

Forschungs- und Entwicklungszentrum
Fachhochschule Kiel GmbH

EKSH-Förderprogramm
„HWT Energie und Klimaschutz“

Projektbericht

Projekt „Assistenzsystem für die energieeffiziente Bedienung von Werkzeugmaschinen“

in Zusammenarbeit mit

UXMA GmbH & Co. KG

Fördernummer: 8/12-45

Datum des Berichtes: 30.09.2022

Projektbeginn: 01.01.2020

Projektende: 30.06.2022

Inhaltsverzeichnis

1. Einführung und Motivation	1
2. Projektverlauf	3
2.1. Projektplanung	3
2.2. Projektrealisierung	5
2.3. Hindernisse	7
3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis	9
3.1. Vorschuboptimierung	12
3.2. Unnötige Werkzeugpfade	13
3.3. Werkzeugverschleiß	14
3.4. Dokumentation von Verzögerungsursachen	15
3.5. Dashboard als Assistenzsystem	16
4. KI-Ansätze	19
4.1. Künstliche Intelligenz	19
4.2. Machine Learning	21
4.3. Phasen der KI-Implementierung	22
4.4. Anwendungsfälle	24
4.4.1. Vorschuboptimierung	24
4.4.2. Werkzeugverschleiß	26
5. Einsparpotentiale	27
5.1. Nutzungsprofil	28
5.2. Energieaufnahme	29
5.3. Anwendungsfälle	30
5.4. KI-basiertes Assistenzsystem	31
6. Verwertung	33
6.1. Veröffentlichungen	33

Inhaltsverzeichnis

6.2. Forschungsprojekte	34
7. Zusammenfassung und Ausblick	35
A. Kriterien FME-Analyse	38

1. Einführung und Motivation

Die Prozesse der spanenden Fertigung unterliegen einem kontinuierlichen Optimierungsdruck, insbesondere aufgrund steigender Anforderungen im Hinblick auf Energieeffizienz, Qualität und Flexibilität der eingesetzten Produktionsprozesse.[1] Gleichzeitig erfordern sinkende Losgrößen und eine steigende Variantenvielfalt immer schnellere Optimierungen dieser Prozesse. Bisher gewählte praxisorientierte Handlungsansätze ermöglichen flexible Reaktionen auf kurzfristige Anforderungsänderungen. Hierbei werden jedoch nicht die notwendigen Informationen erfasst, um zukünftig effizienter auf ähnliche Störungen reagieren zu können. Hierfür ist eine Industrialisierung der Prozessoptimierung erforderlich, welche Entscheidungen auf Basis objektiver Daten und die Ableitung von effizienzsteigernden Handlungsempfehlungen für wiederkehrende Problemstellungen ermöglicht.

Weltweit ist die verarbeitende Industrie für etwa 42% des Stromverbrauchs verantwortlich, wobei hiervon mit 23% ein großer Teil auf Werkzeugmaschinen entfällt.[2] Vorhandene Einsparpotentiale müssen vor dem Hintergrund der fortschreitenden Klimaerwärmung zur Reduzierung des CO₂-Ausstoßes genutzt werden, dies erfordert jedoch eine objektive Datenbasis zur Beurteilung der eingesetzten Prozesse. Gleichzeitig bieten vernetzte Maschinen und maschinelles Lernen neue Möglichkeiten der Gewinnung dieser Daten, sowie deren Auswertung zur Prozessoptimierung und Lebensdauervorhersage.[3],[4]

Im Rahmen dieses Forschungsvorhabens werden Möglichkeiten untersucht, die benötigte Menge elektrischer Energie pro spanend hergestelltem Werkstück zu reduzieren. Beim Betrieb einer Werkzeugmaschine entsteht durch die Vielzahl an Nebenaggregaten ein erheblicher Energieverbrauch während Prozessunterbrechungen, ohne dass eine Wertschöpfung, d.h. ein spanender Materialabtrag am zu fertigenden Bauteil stattfindet.

1. Einführung und Motivation

Der zielführendste Weg zur Reduzierung dieser sogenannten Nebenzeiten liegt in der Unterstützung des Bedieners durch eine bedarfsgerechte Bereitstellung relevanter Prozessdaten. Da dieser - zumeist Facharbeiter - ausgewiesener Experte im Bereich der spanenden Fertigung ist, ermöglicht dies eine äußerst effektive, weil fertigungspraxisnahe und kosteneffiziente Optimierung des Energieverbrauchs. Somit kann das meist intuitiv angewendete Erfahrungswissen auf dem Shop-Floor (Fertigungsebene) direkt für die Steigerung der Energieeffizienz eines spanend hergestellten Produkts genutzt werden. Mittels Auswertung bereits vorhandener Sensorik in modernen Werkzeugmaschinen lässt sich zudem eine objektive Datengrundlage schaffen, welche dann in bedienerzentrierten Assistenzsystemen genutzt werden kann. Darüber hinaus soll durch die Integration von KI die Leistungsfähigkeit des Assistenzsystems entsprechend den aktuellen technischen Möglichkeiten maximiert werden. Damit eröffnet der innerhalb dieses Forschungsvorhabens verfolgte Ansatz eine vielversprechende Chance den Energiebedarf spanend hergestellter Bauteile deutlich zu senken.

2. Projektverlauf

Im Rahmen der von der EKSH finanzierten Vorstudie und durch Besuche bei spannenden Fertigungsbetrieben sowie Werkzeug- und Werkzeugmaschinenherstellern wurden Potenziale zur Reduzierung von Nebenzeiten aufgenommen. Anschließend wurden die gesammelten Erkenntnisse analysiert und in Zusammenarbeit mit der auf User-Interface- und User-Experience-Lösungen spezialisierten Firma UXMA GmbH und Co. KG aus Kiel zusammengefasst. Dabei ergaben sich drei sogenannte Problemräume, die aufzeigen wo Ansatzpunkte mit hohem Optimierungspotenzial für die Energieeffizienz bestehen:

1. Reduzierung von Nebenzeiten durch ungeplante Unterbrechungen
2. Dokumentation von Verzögerungen und Lösungsansätzen
3. Einbindung von KI zur Reduzierung auftretender Verzögerungen

2.1. Projektplanung

Für die zuvor ermittelten Problemräume wurden für den Projektverlauf sechs eigenständige Arbeitspakete mit zugehörigen Meilensteinen definiert, welche in Abb. 2.1 dargestellt werden. Hierbei werden die AP1 bis AP4 während der ersten vierundzwanzig Monate der auf dreißig Monate erhöhten Projektdauer realisiert. Die dabei gewonnenen Informationen bilden die erforderliche Basis für die Durchführung der AP5 bis AP6.

2. Projektverlauf

Monat	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Arbeitspaket 1	UX	UX	UX	UX	M1																										
Arbeitspaket 2									M2																						
Arbeitspaket 3									UX	UX	UX			UX	M3																
Arbeitspaket 4																						M4									
Arbeitspaket 5																				UX						UX	M5				
Arbeitspaket 6																												UX	UX	UX	M6

M Meilenstein

UX Manntage von UXMA für die Bearbeitung zusammen mit FH Kiel eingeplant

Abbildung 2.1.: Projektplanung mit zugehörigen Meilensteinen

Die einzelnen Meilensteine ergeben sich wie folgt:

- M1** Use-Cases mit höchstem Potenzial hinsichtlich Energieeinsparung auf Basis von Nutzeranforderungen ausgewählt.
- M2** Technische Basis des Demonstrators hinsichtlich benötigter Sensordaten realisiert.
- M3** Bedienungs- bzw. Anzeigeschnittstelle des Demonstrators mit Nutzererlebnis, welches eine hohe Akzeptanz des Endnutzers sicherstellt realisiert. Energieeinsparpotenzial anhand Use-Cases aus Arbeitspaket 1 analysiert und bewertet.
- M4** Dokumentationsfunktion für die weitere Optimierung und als zwingende Voraussetzung für Arbeitspakete 5-6 realisiert.
- M5** KI-basiertes Assistenzsystem für Use-Cases mit höchstem Potenzial entwickelt.
- M6** KI-basiertes Assistenzsystem in Demonstrator integriert, Funktionsfähigkeit evaluiert und unter Einbeziehung des Endnutzers optimiert. Energieeinsparpotenzial anhand Use-Cases aus Arbeitspaket 1 bzw. 4 analysiert und bewertet.

2.2. Projektrealisierung

Im Rahmen der Projektrealisierung wurden die AP1 bis AP5 entsprechend der vorherigen Planung realisiert. Hierfür erfolgten im AP1 zunächst Analysen möglicher Use-Cases in enger Zusammenarbeit mit Industrieunternehmen, insbesondere hinsichtlich vorhandener Optimierungspotentiale und Nutzeranforderungen. Hierbei wurde deutlich, dass nur sehr wenig objektive Informationen über Verzögerungsursachen und vorhandene Werkzeugbelastungen innerhalb des Prozesses vorliegen und deutliche Effizienzsteigerungen durch reduzierte Maschinenlaufzeiten möglich sind.

Die Realisierung der technischen Basis des Demonstrators ist der Inhalt des AP2. Hierbei konnte festgestellt werden, dass die notwendigen Informationen für eine Optimierung der Nebenzeiten, insbesondere Spindelströme, auch gleichzeitig Potentiale für eine Optimierung der spanenden Bearbeitung bieten. Zusammen mit den Informationen der vorliegenden Verzögerungsursachen bietet sich somit die Notwendigkeit einer ganzheitlichen Analyse der Bauteilfertigung. Um dies zu erreichen, werden in den weiteren Untersuchungen auch Optimierungen der Werkzeugausnutzung während des Schnittes inkludiert.

Im AP3 erfolgte prozessbegleitend die grafische Aufbereitung erfasster Messdaten, sowie die Entwicklung der erforderlichen Bedienungs- und Anzeigeschnittstelle. Hierbei erfolgt eine konsequente Ausrichtung auf den angestrebten Nutzerkreis durch ständige Tests und Rückmeldungen. Insbesondere das raue und von großem Leistungsdruck geprägte industrielle Arbeitsumfeld erfordert einen minimalen Einarbeitungsaufwand, sowie eine zielgerichtete Bereitstellung objektiver Daten und Optimierungsvorschläge, für den Maschinenbediener als Kompetenzträger. Dies stellt eine hohe Akzeptanz des Assistenzsystems unter den Nutzern, üblicherweise Facharbeiter mit abgeschlossener Berufsausbildung, sicher. Zusätzlich wurden jedoch weitere iterative Optimierungen der Bedienungs- und Anzeigeschnittstelle während AP4 durchgeführt, um somit weitere Rückmeldungen von Maschinenbedienern aus Industrieunternehmen zu berücksichtigen. Dies sichert eine hohe Akzeptanz des Assistenzsystems unter den Maschinenbedienern als Kompetenzträger im Fertigungsprozess, welche üblicherweise Facharbeiter mit abgeschlossener Berufsausbildung sind.

2. Projektverlauf

Die Beurteilung und Dokumentation der gewählten Optimierungsansätze, sowie ihrer jeweiligen Effektivität in Hinblick auf mögliche Energieeinsparungen ist der Inhalt des AP4 und eine zwingende Voraussetzung für die folgenden AP5 und AP6. Aufgrund der hohen Grundlast moderner Werkzeugmaschinen, von mehr als 50% der maximalen Stromaufnahme, korrelieren Steigerungen der Energieeffizienz für die betrachteten Maschinen auch immer mit einer Reduzierung der Fertigungszeit. Dies gilt sowohl für reduzierte Unterbrechungen, als auch für Hauptzeitreduzierungen durch optimierte Fertigungsparameter. Der gewählte Ansatz erfasst die Energie- und Zeiteinsparungen jedes Optimierungsschrittes entsprechend der ermittelten Anwendungsfälle und ermöglicht den Maschinenbedienern eine direkte Bewertung ihrer gewählten Ansätze. Zusätzlich werden qualitäts- oder prozessrelevante Einschränkungen berücksichtigt, welche durch den Maschinenbediener getroffen werden. Durch einen Vergleich zu weiteren Bauteilen der selben Fertigungsserie können gehobene Potentiale direkt beziffert und somit einzelne Lösungsansätze bewertet werden. Für ein teilautomatisiertes, da KI-unterstütztes, Assistenzsystem ist die Dokumentation der gewählten Lösungsansätze, erreichter Einsparungen und getroffener Einschränkungen auf einer möglichst breiten Datenbasis erforderlich. Diese notwendige Datenbasis kann nur durch umfangreiche Aufzeichnungen realer Fertigungsprozesse erfolgen.

Die Entwicklung von KI-Algorithmen zur Leistungssteigerung des Assistenzsystems ist der Inhalt des AP5. Hierfür werden die Use-Cases mit den größten Einspar- und Optimierungspotentialen unter Anwendung von KI-Ansätzen ausgewählt. Im Zuge der Projektdurchführung wurden zwei Anwendungsfälle als besonders geeignet identifiziert, welche sich für eine Optimierung unter Anwendung maschinellem Lernens eignen und mit unterschiedlichen KI-Ansätze verfolgt werden können. Die Abbildung des Werkzeugverschleißes und der Vorschuboptimierung lassen sich über eine detailliertere Auswertung der aufgetragenen Spindellast realisieren. Die Optimierung des Vorschubes lässt sich hierbei durch ein nacharbeitendes KI-Modell mit dem Vorschub als Stellgröße realisieren. Die Überwachung des Werkzeugverschleißes lässt sich hingegen mit ungeschulten Trainingsdaten von Versuchswerkzeugdaten als Echtzeitüberwachung realisieren.

2.3. Hindernisse

Die anhaltende Covid-19 Pandemie beeinflusst seit Anfang 2020 massiv den Alltag aller Bundesbürger. Spätestens mit der Einführung strikter Einreise- und Kontaktbeschränkungen ab März 2020 wirkte sich dies auch erheblich auf die Unternehmen der industriellen Fertigung aus. So wurden Produktionskapazitäten durch unterbrochene Lieferketten sowie eingeführte Abstands- und Hygienemaßnahmen reduziert.[5] Zusätzlich haben Unternehmen weitere erhebliche Schutzmaßnahmen getroffen. Zu diesen Maßnahmen gehören meist Verbote von unternehmensexternen Besuchen und Besuchern, soweit diese nicht zwingend für die Aufrechterhaltung des Kerngeschäftes erforderlich sind.

Im Rahmen dieses Forschungsprojektes müssen in großem Umfang reale Prozessdaten vor Ort in den produzierenden Unternehmen erfasst werden. Dies ist sowohl notwendig, um die Leistungsfähigkeit des Assistenzsystems zu verifizieren, als auch die umfassende Datenbasis für eine KI-unterstützte Auswertung schaffen zu können. Aufgrund vorhandener Kontaktbeschränkungen und den sehr restriktiven Zugangsmöglichkeiten zu produzierenden Unternehmen kann diese Datenerfassung nicht wie ursprünglich geplant erfolgen. Die wenigen Möglichkeiten zur Erfassung realer Prozessdaten wurden jedoch genutzt, um die gewählten Lösungsansätze der ermittelten Anwendungsfälle zu verifizieren.

Um die fehlenden Möglichkeiten zur Erfassung von In-Prozess-Messdaten zumindest teilweise ausgleichen zu können, wurden Zerspanungsversuche mit Werkzeugmaschinen des Instituts für Produktionstechnik der Fachhochschule Kiel durchgeführt. Hierbei können zwar grundsätzliche Zusammenhänge untersucht und Funktionsfähigkeiten nachgewiesen werden, reale Produktionsbedingungen des sehr heterogenen Fertigungsumfeldes in Schleswig-Holstein lassen sich jedoch nicht vollständig abbilden. Zusätzlich wurde die Projektlaufzeit in Absprache mit der Gesellschaft für Energie und Klimaschutz Schleswig-Holstein GmbH (EKSH) von 24 auf 30 Monate verlängert, um zusätzliche Möglichkeiten zur Datengewinnung zu eröffnen.

Aufgrund der bis zum Projektende sehr volatilen Lage der Covid-19 Pandemie konnte die notwendige und sehr umfangreiche Datenbasis bis zum Ende der Projektlaufzeit jedoch nicht erreicht werden. Die Anfang 2022 erneut stark ge-

2. Projektverlauf

stiegenen Infektionsraten und die fortschreitende Projektdauer machten eine abschließende Aufzeichnung der notwendigen Daten unmöglich, obwohl weiterhin entsprechende Zusagen von Industrieunternehmen vorliegen, welche jedoch von deutlich reduzierten Infektionszahlen abhängig sind. Es konnte daher nicht die für AP6 geplante, abschließende Integration in den Demonstrator und die Evaluation der Vorhersagegenauigkeit („Trefferquote“) der KI-Ansätze realisiert werden.

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

Für alle Anwendungen von Optimierungswerkzeugen auf Werkstattebene ist eine konsequent praxisbezogene Ausrichtung der gesamten User Experience entscheidend. Nur wenn diese sichergestellt ist, erfährt ein Assistenzsystem auch in Bereichen mit hohem Leistungsdruck ausreichend Akzeptanz unter den fertigenden Mitarbeitern. Bisher in produzierenden Unternehmen durchgeführte Anforderungsanalysen haben drei Problemräume als besonders gravierend herausgestellt, aus welchen sich spezifische Anforderungen der Anwender ergeben:

Zunächst ist eine Reduzierung von Stillstandszeiten der Fertigungsmaschinen durch unvorhergesehene Unterbrechungen erforderlich. Aufgrund vielfältiger Einflussfaktoren treten diese auch in ausgereiften Zerspanungsprozessen einer Serienfertigung auf. Der bisher erforderliche Überwachungsaufwand begrenzt jedoch die erreichbare Produktivität entscheidend, da Mitarbeiter in dieser Zeit keinen weiteren produktiven Aufgaben nachgehen können. Eine Mitteilung über kritische Prozessänderungen kann diesen Aufwand reduzieren. Dies ermöglicht ein Eingreifen bevor langwierige Stillstandszeiten auftreten und schafft freie Kapazitäten.

Zusätzlich werden besonders für Produktionen von kleinen und mittleren Losgrößen keine aufwändigen Studien zur optimalen Einstellung eines Prozesses realisiert. Entscheidend ist häufig die Erfahrung des ausführenden Facharbeiters. Fertigungsprozesse werden daher meist nur so weit optimiert wie nötig, um wirtschaftlich produzieren zu können. Hier fehlt eine Datengrundlage, um objektive Aussagen über die Werkzeugausnutzung in einem Prozess zu treffen. Eine zielgruppenorientierte Visualisierung vorliegender Werkzeugbelastungen

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

eröffnet bereits deutliche Optimierungspotentiale innerhalb eines Fertigungsprozesses.

Aufgrund des vorherrschenden Zeit- und Leistungsdrucks werden erreichte Lösungswege und Ergebnisse selten so dokumentiert, dass andere Mitarbeiter dieses Fachwissen auf ähnliche Problemstellungen anwenden können. Daher muss eine maschinennahe Dokumentation, bestenfalls vollautomatisch, Prozessparameter und -störungen aufzeichnen können. Dieses gesicherte Fachwissen steigert die Produktivität und sichert dem Unternehmen dauerhaft das entsprechende Prozesswissen der ausführenden Mitarbeiter.

Aufgrund der vielfältigen und teils zufälligen Prozessbeeinflussungen treten während spanenden Bearbeitungen eine Vielzahl von Verzögerungsursachen auf, welche die Effizienz der verwendeten Prozesse maßgeblich reduzieren. Hierbei variiert jedoch das Auftreten und die Gewichtung einzelner Ursachen enorm, je nach betroffener Branche und Automatisierungsgrad der Produktion. Um dieses Forschungsprojekt möglichst maßgeschneidert auf die Anforderungen industrieller Fertigungsunternehmen des Mittelstands auszurichten, werden exemplarische Unternehmen konsequent in den Entwicklungsprozess eingebunden. Zu diesen Unternehmen zählen Lohnfertiger, Maschinen- und Anlagenbauer, sowie Werkzeughersteller. Durch unterschiedliche Fertigungstiefen und Automatisierungsgrade werden typische Anforderungen erfasst.

Die Auswahl möglicher Anwendungsfälle erfolgt in Zusammenarbeit mit diesen Unternehmen durch eine Bewertung der Verzögerungsursachen auf Basis einer Fehlermöglichkeits- und -einflussanalyse (FMEA). Hierbei erfolgt eine Gewichtung der insgesamt 24 erfassten Verzögerungsursachen nach Fehlerhäufigkeit (FH), Fehlerschwere (FS) und Aufdeckungswahrscheinlichkeit (AW) von Fehler und Ursache auf der Ebene der Arbeitsvorbereitung (siehe Anhang A). Der Wert der Risikoprioritätszahl (RPZ) ergibt sich aus der Multiplikation der Einzelkriterien. Die Hierarchieebene der Arbeitsvorbereitung wird gewählt, da Prozessoptimierungen für die untersuchten Unternehmen üblicherweise auf dieser Ebene erfolgen. Im ersten Schritt dieser Analyse werden alle Verzögerungsursachen mit einer $RPZ > 125$ (siehe Tabelle 3.1) als schwerwiegend eingestuft und anschließend mögliche Erkennungsmethoden auf Basis interner Maschinendaten erarbeitet.[6]

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

Hierbei fällt auf, dass die beiden größten Risikobeurteilungen und somit auch die größten Optimierungspotentiale in der Maschinenprogrammierung vorzufinden sind. Dies liegt hauptsächlich in der größten Fehlerhäufigkeit (mehrmals täglich), den fehlenden Aufdeckungsmöglichkeiten und den Bestrebungen der Unternehmen nach einer hohen Prozesssicherheit begründet. Hier ist eine objektive Datenbasis für weitere Effizienzsteigerungen durch verbesserte Werkzeugausnutzungen und ohne maßgebliche Reduzierung der Prozesssicherheit erforderlich. Weiterhin zeigt die durchgeführte Analyse, dass fünf der zehn größten RPZ mit der Vorbereitung und Nutzung der verwendeten Werkzeuge zusammenhängen. Um hier zumindest teilweise Einsparpotentiale zu realisieren, setzt die Mehrheit der befragten Unternehmen bereits Werkzeugverwaltungssysteme und zentrale Werkzeugvoreinstellungen ein. Die Werkzeugwechsel erfolgen jedoch in festen Intervallen und nicht bedarfsgerecht entsprechend der vorliegenden Belastungen.

Verzögerungsursache	FH	FS	AW	RPZ
Langsame Produktionszyklen	04	10	10	400
Unnötige Werkzeugpfade	03	09	10	270
Inspektion d. Werkzeugs	03	09	10	270
Werkzeugverschleiß /-wechsel	04	09	07	252
Fehlen von Werkzeug	05	06	07	210
CNC-Programmanpassung	04	10	05	200
Werkzeuganpassung /-einstellung	04	10	05	200
Maschinenprogrammierung	06	09	03	162
Leerlauf	08	04	05	160

Tabelle 3.1.: Verzögerungsursachen mit RPZ > 125

Aus dieser Untersuchung ergeben sich zusammen mit den zur Verfügung stehenden Maschinendaten die folgenden Anwendungsfälle mit größtmöglichem Einsparpotential, auf welche noch im Einzelnen eingegangen wird:

1. **Vorschuboptimierung**
2. **Unnötige Werkzeugpfade**
3. **Werkzeugverschleiß**
4. **Dokumentation von Verzögerungsursachen**

3.1. Vorschuboptimierung

Das folgende Graphic User Interface zeigt die Optimierung der Hauptzeit als Anwendungsfall mit der größten ermittelten RPZ. Hierbei erfolgt die Effizienzsteigerung durch Anhebung der Werkzeugausnutzung auf ein möglichst gleichmäßiges Niveau über den gesamten Fertigungsablauf. Erforderliche Belastungsänderungen werden durch lokale Vorschubanpassungen realisiert. Die vorliegende Spindellast (normierte Spindelleistung) wird erfasst und zusammen mit den programmierten Vorschüben in einem Interface dargestellt. Der Gesamtprozess wird anhand einiger weniger Parameter visualisiert, um den Nutzer bei der Kontextualisierung zu unterstützen. Weitere Echtzeit-Daten werden in dieser kontextsensitiven Prozessvisualisierung zunächst ausgeblendet. Die verwendete Farbcodierung ermöglicht eine intuitive Identifizierung von Prozessabschnitten mit Optimierungspotential (Abb. 3.1 *links*).

Für die Interaktion steht ein Optimierungstool zur Verfügung, welches die Eingrenzung des Optimierungsbereiches durch Bestimmung eines Anfangs- und Endpunktes eingrenzt. Hierbei nutzt der Maschinenbediener sein umfangreiches Wissen, um vorhandene Prozesseinschränkungen in die Optimierung einfließen zu lassen. Als Referenzlinie erfolgt eine Visualisierung des bisher erreichten sicheren Spindellastmaximums. Mittels Drag- und Drop-Touchgeste wird der programmierte Vorschub durch den Bediener lokal angepasst (Abb. 3.1 *rechts oben*), hierbei werden durch eine Näherungsrechnung die erwarteten Auswirkungen auf die Spindellast berechnet (Abb. 3.1 *rechts unten*). Durch die Anpassung der Farbcodierung erhält der Bediener direktes Feedback über die gehobenen Optimierungspotentiale. Die Granularität der Prozessabschnittsanpassung hängt hierbei von der zur Verfügung stehenden Zeit und dem Kosten-Nutzen-Verhältnis des Prozesses ab. Durch den Eingriff des Nutzers in den vorprogrammierten Prozess und die Echtzeitprognose seiner Anpassung durch den Applikationsalgorithmus können der Nutzer und der Algorithmus gleichermaßen voneinander lernen. Der Nutzer lernt durch positives oder negatives Feedback, seine Vorschläge zu präzisieren. Der Algorithmus speichert die Vorschläge des Nutzers nach Überprüfung (Messung des optimierten Abschnittes) als Erfolg oder Misserfolg. Diese werden zur weiteren Spezifikation des sicheren Maximums genutzt und die gesammelten Daten können langfristig zu einer Teilautomatisierung herangezogen werden.

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

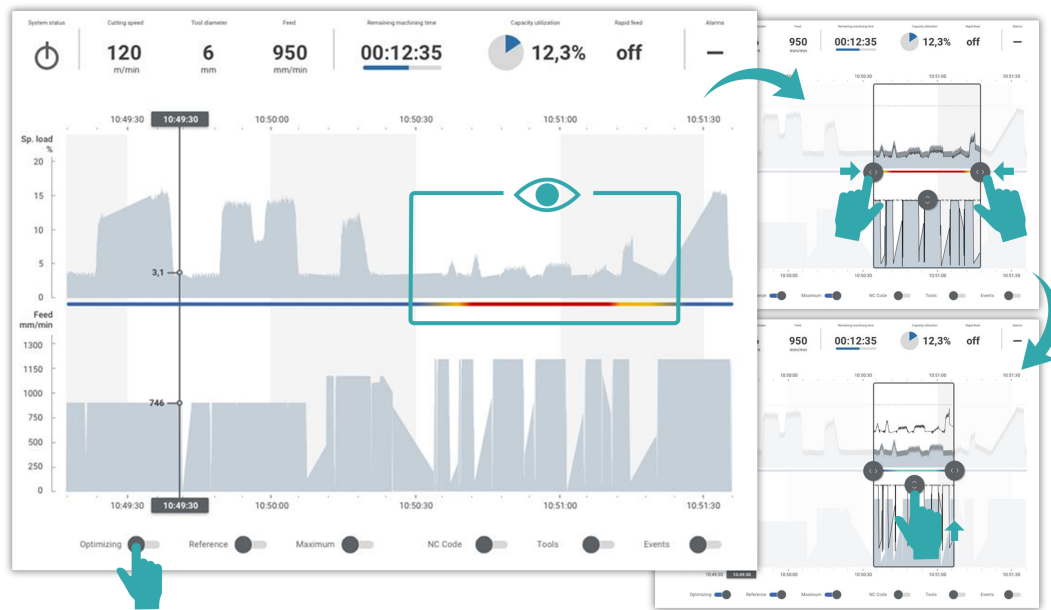


Abbildung 3.1.: GUI und Ablauf Vorschuboptimierung

3.2. Unnötige Werkzeugpfade

Das folgende Graphic User Interface zeigt die Optimierung der Werkzeugpfade als Anwendungsfall mit der zweitgrößten ermittelten RPZ. Hierbei erfolgt die Effizienzsteigerung durch Reduzierung unnötiger Leerwege auf ein möglichst niedriges Niveau, ohne die Prozesssicherheit maßgeblich zu reduzieren. Bei bestimmten Bearbeitungsschritten mit hohem Kollisionspotential, insbesondere bei Schwenkbewegungen des Werkstücks um mehrere Raumachsen, werden häufig stark erhöhte Sicherheitsabstände innerhalb des Maschinenraumes programmiert. Für ein Verfahren auf maximalen Abstand können direkte Programmierbefehle genutzt werden. Dies verursacht jedoch erhöhte Bearbeitungszeiten, welche durch bauteil- und werkzeugspezifische Sicherheitsabstände erheblich reduziert werden können.

Durch eine Erkennung vorgegebener Bearbeitungszyklen (bspw. Schwenkzyklus), sowie vor- und nachgelagerter Verfahrbewegungen können Optimierungspotentiale errechnet und dem Mitarbeiter mitgeteilt werden (Abb. 3.2). Auf Basis dieser objektiven Daten kann der Maschinenbediener eine Analyse des Prozesses vornehmen und notwendige Optimierungen veranlassen. Erforderliche Programmanpassungen werden dabei durch lokale Änderungen des NC-

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

Codes durch den Maschinenbediener realisiert. Aufgrund der herrschenden Kollisionsgefahr bei ansonsten unbekanntem Randbedingungen und der Verantwortlichkeit des Mitarbeiters für einen kollisionsfreien Betrieb findet eine automatisierte Korrektur nur unzureichende Akzeptanz unter den Nutzern.

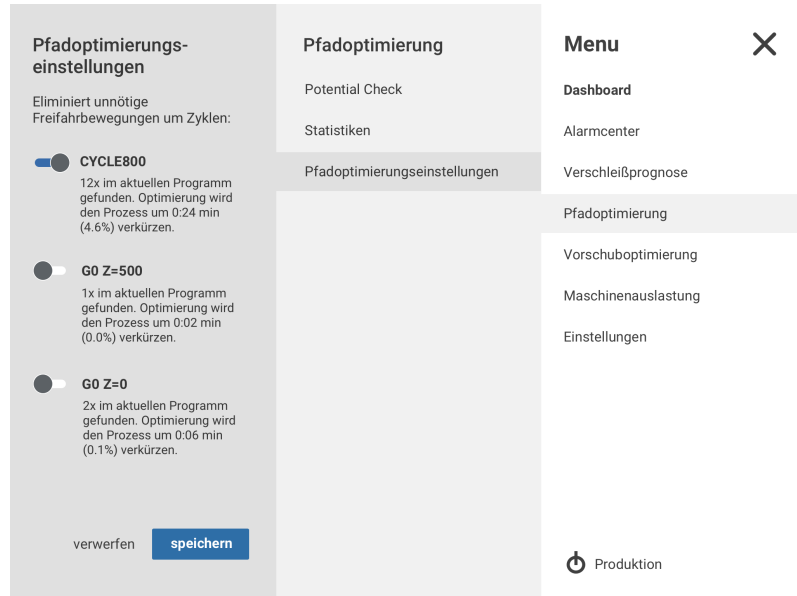


Abbildung 3.2.: GUI Analyse unnötiger Werkzeugpfade

3.3. Werkzeugverschleiß

Ein weiterer sehr großer Bereich der Verzögerungsursachen beruht auf den eingesetzten Werkzeugen und den daher erforderlichen Arbeitsschritten für Inspektion, Wechsel, Bereitstellung und Anpassung der Werkzeuge. Insbesondere auftretender Werkzeugverschleiß lässt sich durch die vielfältigen Einflussfaktoren in Zerspanungsprozessen nicht ausreichend genau vorhersagen. Daher werden meist sehr konservative und feste Standzeiten im Rahmen eines Einfahrprozesses ermittelt und die Werkzeuge anschließend in den ermittelten Intervallen getauscht. Da dies prozesssicher erfolgen muss, werden viele Werkzeuge nur einen Bruchteil der tatsächlich möglichen Einsatzdauer genutzt. Je nach Aufwand eines Werkzeugwechsels werden alternativ häufige Überprüfungen des Werkzeuges durchgeführt, bei welchen der Mitarbeiter auf Basis seiner Erfahrungen einschätzen muss, ob weitere Bauteile gefertigt werden können. Dies verursacht hohe Prozessverzögerungen und personelle Aufwendungen.

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

Um hier vorhandene Optimierungspotentiale nutzen zu können, benötigt der Maschinenbediener eine objektive Einschätzung, wann ein Werkzeugwechsel wirklich notwendig ist. Dies erfolgt durch prozessbegleitende Auswertungen des Spindelstroms während des Werkzeugeinsatzes und ermöglicht weniger häufige und zustandsabhängige Werkzeugwechsel. Hierbei erfolgt die Angabe der zulässigen Laststeigerungen (Abb. 3.3) gegenüber einem Neuwerkzeug durch den Maschinenbediener auf Basis seiner Prozesskenntnisse. Insbesondere die Vorhersage der zusätzlich möglichen Bauteile durch die Extrapolation des Verschleißverhaltens ermöglicht eine Reduzierung des notwendigen Überwachungsaufwandes. Dies schafft freie Kapazitäten für weitere produktive Tätigkeiten und Prozessoptimierungen.

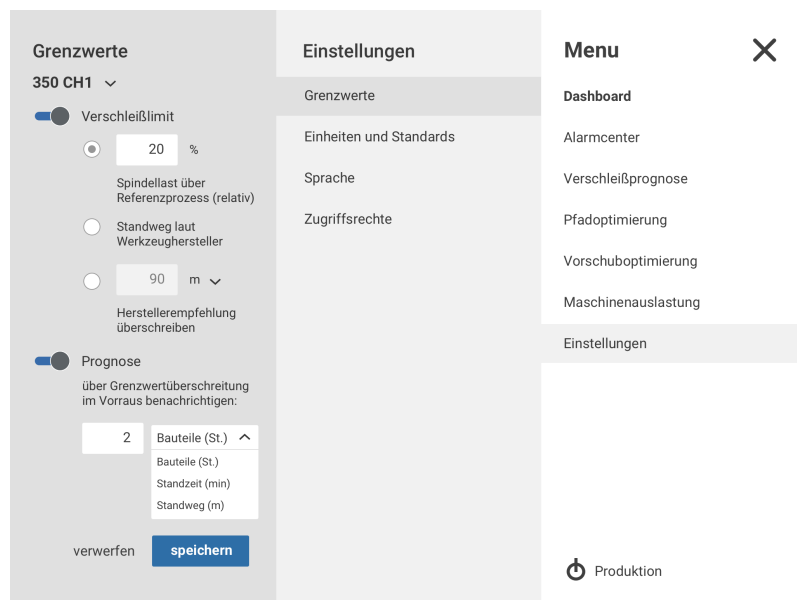


Abbildung 3.3.: GUI Grenzwerteingabe Werkzeugverschleiß

3.4. Dokumentation von Verzögerungsursachen

Ohne weitere Sensorik oder Bedieneringaben können nicht alle theoretisch möglichen Prozessverzögerungen eindeutig in Dauer und Ursache bestimmt werden. Bisher eingesetzte Systeme zur Analyse der Anlageneffizienz bieten lediglich Informationen zu vorhandenen Stillstands- und Produktionszeiten, eine Rückmeldung zu möglichen Ursachen kann nicht erfolgen. Dies ist jedoch notwendig, um ein umfassendes Bild sowohl über die Bearbeitungsprozesse, als auch die Ausnutzung vorhandener Maschinenkapazitäten zu erhalten. Erst

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

durch eine genaue Erfassung ist es möglich vorhandene Einsparpotentiale zu erkennen und zu nutzen.

Durch eine prozessbegleitende Erfassung des Maschinenzustands erfolgt eine sichere Detektierung von Alarmen und Stillstandszeiten. Die genaue Spezifizierung der Ursache erfolgt durch eine Eingabe des Maschinenbedieners, wenn diese nicht eindeutig auf Basis vorhandener Daten bestimmt werden kann (siehe Abb. 3.4). Hierbei wird durch eine zeiteffiziente Abfrage und individuell anpassbare Kategorisierung sichergestellt, dass eine breite Akzeptanz unter den Nutzern erreicht wird.

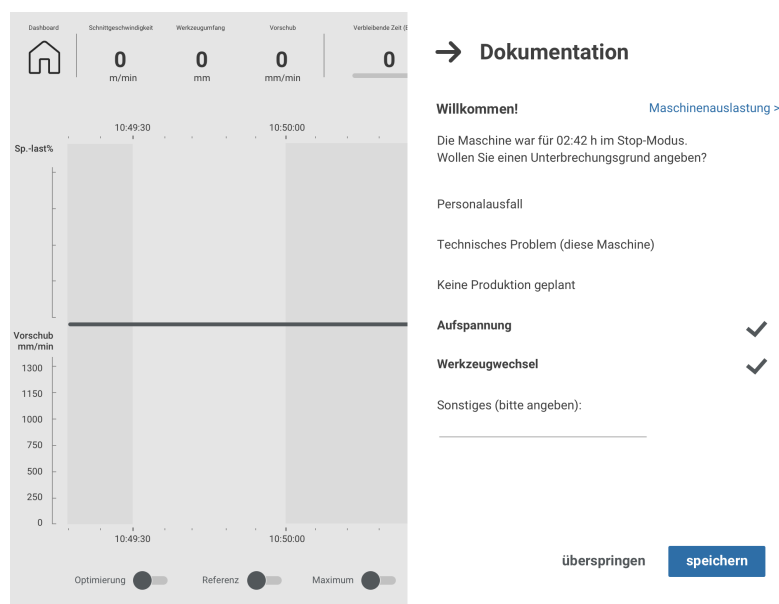


Abbildung 3.4.: GUI Dokumentation Verzögerungsursachen

3.5. Dashboard als Assistenzsystem

Die einzelnen Lösungsansätze der verschiedenen Anwendungsfälle werden in ein übersichtliches Dashboard integriert, welches die bereits erfassten Nutzeranforderungen berücksichtigt und maßgebliche Prozessparameter visualisiert. Das Assistenzsystem ermöglicht dabei unterschiedliche Datenaufbereitungen, je nach gegenwärtigem Einsatzszenario.

Für ein neues Bauteil werden zunächst Prozessanalysen auf Basis maschineninterner Messdaten durchgeführt, welche im weiteren Verlauf als Referenz dienen und vorhandene Optimierungspotentiale aufzeigen. Anschließend werden

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

erkannte Potentiale mit den bereitgestellten Werkzeugen ausgeschöpft und somit bereits ab dem zweiten Bauteil Effizienzsteigerungen erreicht. Während des Regelbetriebs erfolgt eine kontinuierliche Prozessüberwachung zur Verhinderung ungeplanter Stillstandszeiten und unter Berücksichtigung des Werkzeugverschleißes (Abb. 3.5 unten). Eine Kennzeichnung besonders überwachungsintensiver, da volatiler, Lastbereiche im Fertigungsprozess und notwendiger Eingriffe ermöglicht eine zielgerichtete Bedienung durch den Mitarbeiter, insbesondere bei gleichzeitiger Fertigung mit mehreren Maschinen. Dies reduziert den mittleren Überwachungsaufwand und kann gleichzeitig zur Steigerung der Prozesssicherheit beitragen.

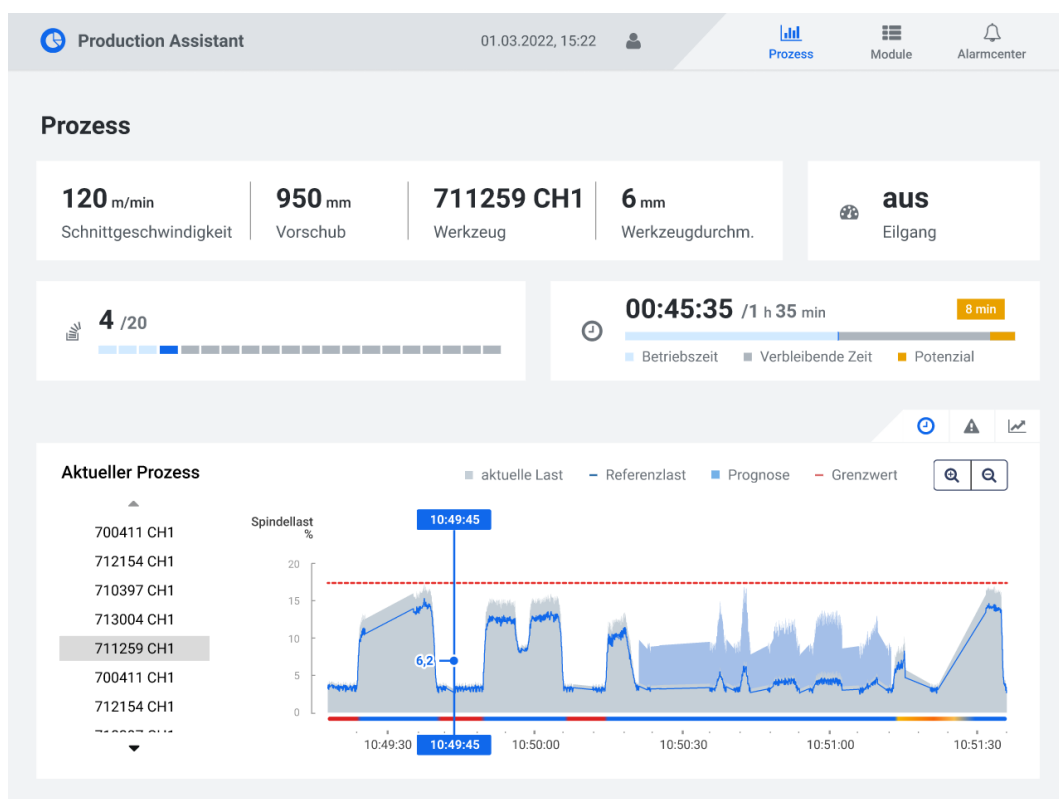


Abbildung 3.5.: GUI Dashboard für Prozessüberwachung

Zusätzlich zur Überwachungsansicht erhält der Nutzer eine objektive Rückmeldung über bereits erreichte Einsparungen und mögliche Potentiale (s. Abb. 3.6). Dies erhöht die Motivation für weitere Verbesserungen und bietet gleichzeitig eine Möglichkeit zur Evaluierung der gewählten Lösungsansätze.

3. Anwendungsfälle und Nutzererlebnis

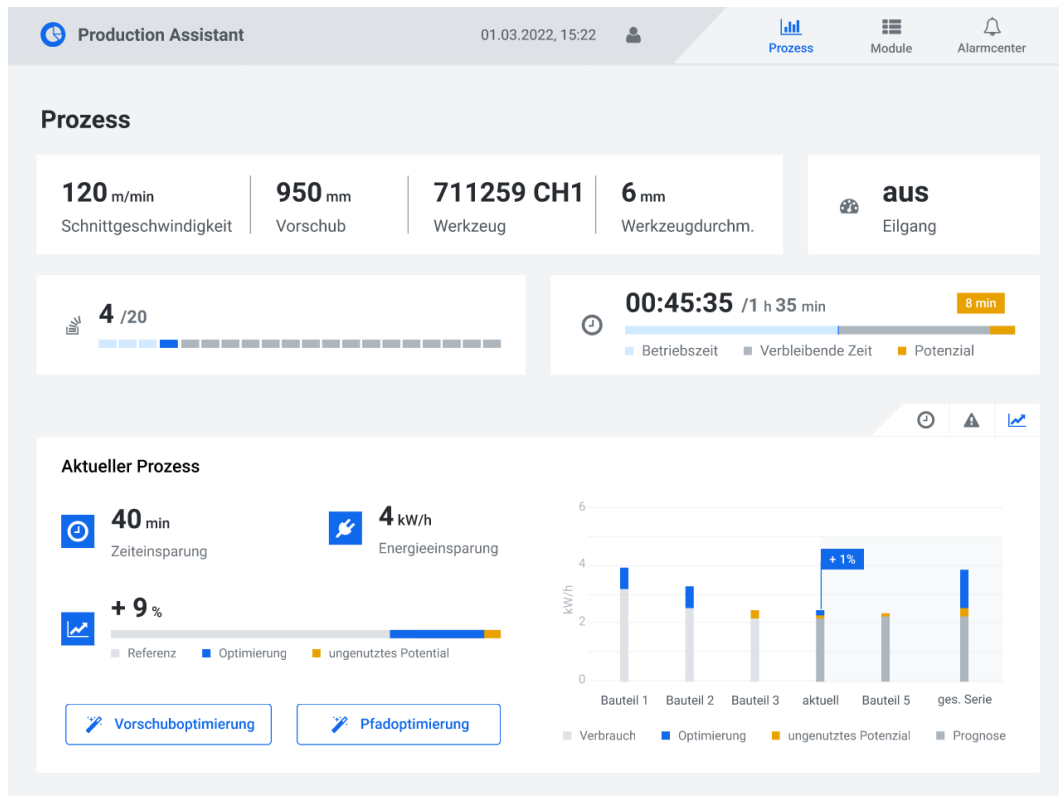


Abbildung 3.6.: GUI Dashboard für Prozesspotentiale

4. KI-Ansätze

Der Bereich der künstlichen Intelligenz umfasst diverse Begrifflichkeiten und Unterkategorien, welche nicht immer eindeutig definiert werden. Künstliche Intelligenz, Deep Learning und Machine Learning beschreiben artverwandte Technologien, sind jedoch nicht synonym. Während die künstliche Intelligenz oder KI einen übergeordneten Mantelbegriff darstellt, welcher alle Anwendungen und Technologien zusammenfasst, ist Machine Learning der Prozess aus Daten zu lernen und logische Schlüsse zu ziehen. Deep Learning ist ein Teilbereich des Machine Learnings der mit digitale Neuronal-Netzen arbeitet, um kontinuierlich zu lernen und Erlerntes bei weiteren Interaktionen mit der Umgebung anzupassen und zu modifizieren. Allen Technologien liegt eine ähnliche Methode zugrunde. Je nach gewählter Technologie, Plattform, bzw. gewählten Algorithmen oder Datensätzen können sich graduelle Unterschiede ergeben (siehe Abb. 4.1).[7], [8]

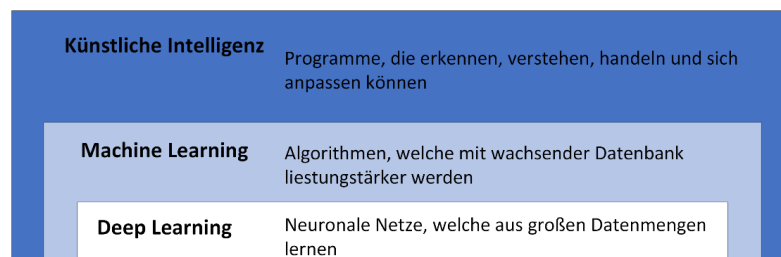


Abbildung 4.1.: Einordnung der Teilbereiche der KI

4.1. Künstliche Intelligenz

Künstliche Intelligenz ist die Simulation menschlicher Intelligenzprozesse durch Maschinen, insbesondere durch Computersysteme. Zu den spezifischen Anwen-

4. KI-Ansätze

dungen der KI gehören Expertensysteme, Verarbeitung natürlicher Spracherkennung und maschinelles Sehen. Mit dem zunehmenden Fortschritten in der Technologie der KI haben sich die Entwicklungen darum bemüht, die Nutzung von KI in den Bereichen der Produktion und Dienstleistung weiter zu implementieren. Oft ist das, was als KI bezeichnet wird, nur eine Komponente der künstlichen Intelligenz, wie zum Beispiel maschinelles Lernen (Machine Learning). KI erfordert eine Grundlage aus spezialisierter Hardware und Software zum Schreiben und Trainieren von Algorithmen für maschinelles Lernen. Im Allgemeinen funktionieren KI-Systeme, indem sie große Mengen Trainingsdaten aufnehmen, die Daten auf Korrelationen und Muster analysieren und diese Muster nutzen, um Vorhersagen über zukünftige Zustände zu treffen. Die KI-Programmierung konzentriert sich auf drei kognitive Fähigkeiten: Lernen, logisches Denken und Selbstkorrektur. [9],[8]

Der Teilbereich *Lernprozesse* der KI-Programmierung konzentriert sich auf die Erfassung von Daten und der Erstellung eines digitalen Abbildes, des zu analysierenden Prozesses. Zusätzlich werden Regeln in Form von Algorithmen erstellt und die Daten in verwertbare Informationen umzuwandeln.

Der Teilbereich *Logikprozesse* beinhaltet die Auswahl der KI zugrundeliegenden Algorithmen und ist ausschlaggebend für die Arbeitsweise des Systems. Im Allgemeinen beeinflussen die Genauigkeit der Analyse und die zu verarbeitenden Datenmengen die Performance der KI, in Abhängigkeit der Rechenleistung, und entscheiden über die Umsetzung einer Echtzeit-KI oder Nachbearbeitenden-KI. Die Auswahl richtet sich nach dem entsprechenden Use-Case und begrenzt die Einflussgrößen.

Der Teilbereich *Selbstkorrekturprozesse* ist essentieller Bestandteil der KI-Entwicklung und ermöglicht die Fähigkeit des Systems die implementierten Algorithmen kontinuierlich auf Grundlage der wachsenden Datenbank anzupassen und weiter zu verfeinern. Damit steigt die Genauigkeit des KI-Modells.[10]

4.2. Machine Learning

Unter Machine Learning versteht man die digitale Generierung von Wissen und Erfahrung. Hierbei lernt ein KI-Modell aus Beispielen durch Trainingsmodelle und ermöglicht eine Identifikation und erweitert eine Interpretation von Eingangsdaten. Hierzu erzeugen Algorithmen beim maschinellen Lernen ein statistisches Modell auf, das auf den Trainingsdaten beruht und welches gegen die Ergebnisdaten getestet wird. So werden Muster und Gesetzmäßigkeiten in den Lerndaten erkannt. Dies ermöglicht dem System auch unbekannte Daten zu beurteilen. Das markanteste Merkmal dieser Methode ist die fehlende Bereitstellung von Lösungsansätzen. Das System erzeugt nur anhand von Eingangs- und Ausgangsdaten ein Lösungsansatz und prüft diesen auf seine Genauigkeit.[11]

Der Algorithmus lernt eine Funktion aus gegebenen Paaren von Eingangs- und Ausgangsdaten, in den einfachsten Fällen Prozessparameter und Binärwert *in Ordnung* oder *nicht in Ordnung*. Dabei stellt während des Lernens ein Teacher-Subprogramm den korrekten Funktionswert zu einer Eingabe bereit. Ziel beim Trainieren des Modells ist, dass dem Netz nach mehreren Rechengängen mit unterschiedlichen Ein- und Ausgaben die Fähigkeit antrainiert wird, Assoziationen herzustellen. Entsprechend dem Anwendungsfall werden in den meisten Fällen zwei Modelle unterschieden. Das unüberwachte Lernen erzeugt sogenannte Cluster aus den Eingangsdaten und dient in erster Linie der Identifikation von Mustern zu Analysezwecke. Beim überwachten Lernen werden aus den identifizierten Clustern einzelne Klassen entwickelt, welche einem angelernten Zusammenhang angehängt werden. Hierbei können Muster auch auf neue bzw. unbekannte Daten übertragen werden und ermöglichen eine Prognose von Zusammenhängen (siehe Abb. 4.2).[12]

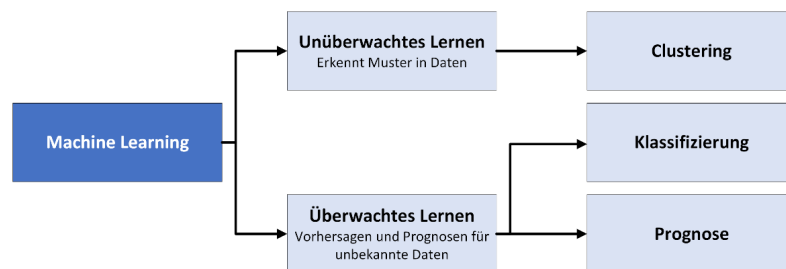


Abbildung 4.2.: Arten von Machine Learning

4. KI-Ansätze

Die Stufe der Autonomie einer KI entscheidet über den Einfluss welchen der Mensch in der Men to Machine (M2M) Kommunikation ausüben kann. Diese reichen von der umfangreichen Kontrolle des Menschen (Stufe 0) bis zur vollumfänglichen Kontrolle der KI (Stufe 5). Bei Assistenzsystemen greift die Stufe 1, das bedeutet die KI trifft keine eigenständigen Entscheidungen über den Prozessablauf und greift nicht selbständig in die Stellgrößen des Prozesses ein. Vielmehr bereitet sie entsprechend der Anwendung die Daten auf und schlägt dem Bediener Empfehlungen vor. In diesem KI-gestützten System liegt die aktive Ausführung und die Verantwortung weiterhin beim Bediener.[13]

4.3. Phasen der KI-Implementierung

Die Implementierung für die KI-Anwendungen einer Machine Learning-Anwendung läuft im Allgemeinen in vier Phasen ab. Hierbei können je nach Anwendungsfall einige Phasen geringfügig anders durchgeführt werden.

Phase 1: Datenabfrage

Grundlegend muss in der initialen Phase zunächst die notwendige Datenbereitstellung sichergestellt werden. Hierbei ist zwischen einer Echtzeiterfassung und der aufbereiteten Erfassung zu unterscheiden. Bei zweiterem werden Messdaten in Echtzeit erfasst und als gemittelter oder gesammelter Batch an das KI-Modell übermittelt. Der Vorteil liegt hierbei in der Auslagerung eines Teils der benötigten Rechenleistung an die Steuereinheit der Anlage, als auch die Minimierung der zu verarbeiteten Datenmenge. Die Menge und Qualität der Daten hängt in erster Linie von der Problemstellung und Arbeitsweise des KI-Modells ab und dient als Stellgröße für die Genauigkeit der Analyse und Interpretation des Systems. Im Allgemeinen können Daten, die als Eingangsgröße definiert werden, in Prozess- und Sensordaten unterteilt werden. Letztere können aus in der Anlage bereits verbauten Sensorik abgerufen werden, oder über externe Geräte bereitgestellt werden. Für die Variante des überwachten Lernens dienen Eingangsdaten aus der Fertigung und Qualitätsdaten. Diese werden in den meisten Fällen nach der Bauteil-/Prozessprüfung interpretiert und in das Modell eingepflegt.[10]

4. KI-Ansätze

Phase 2: Entwicklung der KI-Anwendung

Die Entwicklung eines KI-Modells richtet sich eng an den zu realisierenden Anwendungsfall und den zu verarbeiteten Datenmengen. Zwei signifikante Unterschiede sind zum einen die Verarbeitung der Daten in Echtzeit als prozessbegleitende Lösung oder alternativ als nachbearbeitendes Modell. Zweiteres ist gerade für die Betrachtung kompletter Prozessabläufe und für Anwendungen mit hoher Genauigkeit geeignet. Die zweite Unterscheidung betrifft die Dateninterpretation des Modells. Zum einen können einzelne Daten analysiert und interpretiert werden, dies findet vor allem Anwendung in der Analyse von Grenzwerten und wird im allgemeinen als Muster „Detection“ bezeichnet. Die alternative ist eine Betrachtung von Datenreihen und deren Verlauf als Muster, hierbei werden Daten und deren zeitlicher Verlauf erfasst und interpretiert. Diese Variante wird als *Tracking* bezeichnet.[7]

Phase 3: Schulung des KI-Modells

Die Schulung des entwickelten KI-Modells bildet den zentralen Implementierungsschritt für die Validierung und Qualifizierung der KI-Anwendung. Hierbei werden Trainingsdaten bestehend aus Datenpaaren bereitgestellt. Diese setzen sich aus Prozess- und Sensordaten sowie den entsprechenden Qualitätsdaten zusammen. Das daraus abgeleitete Trainingsmodell dient der KI zur Erkennung und Interpretation von unbekanntem Datensätzen. Die eigentliche Validierung erfolgt über den Abgleich bzw. den Vergleich mit Testdatensätzen und bestimmt die Genauigkeit der KI-Anwendung. Mit wachsender Datenbank steigt entsprechend die Genauigkeit des Modells in Abhängigkeit der Qualität der verarbeiteten Daten. Die verwendeten Lösungsansätze werden hierbei von dem KI-Modell eigenständig erzeugt und über das Hyperparametertuning stetig weiter spezifiziert. Mögliche Schwachstellen des KI-Modells lassen sich bereits in der Schulungsphase identifizieren. Diese können je nach Anwendungsfall unzureichende Genauigkeit oder eine zu langsame Datenverarbeitung sein.[14]

4. KI-Ansätze

Phase 4: Integration von KI-Anwendungen

Die finalisierende Phase besteht aus der Integration des geschulten KI-Modells in die Prozessumgebung. Hierbei müssen geeignete Schnittstellen gewählt werden um die benötigten Eingangsdaten abzurufen und entsprechend dem Anwendungsfall Analyse- oder Ausgangsgrößen in der Prozesskette bereitzustellen.[15] Aufgrund verfügbarer Schnittstellen der üblicherweise verwendeten CNC-Steuerungen, können hierbei eine Vielzahl an Variablen und Eingriffsmöglichkeiten genutzt werden. Diese unterscheiden sich je nach SteuerungsHersteller in der jeweiligen Umsetzung nur in Details.

4.4. Anwendungsfälle

Im Zuge der Projektdurchführung wurden zwei Anwendungsfälle identifiziert, welche sich besonders für eine KI-gestützte Optimierung eignen. Im Folgenden wird der notwendige Aufbau für eine entsprechende KI-Lösung beschreiben.

4.4.1. Vorschuboptimierung

Für den Anwendungsfall der Vorschuboptimierung eignet sich ein nachbearbeitenden KI-Modell mit Analyse und Interpretation des gesamten Fertigungszyklus. Hierbei wird als Eingangsgröße die gemittelte Spindellast in Prozent mit einer Frequenz von 20 Hz abgefragt. Ergänzend wird in das Modell die Interpretation des angewendeten NC-Codes implementiert, sodass beim Durchlauf des Zyklus einzelne Datenklassen zu den entsprechenden Fertigungsschritten erkannt werden können. Die maximale Spindellast ist abhängig vom verwendeten Werkzeug und wird als Ausgangsgröße bzw. als Referenzwert über Herstellerangaben und Analysen bereitgestellt. Als Prozessstellgröße dient der im NC-Code hinterlegte Werkzeugvorschub. So kann für die Schulungsphase der Prozess digital Abgebildet und von der KI Interpretiert werden, siehe Abb. 4.3.

4. KI-Ansätze

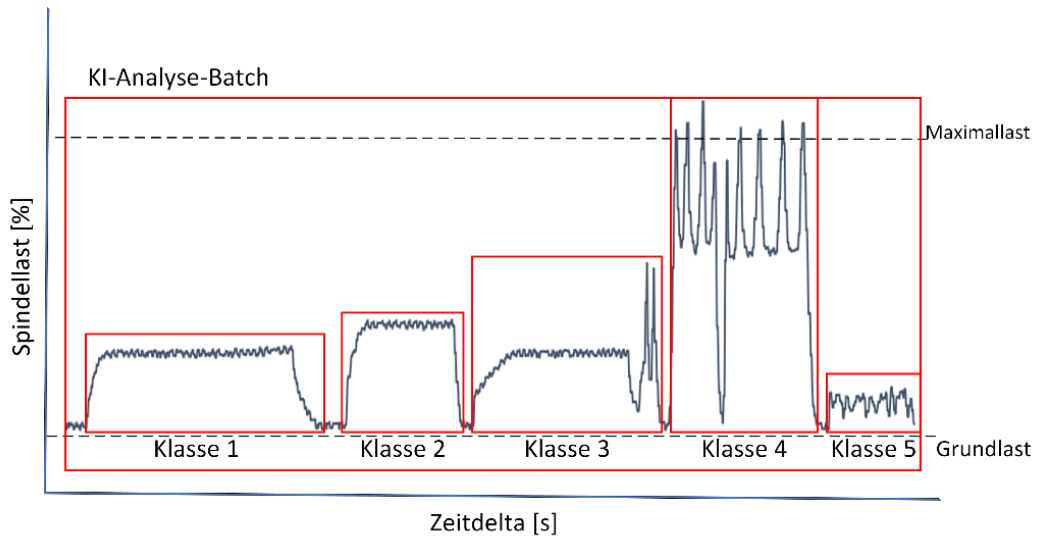


Abbildung 4.3.: Prozessverlauf und Klassifizierung

Während der Schulungsphase wird der Fertigungszyklus unter Standardbedingungen durchgeführt und das KI-Modell stellt in der Nachbearbeitung einen vorschuboptimierten Zyklus bereit, welcher die Belastungspotentiale über den Vorschub ausnutzt. Die Rückmeldung erfolgt über einen angepassten NC-Code, je nach Unternehmensstruktur, an die Arbeitsvorbereitung oder direkt an den Maschinenbediener (Abb. 4.4).

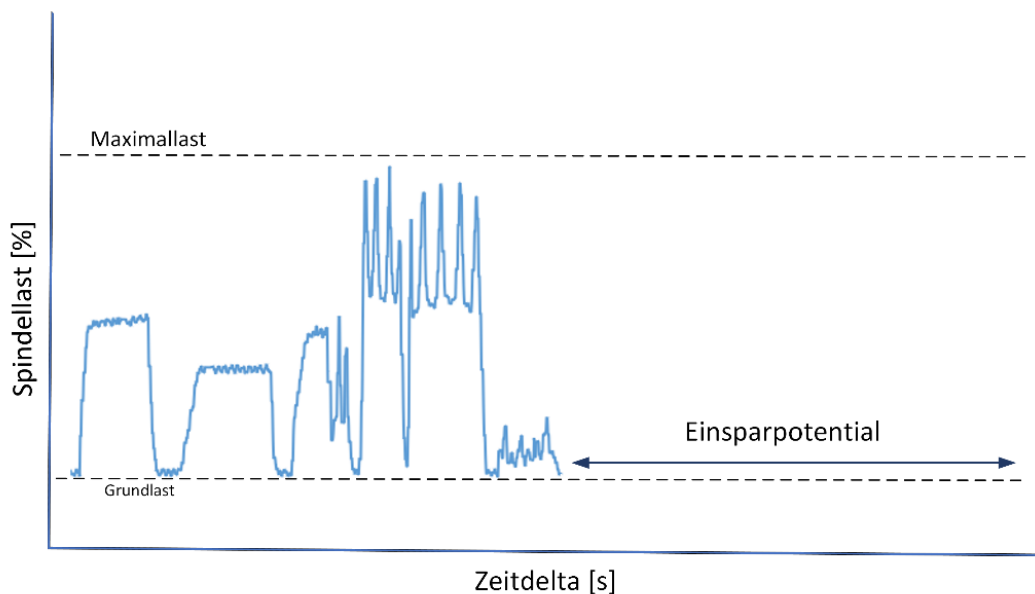


Abbildung 4.4.: Prozessverlauf optimiert

4.4.2. Werkzeugverschleiß

Für den Anwendungsfall des Werkzeugverschleißes eignet sich ein Echtzeit-KI-Modell mit Analyse und Interpretation von Einzelmesswerten, wie in Abb. 4.5 abgebildet. Auch hierbei wird als Eingangsgröße die normierte Spindelleistung mit einer Frequenz von 10-20 Hz abgefragt. Das Modell benötigt zudem eine genaue Referenzierung auf das verwendete Werkzeug und den angewandten Fertigungszyklus. In der Schulungsphase müssen für jedes Werkzeug Trainingsdaten in Form einer abbildenden Verschleißstudie aufgenommen werden. Hierbei werden Fertigungszyklen wiederholt aufgenommen und die Steigerung der Spindellast aufgezeichnet. Diese dienen als Vergleichsdaten für das KI-Modell und ermöglichen die Interpretation des Werkzeugzustandes. Diese Schulungsphase muss zunächst für jedes zu implementierende Werkzeug durchgeführt werden. Die Rückmeldung des Modells kann über die Deckungsrate, zusammen mit den geschulten Daten, direkt auf das Interface der Fertigungsanlage ausgegeben werden (z.B. Werkzeugzustand 100 bis 0 %). Hierbei bieten sich natürlich bedarfsgerechte Darstellungen, insbesondere die verbleibende Lebensdauer in Bauteilen, für eine maximale Unterstützung des Mitarbeiters an.

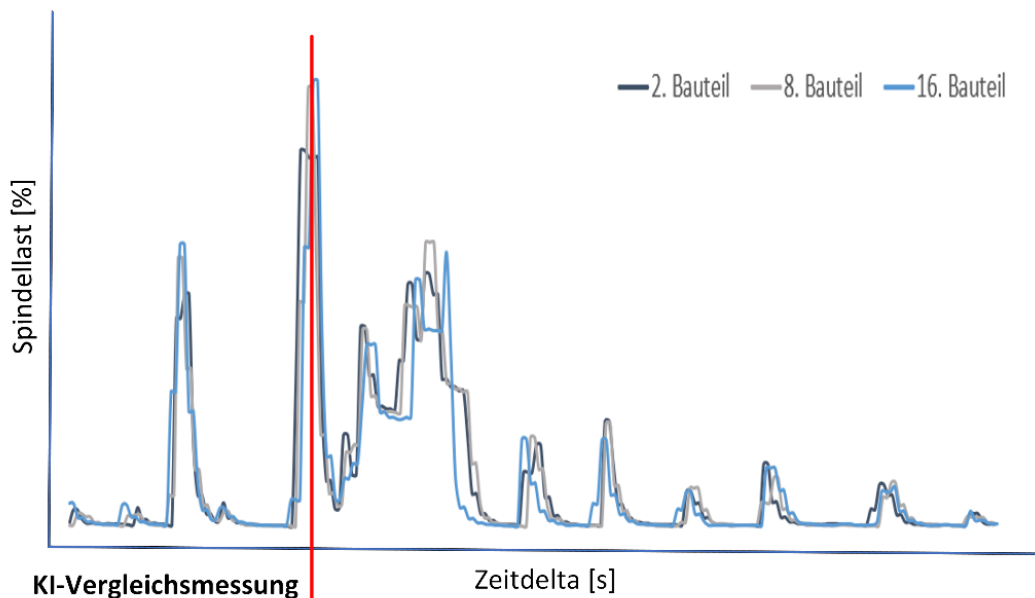


Abbildung 4.5.: Trainingsmodell Werkzeugverschleiß

5. Einsparpotentiale

Die untersuchten Anwendungsfälle und jeweiligen Lösungen werden in Hinblick auf ihre Energieeinsparung und Möglichkeit zur Optimierung mittels KI-unterstütztem Assistenzsystem bewertet. Hierbei sind neben hohen Einsparpotentialen durch entstehende Prozessverzögerungen auch vorhandene Möglichkeiten zur weitgehend automatisierten Datenerfassung relevant.

Um die Einsparpotentiale möglichst allgemeingültig ermitteln zu können, sind umfangreiche Datenerfassungen und Optimierungen unter realen Produktionsbedingungen erforderlich. Besonderen Einfluss auf die Gesamtenergieaufnahme und somit auch erreichbaren Einsparungen haben unter anderem die gewählten Bearbeitungsverfahren, wie beispielsweise Drehen, Fräsen, Bohren und Gewindeherstellung, sowie verwendete Maschinen, Werkstoffe und Schichtmodelle. Daher ist es erforderlich, eine vielfältige Abdeckung möglicher Fertigungsprozesse durch eine möglichst große Datenbasis zu realisieren. Für diese Daten sind Aufzeichnungen in kooperierenden Industriebetrieben erforderlich.

Aufgrund der vorliegenden Kontaktbeschränkungen innerhalb der anhaltenden Covid-19 Pandemie können diese Messungen nicht in vollem Umfang realisiert und somit die Einsparpotentiale nicht abschließend bewertet werden. Für eine erste Abschätzung erreichbarer Einsparungen können daher nur bisher ermittelte Daten genutzt werden. Die bisher ermittelten Daten sind nicht ausreichend repräsentativ, um eine abschließende Beurteilung zu ermöglichen, sie vermitteln jedoch einen ersten Eindruck der realisierbaren Zeit-, Energie- und CO₂-Einsparungen.

5.1. Nutzungsprofil

Für Abschätzungen möglicher Einsparpotentiale ist es zusätzlich erforderlich, typische Nutzungsprofile der untersuchten Bearbeitungszentren zu erfassen. Diese werden maßgeblich durch die eingesetzten Schichtmodelle und realisierten Stückzahlen innerhalb der Produktionsbereiche beeinflusst. Gerade die mittelständisch geprägten Fertigungsunternehmen in Schleswig-Holstein nutzen häufig keinen dreischichtigen, sondern lediglich einen ein- oder zweischichtigen Betrieb. Um trotzdem möglichst hohe Ausbringungsmengen ermöglichen zu können, kommt verstärkt Automatisierungstechnik zum Einsatz, welche auch kleinere und mittlere Prozessserien bewältigen kann.

Um belastbare Daten über das Nutzungsverhalten zu erhalten, wurden Zustandsanalysen eines Bearbeitungszentrums über einen Zeitraum von zwei Monaten durchgeführt. Hierbei zeigte sich, dass die Maschine trotz einer nur einschichtig durchgeführten Bestückung und Überwachung lediglich in 12,4% der Zeit nicht eingeschaltet war. Während der erfassten Einschaltdauer konnte in 42,6% der Zeit aktiv produziert werden (siehe Abb. 5.1). Auch wenn diese Daten nicht ohne weitere Anpassungen auf alle anderen Betriebe in Schleswig-Holstein übertragen werden können zeigen sie doch, dass eine Optimierung von Haupt- und Nebenzeiten erfolgen sollte. Dies ermöglicht die größtmögliche Energieeinsparung durch das hier entwickelte Assistenzsystem.

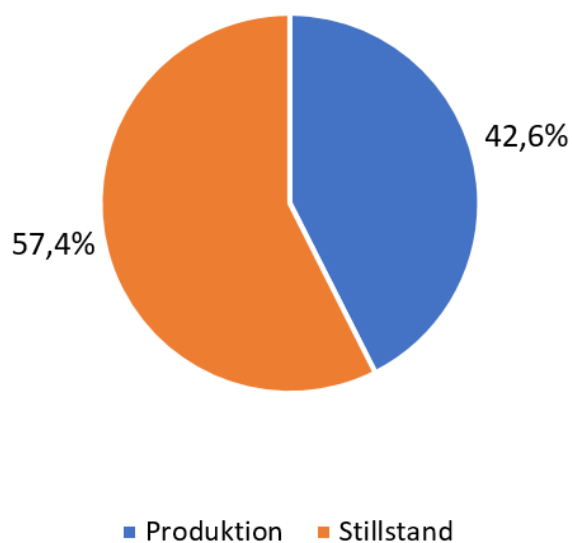


Abbildung 5.1.: Anteile Maschinenzustände

5.2. Energieaufnahme

Für eine Abschätzung erreichbarer Energieeinsparungen ist es zunächst notwendig, die Leistungsaufnahme der untersuchten Werkzeugmaschinen in verschiedenen Betriebszuständen zu kennen. Da moderne CNC-Maschinen auch im Leerlauf einen Großteil ihrer Energieaufnahme für die Positionsregelung und Nebenaggregate benötigen, erfolgt für die Spanabhebung nur ein geringer Teil der Gesamtenergieaufnahme. Das hier exemplarisch angeführte fünfachsiges Bearbeitungszentrum vom Typ *MAS MCU630V-5X* der Fa. Kovosvit benötigt im Betrieb eine mittlere Leistungsaufnahme von 18,8kW, hiervon entfallen jedoch bereits 14,0kW auf die Grundlast, insbesondere verursacht durch vorhandene Nebenaggregate.[16] Dies deckt sich mit den Ergebnissen einer im Rahmen dieses Projektes durchgeführten Recherche, bei der ein durchschnittlicher Grundlastanteil von 71,8% für moderne fünfachsiges Bearbeitungszentren ermittelt werden konnte.

In bisherigen Optimierungen konnten durch angepasste Werkzeugausnutzungen und optimierte Fertigungsabläufe bereits Einsparungen von 10% Fertigungszeit für einen Fräsprozess erreicht werden. Bei einer Nutzung der exemplarisch angeführten Maschine im Dreischichtbetrieb ergibt dies bereits eine jährliche Energieeinsparung von etwa 15,1MWh. Berücksichtigt man hierbei den CO₂-Emissionsfaktor des deutschen Strommix von 512g/kWh (im Jahr 2018) ergeben sich bereits Einsparpotentiale von 7,7t CO₂ für die untersuchte Werkzeugmaschine.[17]

Im Rahmen einer durchgeführten Recherche konnten in Schleswig-Holstein 210 Betriebe identifiziert werden, welche Dienstleistungen im Bereich der Zerspaltung anbieten und mehr als zehn Mitarbeiter beschäftigen. Diese Betriebe verfügen zusammengenommen über etwa 3614 Werkzeugmaschinen. Werden die erreichte Einsparung und die mittlere Leistungsaufnahme der exemplarischen Werkzeugmaschine auf diese Anzahl an Maschinen hochgerechnet, ergeben sich immense Auswirkungen. Die jährlichen Einsparpotentiale betragen etwa 54,6GWh elektrische Energie und somit 27,8kt CO₂ für Schleswig-Holstein. In diesen Werten wird noch nicht berücksichtigt, dass zusätzlich ein großer Teil der spanend produzierenden Unternehmen diese Dienstleistungen nicht anbietet, sondern lediglich eigene Produkte herstellt und daher bisher nicht berücksichtigt wurde.

5.3. Anwendungsfälle

Im Rahmen dieses Forschungsprojektes haben sich folgende einzelne Anwendungsfälle für das *Assistenzsystem für die energieeffiziente Bedienung von Werkzeugmaschinen* ergeben, welche bereits in Kapitel 3 erläutert wurden:

1. Vorschuboptimierung
2. Unnötige Werkzeugpfade
3. Werkzeugverschleiß
4. Dokumentation von Verzögerungsursachen

Für die Erkennung von Werkzeugverschleiß werden Kraftänderungen infolge einer stumpfer werdenden Werkzeugschneide detektiert. Durch die bisher nur eingeschränkt mögliche Datenerfassung und die notwendige Fertigung mehrerer Bauteile unter zunächst gleichbleibenden Prozessbedingungen, war eine Verifizierung der Leistungsfähigkeit nicht auf Basis industriell aufgenommener Messdaten möglich.

Für den Anwendungsfall *Vorschuboptimierung* konnte eine Bestätigung der bereits erreichten Einsparpotentiale anhand weiterer Prozessoptimierungen im industriellen Umfeld erreicht werden. Hierbei wurden mittels Optimierungen durch angepasste Werkzeugausnutzungen und optimierte Fertigungsabläufe mehrmals Einsparungen von 10% Fertigungszeit für unterschiedliche Fräsprozesse erreicht. Bei Nutzung der exemplarisch angeführten Maschine *MAS MCU-630V-5X* der Fa. KovoSvit im Dreischichtbetrieb ergibt dies eine jährliche Energieeinsparung von etwa 15,1MWh. Berücksichtigt man hierbei den CO₂-Emissionsfaktor des deutschen Strommix von 512g/kWh (im Jahr 2018) ergeben sich bereits Einsparpotentiale von 7,7t CO₂ für die untersuchte Werkzeugmaschine.[17]

Der Anwendungsfall *Werkzeugverschleißerkennung* wurde dahingehend verifiziert, dass eigene Verschleißuntersuchungen, sogenannte Standzeitversuche, an Werkzeugmaschinen der Fachhochschule Kiel durchgeführt wurden. Um Werkzeugbruch und dadurch verursachte erhebliche Verzögerungen frühzeitig ver-

5. Einsparpotentiale

hindern zu können, erfolgt eine Fokussierung auf die Erkennung sehr geringer Steigerungen der Zerspanungskräfte aus den Steuerungsdaten. Das Standzeitkriterium eines Zerspanungswerkzeuges wird üblicherweise durch eine Verschleißmarkenbreite der Hauptschneide (hier: $VB = 250\mu\text{m}$) definiert. Bei den exemplarisch untersuchten Prozessen konnten bereits Kraftsteigerungen unter 5% sicher ermittelt werden. Hierbei traten Verschleißmarkenbreiten von etwa $63\mu\text{m}$ an den Schaftfräsern mit 6mm Durchmesser auf, die Werkzeuge hatten somit erst etwa 25% ihrer jeweiligen Lebensdauer erreicht.

Aufgrund der vorliegenden Kontaktbeschränkungen innerhalb der anhaltenden Covid-19 Pandemie können die notwendigen Messungen nicht in vollem Umfang realisiert werden, wie in Abschnitt 2.3 beschrieben. Die bisher ermittelten Daten sind nicht ausreichend repräsentativ, um eine abschließende Beurteilung zu ermöglichen, sie vermitteln jedoch einen ersten Eindruck der realisierbaren Zeit-, Energie- und CO_2 -Einsparungen. Die Anwendungsfälle *Unnötige Werkzeugpfade* und *Dokumentation von Verzögerungsursachen* können daher nicht detailliert bewertet werden. Aufgrund der, in Zusammenarbeit mit Partnerunternehmen, durchgeführten FMEA sind deutliche Einsparungen zu erwarten.

5.4. KI-basiertes Assistenzsystem

Nicht jeder Anwendungsfall eignet sich gleichermaßen für eine KI-unterstützte Optimierung. Für eine optimale Verarbeitung müssen die Daten zum einen durch maschineninterne Messwerte erfassbar sein, zum anderen dürfen Fehleinschätzungen nicht zu besonders sicherheitsrelevanten Gefährdungen der Mitarbeiter oder Maschinen führen. Nach bisherigem Stand weisen die zwei Anwendungsfälle *Vorschuboptimierung* und *Werkzeugverschleiß* besonders hohe Potenziale für die KI-unterstützte Optimierung auf, diese lassen sich über die Aufnahme der aufgetragenen Spindellast realisieren.

Die Optimierungspotentiale des Vorschubes lassen sich durch ein nachbearbeitendes KI-Modell mit dem Vorschub als Stellgröße realisieren. Die Überwachung und Vorhersage des Werkzeugverschleißes lässt sich mit ungeschulten Trainingsdaten von Versuchswerkzeugdaten als Echtzeitüberwachung realisieren. Hierbei kann sowohl die Qualität der Vorschläge, als auch die Genauigkeit

5. Einsparpotentiale

der Einspar- und Verschleißvorhersage durch maschinelles Lernen verbessert werden.

Insbesondere eine hohe Güte der ermittelten Optimierungsvorschläge, zusammen mit einer eindeutigen Erfassung der zugehörigen Einsparpotentiale sichert wiederum die notwendige Akzeptanz unter den Mitarbeitern und ermöglicht eine Reduzierung des notwendigen Überwachungsaufwandes. Dies schafft freie Kapazitäten für weitere produktive Tätigkeiten und Prozessoptimierungen.

Aufgrund der begrenzten Datenbasis kann die Leistungsfähigkeit der gewählten KI-Ansätze nicht abschließend verifiziert werden. Die gilt ebenso für die sich daraus ergebenden Einsparpotentiale hinsichtlich einer energieeffizienteren Produktion. Für die Zukunft wird die Erfassung der notwendigen und umfangreichen Prozessdaten angestrebt, um entsprechende Ansätze verifizieren zu können.

6. Verwertung

Die im Rahmen dieses Forschungsprojektes gewonnenen Erkenntnisse werden von der Fachhochschule Kiel und dem zugehörigen Institut für CIM-Technologietransfer in Forschung, Lehre und Technologietransfer genutzt. Hierzu gehörten unter anderem Veranstaltungen der *Digitalen Fabrik* des CIMTT, des *Mittelstand 4.0-Kompetenzzentrum Kiel*, Vorlesungen, sowie studentische Abschlussarbeiten und Projekte.

6.1. Veröffentlichungen

Folgende Veröffentlichungen haben sich direkt aus den Erkenntnissen des Forschungsprojektes ergeben:

1. *Operating Assistance System for Machine Tools*[18]
International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (AHFE), 2020
2. *User-Centered Optimization System at Workshop Level for more Energy-Efficient Machine Tool Operations*[19]
International Conference on Human Interaction & Emerging Technologies: Future Applications (IHET-AI), 2021
3. *User Oriented Processing of Machine Internal Data for Productivity Enhanced Operation of Machine Tools*[20]
Global Summit and Expo on Industrial and Manufacturing Engineering (GSEIME), 2021

6. Verwertung

4. *User-centric Energy Efficiency Optimization for Machining*[21]
Global Conference on Sustainable Manufacturing (GCSM), 2022

6.2. Forschungsprojekte

Aus den bisherigen Untersuchungen haben sich weitere Fragestellungen und Forschungsansätze ergeben, welche im Rahmen von Forschungsprojekten untersucht werden sollen. Hierbei erfolgt stets eine Fokussierung auf die Reduzierung der notwendigen Energieaufnahme je ausgebrachtem Werkstück. Insbesondere die folgenden zwei Problemstellungen bieten nach bisherigem Kenntnisstand die größten Einsparpotentiale.

Zum einen fehlt bisher die Möglichkeit zur Kalibrierung der aufgenommenen Messwerte auf ein gemeinsames und absolutes Bezugssystem, sodass Vergleiche zwischen unterschiedlichen Maschinen und Prozessen vereinfacht werden. Ansätze um diese Kalibrierung durchzuführen und die daraus resultierenden Potentiale zur Energieeinsparung durch Optimierung der Fertigungsprozesse werden gegenwärtig in dem EKSCH-geförderten Projekt *Drehmomentbasierte Zerspanungsoptimierung (DrehOpt)* an der Fachhochschule Kiel untersucht.

Zum anderen lässt sich die hohe Grundlast moderner Werkzeugmaschinen auch auf weitere Prozesse außerhalb der Zerspanung übertragen. Eine neu beschaffte additive Laser-Pulver-Auftragsschweißanlage der Fachhochschule Kiel hat eine Energieaufnahme, welche etwa 280% der Aufnahme einer ebenfalls beschafften Fräsmaschine mit vergleichbarem Bauraum entspricht. Weiterhin ist der Anteil an nicht produktiven Nebenzeiten, insbesondere durch unzureichende Programmiermöglichkeiten der neuen Bearbeitungsmaschinen, deutlich erhöht. Zusätzlich benötigt das Verfahren eine energieaufwändige Herstellung von Metallpulvern aus bestehenden Halbzeugen und die Bereitstellung von hochreinen Prozessgasen. Hier ergeben sich noch deutlich größere Einsparpotentiale, wenn die hier gewählten Ansätze der nutzerzentrierten Datenauswertung und Prozessoptimierung auf neue Fertigungsverfahren übertragen werden.

7. Zusammenfassung und Ausblick

Die Optimierung von Fertigungsprozessen in der Zerspanung bietet erhebliche Einsparpotentiale hinsichtlich Energieaufnahme und CO₂-Ausstoß. Aufgrund des hohen Anteils der bearbeitungsunabhängigen Grundlast moderner Werkzeugmaschinen ist eine Reduzierung der Energieaufnahme je ausgebrachtem Werkstück maßgeblich durch eine Optimierung der Gesamtbearbeitungsdauer zu erreichen. Hierbei überwiegen die Einsparungen durch eine verkürzte Prozessdauer deutlich die leicht erhöhten Spindelleistungen für höhere Abtragsraten.

Im Rahmen dieses Projektes konnten die Meilensteine der AP1 bis AP5 erreicht werden, entsprechend der angepassten Projektplanung. Hierfür wurde in Zusammenarbeit mit Maschinenbedienern und spanend produzierenden Industrieunternehmen Anwendungsfälle ermittelt, die technische Basis des Demonstrators geschaffen sowie eine nutzerzentrierte Datenaufbereitung und Dokumentation realisiert. Die gewählten Lösungsansätze und erreichten Einsparungen wurden anhand exemplarischer Prozesse verifiziert. Die Entwicklung und Verifizierung des KI-basierten Assistenzsystems sind Inhalt der AP5 bis AP6. Insbesondere das Anlernen und die abschließende Verifizierung der gewählten KI-Ansätze benötigt hierfür umfangreiche Datensätze.

Für die angestrebte Verbesserung der Unterstützung durch das Assistenzsystem mittels künstlicher Intelligenz ist jedoch eine deutlich größere Datenbasis als bisher erforderlich, sodass lediglich auf Lösungsansätze zurückgegriffen werden kann. Diese notwendige Basis konnte durch die Kontakt- und Zutrittsbeschränkungen, durch die aktuelle Covid-19 Pandemie, nicht während der Projektlaufzeit realisiert werden.

Literatur

- [1] Berend Denkena u. a. „Quality assurance using enriched process information“. In: *tm - Technisches Messen* 86.9 (2019).
- [2] International Energy Agency. *Key World Energy Statistics*. Paris, 2020.
- [3] Thomas Gittler u. a. „A fundamental approach for data acquisition on machine tools as enabler for analytical Industrie 4.0 applications“. In: *12th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering*. Gulf of Naples, 2018.
- [4] Robin Oberlé u. a. „A Use Case to Implement Machine Learning for Life Time Prediction of Manufacturing Tools“. In: *53rd CIRP Conference on Manufacturing Systems*. Chicago, 2020.
- [5] Min Cai und Jianwen Luo. „Influence of COVID-19 on Manufacturing Industry and Corresponding Countermeasures from Supply Chain Perspective“. In: *Journal of Shanghai Jiaotong University (Sci.)* 25.4 (2020).
- [6] Martin Werdich. *FMEA – Einführung und Moderation*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, 2011.
- [7] Phil Wennker. *Künstliche Intelligenz in der Praxis*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 1. Sep. 2020. 176 S.
- [8] Andreas Mockenhaupt. *Digitalisierung und Künstliche Intelligenz in der Produktion*. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2021.
- [9] Holger Buxmann Peter; Schmidt. *Künstliche Intelligenz*. Springer-Verlag GmbH, 2019.
- [10] Marie Kreutzer Ralf T.; Sirrenberg. *Künstliche Intelligenz verstehen*. Springer-Verlag GmbH, 9. Juli 2019.
- [11] Institut für innovation und Technik-iit. *Künstliche Intelligenz*. Hrsg. von Volker Wittpahl. Springer Berlin Heidelberg, 25. Okt. 2018. 288 S.

Literatur

- [12] Dirk Paaß Gerhard; Hecker. *Künstliche Intelligenz*. Springer-Verlag GmbH, 6. März 2021.
- [13] Vanessa Carolin Schmieder. *Künstliche Intelligenz als Substitut menschlicher Arbeit*. Springer-Verlag GmbH, 21. Aug. 2019.
- [14] Andreas Moring. *KI im Job*. Springer-Verlag GmbH, 18. Mai 2021.
- [15] Manfred Dietrich. *Digitales Shopfloor Management in SAP-Systemumgebungen*. Springer Vieweg Verlag, 2021.
- [16] Tomáš Holkup, Jiri Vyroubal und Jan Smolik. „Improving energy efficiency of machine tools“. In: *11th Global Conference on Sustainable Manufacturing*. Berlin, 2013.
- [17] Petra Icha und Gunter Kuhs. *Entwicklung der spezifischen Kohlendioxid-Emissionen des deutschen Strommix in den Jahren 1990 - 2019*. Umweltbundesamt. Dessau-Roßlau, 2020.
- [18] Alexander Mattes und Thore Gericke. „Operating Assistance System for Machine Tools“. In: *Advances in Human Factors and Systems Interaction*. 2020.
- [19] Thore Gericke u. a. „User-Centered Optimization System at Workshop Level for more Energy-Efficient Machine Tool Operations“. In: *Human Interaction, Emerging Technologies and Future Applications IV*. 2021.
- [20] Thore Gericke, Volkmar Thomsen und Alexander Mattes. „User Oriented Processing of Machine-Internal Data for Productivity Enhanced Operation of Machine Tools“. In: *Global Summit and Expo on Industrial and Manufacturing Engineering* (2021).
- [21] Thore Gericke u. a. „User-centric Energy Efficiency Optimization for Machining“. In: *Global Conference on Sustainable Manufacturing*. 2022.

A. Kriterien FME-Analyse

Darstellung der Kriterien und ihrer jeweiligen Wertungen der durchgeführten FME-Analyse.

Fehlerschwere:

Beschreibung	Punkte
Die resultierende Prozessverzögerung ist im Tagesbereich	10
Die resultierende Prozessverzögerung ist im Stundenbereich	08
Die resultierende Prozessverzögerung ist < 60 Minuten	06
Die resultierende Prozessverzögerung ist < 30 Minuten	05
Die resultierende Prozessverzögerung ist < 15 Minuten	04
Die resultierende Prozessverzögerung ist < 5 Minuten	03
Die resultierende Prozessverzögerung ist im Sekundenbereich	01

Tabelle A.1.: FMEA: Fehlerschwere (FS)

Fehlerhäufigkeit:

Beschreibung	Punkte
Die Prozessverzögerung tritt täglich mehrfach auf	10
Die Prozessverzögerung tritt täglich auf	09
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 5 mal in 7 Tagen auf	08
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 2 mal in 7 Tagen auf	07
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 1 mal in 7 Tagen auf	06
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 1 mal in 2 Wochen auf	05
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 1 mal in 4 Wochen auf	04
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 1 mal in 3 Monaten auf	03
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 1 mal in 6 Monaten auf	02
Die Prozessverzögerung tritt bis zu 1 mal in 12 Monaten auf	01

Tabelle A.2.: FMEA: Fehlerhäufigkeit (FH)

A. Kriterien FME-Analyse

Aufdeckungswahrscheinlichkeit:

Beschreibung	Punkte
Die momentane Methode kann den Fehler nicht aufdecken	10
Die momentane Methode kann den Fehler nur selten aufdecken	07
Die momentane Methode kann den Fehler gelegentlich aufdecken	05
Die momentane Methode kann den Fehler häufig aufdecken	03
Die momentane Methode kann den Fehler fast immer aufdecken	01

Tabelle A.3.: FMEA: Aufdeckungswahrscheinlichkeit (AS)