Schlichtbearbeitung vom Spannsystem detektiert werden können, wurden drei Kreiselemente präpariert. Bei diesen wurde jeweils eine Planfläche mit einer Tiefe von $b = 50 \text{ µm}$ nach Abbildung 38 links gefertigt.

**Parameter**

Werkzeughdurchmesser $D = 12 \text{ mm}$
 Schneidenanzahl $Z = 3$
 Werkstoff Werkstück EN AW-7075

Zahnvorschub $f_z = 0,10 \text{ mm}$
 Schnittbreite $a_e = 0,2 \text{ mm}$
 Schnitttiefe $a_p = 10 \text{ mm}$
 Drehzahl $n = 6.000 \text{ min}^{-1}$

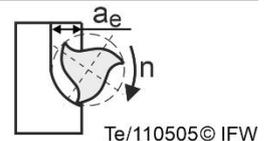


Abbildung 38: Schlichtprozess Kreiselement

Im Diagramm rechts ist das Signal der Halbleiter-Vollbrücke des Schwenkspanners S2 für zwei Schlichtprozesse dargestellt. Hierbei handelt es sich um einen Schlichtprozess ohne Fehlstellen (schwarz) und einem Schlichtprozess, bei dem das Kreiselemente mit einer Planfläche $b = 50 \mu\text{m}$ versehen wurde (blau). Die charakteristischen Punkte 1-4 entlang der Werkzeugbahn sind sowohl auf der linken Seite in Abbildung 38 dargestellt als auch im Diagramm referenziert. An der Stelle 2 wird der Unterschied zwischen den Signalen mit und ohne Fehlstelle deutlich. Durch die Fehlstelle wird eine Reduzierung der Signalamplitude an der Stelle 2 um 35 % detektiert. Diese Signalanomalie kann automatisiert ausgewertet werden und der TensorMill-Cloud mit Zuordnung des Zeitstempels und des entsprechenden Formelements zur Verfügung gestellt werden.

6.6.2 Abgleich mit definierten Anforderungen und Potentialanalyse CPS

Ein wesentlicher Vorteil des cyber-physischen Spannsystems gegenüber bestehenden sensorischen Spannsystemen ist die hohe Sensitivität der Halbleiter-Sensoren. Mithilfe des Spannsystems können somit erstmalig Schlichtprozesse, bei denen ein geringer Werkstoffabtrag erfolgt, überwacht werden. Dies bietet den Vorteil, dass auftretende Fehler in der Fertigung (z. B. Prozessinstabilitäten, unzulässige Aufmaßschwankungen) frühzeitig detektiert und ggf. korrigiert werden können. Die hohe Sensitivität des cyber-physischen Spannsystems kann beispielhaft anhand von Schlichtbearbeitungen im Rahmen eines

Flankenfräsprozesses in Abbildung 36 verdeutlicht werden. Herausfordernd ist jedoch der Temperatureinfluss auf das Messsignal der Schwenkspanner. Trotz der Verwendung von Halbleiter-DMS in Vollbrückenschaltung kommt es zu einer Signalveränderung der Halbleiter-DMS-Signal infolge der Erwärmung. Dies äußert sich in einem Drift des Kraftsignals von ca. 5.104 Digit/K. Diese könnten irrtümlich mit erhöhten Prozesskräften verwechselt werden, wodurch das Risiko besteht, dass falsche Kompensationsmaßnahmen abgeleitet werden. Um dies zu vermeiden, wurde über die Aufgaben der Vorhabensbeschreibung hinaus eine Temperaturkompensation entwickelt. Hierfür wurden PT1000-Temperatursensoren in die Nähe der Halbleiter-DMS platziert. Die synchrone Messung der Temperatur an den DMS erlaubt die Ableitung einer Korrekturfunktion der DMS-Signale. Dadurch gelang es bereits, den Temperatureinfluss für die in diesem Vorhaben umgesetzten Zerspanprozessen um 90 % zu kompensieren. Herausforderung des Spannsystems ist die Anfälligkeit der Halbleiter-DMS gegenüber Späneflug und Kühlschmierstoff. Um ein vorzeitiges Versagen der Halbleiter-DMS zu vermeiden, müssen diese geschützt werden. Dies ist jedoch je nach zu erreichender Dichtheitsklasse mit z. T. hohem Aufwand verbunden und führt potenziell zu höheren Kosten und Ausfallrisiken des Spannsystems.

6.6.3 Zusammenführung und Evaluation der Teilsysteme in Form der Technologie-App

Die Technologie-App bildet das Bindeglied zwischen den an der intelligenten Fräsbearbeitung, beteiligten Industrieunternehmen und Forschungsinstituten. In dieser zentralen Rolle erfüllt die Applikation mehrere Aufgaben. Dazu gehören einerseits die Vernetzung mit den Partnern sowie die Datenintegration und -speicherung in der Technologie-App, die in Kapitel 6.2 ausführlich beschrieben sind, und andererseits die Aufbereitung und Bereitstellung der verfügbaren Informationen. Darüber hinaus bietet die Plattform grundsätzlich die Möglichkeit, anhand der aufgenommenen Daten zielgerichtete Anpassungen der Fertigungsprozesse abzuleiten und an die fertigende Maschine zu übertragen. Wegen sicherheitstechnischen Bedenken und geringen Fertigungsvolumens wurde eine solche Rückkopplung im Rahmen des Projekts jedoch nicht verwirklicht.

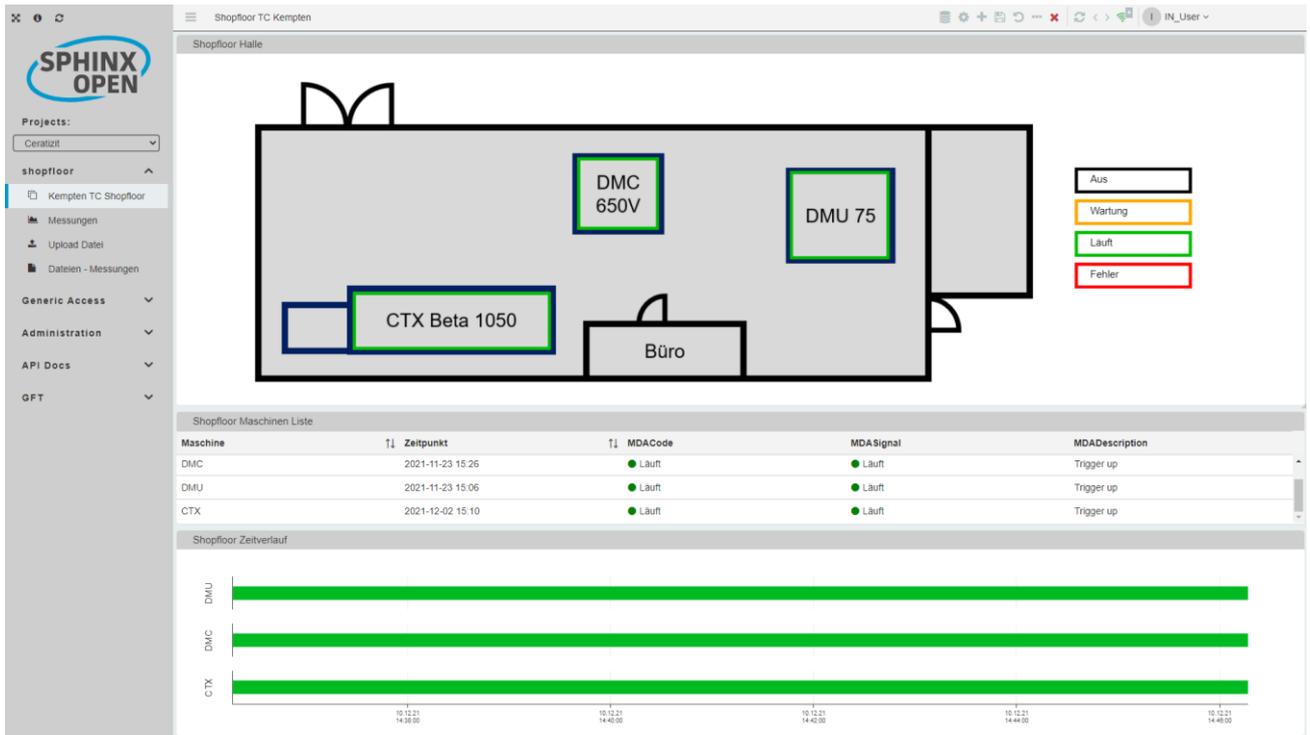


Abbildung 39: Shopfloorübersicht mit mehreren Fertigungsmaschinen, die via ToolScope an die Technologie-App angebunden sind.

Für die Bereitstellung von Informationen bietet die hauseigene Softwareplattform SOO der GFT IN viele verschiedene Möglichkeiten der Visualisierung von Tabellen über Diagramme bis hin zu individuell angepassten Grafikpanels. Weiterhin können durch freie Anordnung verschiedener Panels Dashboards anhand von Nutzeranforderungen passend designed werden. Im Referenzprozess wird der aktuelle Maschinenzustand über die Schnittstelle zwischen dem Ceratizit ToolScope und SOO kommuniziert und in der Technologieapp als Shopfloorübersicht visualisiert, siehe Abbildung 39. Zusätzlich sind in der grafischen Übersicht Detailansichten für die einzelnen angebundenen Maschinen verlinkt. Eine solche Ansicht wird in Abbildung 40 gezeigt. Darüber erhält der Anwender Informationen über möglicherweise aufgetretene Alarme sowie zum zuletzt durchgeführten Prozess und Werkzeugwechsel. Außerdem werden die übertragenen Daten zum Maschinenstatus genutzt, um die Auslastung zu berechnen und in einem Kreisdiagramm darzustellen.

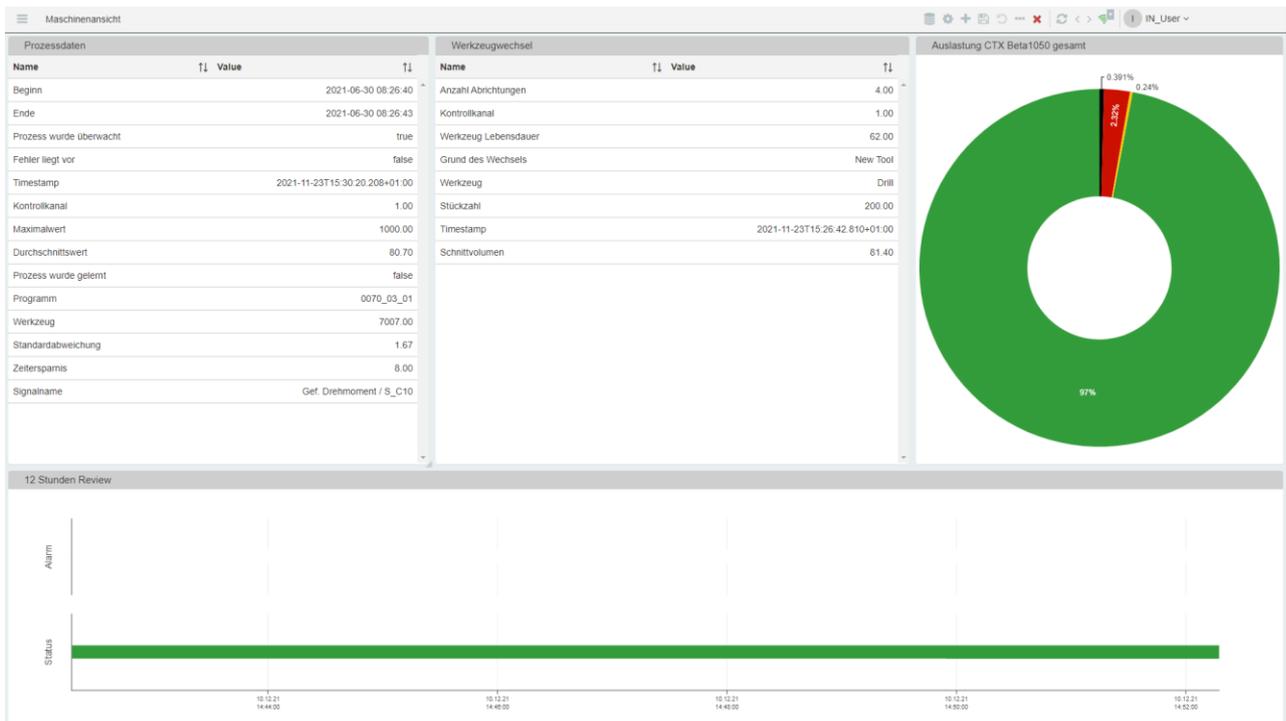


Abbildung 40: Detailansicht einer Maschine mit zusätzlichen Informationen über aufgetretene Alarme, die Auslastung sowie den letzten Prozess und Werkzeugwechsel.

Für den Referenzprozess werden beim Werkzeughersteller Linner Informationen über die bereitgestellten Werkzeuge aufgezeichnet und tabellarisch strukturiert an die Technologie-App weitergegeben. Ein Werkzeug kann hierbei durch Linner mehrfach nachgeschärft werden, sodass die Lebenszeit und damit die Wirtschaftlichkeit signifikant erhöht wird. Nach jeder Nachschärfung wird das Werkzeug geprüft und vermessen. In der App werden die Informationen getrennt nach Kontextdaten und Prozessdaten in Tabellen sowie einem Diagramm, wie in Abbildung 41 gezeigt, dargestellt, das den zeitlichen Verlauf widerspiegelt. Da die Anzahl verschiedener Messwerte die Anzahl der Nachschärfungen und damit einhergehenden Messreihen deutlich übersteigt, ist für eine bessere Übersicht jede Messreihe einer Spalte und nicht einer Zeile zugeordnet. Damit die Vermessungsinformationen trotzdem dynamisch aktualisiert werden können, wurde im Rahmen des Forschungsprojekt die Tabellenimplementierung um eine dynamische Anzahl an Spalten erweitert.

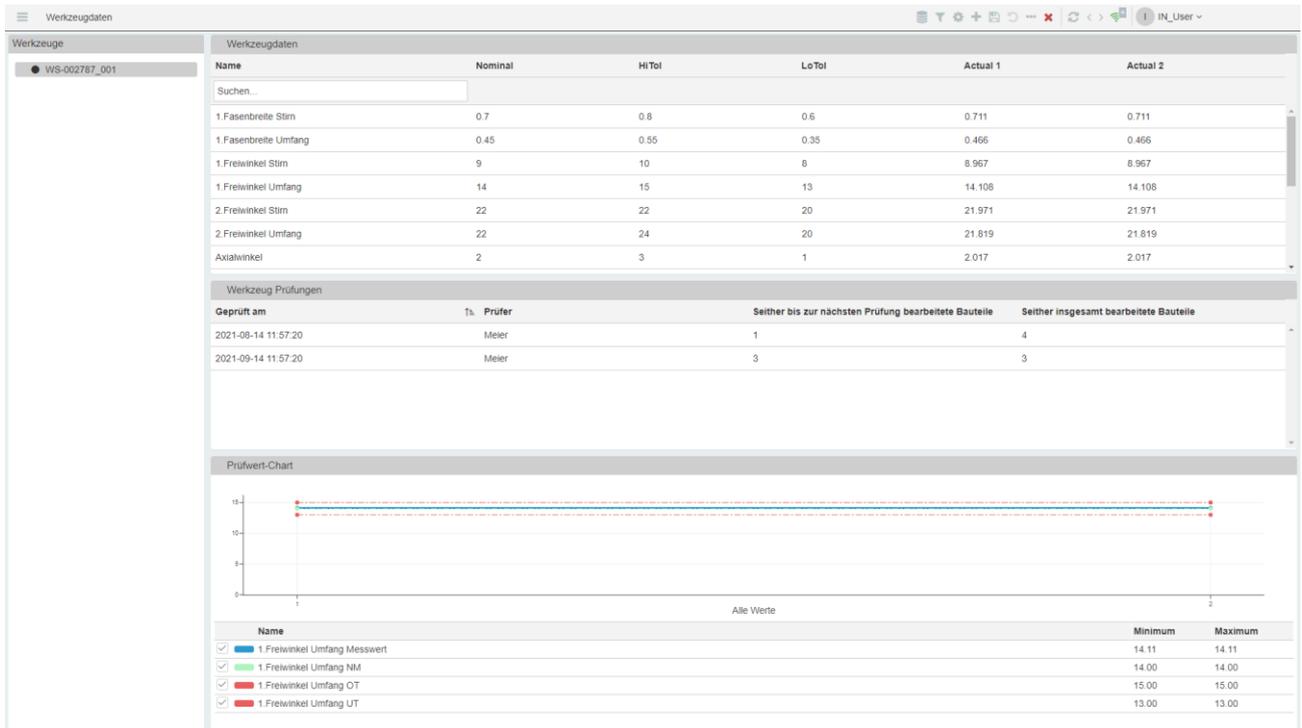


Abbildung 41: Übersicht über die Werkzeugdaten in der Technologie-App

Da jedem Werkzeug eine eindeutige Kennung zugeordnet ist, können die Werkzeugdaten mit den Werkstückdaten verknüpft werden. Auf diese Weise stehen dem Werkzeughersteller Daten über die Nutzung einzelner Werkzeuge zur Verfügung, zum Beispiel, wie viele Bauteile vor dem Verschleiß des Werkzeugs insgesamt bearbeitet wurden. Andererseits erhält der fertigende Betrieb Daten zur Beschaffenheit des Werkzeugs, die zur Anpassung des Fertigungsprozesses genutzt werden können, um einen negativen Einfluss auf die Bauteilqualität zu verringern oder auszuschließen.

Auch jedem Bauteil ist eine eindeutige Kennung zugeordnet, sodass entsprechend Daten aus der Qualitätssicherung zuverlässig verknüpft werden. Dem Anwender werden die Werkstückdaten in der Technologie-App über eine Baumstruktur übersichtlich dargestellt. Die Kontext-, Werkzeug- und Qualitätsdaten werden in Tabellen dargestellt und die aufgenommenen Signale werden in Diagrammen visualisiert, siehe Abbildung 42.

The screenshot displays the SPHINX OPEN software interface. On the left is a navigation sidebar with the 'SPHINX OPEN' logo and a 'Projects:' dropdown set to 'PTW'. The main area is divided into three panels:

- Bauteile:** A tree view showing a hierarchy starting with 'Serie1_001', followed by 'ICIR', 'Signale', and a list of various parameters like 'CMD_SPEED|Spindle', 'CTRL_DIFF|Z', etc.
- Bauteil Kontext-Daten:** A table with columns 'Name', 'Ts', 'Wert', and 'Tl'. It lists parameters such as 'MACHINE_ID' (GROBG350), 'PROGRAM_ID' (_N_PTW_TMDEMO_SCHLICHT_MPF), 'TOOL_ID' (WS-002787_001), and 'TOOL_RADIUS' (4). A 'bearbeitet am' timestamp is also present.
- Werkzeugdaten:** A table with columns 'Name', 'Ts', 'Wert', and 'Tl'. It lists tool-related data like '1.Fasenbreite Stirn Messwert' (0.711), '1.Fasenbreite Stirn NM' (0.7), and '1.Freiwinkel Stirn Messwert' (8.967).

At the bottom, there is a section for 'Bauteil QS-Daten (aktuell nur Demo für ... 1000)' with a table:

Geom. Element	Achse	Abweichung	Untere Toleranzgrenze	Obere Toleranzgrenze	Messwert	Sollwert	In Toleranz
OCIR	X	0.13	9.8	10.05	9.87	10	true
ICIR	X	0.13	9.8	10.05	9.87	10	true

Abbildung 42: Übersicht über die Bauteildaten und die verknüpften Werkzeugdaten in der Technologie-App

Weiterhin bietet die Technologie-App dem PTW im Referenzprozess die Möglichkeit für grundlegende Analysen der Prozessdaten. Hierfür wurden Filtermöglichkeiten entwickelt, die es erlauben, beliebige Zeitreihen zu kombinieren und gemeinsam in einem Diagramm darzustellen, siehe Abbildung 43. Der geführte Kurvenvergleich zeigt Werkstücke nur dann an, wenn sie mit einem ausgewählten Werkzeug bearbeitet wurden und das ausgewählte geometrische Element enthalten. Diese strukturierte Nutzerführung vereinfacht die Anwendung, indem nur gültige Kombinationen ausgewählt werden können. Die große Menge an aufgenommenen Daten wird somit durch die Übersichtlichkeit der Filterung in der Technologie-App handhabbar.

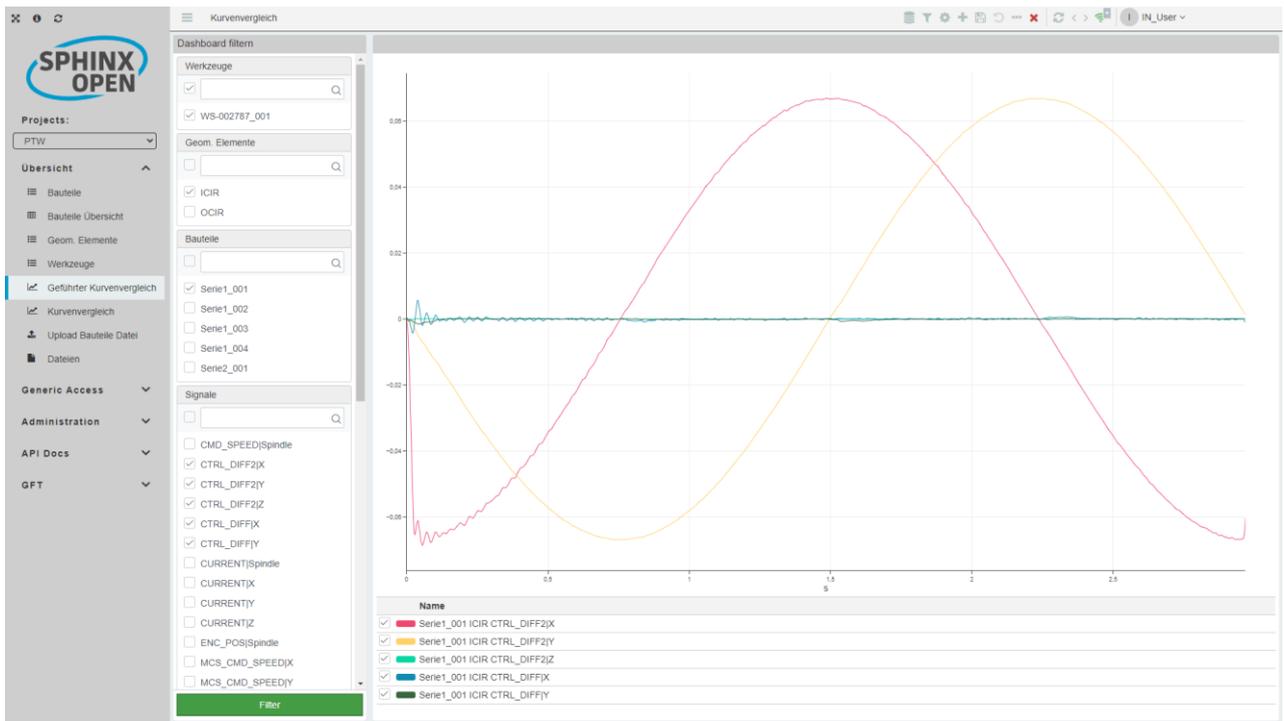


Abbildung 43: Analyse durch den Vergleich individuell ausgewählter Zeitreihen in der Technologie-App

Neben der prototypischen Entwicklung neuer Funktionalitäten der Plattform SOO erforderte die Konfiguration und Anpassung an den vernetzten Produktionsprozess große Teile der Entwicklungszeit. Durch regelmäßigen Austausch mit den beteiligten Partnern und Einbindung des produktionstechnischen Know-hows ermöglicht die Technologie-App eine wertschöpfende Nutzererfahrung. Der Produktionsprozess wurde hierbei über mehrere Unternehmen und Forschungsinstitute digital abgebildet, wobei die Datenübertragung auf ein geringes Maß beschränkt wurde, um die Datenhoheit der einzelnen Partner zu gewährleisten.

In der letzten Phase des Projekts wurde außerdem eine KI-Schnittstelle in die Technologie-App integriert, sodass Daten aus Datenpunkten an einen Service übertragen werden, welcher es ermöglicht anhand der Daten ML-Modelle zu trainieren, beziehungsweise bei existierenden Modellen Vorhersagen zu generieren. Ähnlich zur Anbindung der ToolScopes erfolgt der Austausch mit dem ML-Service ebenfalls über eine https-Schnittstelle und ist entsprechend der Beschreibung in Kapitel 6.2 vor fremdem Zugriff geschützt. Der Vorteil der Anbindung als SaaS (Software-as-a-Service) liegt in den unterschiedlichen Anforderungen an die Hardware begründet. Die Technologie-App muss für ein positives Nutzererlebnis geringe Latenzzeiten aufweisen und via der Client-Server-Struktur des Internets viele Anwender gleichzeitig bedienen können. Der ML-Service hingegen erfordert vor allem eine hohe Rechenleistung, meist in Form spezifischer Hardware wie mehrerer

GPUs (Graphics Processing Units). Durch die externe Anbindung wird außerdem eine modulare Architektur erreicht, die je nach Bedarf flexibel anpassbar ist.

7 Zusammenarbeit mit anderen Stellen oder außerhalb des Verbundprojekts

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens AWB zu diesem Gebiet keine weitere Zusammenarbeit mit anderen Stellen oder außerhalb des Projektes.

PFW Aerospace GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens PFW zu diesem Gebiet keine weitere Zusammenarbeit mit anderen Stellen oder außerhalb des Projektes.

GROB-Werke GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens GROB zu diesem Gebiet keine weitere Zusammenarbeit mit anderen Stellen oder außerhalb des Projektes.

Linner GmbH

Im Rahmen des Forschungsvorhabens, ist die Generierung von Daten ein wichtiger Bestandteil, um u.a. korrelierende Datensätze zwischen nachgeschärftem Werkzeug und gefrästem Bauteil zu erzeugen. In diesem Zusammenhang entstand die Idee, werkzeugseitige Daten zu generieren, indem Linner Werkzeuge der Fräsverarbeitenden Unternehmen innerhalb dieses Konsortiums nachschärft und diese Daten in die TensorMill-Cloud einspeist. Aufgrund von Kapazitätsengpässen konnte dieses Vorhaben leider nicht realisiert werden.

Ceratizit Hannover GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens Ceratizit Hannover zu diesem Gebiet keine weitere Zusammenarbeit mit anderen Stellen oder außerhalb des Projektes.

GFT Integrated Systems GmbH

Gemeinsam mit dem assoziierten Partner Rolls Royce hat die GFT Integrated Systems GmbH den Versuch unternommen, die im Projekt gewonnenen Erkenntnisse hinsichtlich des Einsatzes von KI Fortschritte im Bereich Predictive Maintenance in einem weiteren, komplexen Anwendungsfall zu erproben. Die Herstellung von Blade Integrated Disks mittels Fräsverfahren bei Rolls Royce bietet eine umfassende Maschinensensorik, deren Daten prinzipiell geeignet sind, um vorausschauende Vorhersagen zum Maschinenzustand und

möglichen Verschleißerscheinungen zu erstellen. In diesem Rahmen hat die GFT IN eine Visualisierung entwickelt, die einen einfachen Vergleich der aufgenommenen Daten zwischen verschiedenen Bauteilen und Fräsvorgängen ermöglicht. Aufgrund der geringen Zahl an verfügbaren Daten, insbesondere von seltenen Ereignissen wie dem Ausfall einzelner Komponenten, konnte die Funktionalität Predictive Maintenance mit Rolls Royce während der Projektlaufzeit nicht in die Praxis umgesetzt werden.

Römheld GmbH

Im Rahmen des Projektes ist es von seitens Römheld zu keiner weiteren Zusammenarbeit mit anderen Stellen oder außerhalb des Projekts gekommen.

PTW

Innerhalb der Projektlaufzeit ist am PTW zusätzlich Pay-Per-Stress (BMWK) gestartet, welches zum Ziel hat, belastungsorientierte Bezahlmodelle entlang des Produktlebenszyklus von WZM und Komponenten auf Basis von KI zu entwickeln. Die Grundlage in diesem Projekt bilden ebenfalls interne Steuerungsdaten aus WZM. Deshalb konnten im Verlauf beider Projekte Synergien genutzt werden, um die Datenerfassung an den PTW-Werkzeugmaschinen in Betrieb zu nehmen. Die Kompetenzen der beteiligten wissenschaftlichen und technischen Mitarbeitenden konnten gebündelt werden, um die Maschinen zu vernetzen und die Daten in einer gemeinsamen Datenbank zusammenzubringen. Zusätzlich konnte die Inbetriebnahme und Evaluation des spike_inspindle Systems durch die Zusammenarbeit in diesem Punkt vereinfacht werden. Die erzeugten Daten konnten sowohl von GROB für die interne Weiterentwicklung als auch für das Projekt Pay-Per-Stress wichtige Erkenntnisse liefern. Darüber hinaus startete Mitte 2021 am PTW das vom BMBF geförderte Projekt AICoM - Lernende Werkzeugmaschine zur autonomen Fräsfertigung. Durch die Zusammenarbeit konnte das im TensorMill gewonnene Know-How zur Kontextualisierung der WZM-Daten und der automatisierten Zusammenbringung mit Daten aus der Qualitätssicherung in die ersten APs aus AICoM eingebracht werden, wodurch gezielter eine Datenbanklösung samt Datenstruktur implementiert werden konnte.

IFW

Seit September 2021 erforscht das IFW im Rahmen des NBank geförderten Forschungsprojektes VerticalE2E – Vertikal integrierte, nachhaltige End-to-End-Fabrik den Einsatz sensorischer Spanntechnik auch mit der Zielsetzung, Bauteilverzug während der spanenden Fräsbearbeitung zu detektieren. Das Potential, den Verzug nicht nur zu

detektieren, sondern durch gezielte Verstellung einzelner Spannelemente zu lösen, ist dabei ebenfalls Gegenstand der Forschung.

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

AWB Anlagen- und Werkzeugbau GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens AWB zu diesem Gebiet keinen bekannt gewordenen Fortschritt bei anderen Stellen.

PFW Aerospace GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens PFW zu diesem Gebiet keinen bekannt gewordenen Fortschritt bei anderen Stellen.

GROB-Werke GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens GROB zu diesem Gebiet keinen bekannt gewordenen Fortschritt bei anderen Stellen.

Linner GmbH

Innerhalb der von Linner erarbeiteten APs und Projektinhalte sind keine Fortschritte bei anderen Stellen bekannt geworden.

Ceratizit Hannover GmbH

Im Verlauf des Projektes gab es seitens Ceratizit Hannover zu diesem Gebiet keinen bekannt gewordenen Fortschritt von anderen Stellen.

GFT Integrated Systems GmbH

Ein Ziel des Forschungsvorhabens war die Entwicklung von Industrie 4.0-Lösungen zur Optimierung der unternehmensinternen und unternehmensübergreifenden Zusammenarbeit zwischen Lieferanten, Produzenten und Kunden. Gerade bei der Verbesserung von unternehmensübergreifenden Prozessen ist die Integration vielfältiger, heterogener Datenquellen eine besondere Herausforderung. Die Komplexität dieser Schwierigkeit erfordert regelmäßig individuelle Lösungen.

In dem 2021 gestarteten Forschungsprojekt DiNaPro – Modellbasierte Digitalisierung nachhaltiger Produktionsnetzwerke entlang des Produktlebenszyklus wird unter Beteiligung der GFT IN und dem PTW erforscht, wie intelligente Industrielösungen zum

Nachhaltigkeitsprozess beitragen können. Ähnlich wie bei TensorMill ist die unternehmensübergreifende Verkettung von Prozessen und die Zusammenführung heterogener Daten in einem gemeinsamen Datenmodell eine zentrale Aufgabe.

Die Erforschung der Thematik aus verschiedenen Blickwinkeln unterstreicht dessen Wichtigkeit für die Industrie der Zukunft.

Römheld GmbH

Im Verlauf des Projekt TensorMill gab es seitens der Römheld GmbH, in den bearbeiteten Arbeitspaketen sowie des Projektinhaltes, keinen bekannt gewordenen Fortschritt bei anderen Stellen.

PTW

Auf dem Gebiet der vom PTW erarbeiteten Ergebnisse innerhalb dieses Projekts sind forschungsseitige Arbeiten veröffentlicht worden, welche sich mit dem übergeordneten Thema der Qualitätsprädiktion auseinandersetzen. Wie in Kapitel 4.1 bereits erwähnt, gewinnt das Themenfeld der Qualitätsvorhersage auf Basis maschineninterner Signaldaten zunehmend an Bedeutung. In diesem Gebiet sind erste Ansätze bekannt geworden, welche sich mit der Vorhersage der Bohrungsqualität beschäftigen. Teilweise sind diese Ansätze unter PTW-Beteiligung entstanden. Das Thema kontextspezifische Aufbereitung der hochfrequent aufgezeichneten Daten über die Wertschöpfungskette hinweg ist, ist in diesem Fall eine Neuerung, welche innerhalb des Projekts entstanden ist. Deshalb entstand dafür eine die projekteigene Veröffentlichung [25]. Zusätzlich eröffnet die geometrieelementbezogene Klassifikation der erreichten Werkstückqualität, wie sie innerhalb des Projekts untersucht und veröffentlicht wurde, ebenfalls ein neues Forschungsthema, welches am PTW in Zukunft weiterverfolgt wird.

IFW

Während des Projektverlaufs sind dem IFW auf dem Gebiet der bearbeiteten Arbeitspakete keine Fortschritte durch andere Stellen bekannt geworden.

9 Zusammenfassung und Ausblick der Projektarbeiten

Im Projekt TensorMill wurde entlang der zerspanungstechnischen Wertschöpfungskette in der Luft- und Raumfahrtindustrie die durchgängige Vernetzung von der Werkzeugherstellung über den Werkzeugeinsatz hin zur Qualitätssicherung implementiert. Ausgehend von Referenzprozessen der Anwendungspartner erfolgte die Anbindung von Daten über die verschiedenen Schritte entlang der Wertschöpfungskette hinweg. Für deren

intelligente Verknüpfung diene die im Rahmen des Projekts entwickelte TensorMill-Cloud. Daten aus WZM wurden über verschiedene Edge-Computing Lösungen zusammen mit entsprechend entwickelten Softwareadaptern an die TensorMill-Cloud angebunden. Zusätzlich dient die TensorMill-Cloud zur Verknüpfung von Daten aus dem Werkzeugherstellprozess in Form von Messdaten am Ende der Werkzeugherstellung und Qualitätsinformationen über die gefertigten Werkstücke in Form von Messdatenexporten aus der Vermessung mittels Koordinatenmesstechnik. Die verknüpften Daten über die gesamte Wertschöpfungskette hinweg ermöglichen es schließlich KI-basierte Modelle zu trainieren, welche auf verschiedene Situationen entlang der Wertschöpfungskette reagieren können. Untersuchte Anwendungsfälle waren die Werkzeugzustandsdetektion und die prozessparallele Ermittlung der erreichten Werkstückqualität. Im Fokus war dabei die Entwicklung einer Vorgehensweise für die Auf- und Vorbereitung der internen Maschinensignale, damit ein möglichst automatisiertes Modelltraining erfolgen kann. In diesem Rahmen wurde eine Methode zur Kontextualisierung der Signaldaten entwickelt, welche eine präzise Zuordnung der Daten zu ihrem jeweiligen Prozesskontext ermöglicht. Diese bildet die Grundlage für die intelligente und domänenspezifische Verknüpfung der Daten in der TensorMill-Cloud.

Durch die Entwicklung eines cyber-physischen Spannsystems konnte eine hochgenaue Prozesskraftmessung realisiert werden. Die Applikation von Halbleiter-DMS an industrietypischen Schwenkspannelementen ermöglicht dabei eine Messung von Prozesskräften mit einer Auflösung von unter 1 N. Anhand eines Schlichtprozesses konnte das Potential zur Erkennung von Formabweichungen im Werkstück im Bereich von 20 µm erreicht werden. Die kontinuierlich verknüpften Daten aus Werkzeugherstellung, Anwendung und Qualitätssicherung bilden die Grundlage für die KI-basierten Vorhersagemodelle für die zuvor erwähnten Anwendungsfälle. Die Ergebnisse aus Kapitel 6.4.3 zeigen, dass die KI-basierten Modelle ein hohes Potential zeigen, den Werkzeugzustand und die erreichte Werkstückqualität zu bestimmen. Trotz einer geringen Datenbasis konnten hohe Vorhersagegenauigkeiten erzielt werden. Zusätzlich konnte gezeigt werden, dass die entwickelten Vorgehensweisen von den Rohdaten hin zu den trainierten Modellen auf weitere Maschinen und Prozesse übertragen werden können. Diese liefern die Grundlage für die vollständig automatisierte KI-basierte Modellbildung. Zusammengefasst sind die entwickelten Methoden und Ergebnisse in der TensorMill-App, welche die relevanten Informationen für den Anwender aufbereitet und bereitstellt. Diese Demonstratoranwendung wurde zusätzlich mit einem KI-Service ausgestattet, welcher die Anwendung der

entwickelten KI-Modelle ermöglicht und die Ergebnisse dem Nutzer für die weitere Interpretation und Nutzung bereitstellt.

Die vielversprechenden Ergebnisse vor allem in Bezug auf die Qualitätsvorhersage ermöglichen in weiterführenden Arbeiten tiefergehende Untersuchungen hin zu produktiv einsetzbaren KI-Modellen in der zerspanenden Fertigung mit Werkzeugmaschinen.

10 Projektzugehörige Veröffentlichungen

Teige, C., Fertig, A., Denkena, B., Bergmann, B., Weigold, M. (2021): Intelligente Vernetzung für die Fräsbearbeitung - Vernetzung zur intelligenten Fräsbearbeitung von Integralbauteilen für die Luftfahrtbranche, WT Werkstattstechnik, 111 (2021), Nr. 1-2, S. 14-19.

Denkena, B., Bergmann, B., Teige, C. (2021): Die Zukunft der Spanntechnik gestalten - Das IFW Hannover entwickelt im Projekt „TensorMill“ ein cyberphysisches Spannsystem, mav, 6/2021, S. 42-45.

Denkena, B., Bergmann, B., Teige, C., Schmittberger, M., Wörner, S. (2020): Zuverlässige Prognosen für den Zerspanprozess, NC Fertigung, 41 (2020) Nr. 9, S. 80-83.

Fertig, A., Grau, L., Altmannsberger, M., Weigold, M. (2021): Tool Condition Monitoring and Tool Defect Detection for End Mills based on High-Frequency Machine Tool Data, MM SJ, 5 (2021), S. 5160–5166.

Fertig, A., Kohn, O., Brockhaus, B., Weigold, M. (2022): Consistent Contextualisation of Process and Quality Information for Machining Processes, In: Behrens, BA., Brosius, A., Drossel, WG., Hintze, W., Ihlenfeldt, S., Nyhuis, P. (eds) Production at the Leading Edge of Technology. WGP 2021. Lecture Notes in Production Engineering. Springer, Cham., S. 195-202.

Fertig, A., Chen, Y., Altmannsberger, M., Weigold, M. (2022): Machine Learning based Quality Prediction for Milling Processes using Internal Machine Tool Data, Advances in Industrial and Manufacturing Engineering, 2022.

11 Studentische Arbeiten

In diesem Kapitel werden die im Rahmen des Projektes durchgeführten studentischen Arbeiten aufgezählt. Diese erarbeiteten Ergebnisse sind in die Projektergebnisse mit eingeflossen, wodurch die studentischen Projekt- und Abschlussarbeiten wesentlich zum Gesamterfolg des Projekts beigetragen haben.

Grau, Lukas. „Entwicklung eines Konzepts zur Bestimmung von Verschleiß bei Schafffräsern mittels Maschinendaten“. Masterthesis. TU Darmstadt, 2020.

Huber, Marc. „Entwicklung eines Konzepts zur automatisierten Verschleißerkennung bei Schafffräsern mittels Künstlicher Intelligenz“. Masterthesis. TU Darmstadt, 2020.

Iqbal, Muhammad Jawwad. „Development of a Methodology for Merging Sensor Data with Different Dimensions for the Application in Machine Learning Pipelines“. Masterthesis. TU Darmstadt, 2020.

Ostendarp, Patrick. „Entwicklung eines Modells zur Vorhersage der Werkstückqualität in der Zerspanung auf Basis von Künstlicher Intelligenz“. Masterthesis. TU Darmstadt, 2020.

Altmannsberger, Marius. „Entwicklung eines Modells basierend auf künstlicher Intelligenz zur Bestimmung von Verschleiß bei Schafffräsern mittels Maschinendaten“. Studienarbeit. TU Darmstadt, 2021.

Chen, Yujia. „Erarbeitung und Erprobung verschiedener Ansätze zur Vorhersage der Werkstückqualität in der Zerspanung auf Basis von Künstlicher Intelligenz“. Masterthesis. TU Darmstadt, 2021.

Rosswinkel, Tim. „Entwicklung einer Methode zur Übertragbarkeit von KI-basierten Modellen zwischen Werkzeugmaschinen“. Masterthesis. TU Darmstadt, 2021.

Shatri, Etnik; Greb, Fabian; Conrad, Johannes; Priestersbach, Marek; Rojahn, Marvin. „Konzeption und Entwicklung eines Qualitätsüberwachungssystems in Form einer Dashboard-App“. Advanced Design Project. TU Darmstadt, 2021

Köhler, Felix. Erarbeitung und Erprobung von Deep Learning Ansätzen zur Vorhersage der Werkstückqualität in der Zerspanung auf Basis transformierter Zeitreihendaten“. Bachelorthesis. TU Darmstadt, 2022

Hartmann, Julian. „Methode zur Datenauswertung und Kompensation von Störeffekten eines sensorischen Spannsystems“. Studienarbeit. Uni Hannover, 2022.

12 Literatur

- [1] Statistisches Bundesamt (2021): Prognose zur Steigerung der Bruttowertschöpfung ausgewählter Branchen durch Industrie 4.0 in Deutschland für das Jahr 2025, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/297985/umfrage/wachstumschancen-ausgewaehlter-branchen-in-derutschland-durch-industrie-40/>, zuletzt besucht: 2021-09-01.
- [2] Statistisches Bundesamt (2021): Anteil der Wirtschaftszweige an der Bruttowertschöpfung¹ in Deutschland im Jahr 2020, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/36846/umfrage/anteil-der-wirtschaftsbereiche-am-bruttoinlandsprodukt/>, zuletzt besucht: 2021-09-01.
- [3] Spath, D. (2013): Produktionsarbeit der Zukunft - Industrie 4.0: Studie, Stuttgart: Fraunhofer-Verl., 2013.
- [4] Reip, M. (2020): Komplexe Herausforderungen an produzierende Unternehmen, <https://www.vdi-wissensforum.de/news/komplexe-herausforderungen-an-produzierende-unternehmen>, zuletzt besucht: 2020-02-03.
- [5] Jantunen, E. (2002): A summary of methods applied to tool condition monitoring in drilling, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 42, no. 9, pp. 997–1010.
- [6] Rehorn, A. G., Jiang, J., Orban, P. E. (2005): State-of-the-art methods and results in tool condition monitoring: a review, *Int J Adv Manuf Technol*, vol. 26, 7-8, pp. 693–710.
- [7] Zhu, K., Wong, Y. S., Hong, G. S. (2009): Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: A review and some new results, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 49, 7-8, pp. 537–553.
- [8] Teti, R., Jemielniak, K. G., O'Donnell, G., Dornfeld, D. (2010): Advanced monitoring of machining operations, *CIRP Annals*, vol. 59, no. 2, pp. 717–739.
- [9] Lauro, C. H., Brandão, L. C., Baldo, D., Reis, R. A., Davim, J. P. (2014): Monitoring and processing signal applied in machining processes – A review, *Measurement*, vol. 58, pp. 73–86.
- [10] Fertig, A., Grau, L., Altmannsberger, M., Weigold, M. (2021): Tool condition monitoring and tool defect detection for end mills based on high-frequency machine tool data, *MM SJ*, vol. 2021, no. 5, pp. 5160–5166.
- [11] Liang, S. Y., Hecker, R. L., Landers, R. G. (2004): Machining Process Monitoring and Control: The State-of-the-Art, *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, vol. 126, no. 2, pp. 297–310.

- [12] Abellan-Nebot, J. V., Romero Subirón, F. (2010): A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models, *Int J Adv Manuf Technol*, vol. 47, 1-4, pp. 237–257.
- [13] Kovac, P., Maňková, L., Gostimirović, M., Sekulić, M., Savkovic, B. (2011): A review of machining monitoring systems, *Journal of PRODUCTION ENGINEERING*, vol. 14, pp. 1–6.
- [14] Benardos, P. G., Vosniakos, G. C (2003): Predicting surface roughness in machining: a review, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 43, no. 8, pp. 833–844
- [15] Fertig, A., Weigold, M., Chen, Y. (2022): Machine Learning based quality prediction for milling processes using internal machine tool data, *Advances in Industrial and Manufacturing Engineering*.
- [16] Denkena, B. (2017): *Cyber-Physical and Intelligent Systems in Manufacturing and Life Cycle: Genetics and Intelligence - Keys to Industry 4.0*. Saint Louis: Elsevier Science, 2017.
- [17] Denkena, B., Litwinski, K. M., Boujnah, H. (2016): Detection of tool deflection in milling by a sensory axis slide for machine tools, *Mechatronics*, vol. 34, pp. 95–99.
- [18] Litwinski, K. M. (2011): *Sensorisches Spannsystem zur Überwachung von Zerspanprozessen in der Einzelteillfertigung*, Hannover, Univ., Dissertation.
- [19] Denkena, B., Dahlmann, D., Kiesner, J. (2016): Production Monitoring Based on Sensing Clamping Elements, *Procedia Technology*, vol. 26, pp. 235–244.
- [20] Denkena, B., Dahlmann, D., Damm, J. (2015): Self-adjusting Process Monitoring System in Series Production, *Procedia CIRP*, vol. 33, pp. 233–238.
- [21] DIN EN ISO 1101:2017-09 (2017): *Geometrische Produktspezifikation (GPS) - Geometrische Tolerierung - Tolerierung von Form, Richtung, Ort und Lauf*, Berlin.
- [22] Siemens AG (2022): *Sinumerik Adapter - Developer Manual*, <https://documentation.mindsphere.io/resources/html/manage-my-sinumerik-edge-app-publishing/en-US/developer-docu/sinumerikadapter.html#Databus%20message%20structure%20of%20data%20packages>, zuletzt besucht: 2022-03-03.
- [23] Golan, J. S. (1995): *Foundations of Linear Algebra*. Dordrecht: Springer Netherlands.
- [24] Siemens AG (2022): *Sinumerik Adapter - Developer Manual*, <https://documentation.mindsphere.io/resources/html/manage-my-sinumerik-edge-app-publishing/en-US/developer->

- docu/sinumerikadapter.html#Databus%20message%20structure%20of%20data%20packages, zuletzt besucht: 2022-03-03.
- [25] Fertig, A., Kohn, O., Brockhaus, B., Weigold, M. (2022): Consistent Contextualisation of Process and Quality Information for Machining Processes, in Production Engineering, Production at the Leading Edge of Technology, pp. 195–202.
- [26] Fertig, A., Weigold, M., Chen, Y. (2022): Machine Learning based quality prediction for milling processes using internal machine tool data, Advances in Industrial and Manufacturing Engineering.
- [27] Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., Liao, H. Y. M. (2020): YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection.
- [28] Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J. (2015): Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks.
- [29] Tan, M., Pang, R., Le V, Q., (2020): EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection.
- [30] Géron, A. (2019): Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems, O'Reilly.
- [31] Chollet, F. (2016): Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions.
- [32] Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., Alemi, A. (2016): Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning.
- [33] Tan M., Le V, Q. (2020): EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks” International Conference on Machine Learning.
- [34] Xie, Q., Luong, M. T.: Hovy, E., Le V, Q. (2019): Self-training with Noisy Student improves ImageNet classification.
- [35] Benesty, J., Chen, J., Huang, Y. (2008): On the Importance of the Pearson Correlation Coefficient in Noise Reduction, IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process., vol. 16, no. 4, pp. 757–765.
- [36] Barandas M., Folgado, D., Fernandes, L., Santos, S., Abreu, M., Bota, P., Liu, H., Schultz, T., Gamboa, H. (2020): TSFEL: Time Series Feature Extraction Library, SoftwareX, vol. 11, p. 100456.
- [37] Schorr, S., Möller, M., Heib, J., Bähre, D. (2020): In-process Quality Control of Drilled and Reamed Bores using NC-Internal Signals and Machine Learning Method, Procedia CIRP, vol. 93, pp. 1328–1333.

- [38] Ziegenbein, A., Fertig, A., Metternich, J., Weigold, M. (2020): Data-based process analysis in machining production: Case study for quality determination in a drilling process, *Procedia CIRP*, vol. 93, pp. 1472–1477.
- [39] S. Schorr, M. Möller, J. Heib, and D. Bähre (2020): “Quality Prediction of Drilled and Reamed Bores Based on Torque Measurements and the Machine Learning Method of Random Forest,” *Procedia Manufacturing*, vol. 48, pp. 894–901.
- [40] Schorr, S., Möller, M., Heib, J., Fang, S., Bähre, D. (2020): Quality Prediction of Reamed Bores Based on Process Data and Machine Learning Algorithm: A Contribution to a More Sustainable Manufacturing, *Procedia Manufacturing*, vol. 43, pp. 519–526.
- [41] Schuh, G., Scholz, P., Schorr, S., Harman, D., Möller, M., Heib, J., Bähre, D. (2019): Prediction of Workpiece Quality: An Application of Machine Learning in Manufacturing Industry, 6th International Conference on Computer Science, Engineering and Information Technology, pp. 189–202.
- [42] Ismail Fawaz H., Lucas B., Forestier G., Pelletier C., Schmidt D. F., Weber J., Webb G. I., Idoumghar L., Muller P. A., Petitjean F. (2020): InceptionTime: Finding AlexNet for time series classification, *Data Min Knowl Disc*, vol. 34, no. 6, pp. 1936–1962.
- [43] Gen, Y., Luo, X. (2018): Cost-Sensitive Convolution based Neural Networks for Imbalanced Time-Series Classification.
- [44] Wang, Z., Yan, W., Oates, T. (2016): Time Series Classification from Scratch with Deep Neural Networks: A Strong Baseline.
- [45] Zhang, X., Gao, Y., Lin, J., Lu, C. T. (2020): TapNet: Multivariate Time Series Classification with Attentional Prototypical Network, *AAAI*, vol. 34, no. 04, pp. 6845–6852, 2020.
- [46] Fauvel, K., Lin, T., Masson, V., Fromont, É, Termier, A. (2021): XCM: An Explainable Convolutional Neural Network for Multivariate Time Series Classification, *Mathematics*, vol. 9, no. 23, p. 3137.