Konsortialschlussbericht

Verbundvorhaben

EMuDig 4.0 - Effizienzschub in der Massivumformung durch Entwicklung und Integration digitaler Technologien im Engineering der gesamten Wertschöpfungskette

Projektpartner:

1.	**OTTO FUCHS - Kommanditgesellschaft -**	**01MA16001A**
2.	**Fachhochschule Südwestfalen**	**01MA16001B**
3.	**Universität Stuttgart**	**01MA16001C**
4.	**Hirschvogel Umformtechnik GmbH**	**01MA16001D**
5.	**SMS group GmbH**	**01MA16001E**
6.	**Technische Universität Dresden - Zentrum für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen (ZIH)**	**01MA16001F**

Laufzeit des Vorhabens: **01.10.2016 bis 31.03.2020**

Autor/en:

- OTTO FUCHS KG: Theresa Lenzen, Lukas Kwiatkowski, Carl Schade
- Hirschvogel Automotive Group: André Enzensberger
- SMS group: Ivars Valdmanis
- Institut für Umformtechnik (IFU): Mathias Liewald
- Institut für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme (IAS): Benjamin Lindemann
- Labor für Massivumformung (LFM): Rainer Labs, Abdulkerim Karaman
- ZIH Dresden: Kim Feldhoff, Christoph Lehmann, Ralph Müller-Pfefferkorn

Gefördert durch:

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie

aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages

Gefördert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi)

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung ... 3
2. Projektstruktur ... 6
3. Stand der Technik zur Projektbeginn ... 9
4. Eingehende Darstellung der Projektergebnisse ... 10
   AP1.1/AP1.2: Rohmaterialerzeugung Alu und Stahl ... 10
   AP2: Umformprozess ... 10
   AP3: Produktionsanlagen ... 26
   AP4: Produktionswerkzeuge ... 38
   AP5: Logistikprozess ... 69
   AP6: Factory-Cloud und Data Analytics ... 84
   AP7: Umsetzung ... 108
      AP 7.1: OTTO FUCHS 108
      AP 7.2: Hirschvogel 116
   AP8: Querschnittsthemen ... 121
5. Öffentlichkeitsarbeit ... 122
6. Nutzen und Verwertung ... 125
   OTTO FUCHS KG ... 125
   Hirschvogel ... 126
   SMS ... 127
   Institut für Umformtechnik (IFU) ... 127
   Institut für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme (IAS) ... 128
   Labor für Massivumformung (LFM) ... 129
   ZIH ... 129

1. Einleitung

Die Branche Massivumformung mit ihren ca. 200 weitgehend mittelständischen Firmen und ca. 30.000 Mitarbeitern produziert jährlich ca. 2,4 Mio. Tonnen meist sicherheitsrelevanter Bauteile für die Automobil- und Luftfahrtindustrie, den Maschinenbau und weitere Industriezweige mit einem Produktionswert von ca. 7 Mrd. €. Deutlich steigende Anforderungen an die Umformteile, z.B. aus Sicht des Leichtbaus u/o der E-Mobilität, aber auch die Wettbewerbssituation bzgl. ausländischer Markteilnehmer u/o Substitutionstechnologien stellen die deutsche Massivumformung bereits heute vor große Herausforderungen. Hierzu gehören effektiveres Engineering für Bauteile und Prozesse, Effizienzsteigerung, Erweiterung der Verfahrensgrenzen, umfassende Vernetzung von Supply Chains oder Steigerung der Flexibilität durch kleinere Losgrößen. Eine der zentralen Fragen an das Engineering in der Massivumformung (Auslegung der Produkteigenschaften, Prozesse und Anlagen) wird dabei sein, ob und wie der Konstruktions- und Auslegungsprozess sowie die Effizienz und Stabilität der gesamten Wertschöpfungskette durch Digitalisierung und verbreitete Wissensbasen weiter erhöht werden können.

Das Ziel des Vorhabens war ein signifikanter „Effizienzschub in der Massivumformung durch Entwicklung und Integration digitaler Technologien im Engineering der gesamten Wertschöpfungskette“. Der Lösungsansatz bestand darin, verfügbare digitale Technologien im Engineering der gesamten Wertschöpfungskette an die Erfordernisse der Massivumformung anzupassen und zu integrieren, um die derzeitige Systemgrenze vom Einzelaggregat auf den gesamten Wertschöpfungsprozess ausweiten zu können. Dazu wurde im Rahmen des Gemeinschaftsvorhabens mittels zweier Demonstrator- und einer Modellanwendung eine methodische Vorgehensweise entwickelt, erprobt und bewertet, mit der die Daten komplexer Produktionsanlagen entlang der Wertschöpfungskette erfasst, gespeichert, verarbeitet und analysiert werden können, um durch interdisziplinäre Zusammenarbeit von Anlagenbetreiber, Anlagenhersteller, Cloudbetreiber, Softwarehersteller und Wissenschaft Effizienz und Verfügbarkeit der Anlagen zu erhöhen. Das Gesamtkonzept ist in Abbildung 1 strukturell dargestellt.

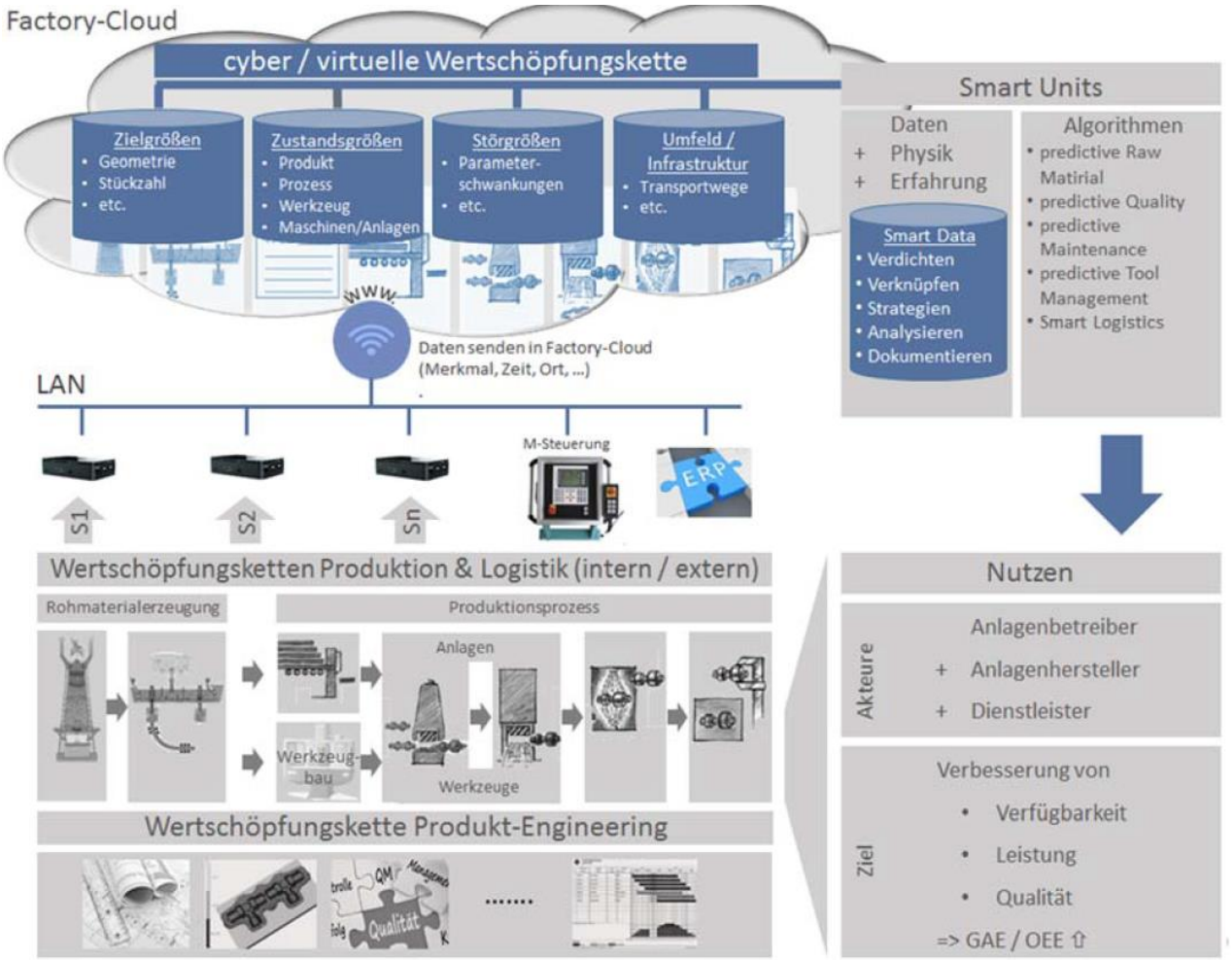


Abbildung 1: Gesamtkonzept [Quelle: LFM]

Die Arbeitshypothese ging davon aus, dass in den Prozess-, Anlagen- und Qualitätsdaten komplexer Wertschöpfungsketten Kausalinformationen enthalten sind, die eine deutliche Erhöhung der Anlageneffizienz – gemessen anhand der Gesamtanlageneffizienz – ermöglicht.

Der Lösungsansatz sah vor, die einzelnen Prozessglieder über die Wertschöpfungskette hinweg zu vernetzen, so dass sie sich gegenseitig über den aktuellen Zustand informieren und voneinander lernen. Hierdurch sollte es zusammen mit Methoden der Data Analytic und den zu entwickelnden lernfähigen adaptiven Algorithmen möglich sein vorherzusagen, was geschehen wird. Dies ermöglicht, dass rechtzeitig in die Prozesse steuernd oder regelnd eingegriffen werden kann, und somit von der etablierten beschreibenden Analyse (s. Bild 2), über den Zwischenschritt der untersuchenden Analyse hin zur vorhersagenden Analyse von Prozess- und Produkteigenschaften zu gelangen.

Abbildung 2: Ausprägung der Systeme zur Problemlösung und Prozessregelung unter Nutzung von „Big Data“ [Hinsel2016; NÜTZT INDUSTRIE 4.0 AUCH DER MASSIVUMFORMUNG?]

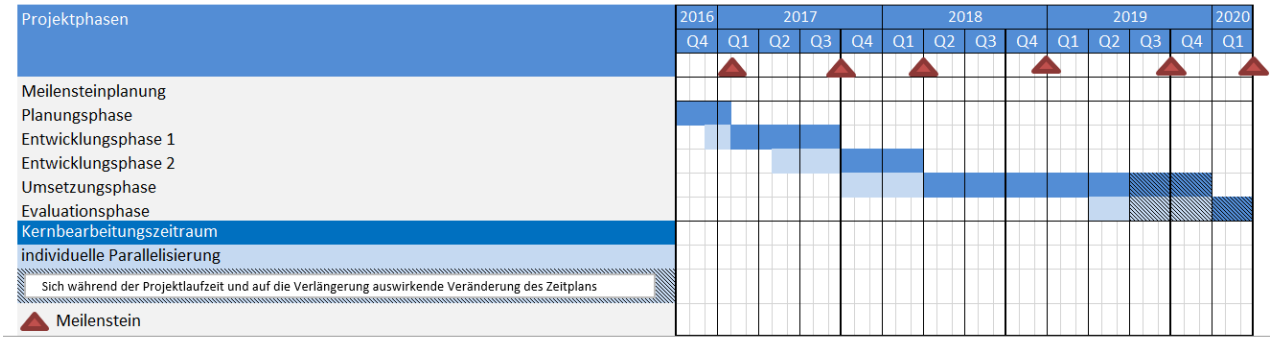
Die so gewonnenen umfassenden Informationen können in Zukunft in der Prozesskette Engineering dazu verwendet werden, Prozesse und Produkte so zu gestalten, dass die Prozessstabilität und damit Effizienz der Prozesse a priori gesteigert bzw. dass die Toleranzfelder verschoben, verkleinert u/o die heutigen Verfahrensgrenzen erweitert werden können. Betrachtet wurde im Projekt die gesamte Wertschöpfungskette der Massivumformung für die Werkstoffe Stahl und Aluminium, beginnend bei der Rohmaterialerzeugung bis zum fertigen Umformteil, einschließlich der Übergabeschnittstelle zur Zerspanung. Dabei wurden über Sensoren, Anlagensteuerungen und ERP-Systeme Daten bereitgestellt, in einer Server-Cloud gespeichert, ausgewertet, verknüpft und unter Einbindung von ingenieurwissenschaftlichem Verständnis der Umformtechnik und Werkstoffwissenschaften algorithmisch zu Smart Data aufbereitet. Bei den dabei anfallenden Datenmengen war nicht unbedingt die „Masse" (Big), sondern der „wertvolle Inhalt" (Smart) das entscheidende Kriterium. Deshalb wurden Daten, physikalische Grundzusammenhänge und Erfahrung miteinander verknüpft. Bei der Data Analytic wurden bewährte und verfügbare Methoden und Werkzeugen verwendet und gezielt erweitert. Die dafür benötigten Daten mussten durch Messungen (Sensordaten - Smart Tags) erfasst und persistent in einer bestehenden Serverlandschaft gespeichert werden. Sowohl für die klassische dezentrale Speicherung, als auch bei einer Cloud-Lösung bedarf es einer stabilen Breitband- Internetkommunikation. Zum Zweck der Smart Data Analytics wurden bestehende Technologien, wie z.B. Apache HADOOP verwendet. Hinsichtlich der wichtigen Fragen zur Datensicherheit wurden die (internationalen) Sicherheitsstandards berücksichtigt, wie z.B. die ISO/IEC 27000-Reihe und ISO/IEC 15408 sowie der neue Internet-Standard IPv6 und der in der Entwicklung befindliche Standard für Cloud Access Security Brokers (CASB).

2. Projektstruktur

Das EMuDig40-Projekt gliederte sich zeitlich in die folgenden fünf Phasen, die auch gleichzeitig die Meilensteine definierten:

Tabelle 1: Zeitplan: EMuDig40

Zeitplanung alle Partner:



AP	Bezeichnung
0	Planungsphase inkl. 2 Workshops
1	Rohmaterialerzeugung
1.1	Alu
1.2	Stahl
2	Umformprozess
3	Produktionsanlage
4	Produktionswerkzeuge
5	Logistikprozess
6	Cloud u. Analytic
7	Umsetzung
7.1	Prozesskette - Alu
7.2	Prozesskette - Stahl
8	Vernetzung + Querschnittsthemen
9	Projektleitung

Aufgrund des nachträglichen Beitritts des ZIH zum Konsortium ergaben sich Verzögerungen in der zeitlichen Planung des Projekts. Dementsprechend wurde zu Beginn des Jahres 2019 eine sechsmonatige Verlängerung der Projektlaufzeit beantragt und genehmigt.

Die organisatorische Gliederung des Projektes erfolgte in thematischen Teilprojekten, die jeweils von einem Teilprojektleiter koordiniert werden. Der Teilprojektleiter zeigt sich für die Ergebnisse des Teilprojektes verantwortlich und stimmt die Arbeiten im Lenkungsgremium ab:

Abbildung 3: Projektorganisation

Die Arbeitsinhalte der einzelnen Projektphasen gehen aus der nachfolgenden Tabelle hervor. Nach der Planungsphase wurden zwei Entwicklungsphasen mit ersten Erprobungen im industriellen Umfeld umgesetzt, um die Anwendung schmiedetauglicher digitaler Technologien sicherzustellen. Anschließend wurde Ende 2017/ Anfang 2018 mit der Umsetzungsphase unter realen Fertigungsbedingungen begonnen und die Technologien erprobt. In einer finalen Evaluationsphase wurde das Erreichen der Projektziele überprüft und die abschließenden Arbeitsergebnisse dokumentiert:

Tabelle 2: Arbeitsinhalte

Phase	Inhalt
Planungsphase incl. 2 Workshops	- Konzepte werden auf AP-Ebene detailliert und zwischen den Konsortialpartnern abgestimmt - Recherchen und Bewertungen notwendiger Entwicklungswerkzeuge - Strukturelle Anforderungen an die horizontalen und vertikalen Informationsumfänge definieren - Parameter, Schnittstellen, Datenverkehr und Datenablageorte abstimmen und für die weitere Bearbeitung festlegen; Prozesskettenumfänge (Vormaterial, Umformung, Werkzeuge) festlegen; Vorhandene Sensoren zusammen mit ihren Spezifikationen auflisten; Kooperationsvereinbarung formulieren und unterzeichnen; Ablageort und Formate der administrativen Projektdaten festlegen; Internetauftritt des Projektes erstellen; Projektsteckbrief für Öffentlichkeitsarbeit erstellen; Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im Industrieverband Massivumformung e.V. einrichten; KickOff-Meeting zusammen mit BMWi, Projektträger und ggf. Begleitforschung
Entwicklungs- & Installationsphase 1	- Datenmodelle zur Datenübertragung und -speicherung erstellen - Schnittstellen zwischen den Partnern definieren - Datenübertragungswege und –ablageorte einrichten - Vorhandene Sensoren an Datenübertragung anbinden - Käufliche Sensoren beschaffen, testen, installieren und an Datenübertragung anschließen - Daten der angeschlossenen Sensoren in der „Factory Cloud“ speichern - Einbindung bereits entwickelter Technologien/Lösungen in das industrielle Umfeld
Entwicklungs- & Installationsphase 2	- Entwicklungen für zusätzliche Sensoren, Komponenten beschaffen, installieren, testen und an Datenübertragung anschließen - Die Datenerfassung und -speicherung an den Demonstratoranlagen anbinden - Visualisierungswerkzeuge entwickeln und installieren - Analysewerkzeuge entwickeln, installieren und testen - Einbindung bereits entwickelter Technologien/Lösungen in das industrielle Umfeld
Umsetzungsphase	- Entwicklungen unter industriellen Serienbedingungen testen und ggf. überarbeiten - Daten für einzelne Vorhaben erfassen und analysieren - Weiterverarbeitung/Nutzung der Analyseergebnisse - Leitfäden erstellen - Querschnittsthemen begleiten

Evaluationsphase	-	Einzelne Teilsysteme technisch und wirtschaftlich bewerten - Gesamtvorhaben wirtschaftlich bewerten - Abschlussdokumentation erstellen

Projektbeteiligte:

- Die **Hirschvogel Automotive Group** ist ein Automobilzulieferer, der seinen Stammsitz im oberbayerischen Denklingen hat.
- Die **OTTO FUCHS KG** ist ein Hersteller von Halbzeugen und einbaufertigen Produkten aus Hochleistungswerkstoffen wie Aluminium, Titan, Nickel, Kupfer und Messing für die Bereiche Luft- und Raumfahrt, Automobil- und Bauindustrie sowie dem Maschinen- und Anlagenbau.
- Die **SMS group** ist einer der führenden, weltweit agierenden Systemanbieter von Anlagen, Maschinen und Services entlang der gesamten metallurgischen Wertschöpfungskette.
- Das **Institut für Umformtechnik (IFU)** forscht und entwickelt seit 1959 u.a. auf dem Gebiet der Blech- und Massivumformung.
- Das **Institut für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme (IAS)** betreibt Forschungen zu Methoden, Verfahren und Werkzeugen zur Softwareentwicklung für Automatisierungssysteme.
- Das **Labor für Massivumformung (LFM)** ist ein Institut der Fachhochschule Südwestfalen deren Kompetenzen im Bereich Werkzeugentwicklung liegen sowie in der Entwicklung von Algorithmen, der berührenden und berührungslosen Messtechnik und die Prozesssteuerung und -regelung für den Bereich der Warmumformung.
- Die **Technische Universität Dresden - Zentrum für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen (ZIH)** bearbeitet die thematischen Schwerpunkte (Big) Data- und Predictive Analytics, Machine Learning und evolutionäre Algorithmen.

3. Stand der Technik zur Projektbeginn

Die zum Projektbeginn bestehenden Herausforderungen der Massivumformung lassen sich folgendermaßen umschreiben:

1. Nach dem Stand der Technik wurde – und wird auch heute noch– in der Massivumformung die Prozessstabilität in der Regel nicht durch Prozessparameter, sondern verfahrensbedingt mit einem großen Zeitversatz am Ende des Umform-/u.o. Wärmebehandlungsprozesses über stichprobenartig ermittelte Produkteigenschaften definiert und beschrieben (z.B. cpk-Wert). Produktstreuungen lassen sich nicht einzelnen Prozessstationen zuordnen, die eindeutige Identifikation der Ursachen gelingt deshalb nur selten. Regelnde oder steuernde Eingriffe in die Produktion sind –wenn überhaupt- nur mit großem Zeitverzug möglich. Die begrenzte Prozessstabilität reduziert die Anlageneffizienz, was bei den kapitalintensiven Umformanlagen mit Stundensätzen von bis zu 1.600 € zu erheblichen wirtschaftlichen Verlusten führt.
2. Die fehlende Korrelation von den Prozess- zu den Bauteileigenschaften ließen eine durchgängige Gesamtoptimierung des Prozesses zum Zwecke einer nachhaltigen Effizienzsteigerung nicht zu.
3. Informationen zu den Werkzeugen beschränkten sich im Wesentlichen auf die erreichte Standmenge, die bis zu 100% streute, ohne dass die Gründe dafür identifizierbar wären.
4. Maschinen/Anlagen wurden im Störfall repariert u/o in festen Zyklen vorbeugend gewartet. Für belastungsorientierte Instandhaltungszyklen fehlten die notwendigen Daten und auch die dafür geeigneten Prognosemodelle.
5. Die nicht vorhandene Vernetzung der einzelnen Glieder der Wertschöpfungskette und der Bauteileigenschaften ließen eine strategische Gesamtoptimierung des Prozesses zum Zwecke einer nachhaltigen Effizienzsteigerung nicht zu.
6. Massivumformverfahren sind i.d.R. Massenfertigungsverfahren, bei denen einige hundert bis mehrere tausend Teile als Fertigungslos produziert und logistisch verfolgt/ identifiziert werden; eine Einzelteilverfolgung und -Identifikation wird heute nur in Ausnahmefällen (z.B. Luftfahrt) und dann mit hohem Aufwand durchgeführt. Daher ist eine Zuordnung von Parametern der Wertschöpfungskette auf die Eigenschaft eines Bauteils derzeit nicht möglich.

Dies ist vor dem Hintergrund einer schon heute anspruchsvollen Wertschöpfungskette Massivumformung zu sehen, ausgehend von der Rohmaterialerzeugung, über den Werkzeugbau bis hin zur Rohteilfertigung durch den Umformprozess mit nachfolgender Wärmebehandlung und einer meist anschließenden mechanischen Bearbeitung und Weiterveredelung zum einbaufertigen Bauteil. Das komplexe und wechselwirkungsbehaftete Zusammenwirken zahlreicher Einflussgrößen ist mit Blick auf die geschilderten Anforderungen von Morgen mit der derzeitigen Vorgehensweise nicht ausreichend beherrscht. Heute ist bereits deutlich erkennbar, dass die Kunden der Massivumformer –zumeist größere OEMs oder 1st Tier- in der digitalen Vernetzung große Chancen für die Bewältigung ihrer zukünftigen Aufgabenstellungen sehen und deshalb schon sehr bald den Ansatz einer vollständigen Vernetzung im Sinne von Industrie 4.0 auch von ihren Zulieferern einfordern werden. Studien belegen, dass die Großunternehmen schon deutlich intensiver an Industrie 4.0 Lösungen arbeiten als ihre Zulieferer.

4. Eingehende Darstellung der Projektergebnisse

AP1.1/AP1.2: Rohmaterialerzeugung Alu und Stahl

AP1.1-Leitung: Otto Fuchs AP 1.2-Leitung: Hirschvogel	Beteiligt: OF/IAS/LDS Beteiligt: GMH/IFU	
Ziel: Bereitstellung von analysierbaren Metadaten aus der Datenbasis für die Rohmaterialherstellung für Aluminiumschmiedeteile.		

Die wesentlichen Erkenntnisse hierzu werden im AP 7 erörtert, da die Arbeitspakete 1 und 7 eng verzahnt sind.

AP2: Umformprozess

AP-Leitung: **IFU**	Beteiligt: HIVO/OF/SMS/IAS	
Ziel: Prozesssichere Beherrschung aller Produkteigenschaften („Predictive Quality“) sowie Teileverfolgung während der Prozesskette		

Ausgangssituation/Motivation

Die durch Massivumformung hergestellten Bauteile unterliegen heute hohen Anforderungen in Bezug auf enge Maß-, Lage- und Formtoleranzen, Oberflächenbeschaffenheit, Gefügequalität und Festigkeit. Die produktionstechnischen Herausforderungen der Schmiedeindustrie bestehen darin, dass diese zahlreichen Zielkriterien trotz u.U. stark schwankender Eingangsgrößen mit jedem Fertigungsauftrag prozesssicher erreicht werden müssen. Es ist bekannt, dass Schwankungen der Maßhaltigkeit und der Werkstoffeigenschaften der Halbzeuge, Maßabweichungen der Umformwerkzeuge aufgrund von Verschleiß, elastische Werkzeug- und Pressenverformungen und nicht zuletzt in stationäre Wärmeverhältnisse die sich schließlich einstellende Qualität des Schmiedebauteils merklich beeinflussen. In der Produktion des Schmiedebetriebes kommen zusätzlich sich zeitlich und örtlich verändernde tribologische Bedingungen im Werkzeug, Temperaturdifferenzen während der Wärmebehandlung und weitere Faktoren hinzu, die zu streuenden werkstofflichen und dimensionellen Eigenschaften des finalen Werkstücks führen. Die Produktqualität und somit in begrenztem Umfang auch die Prozessstabilität können in der Schmiedepraxis daher heute erst am Ende eines auf mehrstufigen Umform- und Wärmebehandlungsprozesses anhand stichprobenartig ermittelter Produkteigenschaften bewertet werden. Als Folge davon lassen sich die gemessenen Produktstreuungen retrospektiv nicht mehr einzelnen Prozessgrößen bzw. Parameterschwankungen oder gar Werkstücksequenzen zuordnen. Die eindeutige Identifikation von Ursachen für Eigenschaftsstreuungen gelingt in der Praxis somit nur selten. Es wird in diesem Zusammenhang auch von mangelnder Robustheit des Umformprozesses gesprochen [1]. Einen Ansatz zur Erhöhung der Prozessrobustheit solcher Fertigungsabläufe bilden simulative und/oder experimentelle Untersuchungen zur Auswirkung von signifikanten Eingangsparameterstreuungen und

deren Verteilungsfunktionen auf Schmiedevorgänge einzelner Werkstücke sowie auf die davon abhängigen Streuungen der Werkstückqualität [2-5].

Einer Eingrenzung von schwankenden Werkstückeigenschaften wird im konventionellen Sinne oftmals durch enge Toleranzen von signifikanten Prozesseingangsgrößen oder durch eine verbesserte Kombination der Eingangsgrößen und Prozessstellgrößen hinsichtlich dessen Zielgrößen (Bauteilqualität) begegnet. Derartig stochastisch optimale Kombinationen von Eingangsparametern des Schmiedevorgangs (mechanische Eigenschaften des Halbzeuges, Erwärmungstemperatur, Hubzahl usw.) führen dabei in den meisten Fällen zu reduzierten und noch akzeptablen Streuungen der Werkstückeigenschaften. Die in der industriellen Fertigung häufig verfolgten Ansätze zur Verringerung variierender Produkteigenschaften bilden die Eingrenzung der Materialspezifikationen [6] und die möglichst genaue und reproduzierbare Einstellung der Fertigungsanlagen. Diese Maßnahmen sind jedoch in der Praxis häufig lediglich produktspezifisch umsetzbar. Seltener werden Veränderungen von Anlagenparametern (Erwärmung, Presskräfte, Hubzahl etc.) während des Umformprozesses zur Verbesserung der Werkstückqualität in Betracht gezogen [2]. Eine dynamische Anpassung des Prozesses (z.B. veränderbare Kinematik des Pressenstößels oder Sprühmenge des Schmiermittels) an veränderliche Prozesseingangsgrößen während des Umformens wie z.B. Werkzeugtemperatur, Werkzeugverschleiß oder tribologische Bedingungen ist oftmals nur durch den Einsatz von zusätzlichen Prozessachsen möglich. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, durch gezielte Relativbewegungen von Werkzeugteilen (divided flow usw.) Verfahrensgrenzen von Umformprozessen zu erweitern oder den Werkstoffffluss im Falle von Verfahrenskombinationen zu steuern [7].

Vor diesem Hintergrund ergaben sich für das hier schlussberichtete Arbeitspaket 2 des Gesamtprojektes zwei zentrale Fragestellungen für die Erhöhung der Effizienz und Produktivität von Prozessketten in der Warmumformung:

1. Wie können angelieferte Chargen von Halbzeugen oder gar Werkstücke im Durchlauf durch den Schmiedebetrieb auch bei großen Losgrößen eindeutig bis zur Auslieferung verfolgt werden?
2. Welche Prozessparameter der Produktionsanlage bzw. Fertigungskette müssen neben sonstigen Informationen über das Halbzeug, den Anlagen- und Werkzeugzustand kontinuierlich erfasst werden, um im Hinblick auf eine hohe Bauteilqualität korrigierende Prozesseingriffe zu ermöglichen?

In Bezug auf eine Teileverfolgung treten vor allem Probleme bei der Identifizierung der auftragsspezifisch vorbereiteten/vorkonfektionierten Halbzeuge auf. Aufgrund der in die Wertschöpfungskette integrierten Umformprozesse ist der Rückschluss auf das Halbzeug über physische Erkennungsmerkmale des Bauteils nach der Umformung derzeit nicht möglich. Auch digitale Informationsträger (RFID, Barcode, Tags usw.…) konnten sich bislang aufgrund der hohen Anforderungen bzgl. Verschmutzung, Erschütterung, kurze Taktzeiten, Schmiedehitze oder des hohen Schmierstoffaufkommens in der Kalt- bzw. Warmumformung und nicht zuletzt aufgrund des Umformvorgangs selbst nicht durchsetzen. Die wesentliche Problemstellung in diesem Arbeitspaket bildete daher die eindeutige Identifikation von Chargen und Rohteilen bzw. von kleinen Losgrößen, um dafür relevante Methoden bei den Industriepartnern im Rahmen des Projektes unter Praxisbedingungen umzusetzen.

In Bezug auf korrigierende Eingriffe in den Schmiedevorgang in manueller oder automatisierter Form (Regelung) ist es schwierig, auf vorherrschende Halbzeugzustände und Randbedingungen mit einer angepassten Prozessführung spezifisch zu reagieren. Zum einen sind die nötigen Informationen zu dem zu

verarbeiteten Material nicht verfügbar, zum anderen fehlen häufig technische Möglichkeiten der gezielten Einflussnahme auf den transienten und instationär ablaufenden Umformprozess. Für die Entwicklung von adaptiven Steuerungs- bzw. sogar klassischen Prozessregelungen, die es erlauben, aus Halbzeug- und Prozessdaten gezielt auf die Eigenschaften des gefertigten Bauteils zu schließen, wäre technisches Equipment und ein Zeitaufwand nötig, der derzeit in der freien Wirtschaft nicht gerechtfertigt werden kann. Um solche Regelkreise zu schließen, müssten sämtliche auftretende Halbzeug- und Prozesskombinationen für die Reglerauslegung ggfs. in Kombination mit Beobachtern im Vorfeld numerisch untersucht werden, was einen nicht vertretbar hohen Simulationsaufwand mit sich führen würde.

Ziele von AP2 im Detail

Im Rahmen dieses Gesamtprojektes fokussierten die Institute IFU gemeinsam mit dem IAS an der Universität Stuttgart die Entwicklung und prototypische Umsetzung einer serienähnlichen Prozesskette im Sinne einer „Modellfabrik“ mit der besonderen Ausrichtung auf die Rückverfolgbarkeit einzelner Werkstücke und den Aufbau einer adaptiven Prozesssteuerung für die Warmmassivumformung. Es wurde der Anspruch verfolgt, dass zunächst eine modellhafte Umsetzung eines vereinfachten Warmschmiedevorgangs mittels einer Pilotanwendung realisiert wird, die dann in einer späteren Projektphase für den praktischen Schmiedebetrieb der o.g. Industriepartner weiterentwickelt wird.

Der nachfolgende Bericht zu AP 2 umfasst daher eine ausführliche Beschreibung der Modellfabrik und deren strukturellen Aufbau, der im Zeitraum von Frühjahr 2017 bis Herbst 2018 unter Laborbedingungen am Institut für Umformtechnik entwickelt wurde. Eine vereinfachte Datenstruktur zur Verarbeitung der Sensordaten aus der Anlagenperipherie und dem Umformwerkzeug sowie zur Kopplung der Umformmaschinen mit einem separaten Prozessrechner ermöglichte dann den Aufbau einer Inline-Prozessregelung des Schmiedevorgangs. Schließlich wurde im Vorfeld dieser Entwicklung die Problematik der Bauteilmarkierung und -verfolgung vor, während und nach dem Schmiedevorgang behandelt und durch eine emulierte Integration eines Laserbeschriftungssystems gelöst.

Förderpolitische Ziele: Das Vorhaben bzw. die Spezifikation der Modellfabrik war darauf ausgerichtet, die Gesamtanlageneffizienz realer Schmiedeanlagen (Verfügbarkeit, Menge, Qualität) in produzierenden Unternehmen durch die digitale Vernetzung von übergreifenden Wertschöpfungsketten deutlich zu erhöhen. Zudem sollten mit diesen Ansätzen Beiträge zur Umwelt- und Ressourcenschonung geleistet werden. Zu Projektbeginn bestanden somit förderpolitische Ziele derart, dass dieses Verbundvorhaben in konsequenter Weise die Einführung digitaler Technologien in die Wertschöpfungskette der Massivumformung zur Schaffung einer selbstlernenden Datenbasis für ein verbessertes durchgängiges Produktengineering und für eine deutliche Erhöhung der Prozessfähigkeit adressieren soll.

Im heutigen Rückblick auf das Gesamtprojekt fokussierte das abgeschlossene Teilprojekt die Entwicklung und prototypische Umsetzung einer branchenspezifischen Lösung für die Bauteilverfolgung und Prozesslenkung im Zusammenhang mit einer accessorientierten Pilotanwendung bei den Partnern Hirschvogel (Denklingen) und Otto Fuchs (Meinerzhagen). Der Nachweis der technischen und serientauglichen Umsetzung erfolgte ansatzweise bereits in der Modellfabrik in den Jahren 2018 / 2019 und später in angepasster Form (unter Berücksichtigung der Halbzeughistorie) auch bei den Industrieunternehmen Hirschvogel und Otto Fuchs.

Wissenschaftliche und/oder technische Ziele: Der Gegenstand des Arbeitspaketes 2 stellte im Kern die Entwicklung eines geregelten Warmschmiedevorgangs unter Laborbedingungen gemeinsam mit dem Konsortialpartner IAS anhand einer vereinfachten Prozessfolge und dessen Inbetriebnahme unter Laborbedingungen dar. Ein wesentliches Teilziel des Projektes war es daher, eine Analyselogik innerhalb der Regelalgorithmen zu entwickeln, die in der Lage sein sollte, die Eigenschaften des zu produzierenden Bauteils auf Basis von Prozessdaten und Halbzeuginformationen vorherzusagen. Mit diesen Regelalgorithmen sollte es möglich werden, die Prozessführung derart zu beeinflussen, dass eine bestmögliche, losgrößenspezifische Lösung für den Schmiedevorgang gefunden und im Idealfall automatisiert umgesetzt werden kann. Vor diesem Hintergrund bildeten die Bauteilgeometrie und dessen Zielgefüge nach dem Schmiedevorgang die wichtigsten Qualitätsgrößen, um schließlich die auf diese Weise erzeugte Bauteilgeometrie möglichst zuverlässig voraussagen zu können (predictive quality).

Ein weiteres Teilziel während der Entwicklung der Modellfabrik im Labor bildete die Umsetzung eines geeigneten Konzeptes zur Rückverfolgung eines jeden geschmiedeten Bauteils, welches anschließend in eine Pilotanwendung bei den oben genannten Konsortialpartnern unter Produktionsbedingungen überführt werden kann. Hierzu wurden nach einer ausgedehnten Konzeptionsphase mögliche Lösungen für die Einzelteilverfolgung in die modellhafte Produktionskette implementiert. Diese Einzelteilverfolgung ermöglichte es schließlich, aufgenommene Prozessgrößen und Eingangsdaten einem bestimmten Bauteil zuzuordnen bzw. bereits gespeicherte Daten während und nach dem Produktionsvorgang des Bauteiles zu ergänzen.

Vorgehensweise

Zur Erreichung der im Konsortium definierten Ziele dieses Arbeitspaketes mussten zunächst geeignete Datenstrukturen und deren Hierarchieebenen definiert werden. Mit diesen Festlegungen gingen zu Beginn des Projektes ebenso der Entwurf von Hardware-Architekturen einher, um die Sensoren bzw. Messglieder im Betriebsmittel (Presse, Sprüheinrichtung, Umformwerkzeug) und in der Anlagenperipherie (Butzenerwärmung, aufgetragene Schmierstoffmenge, Lichtschnitt-Messverfahren zur Erfassung der Werkstückkontur etc.) in geeigneter Weise auslesen zu können. Diesbezüglich waren Fragestellungen zur Messfrequenz, Kalibrierung von Sensoren, Analysen zu Störeinflüssen, und zu Störfeldern der Signalleitungen unter Produktionsbedingungen zu lösen.

Im nächsten Schritt wurde auf Basis von Sensitivitätsbetrachtungen eine Systematik prinzipiell möglicher und technisch realisierbarer Aktuatoren erstellt und deren elektrotechnische Einbindung in die Anlagen Peripherie realisiert. Als sog. „Prozessachsen“ im Sinne von anzusteuernden Aktuatoren wurden definiert: 1. Werkzeugerwärmung, 2. Presskraft, 3. Schließhöhe des Pressenstößels, 4. Butzenerwärmung, 5. Schmierstoffmenge.

Für den ersten Meilenstein in diesem Arbeitspaket war die Festlegung eines geeigneten Markierungssystems bzw. Konzeptes zur Speicherung von werkstückbezogenen Eigenschafts- und Prozessdaten vorgesehen. Vor diesem Hintergrund wurden unterschiedliche Informationsträger wie etwa RFID, Bar- und QR-Codes zum Aufkleben per Tag bzw. Etiketten im Einzelnen untersucht und in Bezug auf ihre Einsatzfähigkeiten unter den Bedingungen eines Schmiedebetriebes bewertet. In weiteren Untersuchungen kamen Direktbeschriftungsverfahren wie etwa Ritzen, Nadeldrucken und

Laserbeschriftungssysteme zum Einsatz, um werkstückspezifische Informationen ab Halbzeuglagerung während des gesamten Durchlaufs durch den Schmiedebetrieb werkstückgebunden bereitzuhalten. Diese Betrachtungen erfolgten aufgrund der Forderung nach einer redundante Rückverfolgbarkeit eines jeden Werkstücks während seines Durchlaufs von der Anlieferung des Halbzeugs bis zum Versand. Entscheidende Kriterien bei der Auswahl eines geeigneten Markierungssystems für die lückenlose Rückverfolgbarkeit von Werkstücken bildeten letztlich extrem kurze Beschriftungszeiten, eine möglichst redundante Datenpräsentation auf dem heißen und kalten Werkstück vor und nach dem Kugelstrahlen sowie die stoßartigen Belastungen in den in der Praxis eingesetzten Transportbehältern für Schmiedeteile.

Während des Schmiedevorgangs wird das bis zu ca. 1250 °C heiße Werkstück im vollständig umschließenden Schmiedegesenk einer starken Druckbelastung ausgesetzt, die zu einer deutlichen Oberflächenvergrößerung führt. Dieser Fertigungsvorgang erlaubt daher keine vorherige Applikation von Datenträgern oder Markierungen, die nach dem Schmiedevorgang noch funktionsfähig und deren gespeicherte Information wieder eindeutig identifizierbar wäre. Daher muss hier auf das Prinzip LIFO (in Bezug auf den Arbeitsraum der Umformmaschine) zurückgegriffen werden, was ein Auslesen aller Informationen nach der Halbzeugerwärmung kurz vor dem Schmiedevorgang sowie eine zeitnahe Wiederbeschriftung des Werkstücks direkt nach dem Schmieden auf der heißen Oberfläche erforderlich macht. Jedoch muss diese Wiederbeschriftung derartig praxisgerecht erfolgen, sodass die nachfolgenden stoßartigen Belastungen und auch das spätere Kugelstrahlen des Werkstücks zur Beseitigung der Oxidschicht zu keinerlei Informationsverlusten führen. Weitere systematische Betrachtungen zur redundanten und eindeutigen Verbindung von Daten mit dem physischen Werkstück für hohe Produktionsgeschwindigkeiten (30-200 Hub pro Sekunde) führten zu der Erkenntnis, dass unter diesen Bedingungen lediglich eine chargenweise Zuordnung von Prozessdaten zu einer gewissen Anzahl von Bauteilen (feste Anzahl oder auf Behältergröße bezogen) möglich ist. In diesem Falle sollten wiederbeschreibbare Datenträger wie etwa Tags / Etiketten oder temperaturresistente RFID zur Speicherung entsprechender Produktionsdaten am Ladungsträger verwendet werden.

Nach der Festlegung des Identifikationssystems der Butzen vor dem Schmiedevorgang bzw. der Werkstücke nach dem Schmiedevorgang mittels Laser konnten entsprechende Hierarchieebenen der Datenverwaltung festgelegt und in das Konzept der Factory Cloud integriert werden. Die weitere Vorgehensweise wurde dahingehend gewählt, dass ein „convolutional network“ für das Maschinelle Lernen aus den relativ heterogenen Datenbeständen aus dem Set von Sensoren, Aktuatoren und Steuerungen der Anlagenkomponenten qualifiziert wurde. Zur möglichst realistischen Abbildung von Rechnerstrukturen im realen Unternehmen wurde während der Bearbeitung dieser Inhalte eine Cloud-Lösung favorisiert, um die Funktion des Regelkreises auch unter dezentralen Server-Strukturen emulieren zu können. Kernelement der Software der adaptiven Steuerung bildete somit eine in Echtzeit arbeitende Datenbank, die die aktuellen Anlagen- und Prozesszustände erfasst und nach entsprechendem Training des Netzes jene Korrekturdaten liefert, welche mit der höchsten Wahrscheinlichkeit unter den aktuellen Prozessbedingungen zu einem Gutteil führen.

Der letzte Meilenstein des Arbeitspaketes 2 sollte die volle Funktion der Modellfabrik im laufenden Betrieb verdeutlichen und unterschiedliche, an Praxissituationen angelehnte Prozesszustände darstellen. Hierzu gehören beispielsweise der korrigierende Eingriff des Systems im Falle von schwankenden Butzenvolumina oder von zu gering erwärmten Butzen. Nach entsprechender Dokumentation der Funktion des

Gesamtsystems wurde die Server-Struktur aus der Modellfabrik für die Integration in ähnliche Strukturen bei den Konsortialpartnern Otto Fuchs und Hirschvogel vorbereitet und transferiert.

Entwicklung eines Systems zur Rückverfolgung von Schmiedeteilen

Der Aufbau eines möglichst ganzheitlichen Trackingsystems für einzelne Werkstücke wurde unter Berücksichtigung der Fertigungsumgebung einer Warmschmiede, des Werkstückwerkstoffs und dessen Geometrie und weiteren Randbedingungen der Fertigung in der Schmiede konzipiert. Die besondere Schwierigkeit bestand dabei in der Problematik, dass das Rohmaterial in Schmiedebetrieben üblicherweise in Form von mehreren Metern langen Stangen angeliefert wird und in einem separaten Fertigungsbereich in Abschnitte von mehreren Zentimetern Länge zerteilt wird. Hier müssen bereits alle relevanten Werkstoffinformationen der Charge aus der Lieferung, aus der Stange auf den Abschnitt projiziert werden. Der weitere Ablauf im Schmiedebetrieb besteht darin, dass die Abschnitte dann auf 1300°C erwärmt werden und anschließend in das Schmiedewerkzeug eingelegt werden. Dabei erfahren sie eine starke Zunderbildung und eine extrem hohe Oberflächenzunahme unter der starken Druckbelastung des Schmiedewerkzeugs. Schließlich fällt das Werkstück unter Eigengewicht bis zu 1 m in einen heißen Sammelbehälter, wodurch eine Werkstückmarkierung zudem stark beschädigt werden kann. Abschließend wird das Werkstück mit Stahlkugeln gestrahlt, um die festhaftende Oxidschicht nach dem Erkalten des Werkstücks zu entfernen.

Unter Berücksichtigung dieser Randbedingungen wurden einerseits Konzepte mit Informationsträgern wie etwa RFID, codierte Tags oder sonstige Etiketten und andererseits Konzepte zur redundanten Direktmarkierung des Abschnittes nach dem Trennen, und nach dem Schmieden bzw. nach dem Kugelstrahlen in die Bewertung einbezogen. Lösungsansätze zur Teile- oder Chargenverfolgung für Operationen bei Raumtemperatur ohne einen Umformvorgang wie Zerspanung, Sägen, Transfer oder Lagerung befinden sich bereits in der industriellen Praxis. In den heißen Schmiedevorgang eingehende Tags oder Etiketten dürfen jedoch keinen Schaden am Werkstück (Abdrücke) verursachen, müssten dennoch unter der hohen Druckbelastung des Schmiedevorgangs bestehen und alle Informationen redundant halten. Ein hitzebeständiges RFID mit einer Größe von mehreren Zentimetern ist bis zu 350 °C am Transponder beständig, müsste jedoch vor dem Schmiedevorgang entfernt, und unmittelbar nach dem Schmiedevorgang erneut appliziert werden. Auch wurden im Rahmen der Recherchen Etiketten gefunden, die bis zu 1.250 °C redundant bestehen und bei geringer Größe eine hohe Datendichte für die Einzelteil- oder Chargenverfolgung enthalten können. Die Schwierigkeit im Einsatz von Etiketten besteht in der Applikation, in der Aufbewahrung und deren Entfernung bei mehreren zig-1000 Schmiedewerkstücken pro Tag.

Alternativ dazu wurden Direktmarkierungsverfahren recherchiert und untersucht. Hierbei kommen 1D und 2D QR-Codes in die engere Auswahl, da sie nur oberflächlich auf dem Werkstück aufgebracht sind. Übliche Verfahren dafür stellen die Nadelmarkierung, die Ritztechnik und die Lasergravur dar. Tabelle 3 zeigt einen Vergleich der Funktionalitäten von Ritz-, Nadel- und Fiber Laser-Markierung auf der Grundlage der Marktforschungsergebnisse und der durchgeführten Experimente.

Tabelle 3: Vergleich der Funktionalität von kommerziellen Tags

	Ritzmarkierung	Nadelmarkierung	Faser (Fiber Laser)-Gravur (50W)
Inhalt	Klartext	QR-Code, Klartext	
Markierungstiefe	Begrenzt	Schlagenergie	Strahlungsenergie und wiederholte Shots
Markierungszeit	~ 3 Sek.	~ 4 Sek.	~ 8 Sek. Bei einem 50 W Faser (erhöht sich mit der Größe des Codes und der Oberflächenbeschaffenheit, reduziert sich mit der Leistung)
Klarheit	Fehlender Kontrast	Fehlender Kontrast	besser durch Oberflächenvorbereitung
Größe	Nadelgröße	Nadelgröße	Flexibel
Auflösung	-	Fest	Flexibel innerhalb eines Kennzeichens
Oberflächenkrümmung	nur leichte Krümmungen erlaubt	nur leichte Krümmungen erlaubt	Flexibel mit adaptiver Fokussierung
Klartext	Hohe Qualität	Gepunktet	Gepunktet mit flexibler Auflösung
Temperatur	Getestet bei 500 °C für Aluminium, 1200 °C für Stahl	Ist Stand der Technik, befindet sich im Einsatz	
Kosten	~ 10.000 €		~ 30.000 €
Erkennung	Optische Erkennung, OCR	QR-Code Lesegerät, OCR	QR-Code Lesegerät, OCR (Überlegen durch Markierung auf der Oberfläche)
Strahlungswiderstand	Im Allgemeinen mangelhaft. Mit der Punktgröße und -tiefe nimmt er zu.		

Im Rahmen von experimentellen Arbeiten wurden am Institut verschiedene Direktmarkierungsverfahren auf heißen und kalten Werkstücken in Bezug auf ihre Redundanz im rauen Schmiedebetrieb untersucht. Es wurde festgestellt, dass 2D-QR-Codes selbst dann eine erfolgreiche Lesbarkeit aller Informationen gewährleisten können, wenn ein Teil der markierten Fläche durch Stoßbelastung beschädigt wurde. Abbildung 4 zeigt links einen QR-Code, der von einem Faserlaser auf Aluminiumoberfläche bei 500°C aufgebracht und anschließend durch Kollisionen mit anderen Teilen während des Schüttelns in einem Behälter beschädigt wurde, wonach die Lesbarkeit noch gewährleistet werden konnte. Abbildung 4 zeigt rechts einen bei RT markierten Stahl, der drei Stunden lang bei 900°C im Ofen erhitzt wurde und daher eine dicke Zunderschicht aufgrund der Oxidation mit Sauerstoff in der Luft bildete. Die im kalten Zustand aufgebrachten Markierungen bzw. Informationen waren nach Entfernung der Oxidschicht vom QR-Code-Lesegerät noch immer lesbar. Sollte das QR-Code-Lesegerät in der Produktion ausfallen, so kann der ergänzend beigefügte Klartext noch immer gut gelesen und zum Beispiel mit einer Handykamera dokumentiert werden.

Abbildung 4: QR-Codes, die mit einem Faserlaser erzeugt wurden: Aluminium bei 550°C, durch Kollisionen beschädigt (links); Stahl bei RT, bedeckt von einer Oxidschicht, die sich bei 900°C drei Stunden lang entwickelt (rechts)

Die diesbezüglich durchgeführten Versuche zeigten, dass sowohl die Nadelmarkierung als auch die Lasergravur zur effizienten Markierung von Schmiedebauteilen im Schmiedetakt in der zeitlichen Abfolge heutiger Produktionsstrukturen verwendet werden können. Da die Auflösung der Nadelmarkierung aufgrund des gegebenen Nadeldurchmessers begrenzt ist, erscheint auch die Beschriftungsintensität durch die Tiefe der Indentierung der Nadel und deren Aufprallenergie begrenzt. Zudem wurde bei diesem Verfahren die am Rand der Einprägung entstehende Wulsthöhe als begrenzender Faktor sichtbar. Deutlicher definierte Oberflächenstrukturen leisten heute Diodenlaser, die ebenfalls nur noch Markierungszeiten von wenigen Sekunden für eine ausreichende Informationsdichte benötigen. Mit diesen Systemen und Optiken kann die Tiefe der Markierung durch die Laserleistung eingestellt werden, wobei im Randbereich der Markierung ebenfalls flüssiges Oberflächenmaterial aufgeworfen wird, was die eindeutige Lesbarkeit nach Temperaturwechsel des Werkstücks teilweise erschwert. Da Schmiedewerkstücke nach dem Formgebungsprozess meistens mit Stahlkugeln gestrahlt werden, sollten die Markierungen grundsätzlich auf einer möglichst kleinen Fläche des Werkstücks angebracht werden.

Abbildung 5 zeigt links eine Nadelmarkierung, in der Mitte korrespondierende Lasermarkierungen mit niedriger, und rechts Lasermarkierungen mit hoher Auflösung. Alle Markierungen konnten nach dem Temperaturwechsel des Schmiedewerkstückes wieder redundant ausgelesen werden, diese waren direkt nach dem Schmiedevorgang im heißen Zustand auf der Werkstückoberfläche appliziert worden.

Abbildung 5: Durch Nadelmarkierung erzeugte QR-Codes (links), Lasergravur mit niedriger Auflösung (Mitte) und Lasergravur mit hoher Auflösung (rechts), alle mit erfolgreicher optischer Erkennung (QR-Code Größe: etwa 20 mm^2)

Entwicklung eines Systems zur Adaptiven Prozesssteuerung von Warmschmiedevorgängen

Zu Beginn der Entwicklungsarbeiten von AP 2 wurden zunächst die Randbedingungen aus Sicht der zukünftigen Anwender eines Systems für eine adaptive Prozesssteuerung eines Warmschmiedevorgangs erfasst und alle prozessseitigen Forderungen in einer Spezifikation zusammengestellt. In der frühen Entwicklungsphase wurde bereits deutlich, dass der Anspruch des lernenden Systems für einen sich ständig verbessernden, korrigierenden Eingriff nur mit einem entsprechend konfigurierten neuronalen Netz zu erfüllen sei. In der Software-Architektur des zu entwickelnden Systems wurden daher zunächst zwei Hierarchieebenen von Daten definiert: die Ebene der prozessseitigen Sensorik und Aktuatorik sowie die Ebene der aufbereiteten Daten für das Training des konfigurierten neuronalen Netzes. In die zweite Ebene gehört auch die Generierung von Basisdaten für das allererste Training des neuronalen Netzes, welche mittels zahlreicher numerischer Simulationen des Umformvorganges ermittelt wurde.

Ein weiterer, wesentlicher Aspekt stellte bereits zu Beginn der Arbeiten die Forderung der zukünftigen Anwender nach einem Assistenzsystem dar, welches in jegliche zu realisierende Regelkreise integriert werden sollte, um den Menschen, d.h. den Anlagenführer in die Entscheidungen bzw. Vorschläge des KI-gestützten Systems zu involvieren. Um seine Erfahrung in jedem korrigierenden Eingriff in den Schmiedeprozess zu nutzen und unerwartete Systemstörungen rechtzeitig zu vermeiden, wurde eine entsprechende Maske für die Bedienoberfläche des Regelungssystems als Hauptgateway des Kontrollsystems programmiert. In Abbildung 6 ist das Assistenzsystem im unteren Teil des Bildes dargestellt und wurde spezifikationsgerecht in die drei entwickelten Regelkreise eingebunden. Die in der Spezifikation der Anforderungen an die Fähigkeiten des Regelungssystems wurden derart ausformuliert, dass die KI-gestützte Software korrigierend

- in den weiteren Ablauf desselben Werkstücks einzugreifen, und/oder
- in den Prozessablauf des unmittelbar folgenden Werkstücks einzugreifen und/oder
- erfolgreiche Fertigungsprozesse mit einem längerfristigen Zeithorizont derart abzuspeichern in der Lage ist, sodass ein Lernen des Gesamtsystems möglich wird.

Demnach wurden drei Regelkreise soft- und hardwareseitig für den in der Modellfabrik realisierten zweistufigen Schmiedevorgangs realisiert. Die "Echtzeit-Online-Strategie" ist in der Lage, die anstehenden Prozessparameter hinsichtlich der Historie des letzten Stößelhubes und der aktuellen Messwerte an die Bearbeitung des aktuellen Werkstücks anzupassen. Der korrigierende Eingriff erfolgt demnach im nachfolgenden Schmiedehub (2. Stufe) für dasselbe Bauteil. Die "Langzeit-Online-Strategie" führt die Regelabweichung vor den Prozessplaner zurück, der den genauen Ablauf des Schmiedevorgangs wie Halbzeugvorwärm- und Werkzeugtemperatur, Umformgeschwindigkeit etc. werkstoff- und bauteilspezifisch festlegt. Hierbei werden vollständige Datensätze aus der Produktion von Gutteilen abgespeichert und liegen dem nächsten korrigierenden Prozesseingriff zugrunde. Dieser Datenbestand soll dann für den nächsten Fertigungsauftrag unter sonst gleichartigen Bedingungen wiederverwendet werden. Die "Langzeit Offline-Strategie" speichert zunächst alle erfolgreichen Produktionsabläufe, das Zielgefüge des Werkstücks und alle sonstigen relevanten Qualitätsparameter des Werkstücks und lässt eine Analyse der Robustheit von Fertigungsvorgängen zu. Diese Analyse soll dazu dienen, aus der gesammelten Fertigungserfahrung für die Auslegung und das Engineering zukünftiger Schmiedebauteile zu lernen.

Abbildung 6: Struktur der realisierten Regelkreise der Modellfabrik mit Integration eines Assistenzsystems zur Einbindung des Anlagenführers in den Korrektureingriff

Cloud-Technologien bieten heute gänzlich unterschiedliche, flexible Plattformen für das Internet der Dinge (IoT). Für die Umsetzung der adaptiven Prozesssteuerung des Warmschmieden wurde eine solche Plattform genutzt, um die Speicherung des Zustands dieses Herstellungsprozesses und der umfangreichen Prozessdaten an einem gemeinsamen Ort zu ermöglichen. Der Vorteil solcher Plattformen liegt in der relativ problemlosen Handhabung und den Analysemöglichkeiten großer Datenmengen, um starke oder schwache Korrelationen zwischen u.U. recht heterogenen Datensätzen identifizieren zu können. Diese Korrelationen eröffnen den Weg zu einem tieferen Verständnis von Prozessen und Zusammenhängen, die für den Menschen bzw. auch für erfahrene Anlagenführer normalerweise nicht erkennbar werden. Die internetbasierte Handhabung von Daten stellt überdies einen flexiblen Ansatz dar, um Produktionsdaten an verschiedenen Orten bzw. in mehreren Produktionswerken in unterschiedlichen Formaten je nach Bedarf verfügbar zu halten.

Die Umsetzung der Hard- und Software-Struktur im weiteren erfolgte derart, dass Zustandswerte der Anlage und ihrer Peripherie dem Maschinenbediener auf dem Bedienfeld an der Anlage oder auf beliebigen Endgeräten mit entsprechender Visualisierung zur Verfügung gestellt werden sollten. Zudem wird die permanente Leistungserfüllung der Produktionskette dem Produktionsingenieur, Planer oder den Mitarbeitern der Qualitätssicherung mit dem entwickelten webbasierten Tool auf unterschiedlichen Endgeräten angezeigt. Zu diesem Zweck wurden die Cloud-Technologie der Extract-Transform-Load (ETL) für die Datenspeicherung, Modellierung, Berechnung, Überwachung und Verfolgung von Fertigungsdaten bzw. Regeleingriffen eingesetzt (siehe AP des Instituts für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme (IAS) der Universität Stuttgart). Die gemessenen Prozessparameter werden hierbei konvertiert und mittels einer standardisierten Speicherschnittstelle, die auf dem Cloud-Server läuft, in eine übergeordnete, relationale Datenbank übertragen. In dieser Datenbank wurden zwischenzeitlich zahlreiche Analysetools

hinterlegt, sodass mit dem heutigen Entwicklungsstand des Regelungssystems unter Zuhilfenahme einer Echtzeit-Datenbank umfangreiche Ad-hoc-Berechnungen und schließlich die analytische Online-Verarbeitung (OLAP) durchgeführt werden können. Die Echtzeitdatenbank wird dabei für die Zuordnung von Werkstückidentität und Prozessparametern entlang der gesamten Prozesskette verwendet. Sie ermöglicht eine Online-Verfolgung von Einzelteilen oder Chargen während des gesamten Fertigungsdurchlaufs.

Um eine effiziente Überwachung und Verfolgung von Prozessdaten zu erreichen, wurde ein OLAP-Datenmodell unter Berücksichtigung der Datenräume und der entsprechenden Prozessschritte erstellt. Das Modell arbeitet mit den Dimensionen Zeit, Raum und Produktinformationen. Die Dimensionen enthalten eine interne, hierarchische Struktur, in der jede Verzweigung durch ein Element beschrieben wird. Die Grundelemente sind mit Datenvektoren verbunden und markieren die innerste Schicht des Datenmodells (Produkttyp P mit der Identifikation x). Höhere Schichten (Charge A des Produkttyps P) kumulieren die Informationen der unteren Schichten durch Anwendung von Aggregationsverfahren. So können heterogene Daten in ein homogenes Modell integriert werden, da es möglich werden kann, verschiedene Schichten mit unterschiedlicher Auflösung zu assoziieren.

Das Assistenzsystem für manuelle Eingabemöglichkeiten des Maschinenbedieners wurde auf dem Bedienpult der Pressensteuerung realisiert. Abbildung 7 zeigt den Parameterüberwachungs- und Dateneingabebereich der dafür entwickelten Maske. Das orangefarbige Eingabedeck auf der rechten Bildseite zeigt die vom Cloud-Server vorgeschlagenen Prozessparameter an und ermöglicht es dem Bediener, diese Werte zu kontrollieren, zu akzeptieren oder zu ändern, bevor diese an die Umformmaschine oder die Anlagenperipherie weitergesendet werden. Mit dieser Vorgehensweise konnte gewährleistet werden, dass der Datensatz des Schmiedewerkstücks mit den aktuellen Parametern aus dem Umformvorgang selbst erweitert werden konnte. Die hiermit realisierte Datenstruktur ermöglichte es schließlich, dass eine werkstückbezogene fehlerfreie Rückverfolgung digitalisierter Prozesszustände in Verbindung mit den Informationen zur Werkstückwerkstoffhistorie in einem Datensatz redundant zur Verfügung stehen.

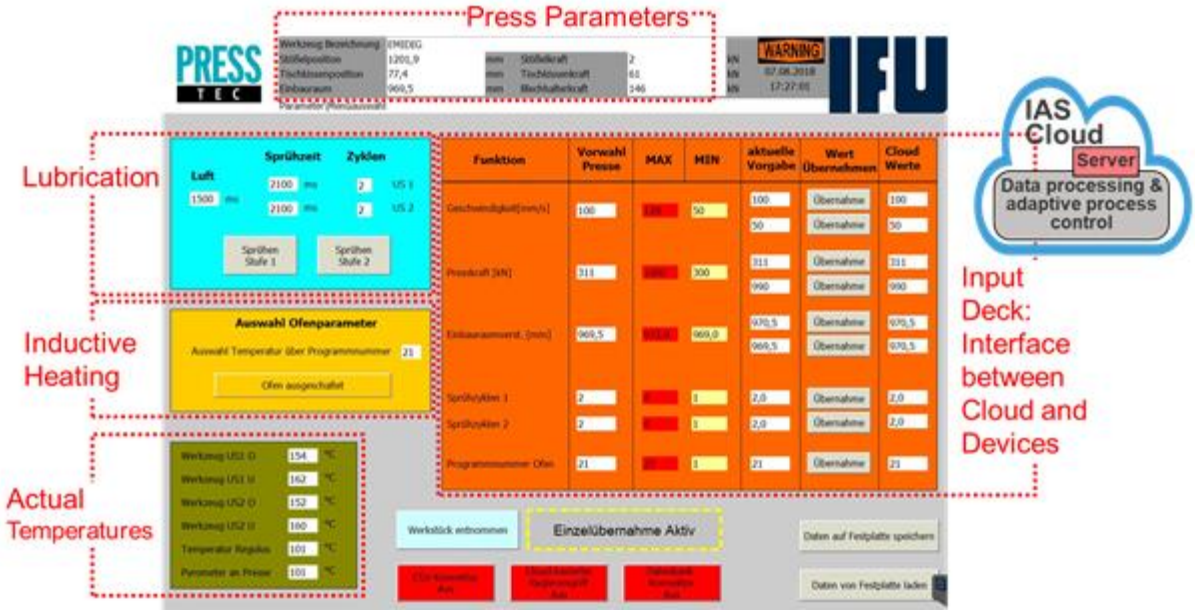


Abbildung 7: Bedienermaske der adaptiven Prozesssteuerung mit den Eingabemöglichkeiten des Assistenzsystems auf dem Bedienpult der Presse; die Spalten „Vorwahl, MIN,MAX“ sowie „aktuelle Vorgabe“ ermöglichen die manuelle Eingabe; die Spalte „Wert übernehmen“ bzw. „Cloud-Werte“ zeigt die aus der Cloud bereitgestellten Anlagenwerte an.

Ergebnisse/Fazit

Mit dem Aufbau einer Modellfabrik für einen zweistufigen Warmschmiedeprozessen von Aluminium konnte in der ersten Hälfte der Projektlaufzeit von den Konsortialpartnern und dabei insbesondere von den Instituten der Universität Stuttgart modellhaft gezeigt werden, wie digitale Technologien in eine Prozesskette der Massivumformung integriert werden können. Wesentliche Entwicklungsinhalte bildeten dabei zunächst die Schaffung bzw. Ausstattung von cyber-physischen Subsystemen wie die Umformpresse, dass Umformwerkzeug und die Anlagenperipherie. Inhaltlich erfolgten in dem Zeitraum von Projektbeginn bis zum Ablauf der ersten Hälfte der Projektlaufzeit die Konzipierung und Auswahl eines geeigneten Systems (Soft- und Hardware) zur Rückverfolgbarkeit der Schmiedewerkstücke im Durchlauf sowie die Entwicklung eines Moduls zur möglichst zuverlässigen Voraussage der zu erwartenden Bauteilqualität mittels einer adaptiven Prozesssteuerung. Im weiteren Verlauf des Projektes wurde das erfolgreich validierte Konzept der Modellfabrik an die Projektpartner Otto Fuchs und Hirschvogel weitergegeben und den dortigen spezifischen Produktionsbedingungen angepasst.

Rückverfolgung des Schmiedewerkstücks von der Halbzeugerwärmung bis zur Auslieferung

Während der ersten Arbeitsphasen des Projektes wurden verschiedene Ausführungen zur werkstückbezogenen Speicherung von Material- und Produktionsdaten zunächst in einer Marktstudie erfasst und die für die extremen Produktionsbedingungen in der Schmiede infrage kommenden Datenträger im Labor untersucht. Nach der Untersuchung von Datenträgern, die hohen Temperaturen widerstehen können und von Direktmarkierungssystemen, mit denen man eine beliebige Information in Form von QR-Codes direkt auf dem Halbzeug oder dem Werkstück aufbringen kann, wurden schließlich

Lasermarkierungssysteme als die beste Möglichkeit qualifiziert. Somit wird es möglich, sämtliche Halbzeuge und Werkstücke mit entsprechenden Lesegeräten bis kurz vor die Warmumformung und direkt danach im schmiedebetrieblichen Ablauf zu verfolgen. Die Grundlage hierfür bildet ein redundant gestalteter QR-Code, der per Laser auf jedem Werkstück binnen Sekunden aufgebracht werden kann. Die Zuordnung von Prozessdaten zur entsprechenden Werkstückidentität zu jedem Zeitpunkt des Prozesses ermöglichte eine vom Projektpartner IAS entwickelte Software.

Modellfabrik für die Warmumformung von Aluminium

Am IFU Stuttgart wurde eine modellhafte Fertigungskette für die Warmumformung von Aluminium (Modellfabrik) aufgebaut. Die Modellfabrik (Abbildung 8) umfasste dabei einen vollautomatisierten, zweistufigen Warmumformprozess zur Erzeugung einer Vorform aus einem Stangenabschnitt aus Aluminium und einem Fertigschmiedevorgang im Dauerlauf mit Sprüheinrichtung. Beide Schmiedegesenke waren dazu in einem gemeinsamen Werkzeugkörper integriert, der entsprechend der berechneten Regeleingriffe beheizt werden konnte.

Für die Abbildung eines realen Produktionsablaufes aus der Schmiedepraxis wurden Halbzeuge mit leicht unterschiedlichen Volumen verwendet, um die in der Praxis problematischen, nicht vermeidbaren Volumenschwankungen des Halbzeugs nachzubilden. Diese wurden zunächst gezielt erwärmt und dann in der ersten Umformstufe umgeformt. Um beispielsweise Gratbildung, Unterfüllungen oder andere Fehler am fertigen Schmiedestück zu vermeiden, wurden die UT-Lage des Stößels, die Presskraft und die zuletzt aufgebrachte Schmierstoffmenge im Zusammenhang mit dem erzeugten Qualitätsstand des Werkstücks ausgewertet und im 2. Schmiedehub (2. Stufe) ggfs. modifiziert. Aus Laufzeitgründen der Regelung konnte die sich spezifisch einstellende Mikrostruktur des Schmiedewerkstücks nach seiner Abkühlung in diesem Regelkreis nicht berücksichtigt werden.

Die relevanten Sensor- und Aktuatordaten wurden von einem adaptiven, auf einem Cloud-Server programmierten Prognosesystem für steuernde Prozesseingriffe verarbeitet (Abbildung 9). Diese im Projekt verwendeten adaptiven Steuerungsalgorithmen wurden mit neuen Ansätzen des Maschinellen Lernens inline ergänzt, um die Einstelldaten des Prozesses (Stößelposition im UT, Schmierstoffmenge, Werkzeug- und Halbzeugtemperatur) für den nächsten Schmiedehub anzupassen.

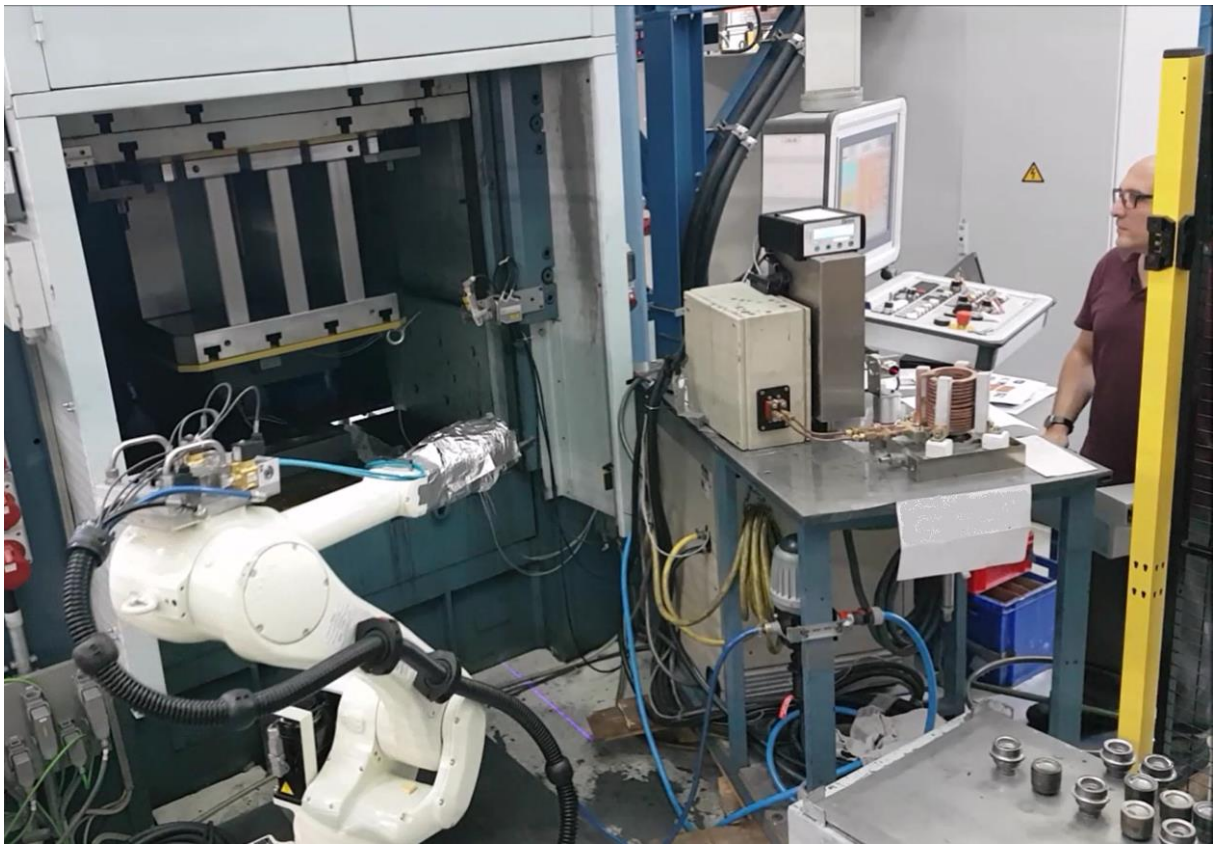


Abbildung 8: Foto der Anlagentechnik der Modellfabrik für die Warmumformung von Aluminiumbauteilen (rechts vorn im Bild)

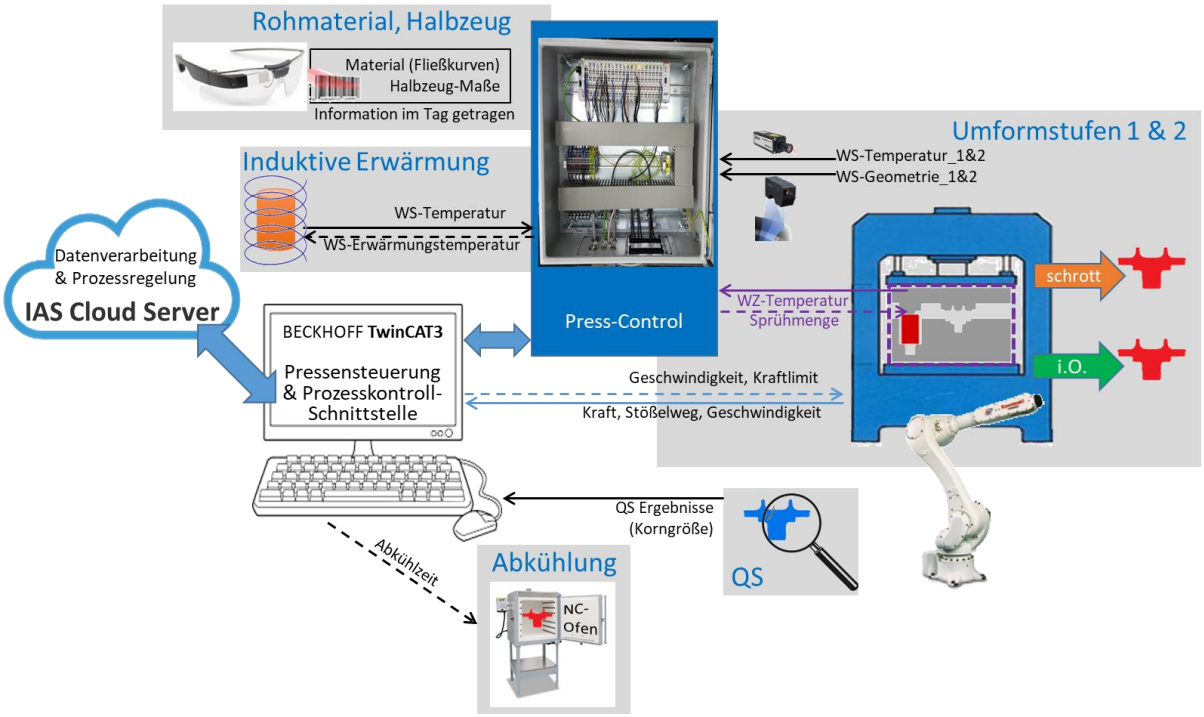


Abbildung 9: Informations- und Datennetzwerk der Modellfabrik auf Shop-Floor-Ebene

Anwendung von Methoden des Maschinellen Lernens als Modellierungstool

Nach der Konfektionierung eines geeigneten neuronalen Netzes entstand bereits in frühen Projektphasen die Problematik, wie geeignete Trainingsdaten des Netzes ohne einen labormäßigen Produktionsbetrieb der Modellfabrik generiert werden können. Diesbezüglich wurden ca. 1200 Durchläufe einer numerischen Prozesssimulation des Warmschmiedevorgangs der entsprechenden Werkstückgeometrien initiiert, um die berechneten Parameterräume für Schmiedungen von IO- und NIO-Bauteilen strukturieren und schließlich abspeichern zu können. Ziel dieser zahlreichen Simulationsläufe bildete die Erzeugung eines mehrdimensionalen Zustandsraums für die zwischen den Hüben, adaptiv arbeitende Prozesssteuerung, um Randgebiete und günstige Startbedingungen parametrisiert beschreiben zu können. Auf diese Weise wurde ein zufriedenstellender Bestand von Trainingsdaten generiert.

Für diese und andere Rechenaufgaben wurde ein sog. Cloud-Computing-Framework verwendet. Es ermöglichte einen hohen Nutzungsgrad von freier Rechenleistung sowie den Einsatz einer im Internet zugänglichen Echtzeitdatenbank zur aktuellen Erfassung des Fertigungsprozesszustandes. Das Maschinelle Lernen setzt eine datenbasierte Modellierung voraus, die mit einem solchen Framework dargestellt/ realisiert werden kann. Die durch Inline-Messungen erfassten Prozess- und Werkstückdaten trugen dann zur Erweiterung dieser Datenbank und damit zu einem verbesserten bzw. tieferen Maschinellen Lernen bei. Datensätze, die bei der Produktion von Ausschussteilen ermittelt wurden, waren dabei nicht weniger für die Erweiterung der Datenbank und damit für die Prognose der Werkstückqualität relevant als solche Datensätze, die während der Herstellung von Schmiedestücken innerhalb der Spezifikationsgrenzen (IO-Bauteile) erfasst wurden.

Abbildung 10 zeigt beispielhaft eine vierdimensionale Grenzfläche für den Parameterraum Rohteilhöhe (Rohteilvolumen), Schließhöhe des Werkzeugs und Reibung (im Prozess). Der Durchmesser der schwarzen Punkte indiziert hierbei die entstehende Grathöhe, die nach der ersten Schmiedestufe möglichst klein sein soll. Diese Grenzfläche zwischen IO- und NIO-Werkstücken wird nach jedem Stößelhub während der Produktion aktualisiert (siehe einzelne Punkte in diesem Parameterraum), sie bildet damit „gelerntes und aktuelles“ Prozesswissen ab und ermöglicht auf diese Weise eine automatisierte Anlageneinstellung für den nächstfolgenden Fertigungsauftrag.

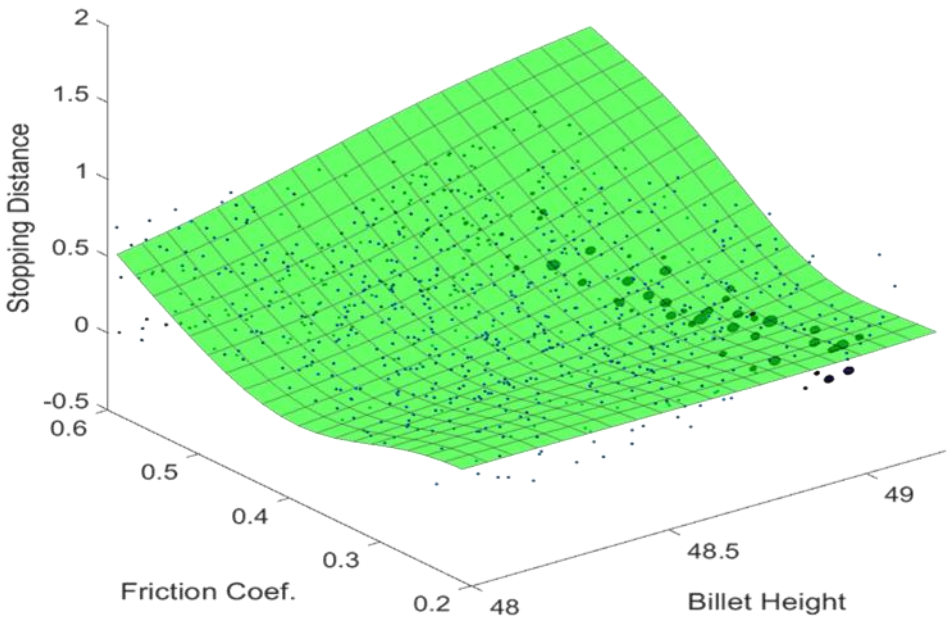


Abbildung 10: Grenzfläche zwischen Gut- und Ausschussteilen, die auf Simulations- und echten Produktionsdaten beruht und nach jedem Stößelhub aktualisiert wird (Achsbezeichnungen: Lage des unteren Totpunktes des Stößels (stopping distance); Reibungskoeffizient im Schmiedewerkzeug (friction); Butzenhöhe (Billet height))

Literatur

[1] Will, J.; Menke, T.; Stühmeyer, A., Rechnerische Robustheitsbewertung von Umformprozessen. In: Liewald, M. (Hrsg.): Neuere Entwicklungen in der Blechumformung. Frankfurt a.M.: MAT INFO Werkstoff-Informationsgesellschaft mbH, 2006, S. 253-268.

[2] Blaich, C. Robuster Tiefziehprozess durch Erfassung und Optimierung der örtlichen Bauteilqualität. Dissertation, Universität Stuttgart, 2012.

[3] Grossenbacher, K. Virtuelle Planung der Prozessrobustheit in der Blechumformung. Dissertation, ETH Zürich, 2008.

[4] Israel, M. Bewertung von Parameterstreuung beim Umformfügen. Proceedings of 9th Weimar Optimization and Stochastic Days 2012, Weimar, 29.-30. November 2012.

[5] Kroiß, T.; Engel, U.; Merklein, M. Comprehensive approach for process modelling and optimization in cold forging considering interactions between process, tool and press. Journal of Materials Processing Technology 213 (2013) No. 7, S. 1118-1127.

[6] Lange, K. et. al. Fließpressen: Wirtschaftliche Fertigung metallischer Präzisionswerkstücke. Berlin: Springer, 2008.

[7] Liewald, M. et. al. Identification of innovative process chains for cold forging. In: Liewald, M. (Edit.): New Developments in Forging Technology. Frankfurt a.M.: MAT INFO Werkstoff-Informationsgesellschaft mbH, 2013, S. 1-32.

[8] Bauernhansl, T.; Krüger, J.; Reinhart, G.; Schuh, G. WGP-Standpunkt Industrie 4.0, Wissenschaftliche Gesellschaft für Produktionstechnik WGP e.V., 2016

AP3: Produktionsanlagen

AP-Leitung: **SMS**	Beteiligt: HIVO/OF/IAS	
Ziel: Belastungsabhängige Vorhersage von Anlagenzuständen und entsprechenden vorbeugenden Maß-nahmen der Instandhaltung und Wartung („Predictive Maintenance“)		

Ausgangssituation/Motivation:

Für die Wirtschaftlichkeit einer industriellen Anlage ist die Instandhaltungsstrategie ein wesentlicher Faktor. Für kritische und teure Baugruppen ist das Condition Monitoring ein weit verbreitetes Konzept für eine präventive zustandsbasierte Instandhaltung, mit dem Ziel einer optimalen Ausnutzung des Abnutzungsvorrates sowie zur Vermeidung von Störfallen und ungeplanten Wartungsstillständen. Für Standardbaugruppen, die in vielen unterschiedlichen Maschinentypen diverser Industriezweige eingesetzt werden, wie z.B. Getrieben oder Wälzlagern, sind geeignete Methoden und der hierfür notwendige Aufwand für eine Zustandsüberwachung gemeinhin bekannt. Für sehr maschinenspezifische Baugruppen oder bei besonderen Umgebungseinflüssen und großen prozessbedingten Störungen, wie es vielfach in der Massivumformung der Fall ist, sind zum Teil Standardvorgehensweisen nicht ohne weiteres anwendbar und geeignete Methoden zur Zustandsüberwachung unbekannt.

Ziele im Detail:

Angestrebtes Ergebnis dieses Teilvorhabens ist ein ganzheitliches Messkonzept für Frühindikatoren von Bauteil- und Baugruppenschäden und daraus abgeleitete Prognosemodelle zur Vorhersage von ungeplanten Stillständen z. B. anhand von verbleibendem Abnutzungsvorrat für Maschinen der Massivumformung in zwei repräsentativen Produktionslinien in den Betrieben der Anwendungspartner, sodass gezielte Wartungsmaßnahmen zur Erhaltung der Anlagenverfügbarkeit geplant und durchgeführt werden können. Die Demonstratoranlagen sind zum einen eine hydraulische Räderpresse (Hersteller: Müller Weingarten, Betreiber Otto Fuchs) und zum anderen eine Exzenterpresse (Hersteller: SMS, Betreiber: Hirschvogel) für Komponenten des Automobilbereichs.

Vorgehensweise:

In Workshops mit den Anlagenbetreibern Hirschvogel und Otto Fuchs wurden mögliche Schadensfälle identifiziert, die sich signifikant auf die GAE auswirken können. Nachfolgend wurde geprüft, welche der identifizierten Schadensfälle potentiell mit vorhanden Signalen der Automatisierung oder zusätzlicher Sensorik direkt oder indirekt beobachtbar sind. Unter Einbeziehung einer Wirtschaftlichkeitsbetrachtung wurden folgende Bauteile bzw. Teilsysteme zur Überwachung ausgewählt.

Tabelle 4: Übersicht über Sensorik - Hydraulische Räderpresse, Otto Fuchs:

Überwachungsmodul	**Bewertungsgrundlage**	**Zusätzliche Sensorik / Hardware**
Hauptpumpen	Vibration, Druckverlauf	Beschleunigungssensoren, Drucksensoren an Hauptpumpeneinzelleitungen
Hauptpumpenanstellung	Schwenkwinkelregelungsverhalten	keine
Hauptpumpen- und Antriebslager	Vibration	Beschleunigungssensoren
Ventile Stößelanstellung	Druckverlauf	Drucksensoren an Hauptpumpeneinzelleitungen
Steuerdruckpumpen	Vibration, Ladeschaltzyklus	Vibrationssensoren
Steuerdruckpumpen- und Antriebslager	Vibration	Beschleunigungssensoren
Steuerdruckspeicher	Druckverlauf, Vorspanndruck	Gasdrucksensoren
Stößelanstellung interne Leckage	Stößelbewegung in Ruhelage	keine
Hydraulik Medium	Ölstand, Kontamination	Optische Feststoffkontaminationsmessung, Wassersättigungssensor

Tabelle 5: Übersicht über Sensorik - Exzenterpresse, Hirschvogel:

Überwachungsmodul	**Bewertungsgrundlage**	**Zusätzliche Sensorik / Hardware**
Hydraulisches Kupplungs-Bremssystem	Druck-, Positionsverläufe und Ventilschaltverhalten, Konformität mit Ablaufsteuerung	Drucksensoren für Kupplungs-, Brems- und Speicherdrücke, Eingangsklemmen für Ventilrückmeldung, Drehzahlgeber mit erhöhter Auflösung
Hauptantrieb	Motor Drehmomentbildender Strom im Leerlauf	keine
Temperaturüberwachungen für diverse Aggregate	Temperatur	keine
Tischausstoßer	Druckverläufe, Ausfuhr-, Einfuhrweg	Drucksensoren für Tischausstoßer
GEA	Motortemperaturverläufe, Verlauf drehmomentbildende Ströme, Regelungsverhalten Positionsregelungen	Temperatursensoren an Antrieben
Greifer	Greiferendschaltersignalverlauf, Konformität GEA und Tischausstoßer	Eingangsklemmen für hochauflösende Rückmeldung Greiferendschalter
Hydraulik Medium	Ölstand, Kontamination, diverse Öleigenschaften, Öltemperatur	Optische Feststoffkontaminationsmessung, Wassersättigungssensor, Multifunktionaler Ölzustandssensor (HydacLab)
Pumpen, Pumpen- und Antriebslager	Vibration	Beschleunigungssensoren

Nach Installation des Messaufbaus wurden für die Entwicklung der Überwachungsmodule außer den Signalen der zusätzlich angebrachten Sensoren alle verfügbaren Automationsdaten, die als potentiell relevant eingeschätzt werden, in die Messdatenaufzeichnung aufgenommen. Für Überwachungsmodule, für welche die Diagnosemethoden wohlbekannt sind, die sich im Einsatz bei anderen Maschinen bewährt haben, wie z.B. der Vibrationsüberwachung von Wälzlagern, wurden die Messdaten gesichtet, um optimale Auswertezeiträume festzulegen. Für neuartige Überwachungsmodule wurden die Messdaten hinsichtlich der Aussagekraft zur anvisierten Überwachungsmodule untersucht und sowohl intern mit entsprechend Fachexperten aus dem Neuanlagenbau und Service als auch mit den Anlagenbetreibern diskutiert. Daraus resultierend wurden Kennwerte bestimmt, die Berechnungen dieser programmiert, mit historischen Daten offline vorgetestet und dann zur Langzeitanalyse beim Anlagenbetreiber implementiert. Fortlaufend wurden die Berechnungsergebnisse auf Plausibilität geprüft und ggf. die Berechnungen korrigiert oder Maßnahmen getroffen, um die Datenqualität zu erhöhen. Anhand von aufgetretenen Schadensfällen wurden die entwickelten Kennwerte und entsprechenden Grenzwerte für Alarme validiert.

Ergebnisse/Fazit:
Hydraulische Räderpresse, Otto Fuchs, Überwachungsmodule:

Für den Fall der hydraulischen Presse von Otto Fuchs hat sich ergeben, dass der Zustand der in der Projektlaufzeit ausgefallenen Baugruppen sehr gut mit wenig Aufwand und somit sehr wirtschaftlich überwacht werden konnte. Für den gegebenen Fall ist der Zustand der Pumpen mit kostengünstigen Mitteln sehr gut zu bestimmen, sodass hierfür keine Vibrationssensoren benötigt werden. Die Leistungsfähigkeit der einzelnen Hauptpumpen ist mit Drucksensoren und der Steuerdruckpumpen jeweils über den Ladeschaltzyklus erfassbar. Aus den Vibrationen konnten als für die Instandhaltung relevante, zusätzliche Information nur der Zustand der Wälzlager bestimmt werden. Die Wälzlager haben sich aber bei dieser Anlage nicht als kritisches Bauteil herausgestellt, da die Pumpen an sich häufig ausfallen und im Schadensfall die Lager zusammen mit der Pumpe durch neue ersetzt werden. Für die Indikation von Änderungen im Verhalten der Steuerdruckspeicher, z.B. aufgrund von Gasverlust, ist mit Kenntnis der Leistungsfähigkeit der Pumpen die Überwachung des Druckverlaufs beim Laden und Entladen hinreichend, sodass die dauerhafte Messung des Vorspanndrucks nicht notwendig ist. Von den ursprünglich avisierten Überwachungsmodulen werden die nachfolgenden als potentiell wirtschaftlich sinnvoll erachtet.

Tabelle 6: Übersicht über potentiell wirtschaftlich zu betreibende Überwachungsmodule- Otto Fuchs

Überwachungsmodul	**Bewertungsgrundlage**	**Zusätzliche Sensorik / Hardware**
Hauptpumpen	Druckverlauf	Drucksensoren an Hauptpumpeneinzelleitungen
Hauptpumpenanstellung	Schwenkwinkelregelungsverhalten	keine
Ventile Stößelanstellung	Druckverlauf	Drucksensoren an Hauptpumpeneinzelleitungen
Steuerdruckpumpen	Ladeschaltzyklus	keine
Steuerdruckspeicher	Druckverlauf	keine
Stößelanstellung interne Leckage	Stößelbewegung in Ruhelage	keine
Hydraulik Medium	Ölstand	Keine
Hydraulik Medium[*1]	Kontamination	Optische Feststoffkontaminationsmessung, Wassersättigungssensor

[*1]: Aufgrund der hohen Kosten ist die Wirtschaftlichkeit einer permanenten Kontaminationsmessung für die jeweils betreffende Anlage zu prüfen. Bei der vorliegenden Anlage ist die Messung von besonderem Interesse, da ungewöhnlich häufig Pumpen ausfallen. Da der Messaufbau zu der Kontaminationsmessung mehrfach nachgebessert werden musste und die Messung erst seit kurz vor Ende der Projektlaufzeit durchgehend stabil läuft, konnte nicht geprüft werden, ob in den Kontaminationsmesswerten sich Symptome oder Ursachen der Pumpenausfälle widerspiegeln.

Einige Schadens- und Mängelarten sind in der Projektlaufzeit wiederholt aufgetreten, die sich mit der zuvor ausgewählten Sensorik und Automationssignalen einfach erkennen und klar voneinander unterscheiden lassen. Ein Ausschlag der Kennwerte, die aus den Mess- und Automationssignalen berechnet werden, ergeben eine klare Indikation für spezifische Instandhaltungsmaßnahmen. Zur Verdeutlichung werden im Folgenden einige Beispiele genannt.

Bsp. 1: Der Kennwert für die Ventile zwischen Hauptpumpe P4 und den Anstellzylindern schlägt bei den markierten Zeitunkten aus (siehe Abbildung 11 unten) und überschreitet den definierten Grenzwert, sodass ein Alarm ausgelöst wird. Dies deutet auf ein Festsitzen eines Ventils hin, was sich häufig durch manuelles Betätigen der Ventile einfach beheben lässt. Ist dies nicht möglich oder es verklemmt sich kurz darauf wieder, ist das Ventil zu wechseln.

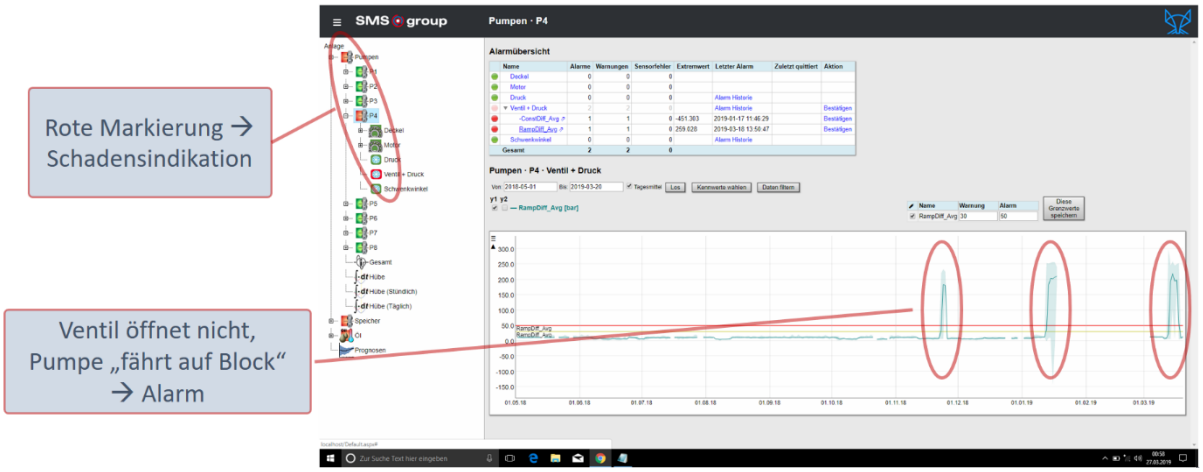


Abbildung 11 : Beispiel 1, Trendgraph Ventil Hauptpumpe P4

Bsp. 2: Der Kennwert für die Leistungsfähigkeit von Hauptpumpe P3 schlägt bei den markierten Zeitunkten aus (Abbildung 12) und unterschreitet den definierten Grenzwert, sodass ein Alarm ausgelöst wird. Beim nächsten Stillstand werden die Leitungsanschlüsse geprüft. Sofern diese ohne Beanstandung sind, wird die Pumpe durch eine neue ersetzt.

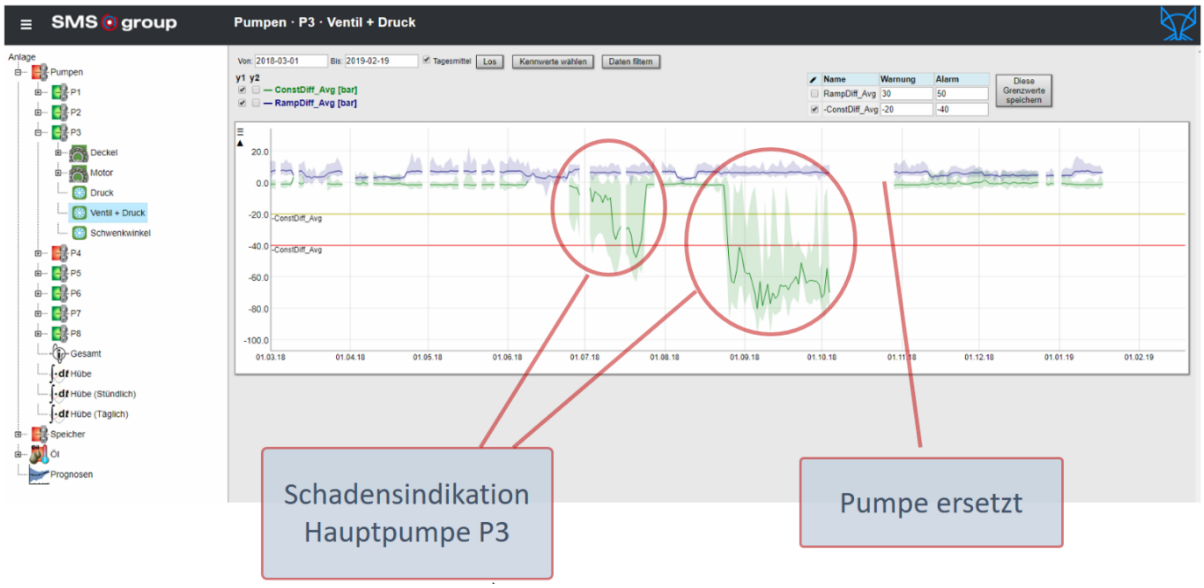


Abbildung 12 : Beispiel 2, Trendgraph Hauptpumpe P3

Abbildung 13 zeigt Schäden an Bauteilen der ausgebauten Hauptpumpe P3. Von links nach rechts sind die Steuerplatte, exemplarisch die Kopfseite eines Kolbens und ein Ausschnitt der Zylindertrommel, sowie die Nahsicht in einen Kolbenraum der Zylindertrommel dargestellt.

Abbildung 13 : Fotos, Schaden Hauptpumpe P3

Bsp. 3: Der Kennwert für die Leistungsfähigkeit der Steuerhochdruckpumpe überschreitet im markierten Zeitbereich den definierten Grenzwert (siehe Abbildung 14), sodass ein Alarm ausgelöst wird. Nach Ausschluss des Speicherzustands bzw. des Vorspanndrucks des Speichers als Ursache, werden die Leitungsanschlüsse der Pumpe geprüft. Sofern diese ohne Beanstandung sind, wird die Pumpe durch eine neue ersetzt.

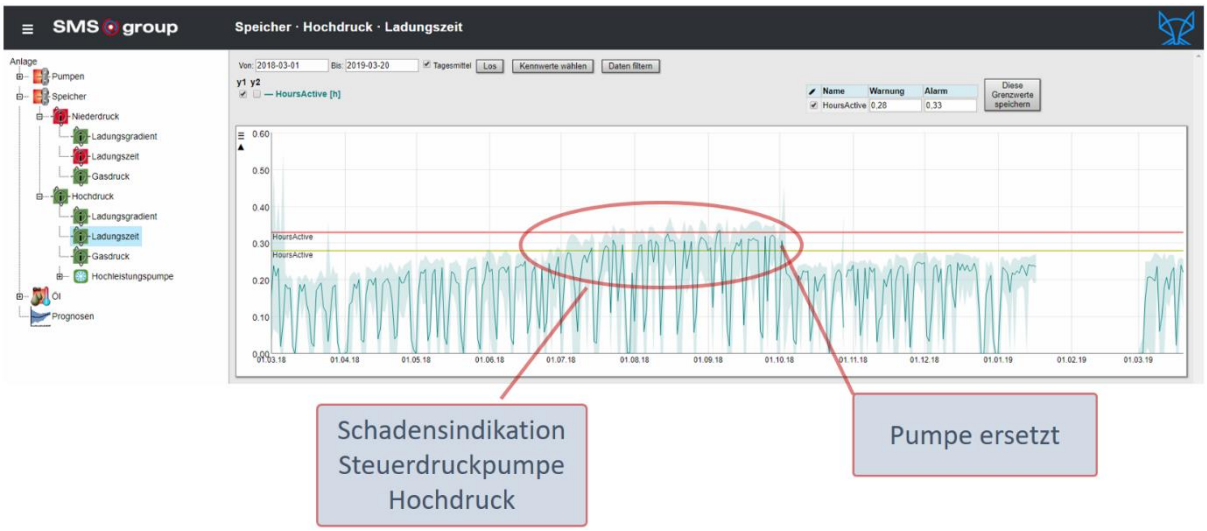


Abbildung 14 : Beispiel 3, Trendgraph Steuerhochdruckpumpe

Bsp. 4: Der Kennwert für das Abfallen des Stößels in Ruhestellung, bei der die Position durch Schließen der Schaltventile gehalten werden soll, ist in den markierten Zeitbereichen erhöht. Im ersten Fall links wird der Grenzwert überschritten (siehe Abbildung 15), sodass ein Alarm ausgelöst wird. Dies deutet auf eine Leckage hin, was erfahrungsgemäß in den meisten Fällen auf eine interne Leckage im Zylinder zurückzuführen ist. Dies hat sich in diesem Fall bestätigt, der Kennwert ist nach dem Wechsel der Dichtringe drastisch reduziert.

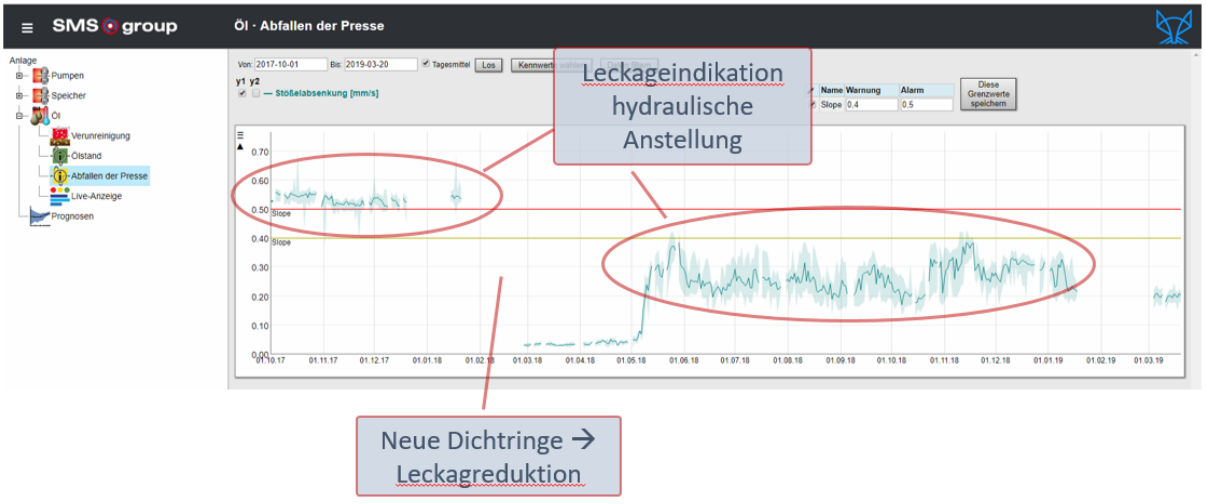


Abbildung 15 : Beispiel 4, Trendgraph Stößelabsenkung

Hydraulische Räderpresse, Otto Fuchs, Prognosemodelle:

Für den Tankölstand und den Steuerdruckpumpenzustand wurden Prognosemodelle erstellt. Abbildung 16 ist exemplarisch eine Prognose für den Tankstand dargestellt. Mittels Regression werden Tankfüllstand (radiometrisch erfasst), Öltemperatur und Pressenposition miteinander verrechnet, um den entsprechenden Füllstand in Ruhe und bei Referenztemperatur zu erhalten. Aus dem Verlauf dieses Wertes (türkiser Graph) lässt sich eine Leckölrate (Steigung der blauen Linie) ableiten, sowie eine Prognose, wann spätestens aufgefüllt werden muss (Schnittpunkt der blauen Linie mit der rot gezeichneten Ausfallgrenze).

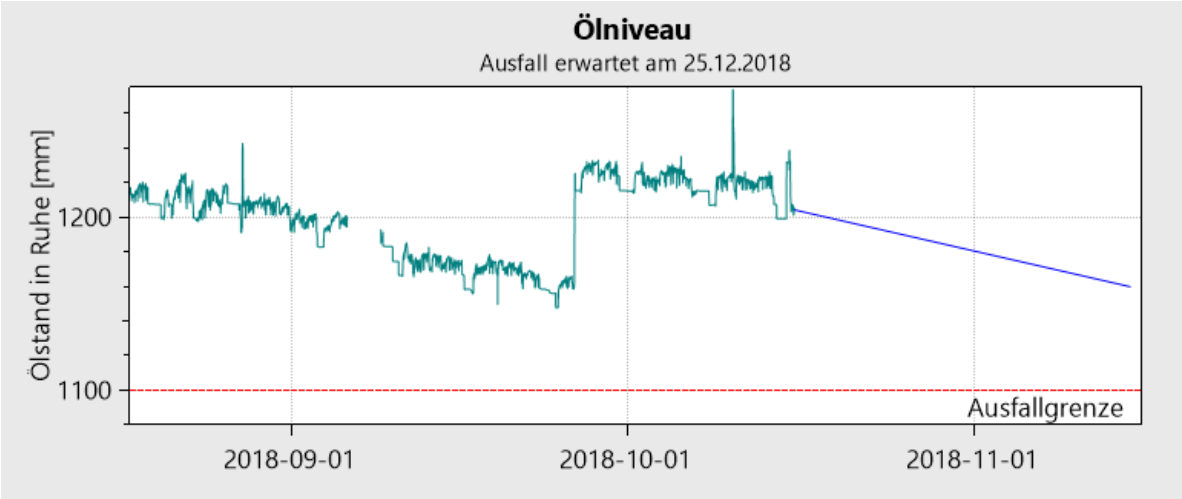


Abbildung 16 : Gerechneter Tankfüllstand in Ruhestellung mit Tankfüllstandsprognose

Nach selbiger Vorgehensweise wurde eine Prognose für die Steuerhochdruckpumpe umgesetzt, allerdings ist die Aussagekraft des vorhergesagten Ausfallszeitpunkts fraglich. Für die Entwicklung anspruchsvollerer, qualitativ hochwertigerer Prognosen von Ausfällen durch fortschreitende Schädigungen ist eine genaue Klassifizierung der aufgetretenen Schadensarten an den jeweiligen Bauteilen und eine hohe Schadensfallzahl Grundvoraussetzung. Beides ist hier nicht der Fall (2 Ausfälle der Pumpe während der Projektlaufzeit).

Exzenterpresse, Hirschvogel, Überwachungsmodule:

Im Fall der Exzenterpresse von Hirschvogel hat sich die Entwicklung der Kennwerte aus organisatorischen Gründen, regulatorischen Hindernissen und mangelnder Datenkonsistenz stark verzögert, sodass noch nicht alle entwickelten Kennwerte abschließend optimiert und validiert werden konnten. Aber ähnlich wie bei der hydraulischen Presse, deutet sich für die Exzenterpresse an, dass wesentliche Überwachungsmodule mit geringen Kosten für zusätzliche Sensorik umzusetzen sind. Im Laufe der Projektlaufzeit haben sich die Überwachung des hydraulischen Kupplungs-Bremssystems, der GEA, Tischausstoßer und Greifer hinsichtlich der Kritikalität und der Hardwarekosten für Sensorik als besonders interessant herausgestellt, sodass die Überwachung des Hydraulikmediums und die Vibrationsüberwachung der Pumpen und Pumpenantriebsstränge vorerst nicht weiterverfolgt werden. Die Konzepte zur Überwachung der GEA und Teile des Überwachungsmoduls für das hydraulische Kupplungs-Bremssystem haben sich bereits bewährt. Für die restlichen Teile des Überwachungsmoduls für das

hydraulische Kupplung-Bremssystem wird die Entwicklung nach Verbesserung der Datenqualität fortgeführt. Da die Methoden hierfür weitestgehend durch die Anwendung bei Troubleshootings mit temporären Messungen bekannt sind, wird die Erfolgsaussicht als sehr hoch eingeschätzt. Für die Tischausstoßer konnten mit dem Überwachungsmodul für die Lebensdauer ungünstige Einstellungen der Automation erkannt werden, für die Erkennung von GAE relevanten mechanischen Mängeln dagegen hat sich bisher kein Nutzen erwiesen. Aufgrund des geringen messtechnischen Aufwands wird der Ansatz vorerst nicht verworfen. Für die Greifer hat sich gezeigt, dass mit der ausgewählten Sensorik bzw. den verfügbaren Daten, die im Projektlaufzeit aufgetretenen Störungen nicht wie erhofft prognostiziert werden können. Da ein Nutzen hinsichtlich der Überwachung der Konformität der Bewegungsabläufe der unterschiedlichen Aggregate erwartet wird und der messtechnische Aufwand gering ist, wird die Weiterentwicklung des Überwachungsmoduls in Betracht gezogen.

Folgende Überwachungsmodule werden unter Vorbehalt als potentiell wirtschaftlich sinnvoll erachtet.

Tabelle 7: Übersicht über potentiell wirtschaftlich zu betreibende Überwachungsmodule- Hirschvogel

Überwachungsmodul	**Bewertungsgrundlage**	**Zusätzliche Sensorik / Hardware**
Hydraulisches Kupplungs-Bremssystem	Druck-, Positionsverläufe und Ventilschaltverhalten, Konformität mit Ablaufsteuerung	Drucksensoren für Kupplungs-, Bremsdruck, Eingangsklemmen für Ventilrückmeldung, Drehzahlgeber mit erhöhter Auflösung
Hauptantrieb	Motor drehmomentbildender Strom im Leerlauf	keine
Tischausstoßer	Druckverläufe, Ausfuhr-, Einfuhrweg	Drucksensoren für Tischausstoßer
GEA	Verlauf drehmomentbildende Ströme, Regelungsverhalten Positionsregelungen	keine
Greifer	Greiferendschaltersignalverlauf, Konformität GEA und Tischausstoßer	Eingangsklemmen für hochauflösende Rückmeldung Greiferendschalter

Exemplarisch werden im Folgenden vier aufgetretene Mängel in der Auswirkung auf die bereits vorhandenen Kennwerte bzw. Messdaten dargestellt und daraus abzuleitende Wartungsmaßnahmen genannt.

Bsp. 1: In Abbildung 17 sind Kennwerte des Hydrauliksystems für die Kupplung dargestellt. Beim markierten Datum wurde das Pressensicherheitsventil aufgrund der zuvor erhöhten Zeit vom Schaltbefehl des Ventils bis zum Druckaufbau ausgetauscht. Nach dem Wechsel ist der entsprechende Kennwert reduziert.

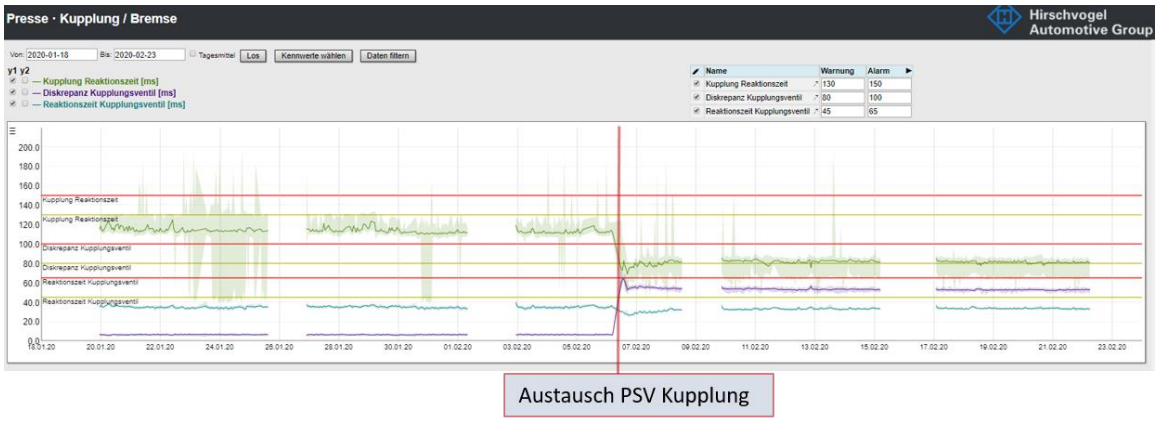


Abbildung 17 : Beispiel 1, Trendgraph Pressensicherheitsventil (PSV)

Bsp. 2: In Abbildung 18 sind Trendgraphen von Kennwerten zu den Drehmomentverläufen der GEA Vor-/Rückwärtsbewegung für vorne links (oben) und vorne rechts (unten) dargestellt. Jeweils darunter sind über einen Tag gemittelte Drehmomentverläufe entsprechend dem Datum auf dem der Cursor im Trendgraph steht und Referenzkurven, die anhand eines Zeitraumes ermittelt wurden, in dem die Motorsteuerung einwandfrei funktioniert hat. Der Zeitraum, in dem die Motorsteuerung einwandfrei funktioniert hat, entspricht in Abbildung 18 dem Zeitraum zwischen dem 2. und 3. Marker von links (ca. 3,5 Monate). Die Referenzkurven wurden basierend auf Daten eines Monats innerhalb dieser Zeitspanne ermittelt. Die Kennwerte in den Trendgraphen sind im Zeitraum, in dem die Motorsteuerung einwandfrei war, konstant deutlich niedriger als davor und danach. Anhang der Drehmomentverläufe ist zu erkennen, dass die Kennwerterhöhungen außerhalb dieses Zeitraums einem zwischen links und rechts gegensinnigem Offset der Drehmomentverläufe entspricht. Die Motoren arbeiten dann gegeneinander. In diesem Fall ist die Parametrierung der Antriebssteuerung zu prüfen.

Abbildung 18 : Beispiel 2, Trendgraphen Drehmomentverläufe (Bewegungsprofile) GEA

Bsp. 3: in Abbildung 19 ist der Trendgraph der Kennwerte für mechanisches Spiel aller Achsen dargestellt. Im markierten Zeitraum ist der Kennwert für die Heben-/Senken-Achse vorne links stark erhöht. Nach Einstellung des Zahnspiels ist der Kennwert deutlich reduziert.

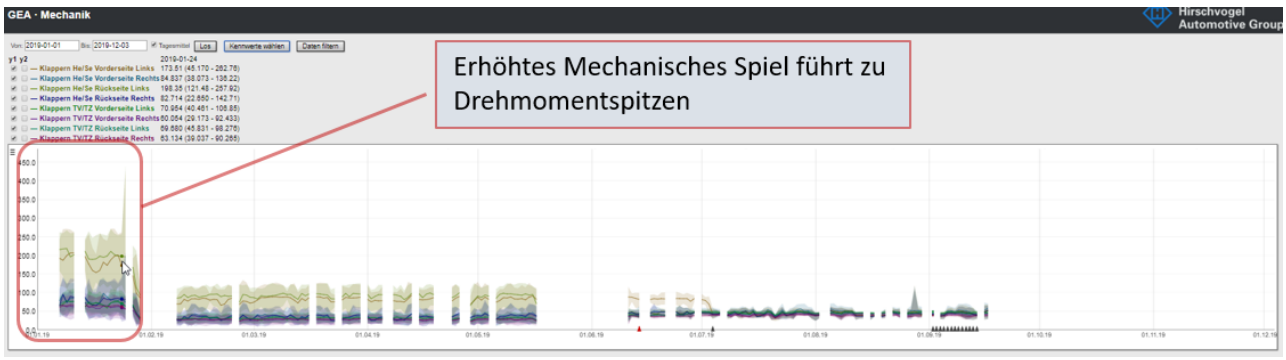


Abbildung 19 : Beispiel 3, Trendgraphen Klappern GEA

Bps. 4: Im Laufe des Projektes wurde ein Schaden am Dämpfungszylinder des Kupplungssystems festgestellt, der zu hohen Spitzen im Kupplungsdruck beim Einkuppeln und ungewollt schneller Beschleunigung der Kurbelwelle auf Nenndrehzahl geführt hat. In Abbildung 20 ist der Trendgraph zu zwei Kennwerten basierend auf dem Kupplungsdruckverlauf dargestellt. Der Kennwert im Trendgraph ockerfarben gibt die Höhe der Druckspitze beim Einkupplungsbeginn wieder. Bei beschädigten Dämpfungszylindern ist dieser Kennwert stark erhöht. Nach Austausch der defekten Dämpfungszylinder ist dieser Kennwert deutlich

reduziert. Danach wurden temporär weitere Maßnahmen getroffen, um die Druckspitzen beim Einkuppeln weiter zu vermindern und ein weicheres Einkuppeln zu erreichen. Dabei wurde erreicht, dass die Kupplung langsamer Druck aufbaut. Da aber die Steuerung nicht zeitgleich angepasst wurde, hat dies zu einer schlechteren Abstimmung mit der Bremse geführt und zu einem härteren Einkuppeln, was sich in höheren Druckspitzen bei Einkupplungsende widerspiegelt (lila Kurve).

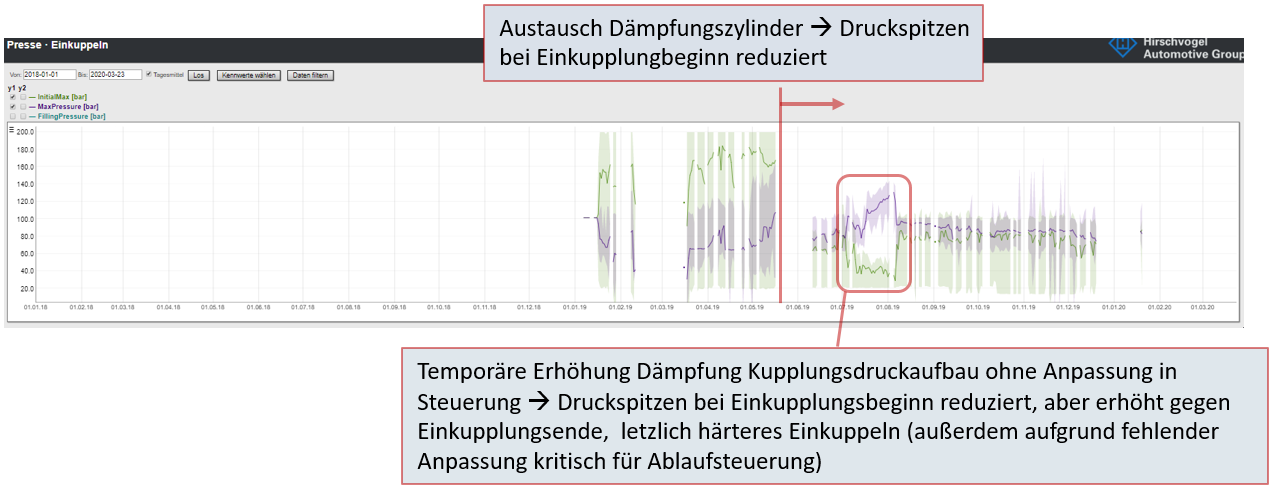


Abbildung 20 : Beispiel 4, Trendgraph Kupplungsdruck

Exzenterpresse, Hirschvogel, Prognosemodelle:

Für die Entwicklung hochwertiger Prognosen von Ausfällen durch fortschreitende Schädigungen ist eine genaue Klassifizierung der aufgetretenen Schadensarten an den jeweiligen Bauteilen und eine hohe Schadensfallzahl Grundvoraussetzung. Im Fall der Exzenterpresse hat sich schon die Klassifizierung von Störungen und zum Teil die Messdatenqualität als Schwierigkeit herausgestellt. Die verfügbaren Störmeldungen basieren auf subjektiven Einschätzungen der Anlagenbediener und Instandhalter. Messsignale von zentraler Bedeutung waren bis zuletzt nicht immer zuverlässig. Zudem sind Störungen aufgrund fortscheitender Schädigungen kaum aufgetreten. Da im Projektzeitraum viele Greiferfehler aufgetreten sind, wurde geprüft, ob diese vorhersagbar sind. Es wurde aber festgestellt, dass die Kennwerte keine zeitliche Korrelation zu den entwickelten Kennwerten haben, was darauf zurückzuführen ist, dass diese häufig durch manuelle mechanische Einstellungen der Anlagenbediener bedingt sind, die nicht messtechnisch erfasst werden.

AP4: Produktionswerkzeuge

AP-Leitung: **LFM**	Beteiligt: HIVO/OF/SMS/IFU/IAS	
Ziel: Reduzierung der Standmengenstreuung und Prognose von Werkzeugstandmengen		

Ausgangssituation/Motivation:

Produktionswerkzeuge unterliegen einer extremen Belastung, die sich aus einem Belastungskollektiv bestehend aus mechanischen, thermischen, tribologischen und chemischen Beanspruchungen zusammensetzt.

Andererseits verfügen die Produktionswerkzeuge über eine mehr oder weniger hohe Belastbarkeit, die wesentlich durch den verwendeten Werkzeugwerkstoff und seine Vorbehandlung sowie die Wärme- und Oberflächenbehandlung beeinflusst wird. Das Verhältnis Belastung zu Belastbarkeit bestimmt schlussendlich die erreichbare Standmenge als Folge unterschiedlicher Versagensursachen.

Zur Senkung der Werkzeug- und Rüstkosten und damit der Herstellkosten von Umformteilen ist die Maximierung der Werkzeugstandmenge zwingend erforderlich.

Die betriebliche Praxis zeigt aber immer wieder, dass die Standmengen auch bei gleichen Produktionswerkzeugen teilweise erheblichen Schwankungen unterliegen (± 50% sind keine Seltenheit).

Über die Gründe wird spekuliert, die Ursachen sind letztendlich nicht bekannt. Das Verhalten passt jedoch zu dem bekannten Phänomen bei komplexen tribologischen Systemen, dass bei Auftreten von spontanen Anomalien im Prozess eine spontane Schädigung eintritt, so dass der weitere Verlauf der Schädigung einen anderen zeitlichen Verlauf einnimmt als vor Eintreten der Anomalie. Es kann somit davon ausgegangen werden, dass die gesamte Lebensgeschichte eines Werkzeuges (Herstellung+ Betriebsbedingungen+ Reparatur/Aufarbeitung) die Standmenge beeinflusst, und sich die erreichbare Werkzeugstandmenge aus einem bisher noch unbekannten funktionalen Zusammenhang zwischen dem zeitlich veränderlichen Belastung(skollektiv) und der individuellen Belastbarkeit der Werkzeuge ergibt. Das Belastungskollektiv ist bei Produktionswerkzeugen mehrdimensional. Die Belastbarkeit ist abhängig von der Herstellgeschichte der Werkzeuge. Sowohl die Parameter des Belastungskollektivs als auch die Herstellparameter der Werkzeuge unterliegen einer prozessbedingten Streuung und führen als Folge dessen zu einer mehr oder weniger großen Standmengenstreuung.

Bisherige Untersuchungen haben immer wieder gezeigt, dass das komplizierte Tribosystem Prozess/Werkzeug und die relativ hohen mittleren Standmengen bei Produktionswerkzeugen eine realitätskonforme Ursachenforschung unter Laborbedingungen mit vertretbarem Aufwand und akzeptabler Aussagewahrscheinlichkeit nicht zulassen, auch weil unter den Bedingungen der betrieblichen Praxis (diskrete/zufällige) Ereignisse/Anomalien auftreten, die unter Laborbedingungen nicht nachzustellen sind.

Ziele im Detail:

Das Gesamtziel des Teilprojektes „Produktionswerkzeuge“ besteht darin

1. eine deutliche Steigerung der Werkzeugstandmenge durch Reduzierung der heute sehr großen Standmengenstreuungen zu erreichen und
2. ein selbstadaptives Prognosemodell zu entwickeln, mit dem unter gegebenen Produktionsbedingungen die Reststandmenge des Werkzeugs vorherbestimmt werden kann,

um dadurch zu einer wesentlichen Steigerung der Gesamtanlageneffektivität (GAE) der kostenintensiven Umformanlagen zu gelangen.

Vorgehensweise:
AP 4.1 und 4.2 Analysephase

In mehreren Workshops mit dem gesamten Konsortium wurden die Anforderungen an die Demonstratorprozesse aus Sicht der einzelnen Teilproprojekte konkretisiert. Des Weiteren wurden die vorhandenen und notwendigen Datenflüsse zusammengestellt.

AP 4.3 Digitalen Werkzeugpass entwickeln und abstimmen

Die Struktur des digitalen Werkzeugpasses wurde erstellt und mit den Industriepartnern abgestimmt.

AP 4.4 Einflussparameterraum dimensionieren

Auf Grundlage früherer Forschungsarbeiten und eigenen Erfahrungen wurden die Parameter zusammengestellt, die einen wesentlichen Einfluss auf den Werkzeugverschleiß haben / vermuten lassen.

AP 4.5 Spezifische Werkzeugüberwachung

Temperaturüberwachung

Für die Prozesskette Aluminium ist ein Überwachungskonzept der Werkzeugtemperaturen zu erstellen, da die Werkzeugstandmenge nach bisheriger Kenntnis von der Werkzeugtemperatur abhängt.

Hierzu wurden zuerst Möglichkeiten der Temperaturmessung im Allgemeinen zu betrachtet. Für mögliche technische Lösungen sind spezifische Einbaulösungen dargestellt worden.

Oxidationsbeurteilung

Oxydschichten wirken sich negativ auf den Werkzeugverschleiß aus. Bislang ist eine Beurteilung der am Bauteil anhaftenden Oxydmenge unter Produktionsbedingungen nicht möglich.

Im Rahmen des AP wird eine Systematik entwickelt und erprobt, mit der eine vergleichende Beurteilung der Oxydation der erwärmten Rohteilabschnitte möglich ist.

Sprühzyklenüberwachung

Die Reibungsverhältnisse zwischen Bauteil und Werkzeug spielen beim abrasiven Werkzeugverschleiß eine wesentliche Rolle. Somit ist der Schmier-/Kühlmittelauftrag ein wichtiger Prozessschritt, der heute in seinen Sollwerten bekannt, aber prozessspezifisch ist. Die tatsächlich aufgetragene Ist-Menge ist hingegen nicht bekannt. Die Herausforderung an eine Sensorik ist, dass die Schmiermittelmenge in einem sehr geringen Zeitintervall (wenige 10tel Sekunden) aufgebracht wird. Dies führt dazu, dass ein Sensor benötigt wird, der eine relativ hohe Durchflussmenge sehr genau bestimmen kann. Es wurde eine Marktanalyse für eine geeignete Sensorik zu Durchflussmengenmessung durchgeführt, welches dann in Laborversuchen getestet werden kann.

Werkzeugverschleißüberwachung

Um den Werkzeugverschleiß in der Prozesskette Stahl zu objektivieren wurden die Verschleißkriterien an der Radnabe erfasst. Zur Erfassung der Verschleißkriterien wurde eine Marktanalyse zur Identifizierung eines geeigneten Systems durchgeführt.

Überwachung Auswerferkräfte

Durch die Messung der Auswerferkräfte soll ein weiterer Indikator zur Beurteilung des Werkzeugverschleißes entwickelt, erprobt und bewertet werden. Dieser Punkt wird nur bei der Prozesskette Stahl verfolgt, da nur hier abrasiver Verschleiß auftritt.

Die entsprechende Umformmaschine wurde vom Partner SMS mit Drucksensoren in der Auswerferhydraulik ausgestattet. Da die Auswerfer über doppeltwirkende Hydraulikzylinder bewegt werden, muss die „Wirkkraft (Wirkdruck)“ aus den Druck-Signalen erst ermittelt werden (s. Abbildung 21).

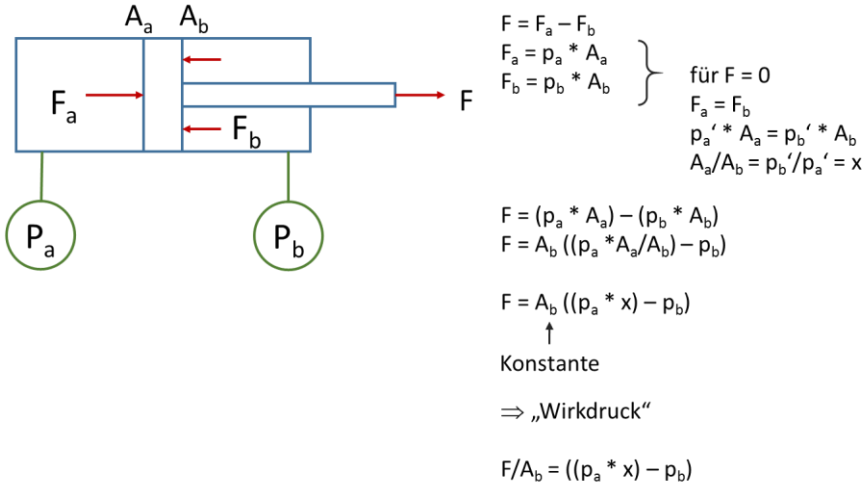


Abbildung 21: Umrechnung Einzeldrücke in „Wirkkraft bzw. Wirkdruck“

Weitere Parameter aus Analysephase

In der Prozesskette Aluminium fallen die Werkzeuge hauptsächlich auf Grund von Rissen aus (s.o.). Um den Zeitpunkt der Rissentstehung erfassen zu können, wurde nach geeigneten Sensoren / Methoden gesucht.

AP 4.6 Datenmodell Werkzeugüberwachung

Auf Grundlage der entwickelten Struktur des digitalen Werkzeugpass (vgl. AP 4.3) und der die Lebensgeschichte beschreibenden Daten die erfasst und verarbeitet werden sollen, das zur Erfassung, Verarbeitung und Speicherung notwendige Datenmodell entwickelt. Hierbei muss berücksichtigt werden, dass eine Referenzierung der Daten auf Zeit, Ort und produzierter Menge erforderlich ist.

Für die Umsetzung des digitalen Werkzeugpasses werden die Systeme

- PowerBI
- Tableau
- QlikSense

getestet und bewertet. Hierfür wurden die notwendigen Daten von den industriellen Partnern zur Verfügung gestellt.

AP 4.7 Data Analytic

Für die Strukturanalyse der Seriendaten wurden verschiedene alternative Bewertungsansätze ausgewählt und anhand vorliegender Produktionsdaten getestet.

AP 4.8 Begleitende Simulation

Prozesskette Stahl

Da Werkzeuge einzelner Umformstufen dann ausgetauscht werden wenn diese verschlissen sind, treten immer wieder neue Kombinationen bezüglich der Werkzeugzustände in den einzelnen Umformstufen auf (s. Abbildung 22).

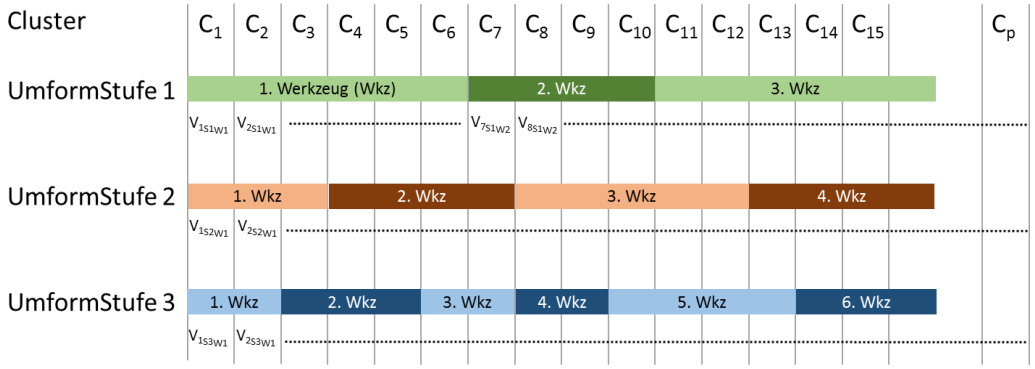


Abbildung 22: Beispiel Werkzeugkombination (bezüglich Standmenge / Verschleißzustand)

Somit treten Fälle auf, bei denen eine Umformstufe n mit neuem Werkzeug bestückt ist, die Umformstufe n-1 aber bereits teilweise verschlissen (ausgewaschen) ist. Dies wird das Verschleißverhalten der Umformstufe n (durch mehr Materialeinbringung) beeinflussen. Um eine Größenordnung der hierdurch möglichen Standmengenschwankung zu erhalten, wurden Simulationsrechnungen mit 100 Werkzeugsätzen durchgerechnet.

Prozesskette Aluminium

Mit dem Ziel, den Einfluss ausgewählter Parameter (s. Abbildung 23) und deren Wechselwirkungen auf die Werkzeugbelastung zu ermitteln, wurden unter Zuhilfenahme der statistischen Versuchsfeldplanung (DoE) mehrere FEM Simulationen geplant und durchgeführt.

Einflussfaktor	- Stufe	+ Stufe	Bemerkungen
Masse [kg]	38,937	39,453	Länge 200 mm; d_{intern} 303; d_{extern} 305; roh 2,7 g/cm³
Ofentemperatur [°C]	433	473	Soll = 460°C
Werkzeugtemperatur VF [°C]	350	410	
Reibung FF	Level 1	Level 2	durch eine mathematische Funktion wird eine Kombination aus Coulomb- und Schubreibgesetz verwendet. Level 1 = > μ = 0,075; m = 0,15 Level 2 => μ = 0,2; m = 0,4
Werkzeugtemperatur FF [°C]	330	360	
Einlage VF_Geo in FF	0	0,85	Vorformgeometrie in Fertigform, 0 = zentrische Einlage Auf Grund des Rechenaufwandes vorerst nicht berücksichtig
Anzahl Hübe			Stichversuch, Luft- und Schmierstoffeinschlüsse (Lüften)
Radius an kritischer Stelle			Stichversuch

Abbildung 23: Versuchsparameter

AP 4.9 Überwachungskonzept

Um den starken Einfluss der subjektiven Beurteilung auf die Werkzeugstandmenge zu reduzieren, wurde ein praktikables Konzept zur objektiven Überwachung von Werkzeugen und Berechnung der Reststandmenge entwickelt.

AP 4.10 Prognosemodell

Für die Prozesskette Aluminium soll die Prognose von Werkzeugstandzeiten durch umfassende Produktions- und Werkzeugdatenbasis verbessert werden. Dadurch soll erreicht werden, dass die zu erwartende Werkzeugstandmenge für die Produktgruppe „Räder“ und die davon abhängigen Werkzeugaufwände bereits im Stadium des Werkzeugdesigns, also schon bei der Angebotserstellung durch Prognoseverfahren genauer ermittelt werden kann, um ggf. schon in diesem Stadium Maßnahmen zur Standmengensteigerung einleiten zu können (s. Abbildung 24).

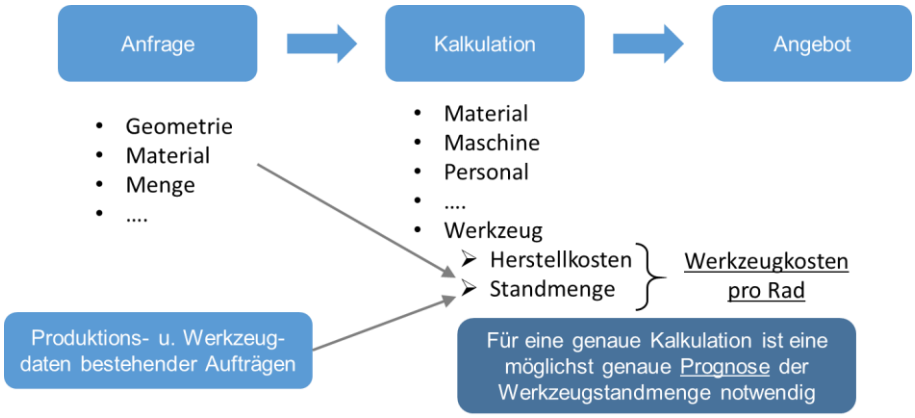


Abbildung 24: Angebotserstellung

In einem ersten Ansatz wurde die zu erwartende Werkzeugstandmenge über verschiedene analytische Ansätze, die auf bekannten Werkstoffdaten aufsetzten, bestimmt.

Auf Grundlage eines Betriebsfestigkeitskonzeptes wurde in einem zweiten Schritt ein Prognosemodell für Werkzeuge, die auf Grund von Ermüdung ausfallen (Risse) entwickelt (s. Abbildung 25). Das Modell ermittelt die zu erwartende Gesamthubzahl und ist für beliebige Werkzeuge in der Konstruktions-/ Kalkulationsphase anwendbar.

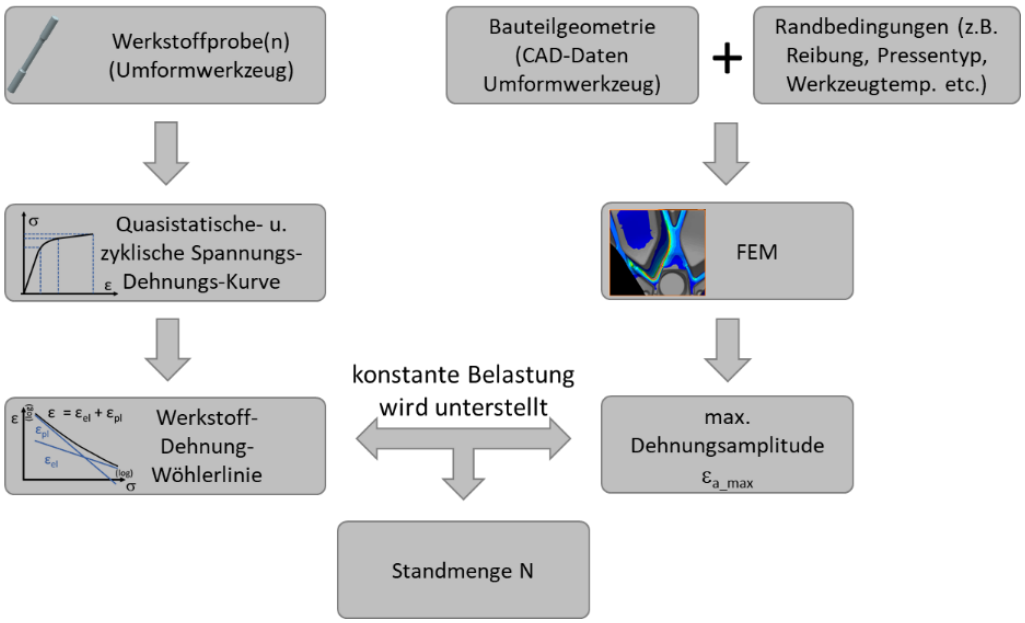


Abbildung 25: Vorgehensweise bei der Standmengenprognose (Aufbau Prognosemodell)

Die Berechnung der Dehnungswöhlerlinie mithilfe der Spannungs- und Dehnungswerte wird folgenderweise durchgeführt (s. Abbildung 26):

$$\varepsilon = \varepsilon_{el} + \varepsilon_{pl} = \frac{\sigma'_f}{E}(2N)^b + \varepsilon'_f * (2N)^c$$

$\sigma'_f = R_m(1 + A_g)$	zyklischer Schwingfestigkeitskoeffizient
$b = \frac{-n'}{1 + 5n'}$	zyklischer Schwingfestigkeitsexponent (-0,05 bis -0,12 nach Radaj u. Vormwald)
ε'_f=ln(1+A)	zyklischer Duktilitätskoeffizient
$c = \frac{-1}{1 + 5n'}$	zyklischer Duktilitätsexponent (-0,5 bis -0,7 nach Radaj u. Vormwald)

Kennwert	Bedeutung	Quelle
R_m	Zugfestigkeit	Zugversuch
A_g	Gleichmaßdehnung	Zugversuch
N	Anrissspielzahl	
A	Bruchdehnung	Zugversuch
n‘	zyklischer Verfestigungskoeffizient	zyklische σ - ε Kurve

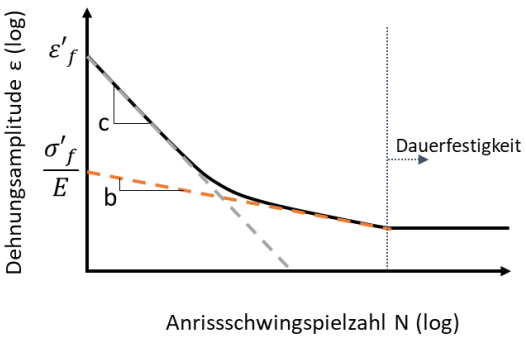


Abbildung 26: Berechnung der Dehnungswöhlerlinie

Adaptive Anpassung

Die Prognosegüte des Modells wird durch Hinzufügen eines adaptiven Anpassungskoeffizienten durchgehend anhand realer Werkzeugdaten verbessert (s. Abbildung 27).

Vorgehensweise:

1. Anpassungskoeffizient pro Schwingspielzahl ermitteln
2. Abweichung zwischen Prognose und IST berechnen
3. Anpassungskoeffizient berechnen

$$\sigma = K' * (\varepsilon_{pl})^{n' \pm x}$$

$x = adaptiver\ Anpassungskoeffizient$

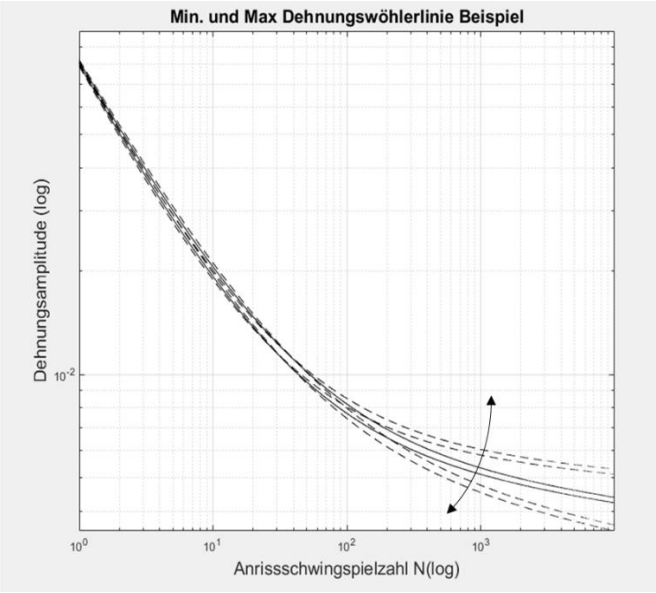


Abbildung 27: Adaptive Anpassung der Dehnungswöhlerlinie

AP 4.11 Anwenderleitfaden

Um die erzielten Ergebnisse bei den Industriepartnern und innerhalb der Branche Massivumformung umsetzen zu können, wurde ein Anwenderleitfaden für die Überwachung und Prognose von Werkzeugzuständen erstellt.

AP 4.12 Technische / wirtschaftliche Bewertung

Das entwickelte Werkzeugüberwachungssystem wurde technisch und wirtschaftlich bewertet. Die Wirtschaftlichkeitsrechnung bezieht sich hierbei nicht auf die Pilotanlage, sondern auf einen (fiktiven) typischen automatisieren Schmiedeprozess.

Prozesskette Stahl

Für die Umsetzung der entwickelten Methoden und Digitalisierungstechnologien an dem Demonstrator wurden ein Vorversuch und ein Hauptversuch geplant.

Durch den **Vorversuch** sollen folgende Punkte geprüft werden:

- Testen, ob der Verschleißverlauf über die Standmenge objektiv quantifiziert werden kann.
- Überprüfung ob die erfassten Daten (Kräfte, Temperaturen etc.) zuverlässig und in geeigneter Auflösung erfasst und ausgewertet werden können.
- Erfassung der Werkzeugtemperatur (Fertigform unten) um zu prüfen, ob eine starke Streuung auftritt oder sich ein „stationärer“ Zustand einstellt.

Der **Hauptversuch** hat folgende Ziele:

- Objektivierung des Standmengenendes (Ermittlung des subjektiven Anteils bei der Beurteilung des Standmengenendes).
- Untersuchung des Einflusses des Verschleißzustandes der Fließpress- und Vorstufe auf das Verschleißverhalten der Fertigstufe.
- Einfluss der erfassten Parameter (Produktionsunterbrechungen, Sprühmittelmenge und weiterer) auf das Verschleißverhalten der Umformstufen.

Für den Hauptversuch wurden 10 Versuchswerkzeuge eingesetzt.

Die Untersuchungen wurden mit folgenden Parametern durchgeführt (s. *Tabelle 8*):

Tabelle 8: Parameter für Hauptversuche

Parameter	Nutzen
Position Drehgeber Stößel	für die Datenaggregation benötigt → eine Drehung bedeutet ein Umformzyklus
Verschleißmaße	
Werkzeugausfallgrund	Unterstützung der objektiven Beurteilung des Standmengenendes der Umformwerkzeuge
Zeitpunkt Werkzeugwechsel (Vorform und Fertigform)	Berechnung der Werkzeugstandmenge
Produktionsunterbrechungen (Zeit und Dauer)	Einflussanalyse von Unterbrechungen
Werkzeugtemperatur	Sprühmengenanalyse
Soll-Sprühzeit	Sprühmengenanalyse

Prozesskette Aluminium

Bei der Prozesskette Aluminium standen die Themen Prognosemodell (AP 4.10) und digitaler Werkzeugpass (AP 4.3 und AP 4.6) im Vordergrund. Die Umsetzungsergebnisse sind in den entsprechenden Arbeitspaketen (AP) dargestellt.

Ergebnisse/Fazit:
AP 4.1 und 4.2 Analysephase

Für das Teilprojekt „Produktionswerkzeuge“ wurden seitens des LFM die spezifischen Anforderungen bzgl.

- Maschinenauswahl für die Demonstratorprozesse
- Auswahl des repräsentativen Teilespektrums
- vorhandene / zusätzlich notwendige Sensorik

auf Basis einer ersten Analyse der auf die Standmengenschwankungen einflussnehmenden Parameter erarbeitet.

Die Demonstratorprozesse für Stahl und Aluminium wurden festgelegt: Als Referenzprozess für Stahl dient eine Radnabe und für Aluminium eine Pkw Radfelge.

Die Pkw Radfelge zeichnet sich insbesondere dadurch aus, weil die Produktionswerkzeuge hauptsächlich auf Grund von Rissbildung ausfallen, wohingegen bei der Radnabe der abrasive Verschleiß im Vordergrund steht.

Aus den durchgeführten Standmengenanalysen bleibt festzuhalten, dass bei den Pkw Rädern (Alu) so gut wie keine Standmengenschwankungen registriert werden, da die Werkzeuge frühzeitig ausgebaut werden, um fehlerhafte Bauteile zu vermeiden. Hierdurch wird dann ein Teil der möglichen Standmenge nicht genutzt.

Bei dem Stahlteil (Radnabe) wurde festgestellt, dass je nach Umformstufe die Standmenge erheblich schwankt (s. Abbildung 28)

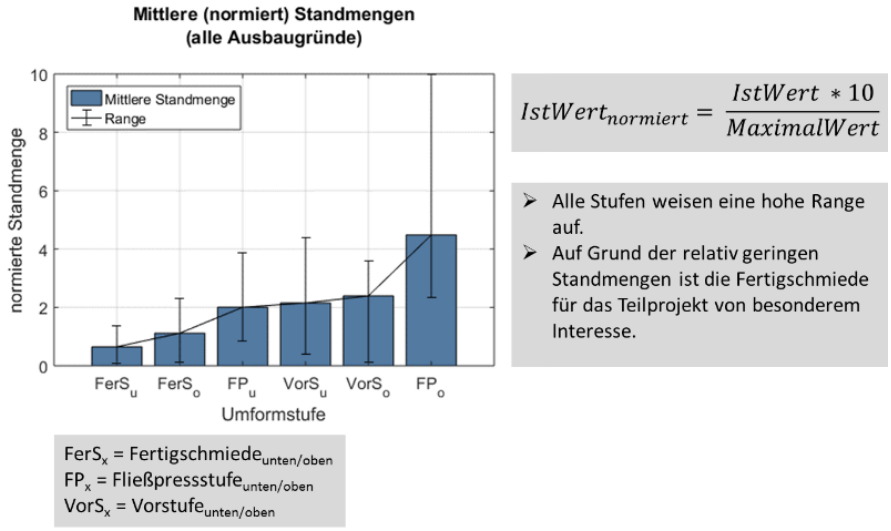


Abbildung 28: Standmengen Radnabe

Durchgeführte Simulationsrechnungen haben gezeigt, dass eine Abhängigkeit der Werkzeugstandmenge vom Zustand der jeweiligen Vorstufe vermutet werden muss, da immer nur das verschlissene Werkzeug und nicht der ganze Werkzeugsatz ausgetauscht wird, und dadurch die Kavitäten unterschiedliche Volumen aufweisen.

AP 4.3 Digitalen Werkzeugpass entwickeln und abstimmen

Im digitalen Werkzeugpass wird die gesamte Lebensgeschichte des Werkzeugs abgelegt (s. Abbildung 29).

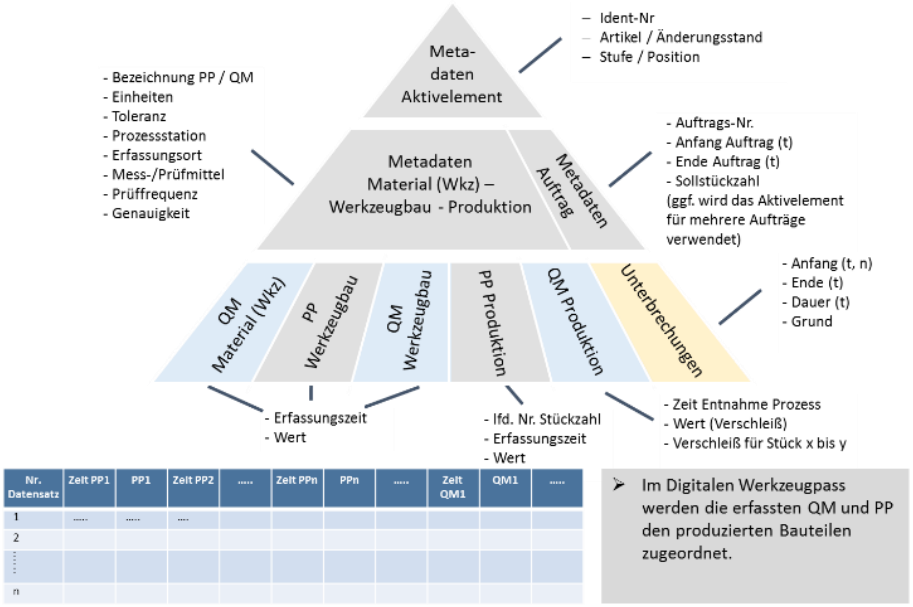


Abbildung 29: Digitaler Werkzeugpass

So werden ausgewählte Herstellungsdaten erfasst, die für die Belastbarkeit verantwortlich sind, sowie Prozessdaten, die während des Werkzeugeinsatzes erfasst werden und die Werkzeugbelastung wiederspiegeln.

AP 4.4 Einflussparameterraum dimensionieren

In Abbildung 30 ist der Einflussparameterraum Beispielhaft für die Prozesskette Stahl dargestellt.

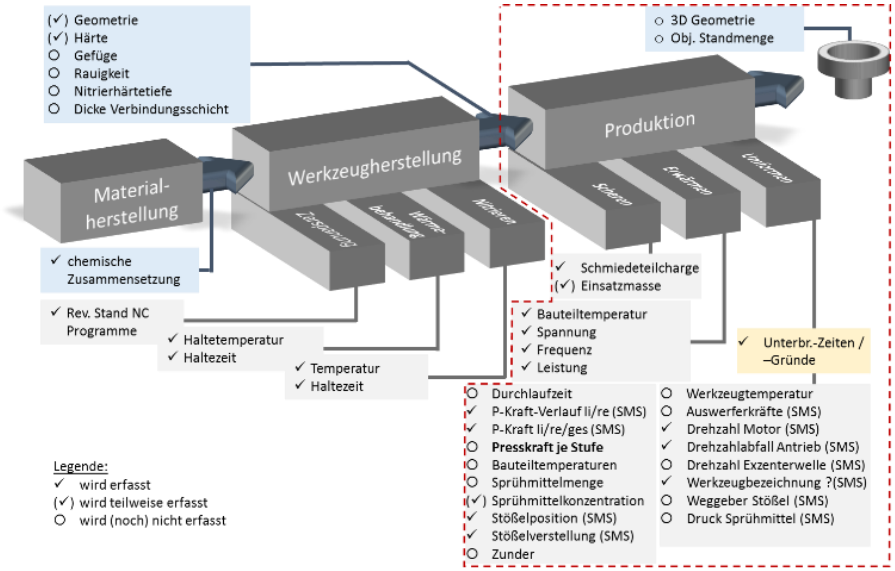


Abbildung 30: Einflussparameterraum am Beispiel der Prozesskette Stahl

AP 4.5 Spezifische Werkzeugüberwachung

Temperaturüberwachung

Folgende Methoden zur Temperaturüberwachung wurden analysiert:

1. Berührungslose Temperaturmessung mittels IR Technik

   Die berührungslose Temperaturmessung ist in Prozesskette Aluminium nicht durchführbar, da:

   - Die Werkzeugoberflächen sind metallisch blank. Dies bedeutet, dass die Oberflächen einen niedrigen Emissionsgrad haben. Auf Grund des geringen Temperaturniveaus (250 bis 400°C) müsste mit einem langwelligen Detektor gemessen werden. Bei einem solchen Detektor führen geringfügige Emissionsgradschwankungen zu deutlichen Messfehlern.
   - Die Werkzeugoberfläche kann während der Umformung nicht gemessen werden, die die Werkzeughälften geschlossen sind.
   - Zwischen Umformoperationen sind die Werkzeugoberflächen ebenfalls nicht sichtbar, da in dieser Zeit die Werkzeuge mit Sprühmittel benetzt werden

2. Berührende Temperaturmessung mittels Thermoelemente

   - Mit Thermoelementen kann die Werkzeugtemperatur überwacht werden.

- Um vergleichbar Messsituationen auch nach dem Nachsetzten der Werkzeuge zu haben, wurden unterschiedliche Konzepte zur Einbausituation dargestellt (Ziel ist es möglich nach der Werkzeugoberfläche in hoch belasteten Bereichen zu messen).
- Auf Grund der entstehenden Kosten und der Befürchtung eines Werkzeugbruchs im Bereich der notwendigen Bohrung wurde keines der vorgeschlagenen Konzepte umgesetzt.
- Die Konsequenzen für die fehlende Werkzeugtemperatur bei der Standmengenprognose werden gesondert ermittelt.

Oxidationsbeurteilung

In einem Laborversuch wurde die Oxidation von heißem Schmiedematerial über die Zeit qualitativ untersucht (s. Abbildung 31).

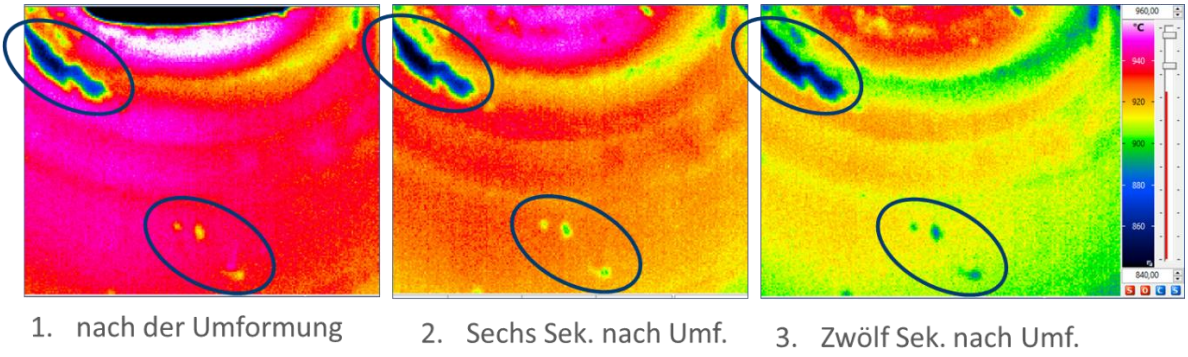


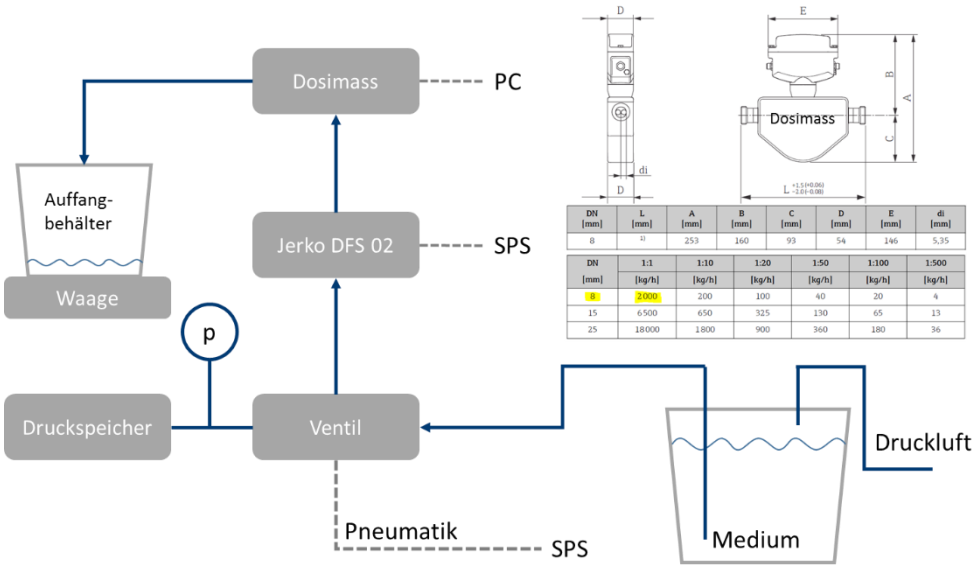
Abbildung 31: Laborversuch Oxidationsbeurteilung

Fazit:

- Keine wesentliche Zunderbildung nach 12 Sek.
- Einfluss der Bauteil-Oxidation auf die Werkzeugstandmenge kann bei schnell laufenden Prozessen in den letzten Umformstufen (Am Beispiel Radnabe Vor- und Fertigform) vernachlässigt werden

Sprühzyklenüberwachung

Zur Überwachung der Sprühmittelmenge wurden 2 System identifiziert (Dosimass, Jerko DFS 02), deren Eignung an einem Versuchsstand (s. Abbildung 32) untersucht wurde.



DN [mm]	L [mm]	A [mm]	B [mm]	C [mm]	D [mm]	E [mm]	di [mm]
8	1)	253	160	93	54	146	5,35

DN [mm]	1:1 [kg/h]	1:10 [kg/h]	1:20 [kg/h]	1:50 [kg/h]	1:100 [kg/h]	1:500 [kg/h]
8	2000	200	100	40	20	4
15	6500	650	325	130	65	13
25	18000	1800	900	360	180	36

Abbildung 32: Versuchsaufbau Durchflussmessung

Es wurden Versuche mit unterschiedlichen

- Medien
- Mischungsverhältnissen und
- Sprühzeiten

durchgeführt.

Die Versuchsergebnisse zeigen, dass beide Systeme eine akzeptable Genauigkeit aufweisen, dass Dosimass-System allerdings die genaueren Messwerte liefert (s. Abbildung 33).

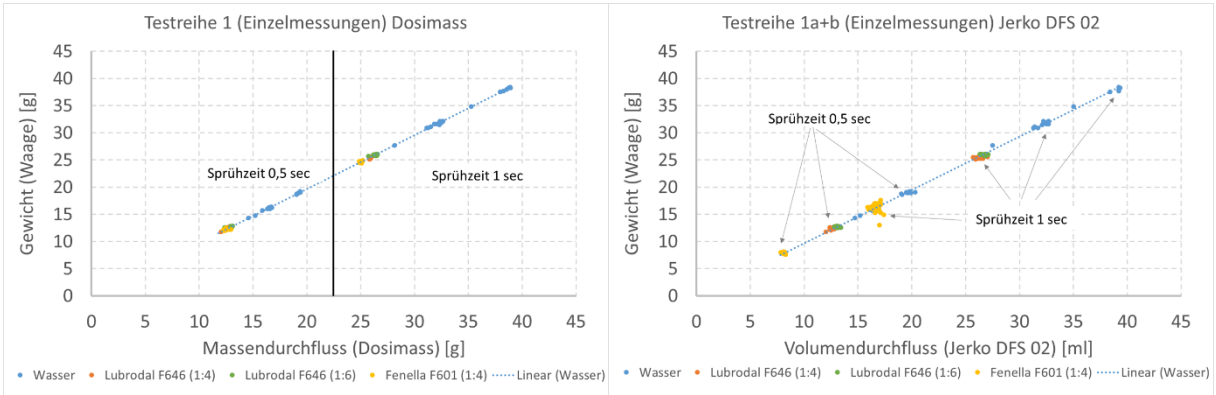


Abbildung 33: Versuchsergebnisse Durchflussmessung

Der Dosimass-Sensor kann neben der Durchflussmenge auch noch die Dichte des Mediums bestimmen (s. Abbildung 34).

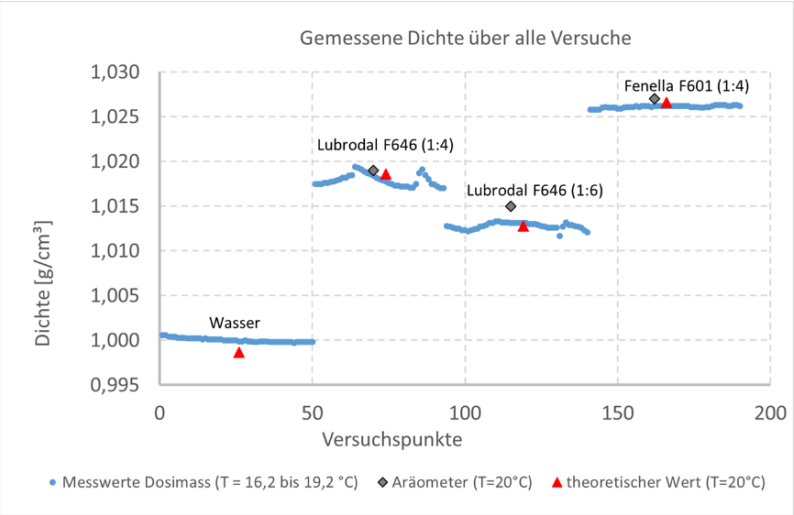


Abbildung 34: Versuchsergebnisse Dichtemessung

Zusammenfassend kann festgehalten werden:

- Der IST-Massendurchfluss kann ermittelt werden
- Die Dichte kann unabhängig vom Massendurchfluss kontinuierlich ermittelt werden
- Der Einsatz unter Produktionsbedingungen steht aus
- Vorteile Dosimass: hohe Genauigkeit, getrennte Messung von Durchflussmenge und Dichte möglich
- Nachteil Dosimass: relativ groß und teuer
- Vorteile Jerko DFS 02: kleine Bauweise, preiswert
- Nachteil Jerko DFS 02: Spezifische Kalibrierkurve für das eingesetzte Medium notwendig (Dichte abhängig)

Für den Einsatz unter Produktionsbedingungen wurde ein Konzept entwickelt, bei dem die Vorteile der beiden Systeme miteinander verbunden wurden (s. Abbildung 35).

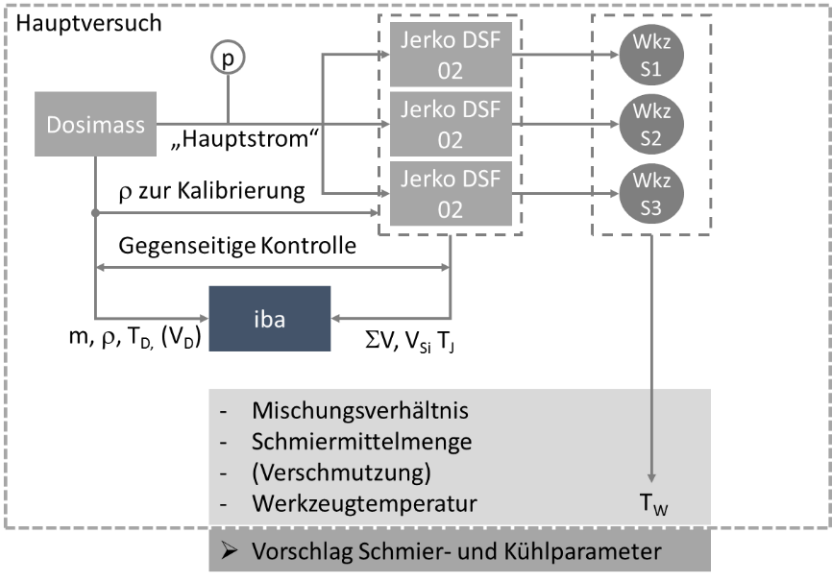


Abbildung 35: Konzept zur Erprobung der Durchflussmessung von Schmiermittel in der Produktion

Werkzeugverschleißüberwachung

Bei der durchgeführten Marktanalyse bezüglich der „Erfassung der Werkzeugverschleiß-kriterien“ wurde ein 3D Digitalisierungssystem identifiziert und beschafft. In der Umsetzungsphase sollen dem Prozess regelmäßig Stadiengänge entnommen, digitalisiert und mit den CAD Daten verglichen werden. Diese Daten werden dann zusammen mit den Prozessparametern analysiert und korreliert, um verschleißbegünstigende Muster zu identifizieren.

Überwachung Auswerferkräfte

Die durchgeführten Untersuchungen zeigen zum Teil deutliche Streuungen der Auswerferkräfte, sowie geringere Drücke (Kräfte) bei Einsatz eines neuen Werkzeuges (s. Abbildung 36). Signifikante Abhängigkeiten zum Werkzeugverschleiß konnten nicht festgestellt werden.

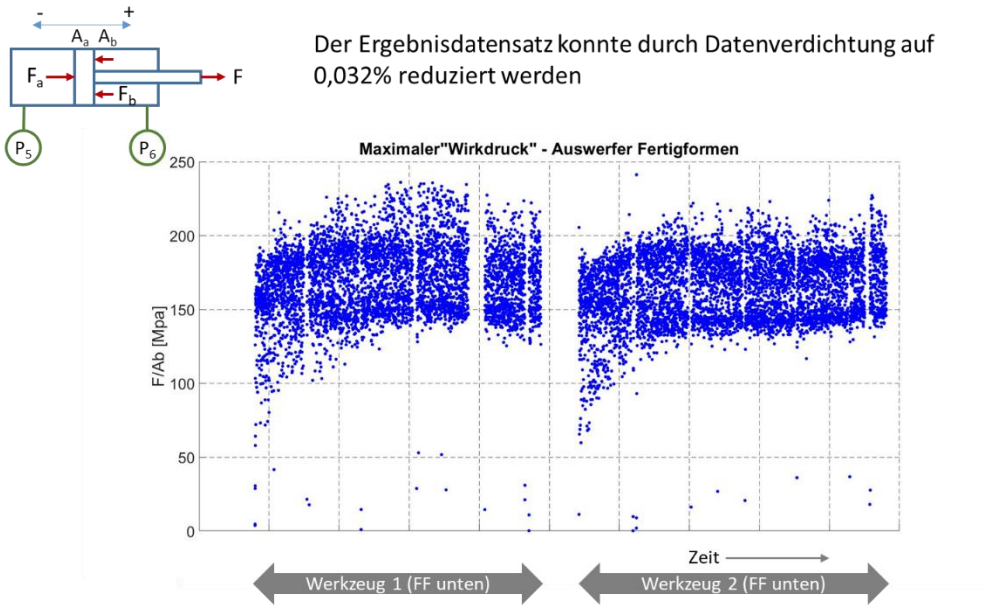


Abbildung 36: Wirkdruck Auswerfer Fertigform

Weitere Parameter aus Analysephase

Mit der Hoch-Frequenz-Impuls-Messung konnte ein Verfahren identifiziert werden, womit der Zeitpunkt der Rissentstehung (Werkzeug) prinzipiell identifiziert werden kann (s. Abbildung 37). Erste Kontakte zu einem Anbieter wurden hergestellt.

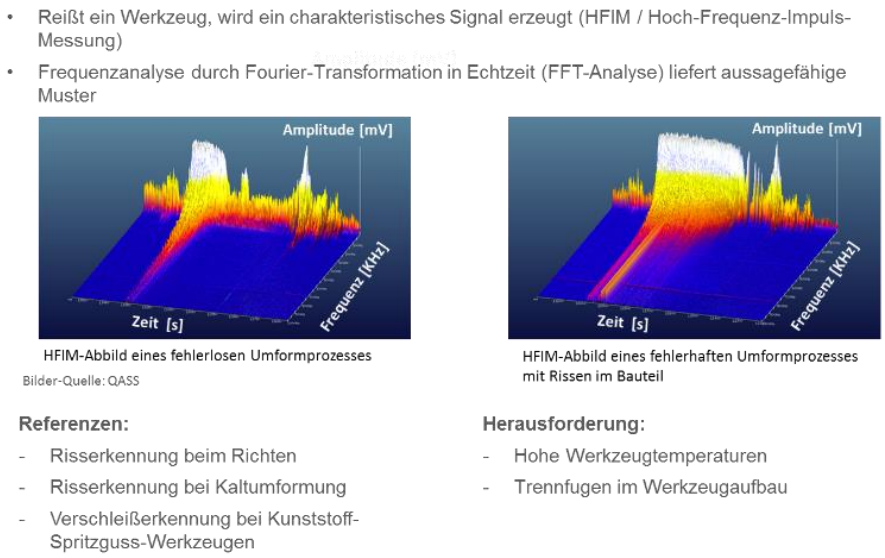


Abbildung 37: Hoch-Frequenz-Impuls-Messung (HFIM)

Nach genauerer Analyse der Prozessbedingungen konnte zusammen mit dem Gerätehersteller festgestellt werden, dass der Zeitpunkt der Rissentstehung mit der HFIM nicht prozesssicher bestimmt werden kann, weil

- die Werkzeugtemperatur zu hoch ist und
- ein Einbauplatz in räumlicher Nähe zum Ort der Rissentstehung nicht vorhanden ist.

Die aufgezählten Gründe sind physikalischer Natur, so dass mit hoher Wahrscheinlichkeit erwartet werden kann, dass auch andere auf der Schallemission beruhende Verfahren/Produkte für den hier betrachteten Anwendungsfall nicht erfolgreich zur Anwendung kommen können.

AP 4.6 Datenmodell Werkzeugüberwachung

Für die weitere Umsetzung des digitalen Werkzeugpass wurde das System PowerBI ausgewählt.

Inhalt und Aufbau für den digitalen Werkzeugpass wurde mit den Industriepartnern abgestimmt (siehe Beispiel Abbildung 38). Für noch fehlende Daten sind Konzeptionen erstellt worden, die sich aktuell in der Testphase befinden. Ein Beispiel hierfür ist die Einführung einer Werkzeuggeometrie ID-NR in der Prozesskette Stahl. Hierdurch soll sichergestellt werden, dass ein Werkzeug eindeutig identifiziert werden kann, auch wenn es für zwei unterschiedliche Artikel eingesetzt wird, wie dies z.B. bei Vorformwerkzeugen möglich ist.

Nach erfolgtem Test ist die Umsetzung von beiden Industriepartnern vorgesehen.

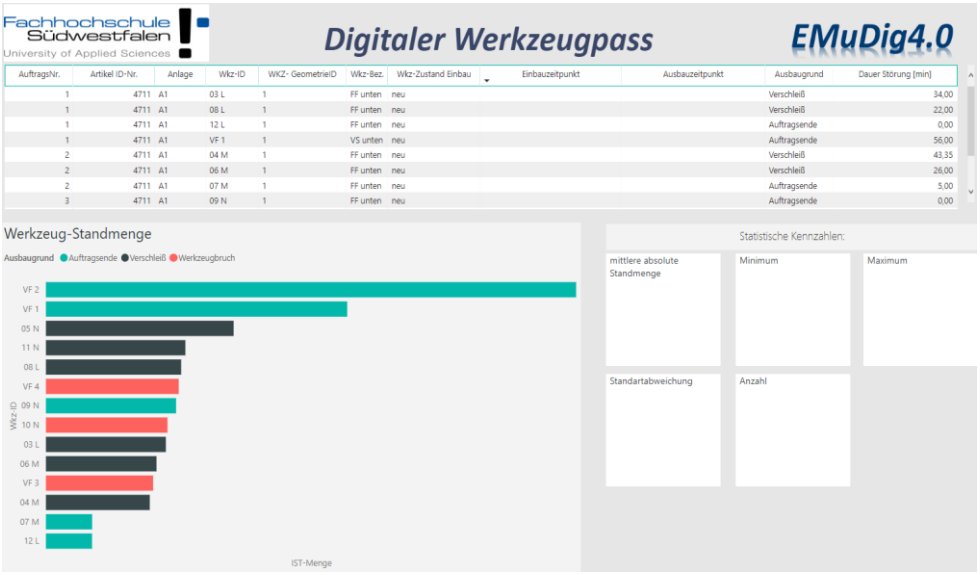


Abbildung 38: Aufbau des digitalen Werkzeugpasses (Beispiel, keine realen Daten)

AP 4.7 Data Analytic

Für die Prozessdaten wurden folgende Analysen / Entwicklungen durchgeführt:

- Signalverläufe auf Plausibilität geprüft (Prozesskette Stahl, teilweise Prozesskette Aluminium)
- Erste Algorithmen zur Datenverdichtung entwickelt (Prozesskette Stahl)
- Prozessdaten und Verschleißdaten kombinieren (Prozesskette Stahl)

Die Ergebnisse dieser Analysen sind den einzelnen Arbeitspunkten zu entnehmen.

AP 4.8 Begleitende Simulation

Prozesskette Stahl

Das Ergebnis der simulierten Werkzeugkombination (Verschleißzustand der Umformstufe n-1 bei Einbau eines neuen Werkzeugs in Umformstufe n) zeigt, dass hierdurch Standmengenschwankungen von ± 35% möglich sind (s. Abbildung 39).

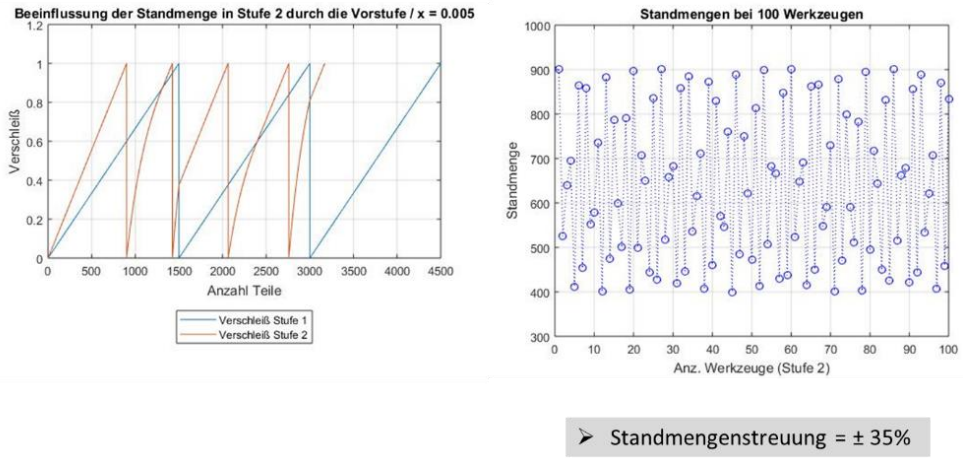
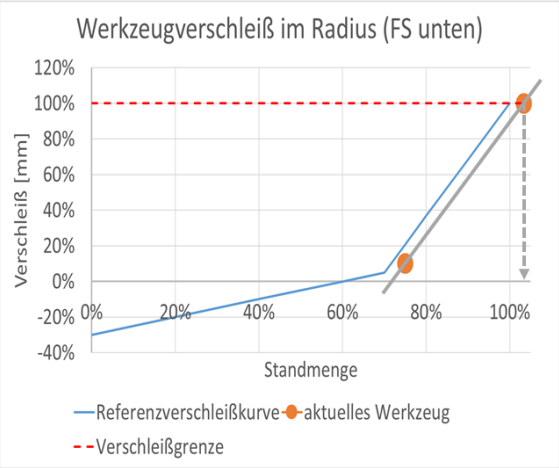


Abbildung 39: Simulation: Beeinflussung des Verschleißes durch Vorstufe

Die Auswertung der Ergebnisse zeigen, dass die Werkzeugspannungen nicht hinreichend genau berechnet werden können. Des Weiteren haben die Parameter Einsatzmasse und Reibung einen signifikanten Einfluss auf die Umformkraft.

AP 4.9 Überwachungskonzept

Es wurde ein Überwachungskonzept für die Objektivierung der Werkzeugstandmenge erstellt (s. Abbildung 40)



a) Durch die gemessenen Verschleißmaße der Werkzeuge kann ein Referenzverschleißband gebildet werden.

b) Bei Standmenge ca. 50% und bei Standmengenende ein Bauteil digitalisieren und IST-Verschleißmaß ermitteln.

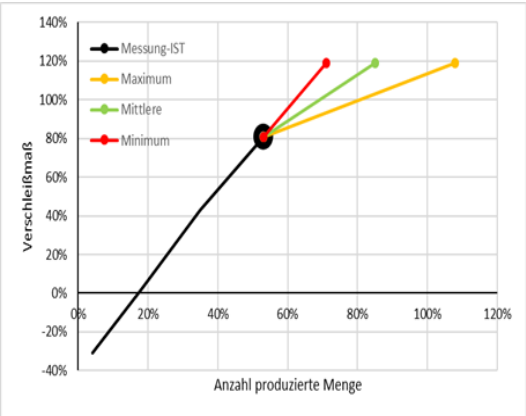
c) Anhand IST-Verschleißmaß und mittlerer Verschleißrate wird die voraussichtliche Reststandmenge ermittelt.

d) Bei prognostizierter Reststandmenge weiteres Teil digitalisieren oder Werkzeug ausbauen.

e) Letztes Teil vor Ausbau immer digitalisieren. => Mittlere Verschleißrate wird genauer

Abbildung 40: Ablauf Überwachungskonzept

Das Überwachungskonzept kann in den „Digitalen Werkzeugpass“ übernommen werden (s. Abbildung 41)



Ermittlung: voraussichtliche Reststandmenge					
Bitte das Bauteil nach 53% der Referenzstandmenge rausnehmen, Verschleißmaß messen und hier eintragen		voraussichtliche mittlere Reststandmenge:	32%		
Werkzeug ID-Nr. (aktuell):					
Ø Verschleiß "Ausbau"	119%				
IST-Menge:	53%				
Verschleißmaß:	81%				
			voraussichtliche minimale RM	18%	voraussichtliche maximale RM 55%

$$mittlere\ Reststandmenge = \frac{\emptyset\, V_{(Ausbau)} - V_{(aktuell)}}{Verschleißrate\ pro\ Bauteil}$$

Abbildung 41: Beispiel Überwachungskonzept mit Vorhersage von minimalen, mittleren und maximalen Reststandmenge

Fazit:

- Geeignete Menge zur 1. „digitalen Prüfung“ liegt bei ca. 50% der Soll-Standmenge
- Ermöglicht die Vorhersage von minimalen, mittleren und maximalen Reststandmenge
- Das Überwachungskonzept reduziert die subjektive Beurteilung des Standmengenendes
- Die Spannweite der prognostizierten Werkzeugstandmenge reduziert sich bei steigender Anzahl von überwachten Werkzeugen und die mittlere Verschleißrate wird immer genauer

AP 4.10 Prognosemodell

Analytischer Ansatz

Es wurden zehn verschiedene Ansätze zur Abschätzung von zyklischen Werkstoffkennwerten berechnet und verglichen (s. Abbildung 42).

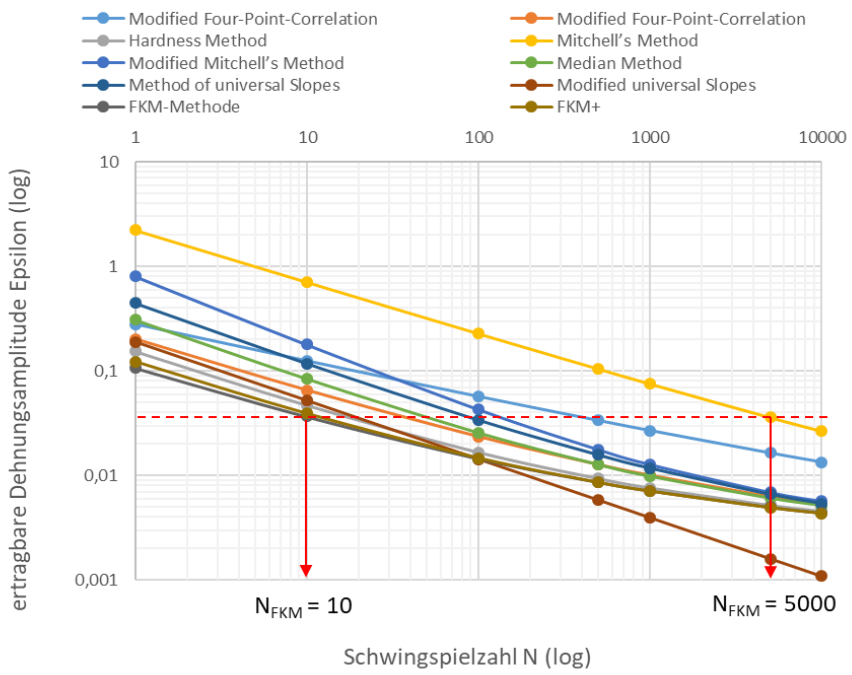


Abbildung 42: Zehn Berechnungsansätze zur rechnerischen Abschätzung von zyklischen Werkstoffkennwerten

Fazit:

Bei gleicher Dehnungsamplitude (Belastung) ergeben sich in Abhängigkeit des gewählten Ansatzes deutlich unterschiedliche Schwingspielzahlen. Aus diesem Grund sind die rechnerischen Methoden als zu ungenau anzusehen.

Empirischer Ansatz

Zur Ermittlung der Dehnungswöhlerlinie werden statische und zyklische Spannungs-Dehnungs-Diagramme, von dem jeweiligen Werkstoff benötigt. Um das statische Spannungs-Dehnungs-Diagramm zu ermitteln,

wurden Zugversuche nach DIN EN ISO 6892-1 durchgeführt. Da die genauen Werkzeugtemperaturen nicht bekannt sind, wurden die Versuche bei zwei unterschiedlichen Temperaturen, nämlich bei 200°C und bei 400°C ausgeführt (s. Abbildung 43). Die jeweils drei Versuche wurden durchschnittlich zusammengefasst und es wurden bei der weiteren Berechnung der Wöhlerlinien die Mittelwerte aus drei Versuchen genommen.

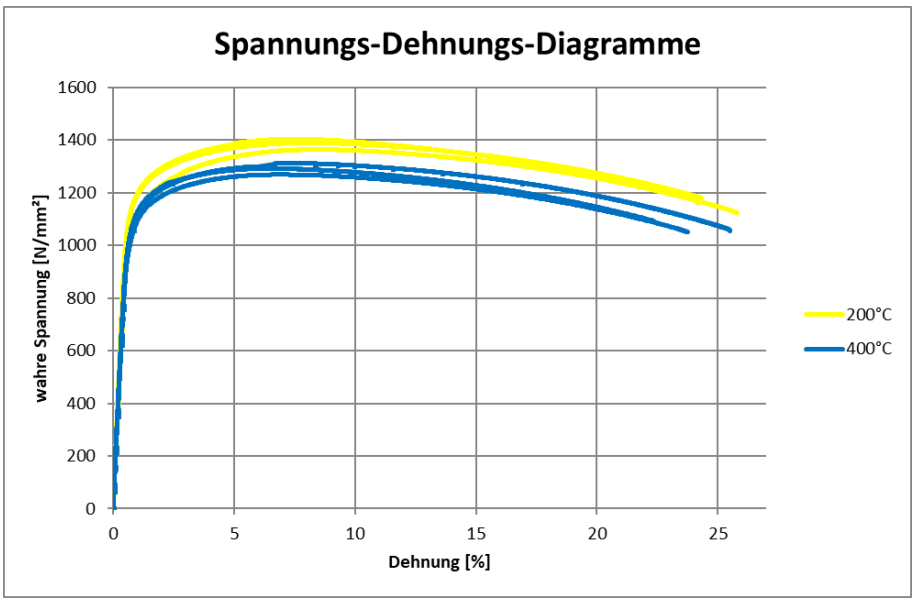


Abbildung 43: Spannungs-Dehnungs-Diagramme bei 200°C und 400°C von Werkstoff 1,2343

Zur Ermittlung von zyklischen Spannungs-Dehnungs-Diagrammen wurden bei 200°C und 400°C jeweils sechs Dehnungsgeregelte LCF-Versuche durchgeführt (s. Abbildung 44). Die Umrechnung der zyklischen Spannungs-Dehnungs-Kurve zu Wöhlerlinie wurde wie in der Abbildung 26 dargestellt ist, durchgeführt. Die Abbildung 45 zeigt alle 12 Dehnungswöhlerlinien, die ermittelt worden sind:

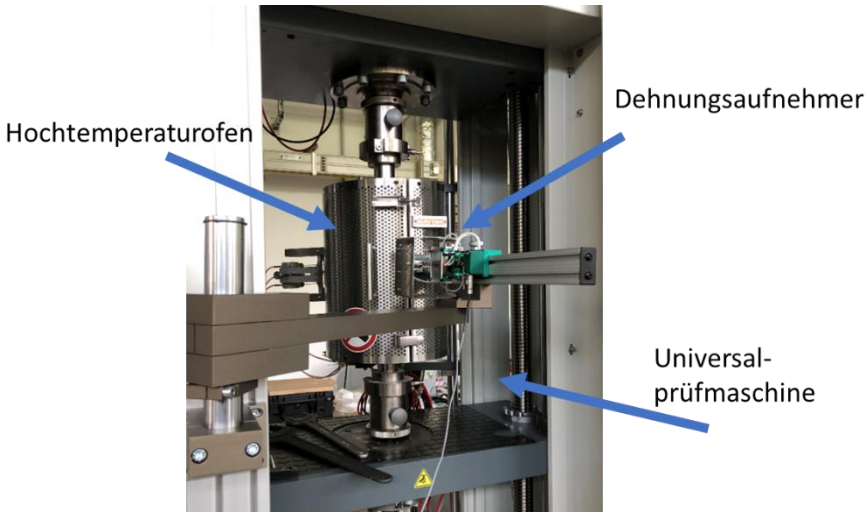


Abbildung 44: Versuchsaufbau der LCF Versuche

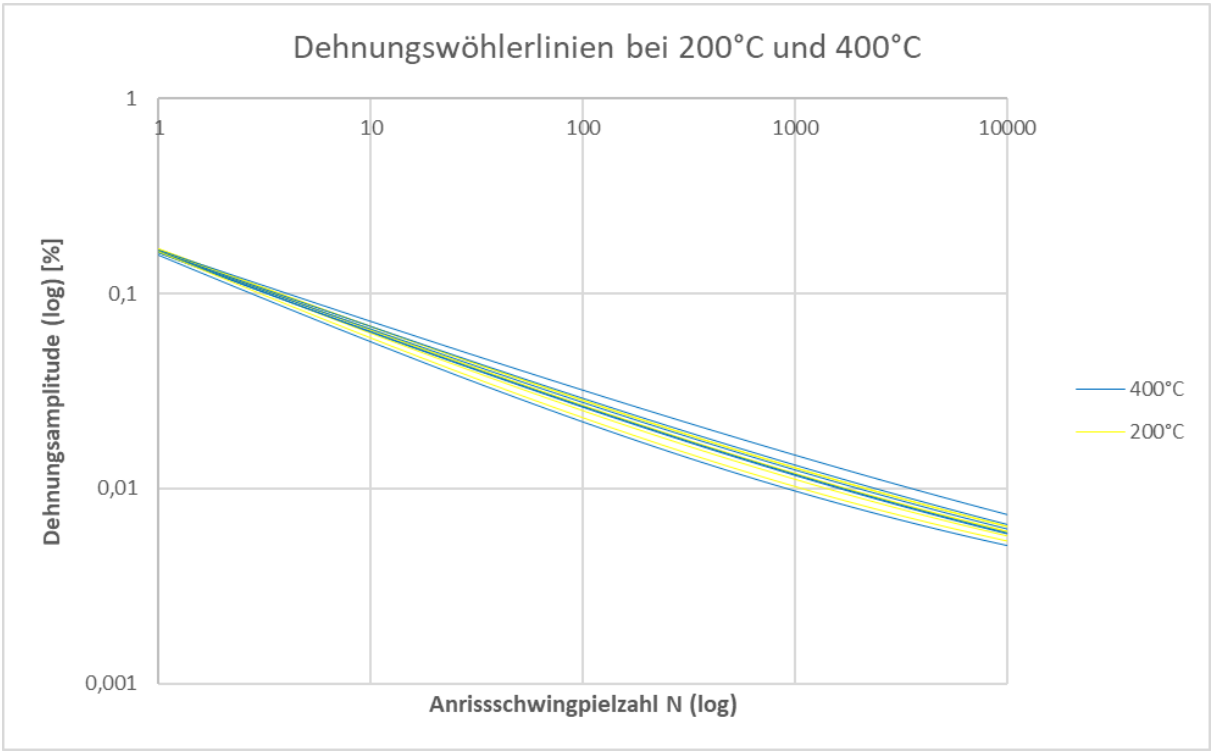


Abbildung 45: Ermittelte Dehnungswöhlerlinien

Der Einfluss von Temperatur wird bestimmt, indem die Wöhlerlinien der jeweiligen Temperaturen als Durschnitt zusammengefasst und verglichen werden. Die beiden durchschnittlichen Wöhlerlinien sind in der folgenden Abbildung übereinander dargestellt.

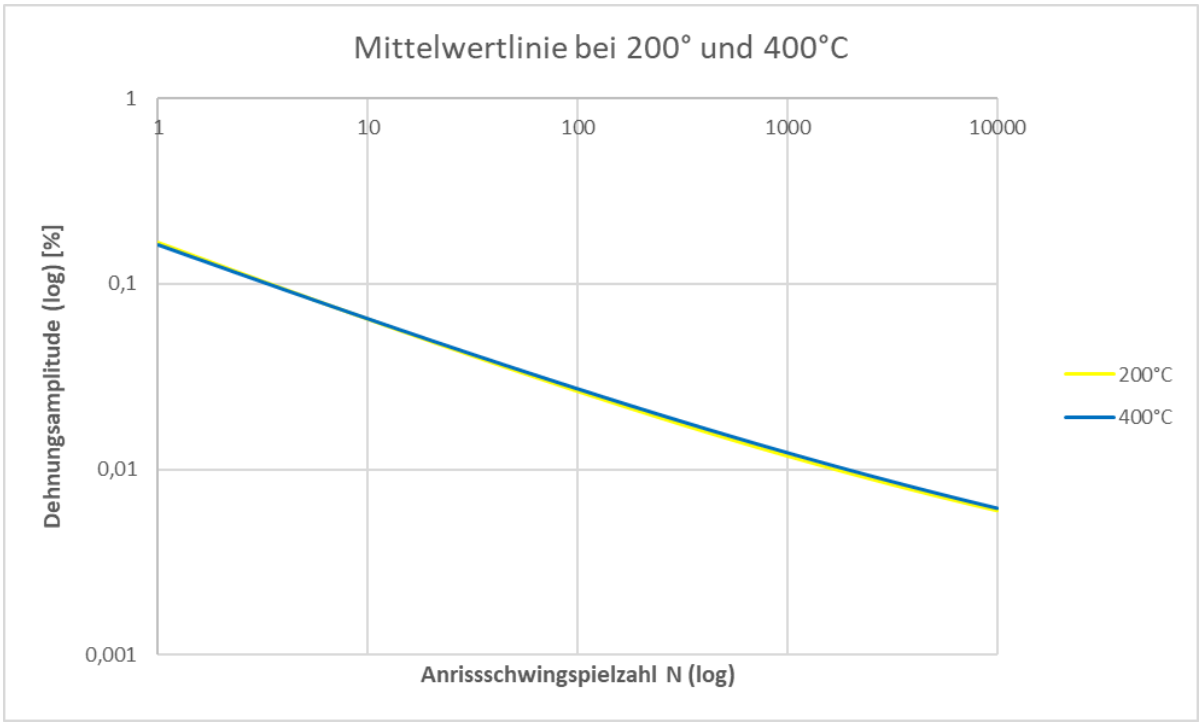


Abbildung 46: Mittelwertlinien aus den Wöhlerlinien bei 200°C und 400°C

Fazit

Es ist kein signifikanter Einfluss der Temperatur bei zyklischer Belastung des Werkstoffes nachweisbar. Somit wurden alle Versuchsergebnisse zu einer Mittleren Wöhlerlinie zusammengefasst. Aus der Streuung der Einzelergebnisse wurde der 99%ige Vertrauensbereich abgeleitet (s. Abbildung 47).

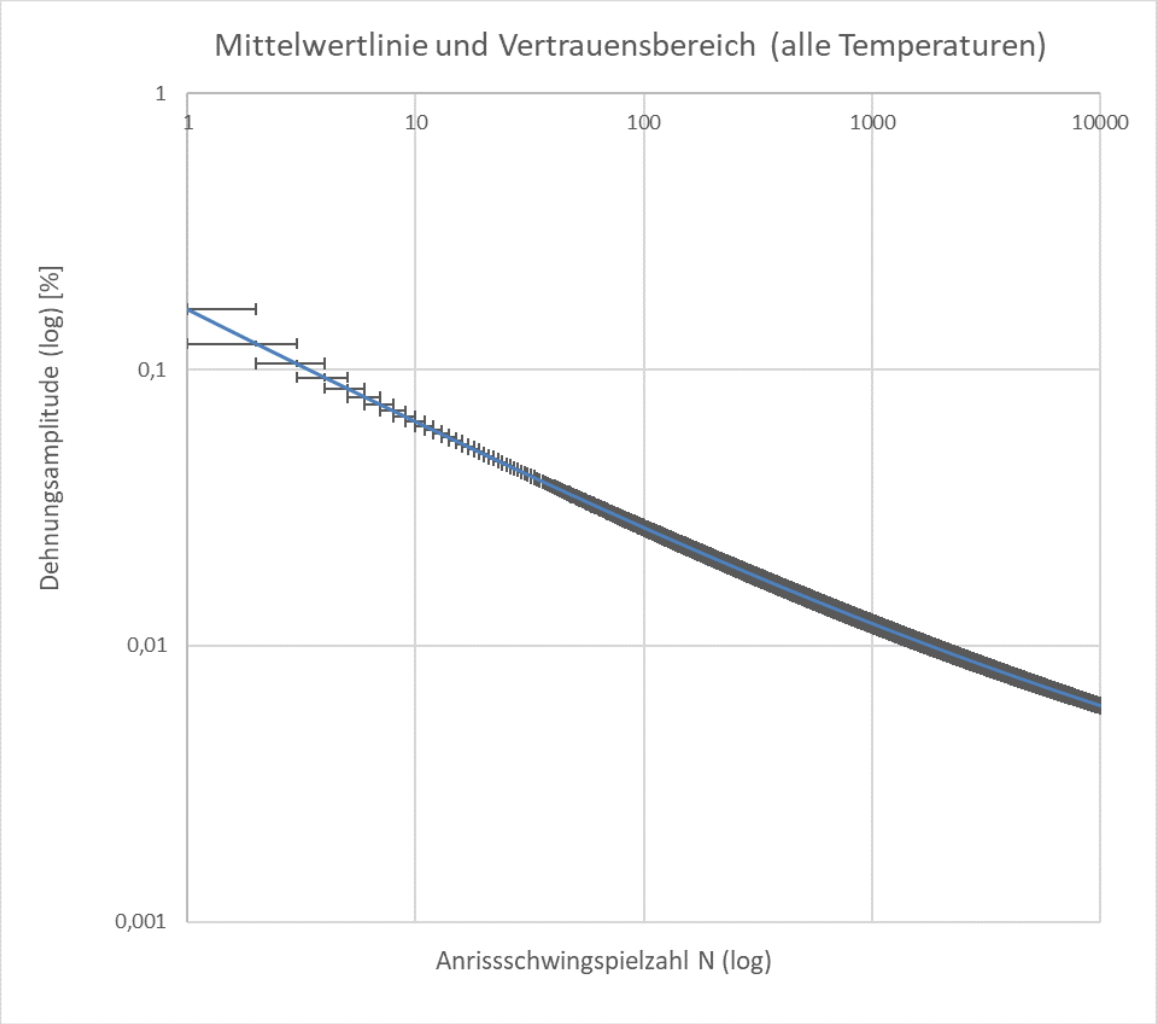


Abbildung 47: Dehnungswöhlerlinie (Mittelwertlinie) mit 99% Vertrauensbereich

Excel-Tool zur Vorhersage der voraussichtlichen Werkzeugstandmenge und adaptive Anpassung der Dehnungswöhlerlinien

Um die voraussichtliche minimale und maximale Werkzeugstandmenge zu ermitteln wurde ein Excel-Tool erstellt. Hierbei wird durch Eingabe der maximalen Dehnungsamplitude (aus FEM) die Standmengenprognosen ermittelt (s. Abbildung 48).

Weicht die tatsächlich erreichte Standmenge von der prognostizierten ab, wird ein Anpassungskoeffizient ermittelt, wodurch die Wöhlerlinie und somit auch die Standmengenprognose kontinuierlich angepasst wird (vergleiche Abbildung 27).

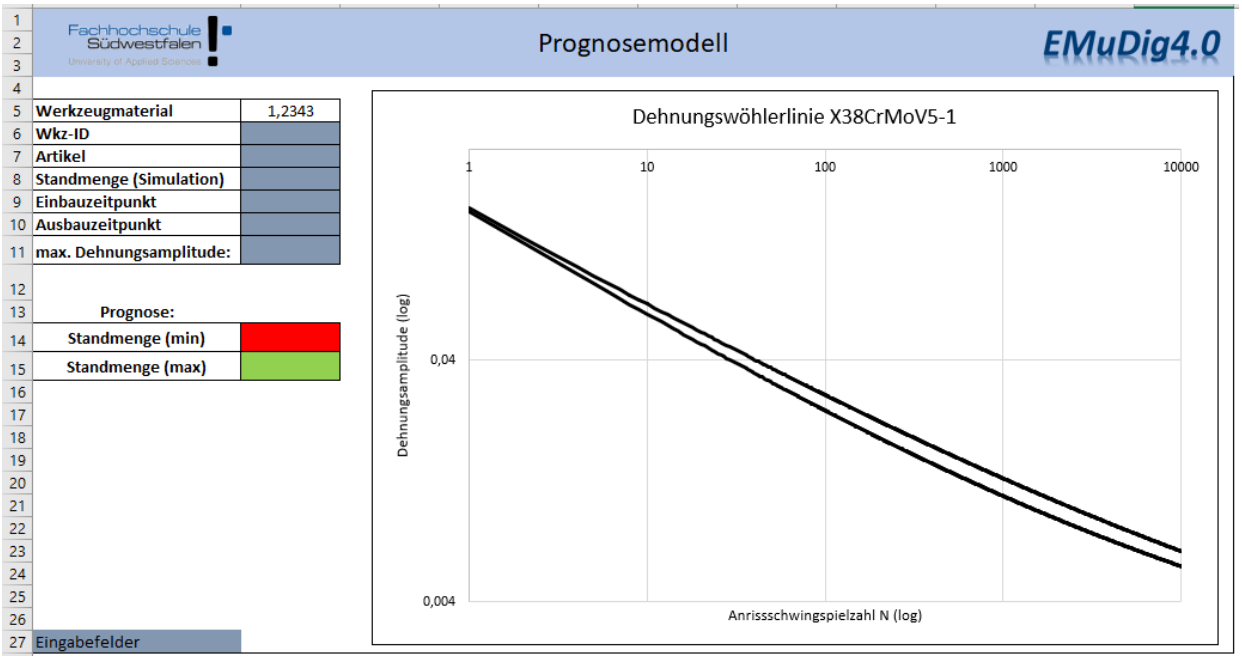


Abbildung 48: Tool zur Vorhersage von Werkzeugstandmenge

Fazit

Es wurde ein Prognosemodell entwickelt, welches kontinuierlich durch die tatsächlich erreichten Standmengen angepasst werden kann.

AP 4.11 Anwenderleitfaden

Um die erzielten Ergebnisse bei den Industriepartnern und innerhalb der Branche Massivumformung umsetzen zu können, wurde ein Anwenderleitfaden für die Überwachung und Prognose von Werkzeugzuständen erstellt. In dem Anwenderleitfaden wurde die Umsetzung des digitalen Werkzeugpasses, die Objektivierung des Standmengenendes und das adaptive Prognosemodell beschrieben.

AP 4.12 Technische / wirtschaftliche Bewertung

Technische / wirtschaftliche Bewertung des Werkzeugüberwachungskonzeptes

Die technische Umsetzbarkeit des Überwachungskonzeptes in der Serienproduktion und die dafür erforderlichen Voraussetzungen wurden analysiert.

Das Überwachungskonzept kann mit Komponenten umgesetzt werden, die von diversen Anbietern gekauft werden können. Die Geometriemessung und Prüfung können Stand der Technik mit käuflichen Produkten durchgeführt werden. Es kann auch in die Serienproduktion integriert werden, sodass in bestimmten Abständen ein Bauteil ausgenommen, gemessen und ausgewertet werden kann.

Durch Einsatz des Überwachungskonzeptes kann die mittlere Werkzeugstandmenge um 13% gesteigert und somit Werkzeugkosten gesenkt werden (siehe Abbildung 41).

Die Abbildung 49 zeigt welche Stückkostenbestandteile durch das Überwachungskonzept direkt und indirekt beeinflusst werden.

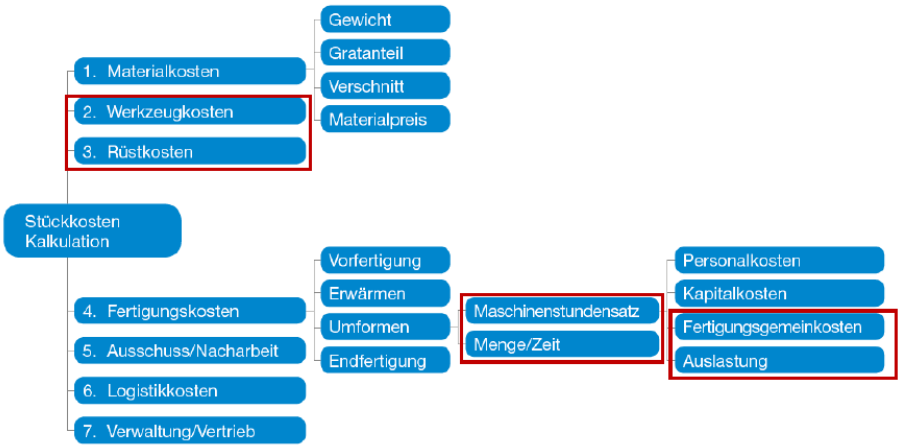


Abbildung 49: Schema einer Stückkostenkalkulation. Durch das Überwachungskonzept beeinflussbare Kosten sind rot umrandet

Um den Einfluss des Überwachungskonzepts auf die Gesamtanlageneffizienz abzuschätzen, wurde eine Berechnung an einem typischen automatisierten Schmiedeprozess durchgeführt. Dabei wurden folgende Parameter angenommen (auf Grund von Vertraulichkeitsvereinbarungen konnten nicht die Werte der Pilotanalage verwendet werden):

- Anlage = autom. Presse
- Anzahl Schichten = 3 / Tag
- Taktzeit = 4 s
- Lastlaufgrad = 70 %
- Werkzeugstandmenge = 10.000 Stk
- Rüstzeit = 1,25 h/Vorgang
- Produktionsmenge = 3.326.400 Stk /a

Bei einer mittleren Standmengenerhöhung von 13 % könnten pro Jahr ca.40 Werkzeuge eingespart werden. Dies würde ca. 50 h zusätzliche Verfügbarkeit durch eingesparte Rüstzeit pro Jahr bringen. Damit würden die Verfügbarkeit und somit die Leistung um 1 % gesteigert. Des Weiteren wird angenommen, dass auf Grund des Überwachungskonzepts die Bauteilqualität gesteigert werden kann. Tabelle 9 zeigt die Berechnung der Gesamtanlageneffizienz.

Die Gesamtanlageneffizienz wird mit folgender Formel berechnet:

$$Gesamtanlageneffizienz = Verfügbarkeit * Leistung * Qualität$$

Tabelle 9: Erhöhung der Gesamtanlageneffizienz durch Einsatz von Überwachungskonzept

	ohne Überwachungskonzept	mit Überwachungskonzept
Verfügbarkeit	60%	61%
Leistung	100%	101%
Qualität (i.O. Teile)	95%	96%
Gesamtanlageneffizienz	**57%**	**59%**

Fazit:

Durch Einsatz des Überwachungskonzeptes kann eine GAE-Erhöhung von ca. 2% erreicht werden.

Umsetzung
Prozesskette Stahl

Als Ergebnis des durchgeführten **Vorversuchs** kann folgendes festgehalten werden:

- Konzept zur Objektivierung des Standmengenendes funktioniert
- Keine den Signalen angemessene Aufnahmefrequenz
- Signaldrift durch Datenkonvertierung möglich (!)
- Werkzeugtemperaturen streuen; Unterbrechungen als Indikator ungeeignet

Im Folgenden sind die Ergebnisse der durchgeführten **Hauptversuche** dargestellt:

Objektivierung des Standmengenendes

Bei der Beurteilung ob ein Werkzeug das Standmengenende erreicht hat und ausgebaut werden muss hat der Mensch einen wesentlichen Einfluss, da heute häufig keine messbaren Merkmale hierfür zur Verfügung stehen. Üblicherweise werden ausgewaschene Radien und/oder Riefenbildung am Werkzeug als Entscheidungskriterien herangezogen.

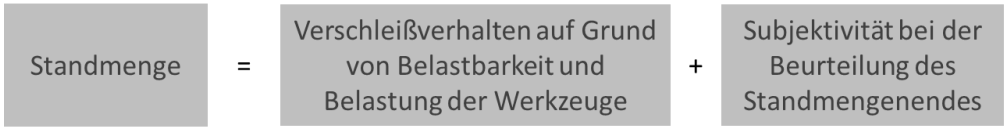


Abbildung 50: Einflüsse auf die Werkzeugstandmenge

Die Ermittlung des Werkzeugverschleißes erfolgt indirekt über die produzierten Bauteile. Die Bauteile werden mit einem 3D-Scanner digitalisiert und mit der ursprünglichen CAD-Geometrie verglichen. Es werden sieben verschiedene Ansätze in zwei unterschiedlich großen Flächen untereinander verglichen (s. Abbildung 51).

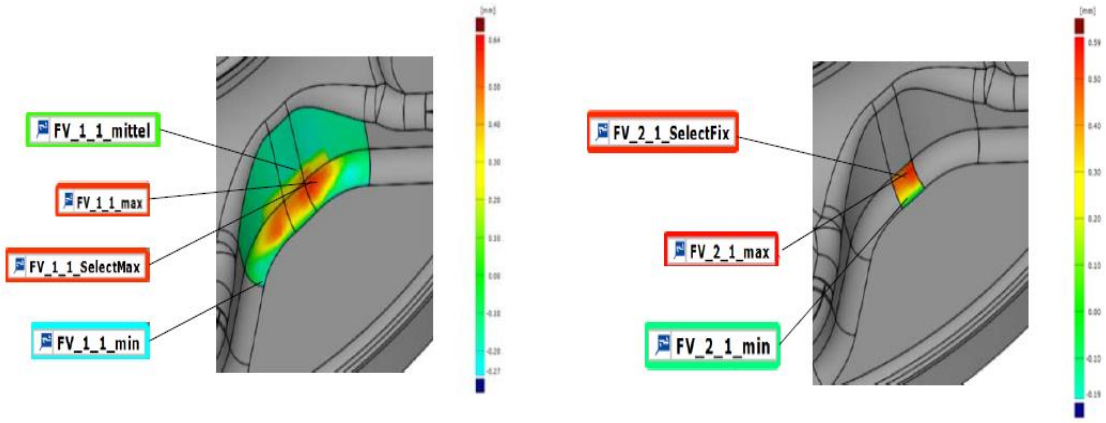


Abbildung 51: Bauteilinspektion – ausgewertete Bereiche und Ansätze

Fazit:

Bei der Verschleißmessung hat sich die Methode „*SelectMax*“ als gute Lösung herausgestellt, weil hierbei das Standmengenende und der Verschleißverlauf gut abgebildet werden können. Hierbei wird der maximale Verschleiß beim letzten entnommenen Bauteil (vor Standmengenende) als Referenz genommen. Dieser „Verschleißpunkt“ wird auch bei den vorher entnommenen Bauteilen vermessen. Somit wird durchgehend der gleiche Punkt zur Beurteilung des Werkzeugzustandes benutzt. Ein örtlicher Unterschied ist nur von Werkzeug zu Werkzeug vorhanden.

Für die Umsetzung in die Praxis sollte am Bauteil der Punkt mit dem maximalen Verschleiß (FV_1_1_max) betrachtet werden. Hierbei variiert zwar der betrachtete Punkt von Bauteil zu Bauteil, Verschleißverlauf und Standmengenende lassen sich aber noch mit hoher Genauigkeit bewerten.

Um das Potenzial der objektiven Standmengenbeurteilung genauer zu ermitteln, wurde aus Vorversuchen, laufender Entnahme aus dem Prozess und Hauptversuchen die Beurteilung des Standmengenendes an insgesamt 16 Werkzeuge, die auf Grund von Verschleiß ausgefallen sind, untersucht (s. Abbildung 52):

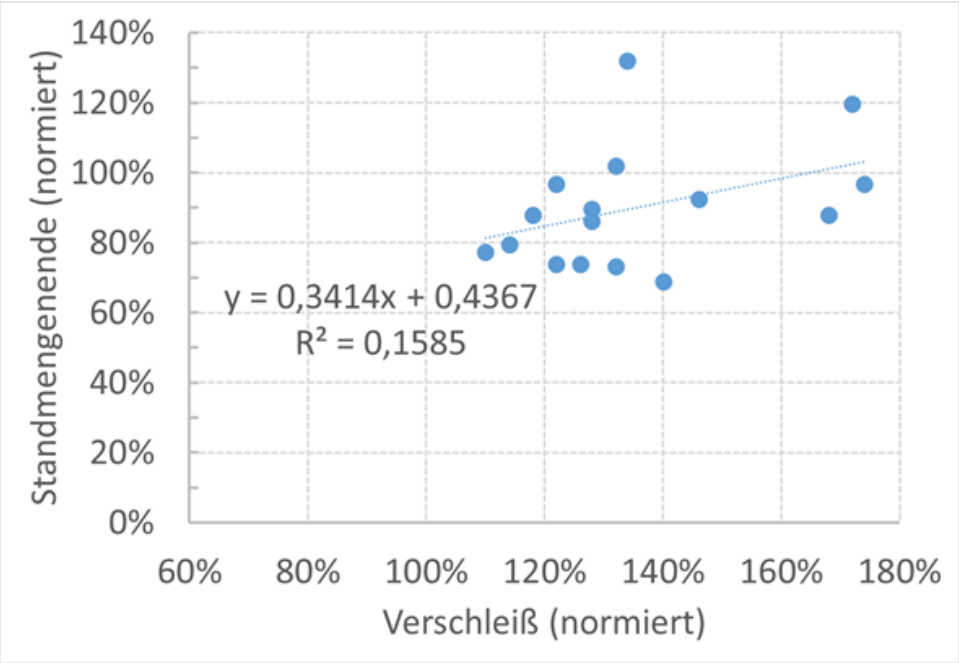


Abbildung 52: Maximaler Werkzeugverschleiß (Fertigform unten) bei Standmengenende

Die Hypothese, dass die subjektive Beurteilung der Standmengenende einen großen Einfluss auf die Standmengenstreuung hat, wurde hierbei bestätigt. Etwa 16 % der Standmengenschwankung ist durch die subjektive Beurteilung des Standmengenendes begründet (unter der Voraussetzung, dass das gewählte lineare Modell gilt). Des Weiteren wurde festgestellt, dass die mittlere Standmenge 90% bei einem mittleren Verschleiß von 135% betrug. Würde der maximal festgestellte Verschleiß (174%) als neuer Grenzwert definiert und die Streuung der Standmengenbeurteilung eliminiert (d.h. alle Werkzeuge würden bei gemessenen 174% Verschleiß ausgebaut) würde sich die mittlere Standmenge auf 103% erhöhen (Delta 13%).

Wechselwirkung zwischen den einzelnen Umformstufen

Die Verschleißbeträge der Fertigform (unten) wurden in einheitlichen Intervallen nach Austausch einer Vorform (unten) analysiert (s. Abbildung 53). Falls die Anzahl der mit dem jeweiligen Vorformwerkzeug produzierten Teile einen Einfluss auf das Verschleißverhalten der Fertigformwerkzeuge hat, sollte prinzipiell der Verschleißbetrag am Fertigformwerkzeug pro Intervall steigen.

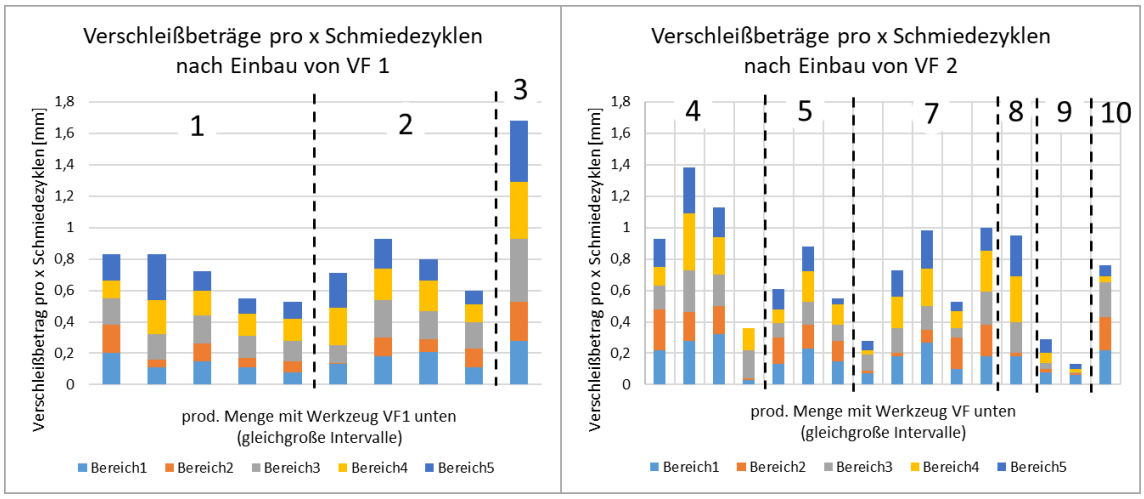


Abbildung 53: Verschleißbeträge pro Intervalle an den Fertigformwerkzeugen (unten). Die Nummern stellen die Werkzeuge dar

Fazit:

Die vorhandenen Prozessdaten aus den Hauptversuchen ergeben, dass die Standmenge des Vorstufenwerkzeugs keinen direkten Einfluss auf die Verschleißbildung an den Fertigformwerkzeugen (unten) hat. Begründet ist dies durch den sehr geringen Verschleiß der Vorstufenwerkzeuge.

Produktionsunterbrechungen

Um den Einfluss von Produktionsunterbrechungen auf das Verschleißverhalten von Werkzeugen zu analysieren, werden die durchschnittlichen Verschleißbeträge von Zeiträumen mit Unterbrechungen und Zeiträumen ohne Unterbrechungen miteinander verglichen. (s. Abbildung 54).

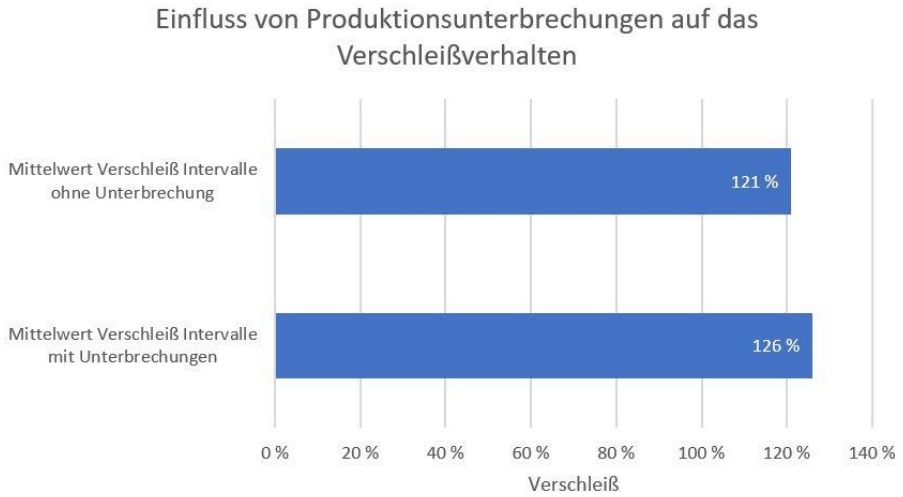


Abbildung 54: Einfluss von Produktionsunterbrechungen auf das Verschleißverhalten von Werkzeugen

Werden die Intervalle nach Anzahl und Dauer betrachtet, ist zu erkennen, dass die Streuung der Verschleißbeträge bei den Intervallen mit und ohne Unterbrechung gleich groß ist. Tendenziell zeigt sich, dass die Anzahl der Produktionsunterbrechungen einen negativen Einfluss auf das Verschleißverhalten haben. Eine Auswirkung der Unterbrechungsdauer auf den Werkzeugverschleiß ist nicht zu erkennen (s. Abbildung 55). Hierbei ist noch zu bemerken, dass die Anzahl der Unterbrechungen im Untersuchungszeitraum relativ gering war. Eventuell vorhandenen Effekte können so unter Umständen nicht nachgewiesen werden.

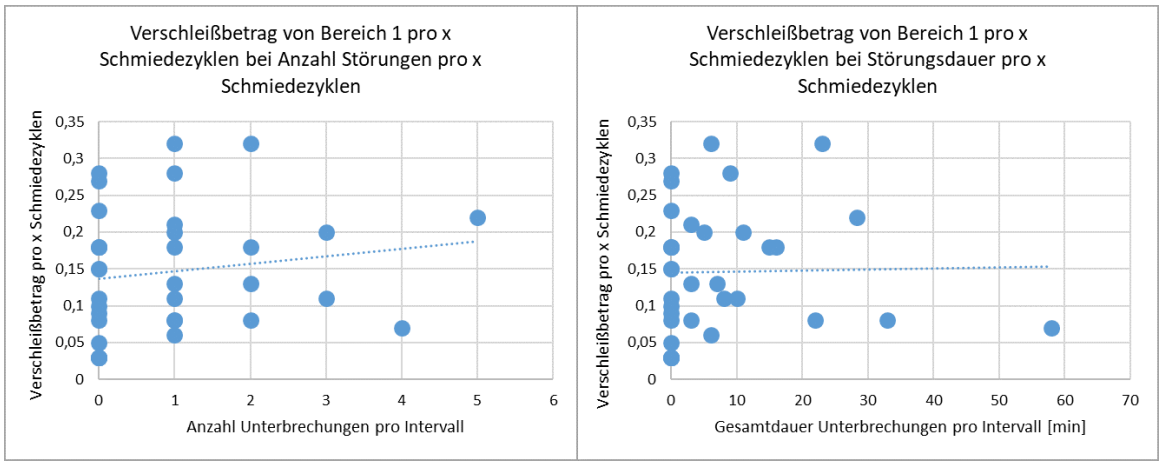


Abbildung 55: Vergleich der Verschleißbeträge pro gleichgroße Intervalle bei Anzahl und Gesamtdauer von Unterbrechungen

Fazit:

Für eine abschließende Beurteilung ist eine größere Datenmenge notwendig, da die Anzahl der Unterbrechungen im Untersuchungszeitraum zu gering war.

Sprühmengen

Bei der Untersuchung des Einflusses der Sprühmittelmenge auf das Verschleißverhalten der Fertigformwerkzeuge wurden die Soll-Sprühzeiten mit den Werkzeugtemperaturen sowie die Soll-Sprühzeiten mit dem Werkzeugverschleiß (pro Intervall) verglichen (s. Abbildung 56).

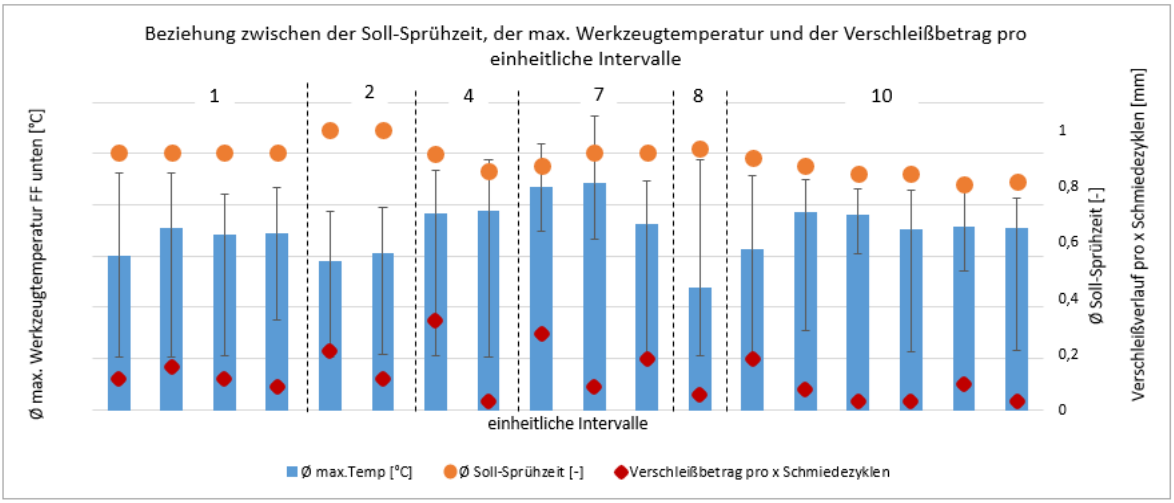


Abbildung 56: Zusammenhang zwischen der Soll-Sprühzeit (normiert), der max. Werkzeugtemperatur und dem Werkzeugverschleiß. Die Nummern über den Balken/Punkten stellen die Werkzeuge dar. Die Werkzeuge 3, 5, 6 und 9 wurden auf Grund von zu geringen Datenmengen nicht dargestellt.

Fazit:

Die Soll-Sprühzeiten zeigen keinen signifikanten Einfluss auf die Werkzeugtemperatur und auf das Verschleißverhalten der Werkzeuge.

Die Ist-Sprühmittelmengen sollten mit der entwickelten Konzeption (s. AP 4.5) erfasst und ausgewertet werden.

Weitere Untersuchungen mit den Prozessparametern

Der Einfluss der ausgewählten Prozessparameter auf den Werkzeugverschleiß (Fertigform unten) wurde anhand von Mittelwerten untersucht (s. Abbildung 57)

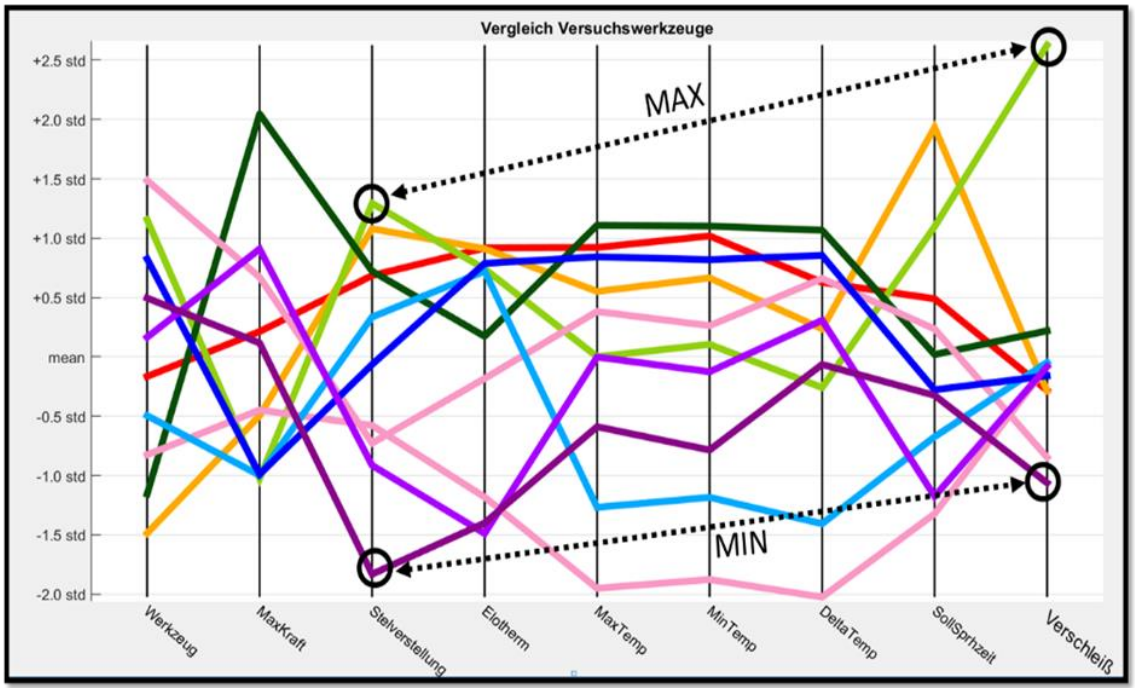


Abbildung 57: Vergleich der Durchschnittswerte ausgewählter Prozessparameter

Die Stößelverstellung zeigt tendenziell einen Einfluss auf den Werkzeugverschleiß. Das Werkzeug mit der höchsten durchschnittliche Stößelverstellung hat den höchsten Werkzeugverschleiß pro Bauteil und das Werkzeug mit der niedrigsten (durchschnittlichen) Stößelverstellung weist den kleinsten Werkzeugverschleiß pro Bauteil auf.

Fazit:

Die Stößelverstellung zeigt Auffälligkeiten bezüglich der Standmengenstreuung. Zur genauen Quantifizierung des Einflusses der Stößelverstellung auf den Werkzeugverschleiß sind weiterführende Untersuchungen notwendig, die in diesem Projekt nicht vorgesehen sind.

AP5: Logistikprozess

AP-Leitung: **IAS**	Beteiligt: HIVO/OF/SMS/IFU	
Ziel: Logistische Steuerung und Rückverfolgbarkeit von „kleinstmöglichen Teilmengen“ eines gesamten Fertigungsloses („Smart Logistics“).		

- Keine eindeutige Zuordnung von Bauteileigenschaften und Prozessdaten möglich entlang mehrstufiger Prozessketten in der Umformtechnik.

Ziele im Detail:

- Entwicklung einer Methodik für die eindeutige Bauteilrückverfolgung.

Vorgehensweise/Ergebnisse/Fazit:

- Für eine datengetriebene Optimierung der Produkt- und Prozessqualität ist die sichere Zuordnung von Prozess- und Bauteileigenschaften essentiell. Bei der Rückverfolgung einzelner Werkstücke oder Chargen entlang von Prozessketten stellt die Erfassung und Zuordnung von Prozessdaten zu den entsprechenden Losen eine große Herausforderung in der industriellen Umsetzung dar. Die Grundlage für eine durchgängige Rückverfolgung eines möglichst kleinen Fertigungsloses ist daher die Integration einer geeigneten Infrastruktur, zum Beispiel einer Smart-Tag-Lösung, die für den Einsatz unter den zuvor skizzierten Umgebungsbedingungen geeignet ist. Anforderungen ergeben sich in besonderem Maß durch die hohen Prozesstemperaturen, die durch die induzierten elektromagnetischen Störfelder eine dezentrale Informationshaltung auf den Smart Tags erschweren. Der zu erfassende Datenraum beinhaltet sowohl die Sensordaten als auch die durch die ausgewählte robuste Identifikation des jeweiligen Bauteils verfügbaren Produktdaten. Um ein durchgängiges, bauteilbezogenes Datenmodell umzusetzen, registriert sich jedes Bauteil vor der Bearbeitung an der jeweiligen Prozessstation. Dies wird durch einen Lesevorgang realisiert. Die im Zuge der Bearbeitung an der Station anfallenden Prozessdaten werden dem Bauteil bzw. dessen im Datenmodell hinterlegter Identifikation direkt zugeordnet. Über den durch die Registrierung erfassten Zeitstempel können Bearbeitungs- und Verwendungszeit von Bauteil und Anlage ermittelt werden. Die Sensordaten werden mit einem Zeitstempel versehen und in das Datenmodell integriert. Auf diese Weise wird sukzessiv und in Echtzeit ein für jedes Bauteil individuelles Datenmodell generiert und im Produktionsablauf stetig aktualisiert. Entlang der gesamten Wertschöpfungskette wird das digitale Abbild der einzelnen Werkstücke in prozessabhängigen Zyklen geladen und erweitert. Am Datenmodell ist damit auch der aktuelle Bearbeitungsstand ablesbar.

  In der nachfolgenden Abbildung ist eine Ansicht des Web-basierten Assistenzsystems zur eindeutigen Bauteilrückverfolgung und Überwachung von Qualitätsmerkmalen dargestellt.

Abbildung 58: Eindeutige Zuordnung von Qualitätsdaten zu Bauteilen in der Prozesskette

- Zeichnet sich das zu Grunde liegende logistische System weniger durch eine sequentielle Abfolge als eher durch eine komplexe Produktionssystematik aus, ist die jeweilige Ablauflogik entsprechend in Software zu realisieren. Um dies umzusetzen, hilft es, die Ablauflogik zunächst als gerichteten Graphen zu modellieren, der dann in Programmcode überführt werden kann. Das eingangs beschriebene Problem einer fehlenden Zuordnung von Prozessdaten zu Bauteileigenschaften wird dadurch behoben. Für die Konzeption der softwareseitigen Zuordnungslogik ist es wichtig und sinnvoll Ausnahmesituationen wie Ausschussproduktion oder Bedienungsfehler seitens des Werkers zu berücksichtigen. Dies kann bspw. über die Möglichkeit einer binären Eingabe umgesetzt werden, bei der der Werker lediglich einen Knopf zu betätigen hat. In der Software wird dann die entsprechende Ausnahmeroutine eingeleitet, die die Zuordnung der entstehenden Prozessdaten anpasst. Der digitale Zwilling der Werkstücke ist die Grundlage weiterführender datenanalytischer Betrachtungen. Auf der Basis einer robusten Identifikationstechnologie und einer sicheren Zuordnungslogik gemäß der logistischen Abläufe kann eine Rückverfolgung und darauf aufbauende datengetriebene Qualitätsüberwachung konzipiert und umgesetzt werden.
- Die Systematik wurde in das entwickelte Assistenzsystem integriert. Die untenstehende Ansicht zeigt eine ampelbasierte Überwachung der erfassten Daten. Die Färbung kommt durch die Anwendung bekannter oder neu erlernter Regeln zustande. Durch eine zu Grunde liegende und in den folgenden Abschnitten erläuterte Datenmodellierung kann der Benutzer in der Ansicht in den drei Hauptdimensionen Zeit, Ort und Produkt navigieren und ist dadurch in der Lage einzelne Werkstücke oder Chargen zu einem bestimmten Zeitpunkt an einem bestimmten Prozess zu überwachen und die entsprechende Qualität zu gewährleisten.

Abbildung 59: Ansicht des Assistenzsystems zur Überwachung der Qualitätsmerkmale aller Bauteile und Prozessschritte

Ausgangssituation/Motivation:

- Fehlende Ansätze für die Vereinheitlichung heterogener Datenquellen hinsichtlich u.a. Protokollstruktur, Datenformat oder Frequenz.

Ziele im Detail:

- Entwicklung eines Konnektors zur Ermöglichung einer effizienten Datenanalyse auf einer homogenisierten und semantisch annotierten Datengrundlage.

Vorgehensweise/ Ergebnisse/Fazit:

- Die Heterogenität der Datenquellen stellt in Bezug auf Datenformate, Protokolle und Abtastraten eine weitere Problematik dar. Jedes System entlang der Prozesskette verfügt über eine eigene Steuerung und ein eigenes, autarkes Bussystem, über das Sensorwerte gelesen und Aktoren eingestellt werden können. Um die Heterogenität der Informationsflüsse abstrahieren zu können, wurde eine Art Konnektoren-Ansatz entwickelt, der für jedes dieser Systeme eine individuelle Kommunikationsschnittstelle vorsieht und die Informationen in einheitlicher Form einer höheren Steuereinheit zur Verfügung stellt. Die erfassten Daten können dadurch bspw. einheitlich in die Cloud übertragen werden. Der Konnektor ist somit in einer verteilten Architektur realisiert. Das entwickelte Modul besteht aus einer individuellen Schnittstelle für jede Datenquelle in der Feldebene sowie auf Steuerungsebene und einer standardisierten Schnittstelle zur Weiterleitung der aufgezeichneten Daten an eine übergeordnete Einheit. Die einzelnen, individuell auf die jeweilige Datenquelle angepassten Schnittstellenmodule können auf einzelnen im Feld verteilte Controller oder einer zentralen Speicherprogrammierbaren Steuerung (SPS) laufen, die jeweils eine einheitliche bspw. in der Cloud realisierte Schnittstelle ansprechen. Die für die Steuergeräte

entwickelte Datenerfassungskomponente ist als Zustandsautomat realisiert, der durch seinen generischen Aufbau flexibel in bestehenden SPS-Code eingebunden werden kann. Die Implementierung erfolgt als Mealy-Machine, die zyklisch von der SPS aufgerufen wird. Dieser "Read"-Zustand ist je nach Bussystem individuell implementiert. Er tastet die Protokollstruktur ab und trennt Daten und Metadaten. Um die Daten für die weitere Verarbeitung zu erfassen und zu speichern, werden extrahierte Eingangs- und Ausgangssignale auf globale Variablen abgebildet. Die auf diese Weise zyklisch am Bussystem und der entsprechend anliegenden Peripherie abgefragten Sensordaten werden dann von den globalen Variablen auf ein einheitliches REST-Modell abgebildet. Der "Schreib"-Zustand sendet dann zyklisch alle Variablen in die Cloud unter Verwendung des REST-Modells. Der größte Teil der von den Fertigungssystemen aufgezeichneten Prozessdaten sind Zeitreihendaten. Daher werden die Sensorwerte konvertiert und auf das REST-Modell abgebildet, das abwechselnd Zeitstempel, Metadaten und die entsprechenden Daten enthält. Für die Beschreibung der Metadaten wird auf das Informationsmodell von OPC UA zurückgegriffen. In Abbildung 60 ist dazu eine Darstellung der erfassten Metadaten in Form des Informationsmodells von OPC UA illustriert. Dieses ist als Baumdarstellung in das Web-Interface des Assistenzsystems integriert und stellt so die semantische Verknüpfung zur SPS her. Konkret ist in diesem Beispiel der Aufbau der hydraulischen Presse und des momentan eingebauten Werkzeugs sowie der dort angebrachten Sensoren zu sehen.

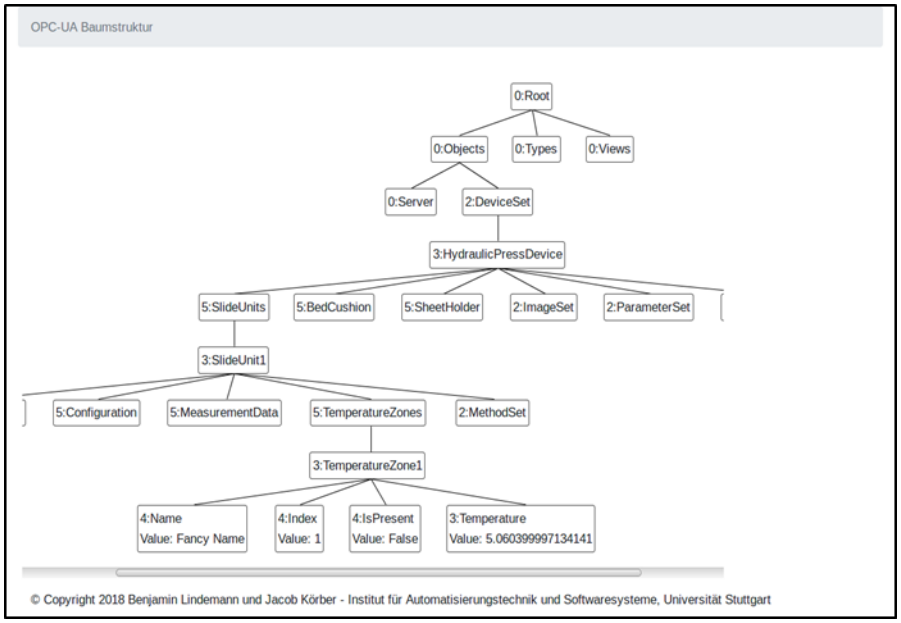


Abbildung 60: Metadaten-Modell gemäß des OPC UA Informationsmodells, eingebettet in die Benutzerschnittstelle des entwickelten Assistenzsystems

- Aufgrund der Tatsache, dass der größte Teil der Prozessdaten, die an Fertigungssystemen aufgezeichnet werden, Zeitreihendaten sind, werden die gemessenen Prozessparameter in Abhängigkeit der Protokollstruktur konvertiert, auf das Modell abgebildet und an die standardisierte Schnittstelle weitergegeben. Diese Software-Komponente ist generisch und kann wiederverwendet werden. Die standardisierte Schnittstelle, die in der Cloud läuft, leitet die Daten

entsprechend der Zykluszeit der SPS (bspw. alle 7ms im Falle der Stuttgarter Modellfabrik am IFU) weiter. Die Zeitspanne zwischen der Durchführung von zwei aufeinander folgenden Prozessschritten schwächt die harten Echtzeitanforderungen ab. In der Cloud findet die weitere Verarbeitung der Daten in einer Echtzeitdatenbank statt, die es ermöglicht Ad-hoc-Berechnungen durchzuführen und Analyseverfahren gemäß dem Online Analytical Processing (OLAP) zu implementieren. Diese Systemkomponente wird für die eindeutige Zuordnung von Werkstücken und Prozessparametern genutzt und ermöglicht je nach produktionstechnischen Umwelt- und Rahmenbedingungen eine Online-Verfolgung von Einzelteilen bzw. Chargen. Das Assistenzsystem bietet dem Nutzer die Möglichkeit des Monitorings ausgewählter Prozessparameter. In der untenstehenden Abbildung 61 ist dies anhand des Umformvorgangs für den Wegverlauf, den Verlauf des Pressdrucks sowie die Pressdrossel visualisiert. Default-Werte, die zwischen zwei Vorgängen erfasst werden und keinen Informationsgehalt haben, werden unmittelbar verworfen und nicht weiter in der Datenbank abgelegt. So zeigt das dargestellte Diagramm ausschließlich die für die Analyse relevanten Daten, die den entsprechenden Bauteilen direkt zugeordnet werden. Die Nutzerschnittstelle ist so implementiert, das per Klick einzelne Werte der Kurvenverlauf angezeigt werden und ein Zoom in bestimmte Bereiche möglich ist.

Abbildung 61: Metadaten-Modell gemäß des OPC UA Informationsmodells, eingebettet in die Benutzerschnittstelle des entwickelten Assistenzsystems

- Die Übertragung der Daten kann auf verschiedene Arten gesteuert werden. Serverseitig kann über Webservices eine konstant frequentierte Abfrage des zentralen Rechners erfolgen. Alternativ kann clientseitig ein ereignisgesteuerter Datenübertragungsvorgang eingerichtet werden. Die Entscheidung für eine Lösung ist abhängig von den bestehenden Echtzeitanforderungen. Bei der eingangs beschriebenen Prozesskette ist eine zyklische, serverseitige Datenabfrage ausreichend für eine effektive Qualitätsüberwachung. Zusätzlich ermöglicht der Zustandsautomat die Rückführung von Steuerdaten. Nach der Durchführung einer Datenanalyse in der Cloud werden die Ergebnisse

in Form von Steuerdaten zurückgeleitet. So ist es möglich, abhängig von den in den vorangegangenen Prozessschritten erfassten, bauteilbezogenen Sensordaten die passenden Stellgrößen für den nächsten Prozessschritt bzw. das nächste Werkstück zu wählen. Eine Anpassung der einzustellenden Parameter über mehrere Werkstücke hinweg ist ebenfalls umsetzbar. Die Analyse dient der Adaption des aktuellen Prozessgeschehens und wird für eine situationsbasierte Qualitätsüberwachung genutzt.

Ausgangssituation/Motivation:

- Keine Möglichkeit der echtzeitfähigen Transformation, Verdichtung und Bereitstellung großer Datenmengen zur flexiblen Abfrage umformtechnischer Kenngrößen und Prozesscharakteristiken.

Ziele im Detail:

- Aufbau einer Echtzeitdatenbank und Entwicklung eines Konzeptes zur multidimensionalen Datenmodellierung für eine flexible Datenbereitstellung.

Vorgehensweise/ Ergebnisse/Fazit:

- Um ein effiziente Qualitätssicherung realisieren zu können, werden OLAP-Modelle auf Grundlage der Datenräume der einzelnen Prozessschritte erstellt. Dazu wurde ein ETL-Stack (Extract-Transform-Load) implementiert, der die Daten der verschiedenen Datenquellen extrahiert und durch Transformationen in ein strukturiertes Modell überführt, dass In-Memory gehalten und konsolidiert wird. So können neben den zuvor beschriebenen Prozess- und Produktdaten auch weitere Datenquellen, wie Auftrags- und Unternehmensdaten aus Datenbanken oder ERP-Systemen auf dieser höheren Ebene der Datenverarbeitung integriert werden. Die automatisierte Datenaufbereitung und –verarbeitung ist in der Abbildung 62 unten dargestellt.

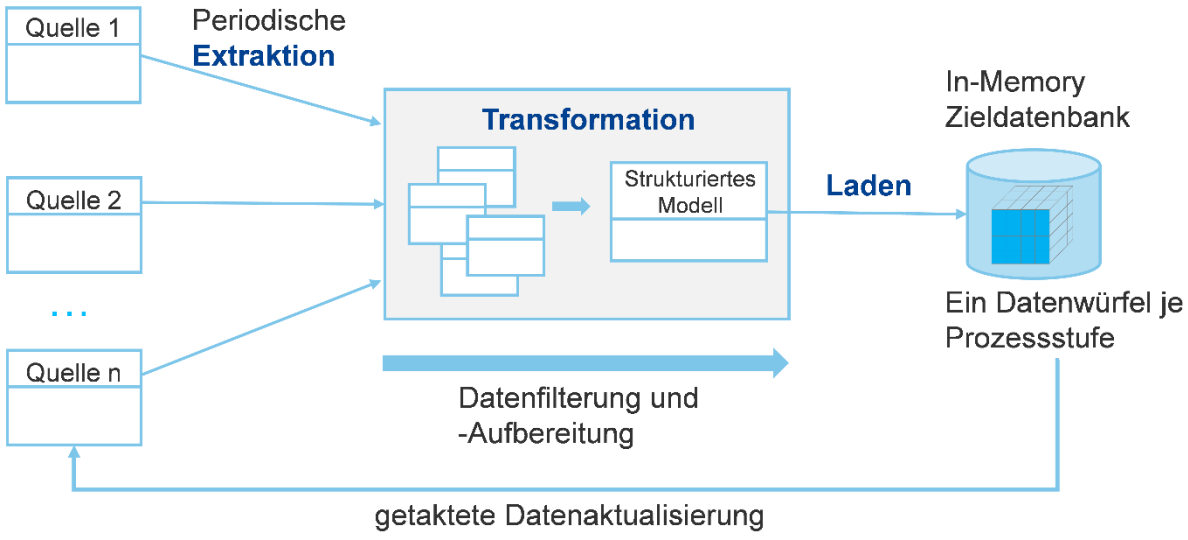


Abbildung 62: ETL-basiertes Konzept zur Homogenisierung des Datenraumes

- Zur multidimensionalen Modellierung der Daten wird im vorliegenden Fall eine Echtzeitdatenbank genutzt, die die Daten In-Memory verarbeitet und Online Analytical Processing (OLAP) ermöglicht. OLAP bietet die Möglichkeit, Daten in einer multidimensionalen Struktur zu modellieren und zu analysieren. Dabei ist die multidimensionale Betrachtung, wie eingangs bereits angedeutet, unabhängig von der Datenquelle und der Datenstruktur dieser Quelle. So ist es möglich, OLAP auf verschiedenste, heterogene Datenquellen anzuwenden. Sowohl konventionelle relationale Datenbanken, MES- und ERP-Systeme als auch diverse Dateiformate und Webservices können in eine Modellierung einbezogen werden. Die multidimensionale Datenmodellierung ist unabhängig von der tatsächlichen physikalischen Speicherstruktur der aus verschiedenen Quellen integrierten Daten. Die integrierten Daten können zum einen relational abgelegt werden. In diesem Fall wäre nur die Modellierung multidimensional. Zum anderen kann auch die tatsächliche Speicherung multidimensional erfolgen. Dadurch würden sich zusätzlich zu den Vorteilen der Datenmodellierung noch erhebliche Geschwindigkeitsvorteile ergeben. Die Dimensionen der multidimensionalen Datenstruktur ergeben sich aus den verschiedenen Sichten auf die Daten. An den Verzweigungen jedes Strukturpfads stehen Attribute, die die logische Beschreibung der Daten vornehmen. Die Granularität der Datenbeschreibung steigt mit der Hierarchietiefe. Die Daten selber können für verschiedene Dimensionen in verschiedenen Granularitäten vorliegen, ohne dass dadurch eine homogene Datenmodellierung verhindert wird. So ist es möglich, stark heterogene Datenstrukturen in einer Struktur zu vereinen. Da sich im Fall von drei Dimensionen bei der Datenvisualisierung ein Würfel ergeben würde, hat sich der Begriff des „Data Cube“ etabliert.
- Die Modelle werden aus einer Vielzahl an Dimensionen aufgebaut. Dimensionen können bspw. durch die Zeit-, Orts- oder Produktinformationen aufgespannt werden. Diese enthalten eine interne hierarchische Struktur, in der jede Verzweigung durch ein Element beschrieben wird. Basis-Elemente sind Vektoren von Prozessdaten zugeordnet und markieren die innerste Schicht des Datenmodells. Ein Basiselement könnte z.B. die ID 1234 eines Werkstücks sein. Höhere Schichten kapseln kumulierte Informationen der unteren Schichten. Eine höhere Hierarchieebene der Dimension ‚Produktinformation‘ würde bspw. die Chargeninformation beinhalten. Der ETL-Stack bildet neue Daten auf dieses hierarchisch strukturierte Modell ab. Wird bspw. ein neues Produkt eines neuen Produkttypen produziert oder Chargen anstelle von einzelnen Bauteilen verfolgt, können diese Informationen auf die Dimensionsstruktur projiziert und nach einem Abgleich hinzugefügt werden. Diese Projektion bewirkt die Erstellung von Elementen innerhalb der Hierarchie wie zum Beispiel die Erstellung höherer Schichten für die Chargenverfolgung. Folglich können unterschiedliche Prozessdatenstrukturen unterschiedlicher Produkte und Mengen angepasst werden. Die gleiche Flexibilität gilt für jedes andere Element jeder anderen Ebene in der hierarchischen Dimensionsstruktur. Die zugehörigen Daten werden durch die Anwendung geeigneter Aggregationsverfahren berechnet. Somit können heterogene Daten in ein homogenes Modell integriert werden, da es möglich ist, verschiedene Schichten mit unterschiedlichen Granularitäten zu assoziieren. Die Rückverfolgung und Überwachung einer beliebigen Losgröße kann dadurch bereits durch das einfache Navigieren durch verschiedene Ebenen des hierarchischen Metadatenkonstrukts erreicht werden. Der Modellierungsansatz ist in Abbildung 63 als Würfel visualisiert.

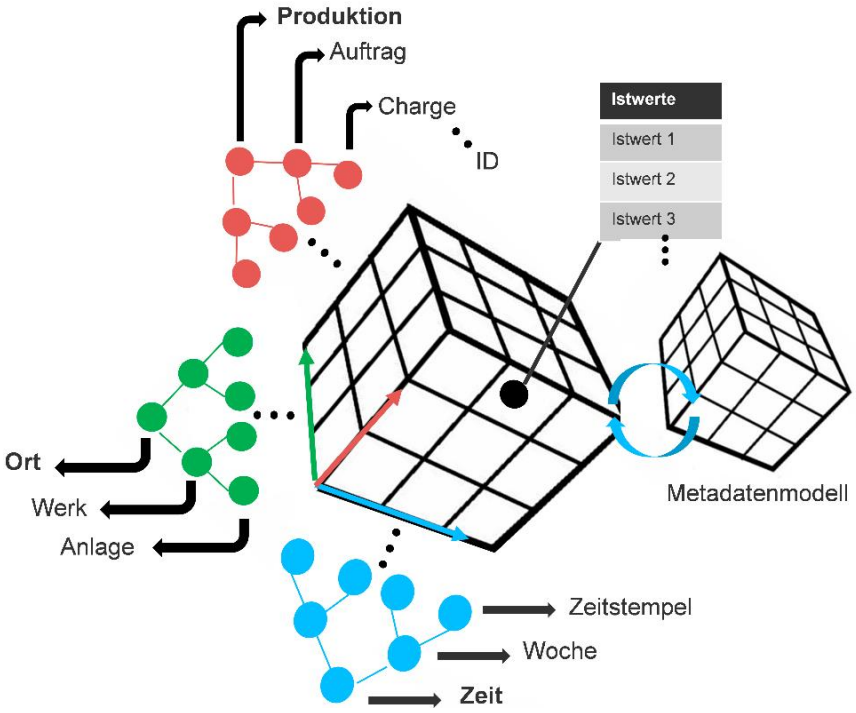


Abbildung 63: Multidimensionale Modellierung von Prozessdaten und Bauteileigenschaften

- N-dimensionale Modellstrukturen zeichnen sich dadurch aus, dass sie beliebig zusammengesetzt und reduziert werden können. So können die Datenmodelle einzelner Prozessschritte zum Gesamtmodell der Prozesskette komponiert werden. Darüber hinaus werden zu Modellen Metamodelle erzeugt, die das Expertenwissen kapseln indem sie Schwellwerte und Regeln für Prozessparameter beschreiben und in einem formalen Modell abbilden. So kann eine effektive Prozessüberwachung und –diagnose umgesetzt werden. Im Folgenden wird ein Beispiel für die Darstellung von Expertenwissen gegeben: Es sei angenommen, dass die Umgebungsbedingungen entlang der betrachteten Prozesskette zu einer Veränderung hinsichtlich der Qualität des verwendeten Kühlmittels führen, das wiederum die Qualität von Prozess und Produkt beeinflusst. Die Reduktion in der Qualität der Kühlmittel hängt von zahlreichen Faktoren ab, die durch den Experten beschrieben werden können. Dazu gehören unter anderem die Verwendungsdauer (Zeitdimension) sowie der Maschinentyp (Ortsdimension), auf der das Kühlmittel eingesetzt wurde. Folglich können diese Nebenwirkungen formalisiert, auf die Dimensionsstruktur abgebildet und in Form eines Metamodells umgesetzt werden. Eine automatisierte Prozessüberwachung auf Basis von Expertenwissen ist damit möglich.
- Das aufgespannte Datenmodell ist die Grundlage für weiterführende Analysen. Im Sinne einer Vorverarbeitung kann eine Selektion bezüglich einzelner oder mehrerer Dimensionen erfolgen. Mit einfachen Operationen kann die hierarchische Struktur auf eine Teilstruktur eingeschränkt werden, um beispielsweise ein bestimmtes Teilproblem zu betrachten. Diese Einschränkungen können flexibel gestaltet und in allen Dimensionen umgesetzt werden. Dadurch ist eine angepasste Betrachtung der Daten und eine darauf zugeschnittene Analyse möglich. Die flexible Datenzusammenführung heterogener Datenstrukturen wird in einem vorverarbeitenden Schritt als

Grundlage für die Datenaggregation genutzt. Das beschriebene Konzept soll mit einer tiefgreifenden Datenanalyse kombiniert werden, indem es in ein Analyseframework eingebunden wird. Im Hinblick auf den in der Umformtechnik bestehenden Datenraum ergeben sich durch die Anwendung von OLAP diverse Vorteile. Das vorgestellte Konzept erlaubt es, die Daten der einzelnen Prozessschritte in einem separaten oder in einem gemeinsamen Modell zu verwalten. So ist es möglich, auf einzelne Prozessstationen spezifisch zugeschnittene Analysen durchzuführen, aber auch Zusammenhänge entlang der gesamten Prozesskette abzubilden. Durch die flexible Navigation im erstellten Datenmodell können auch bauteil- oder chargenbezogene Analysen realisiert werden. Durch Ad-hoc-Analysen können unverzüglich fehlerbehaftete Verläufe und Anomalien erkannt und Gegenmaßnahmen eingeleitet werden. Abhängig von den Ergebnissen der Analysen werden Steuerdaten generiert, die über die zuvor beschriebene Infrastruktur direkt Einfluss auf das Anlagenverhalten nehmen können. Eine Steuerung aus der Cloud ist dadurch möglich.

Ausgangssituation/Motivation:

- Es bestehen keine Lösungen für ein adaptives Eingreifen in mehrstufige umformtechnische Prozessketten im Sinne einer intelligenten Qualitätsregelung.

Ziele im Detail:

- Entwicklung eines Ansatzes für eine adaptive Qualitätsregelung basierend auf rekurrenten neuronalen Netzen.

Vorgehensweise/ Ergebnisse/Fazit:

- Es gibt verschiedene gut erforschte Kontrollansätze in der diskreten Fertigung, die auf einzelne Prozesse angewendet werden. Ein wesentlicher Beitrag dieses Teilprojekts ist das Konzept und die Realisierung einer prozessübergreifenden Regelung, die auf eine Kette von miteinander verbundenen Prozessen angewendet wird. Um eine genaue Beeinflussung zu erreichen, werden Expertenwissen und Verfahren der Datenanalyse in einem System im Sinne eines Grey-Box-Ansatzes kombiniert. Dabei wird das Expertenwissen in Form von numerischen Simulationen in die Betrachtung integriert. Neuronale Netzwerke werden verwendet, um neues Wissen aus aufgezeichneten Daten zu extrahieren. Die Regelung wird als bauteilbezogene Regelung (‚Run-to-Run-Control') unter Berücksichtigung der noch ausstehenden Prozessschritte für das jeweilige Bauteil realisiert. Der im Folgenden erläuterte Ansatz hat die Prävention von Anomalien zur Reduktion von Qualitätsschwankungen im Sinne einer Regelung der Produktqualität zum Ziel. Dazu soll eine Modifikation der Stellgrößen durch eine Kompensation vorgenommen werden, die adaptiv während des Betriebs durch ein Neuronales Netz generiert wird. Ein Beispiel für ein einfaches neuronales Netz ist in Abbildung 64 mithilfe von Tensorflow visualisiert. Es ist auf der rechten Seite der Abbildung der Netzausgang zu sehen, der aufzeigt, das eine Klassifikation gelernt

werden konnte. Diese bezieht sich in dem vorliegenden Beispiel auf die Bauteilgröße und die Einbauraumverstellung der hydraulischen Presse.

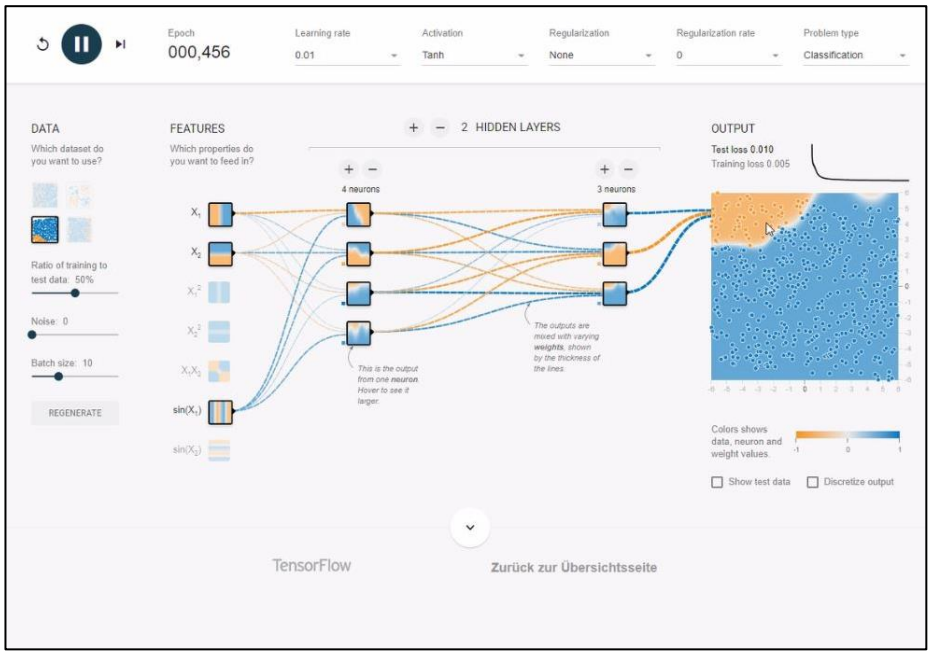


Abbildung 64: Visualisierung eines einfachen neuronalen Netzes und des Netzausgangs zur Klassifikation fehlerhafter Bauteile

- Es wird davon ausgegangen, dass ein initiales Modellverständnis des Prozesses vorhanden ist oder generiert wurde und damit eine Einstellung des Prozesses durch den Werker oder einen Regler zur Verfügung steht. Die stabile Einstellung des Prozessmodells durch den Regler wird in der Illustration durch die jeweils schwarzen Koordinatenpunkte repräsentiert. Ein Problem fertigungstechnischer Prozesse hinsichtlich der Modellbildung ist der Umstand, dass das Prozessverhalten örtlich und zeitlich variiert sowie hochgradig nichtlinear ist. Ein auf Basis numerischer Simulationen gewonnenes Modell kapselt nicht alle Zusammenhänge adäquat und weist daher Abweichungen zum realen Prozessverhalten auf. Diese durch Modellunsicherheiten bzw. unbekannte Nichtlinearitäten entstehende Diskrepanz aus gemäß Prozessmodell erwartetem Ausgang und tatsächlichem Ausgang wird zur Anpassung der Stellgröße genutzt. Die Stellgröße wird angepasst, sodass auch der reale Prozess den erwarteten Ausgang liefert. Um Anpassungen dieser Art für jedes Bauteil realisieren zu können, wird die gemessene Abweichung zur Generierung des Lernsignals für ein Neuronales Netz genutzt. Dieses Netz wird darauf trainiert, der Stellgröße ein Kompensationssignal aufzuschalten. In der folgenden Abbildung ist ein Beispiel für die Web-basierte Benutzerschnittstelle zur Anpassung der Stellgrößen zu sehen. Das Wesentliche an dieser Realisierung ist die Möglichkeit zwischen verschiedenen Modi umschalten zu können. Die Anlage kann manuell durch den Werker eingestellt, vollautomatisch durch die Cloud gesteuert oder in einer hybriden Form betrieben werden. Die ‚Vorgabe Cloud' zeigt die für das nächste Bauteil berechneten Stellgrößen an. Die ‚Vorwahl Presse' ermöglicht die Eingabe manueller Werte durch den Werker. ‚Aktuelle Stellwerte' zeigen die Stellgrößen an, die tatsächlich umgesetzt werden. Ein

manuelles Überschreiben der durch die KI generierten Werte ist somit möglich, sodass der Mensch als letzte Kontrollinstanz in der Kette der Datenverarbeitung agiert. Durch ‚Auswahl bestätigen' wird der Vorgang mit den ausgewählten Werten gestartet. Darüber hinaus gibt es die Möglichkeit, die Cloud-Vorgabe einmalig oder durch das Betätigen des ‚vollautomatischen Regelkreises' durchgängig zu übernehmen. In diesem Fall würde die Prozesskette vollständig von dem entwickelten Assistenzsystem kontrolliert. Da das gesamte Assistenzsystem Web-basiert realisiert wurde, ist das Aufrufen der Ansicht durch die Realisierung eines responsive Design auch von mobilen Endgeräten möglich. Dadurch kann die Prozesskette auch bspw. vom Handy aus überwacht und gesteuert werden.

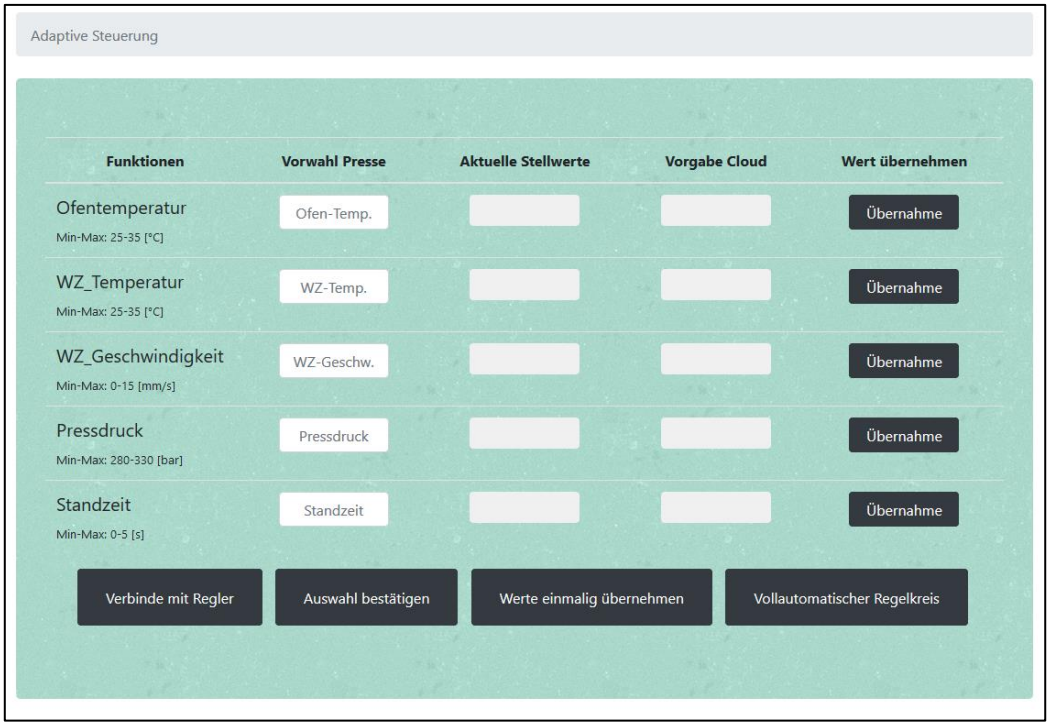


Abbildung 65: Nutzerschnittstelle zur adaptiven Qualitätsregelung und Anpassung von Stellgrößen

- In diesem Fall wird nicht das tatsächliche Prozessverhalten oder dessen Abweichung zum Modell erlernt, sondern die Kompensation, die aufgebracht werden muss, um eine Abweichung zu vermeiden. Der ursprünglich entworfene Regler bzw. das Verhalten des Werkers kann dadurch unverändert bleiben. Die initial entworfene Regelung wird um entsprechende Glieder erweitert. Zu verdeutlichen ist an dieser Stelle, dass alle Stellgrößen bauteilbezogen, d.h. mit jedem am Prozess ankommenden Bauteil und damit in diskreter Zeit neu eingestellt werden. Eine Online-Regelung der Qualität während des Prozesses ist nicht vorgesehen. Durch dieses bauteilbezogene Eingreifen sollen bisher unbekannte, die Produktqualität beeinflussende Effekte erlernt und kompensiert. In Abbildung 66 ist dazu die Grathöhe als wesentliches Qualitätskriterium gegenüber verschiedenen Prozessparametern abgebildet, die jeweils in einem definierten Bereich variiert wurden, sodass der allgemeine Zusammenhang erkennbar wird. Die übrigen Parameter wurden entsprechend konstant gehalten. Vor allem die Werkstückhöhe, die Reibzahl sowie die Einbauraumverstellung zeigen einen erhöhten Einfluss auf dieses Qualitätskriterium.

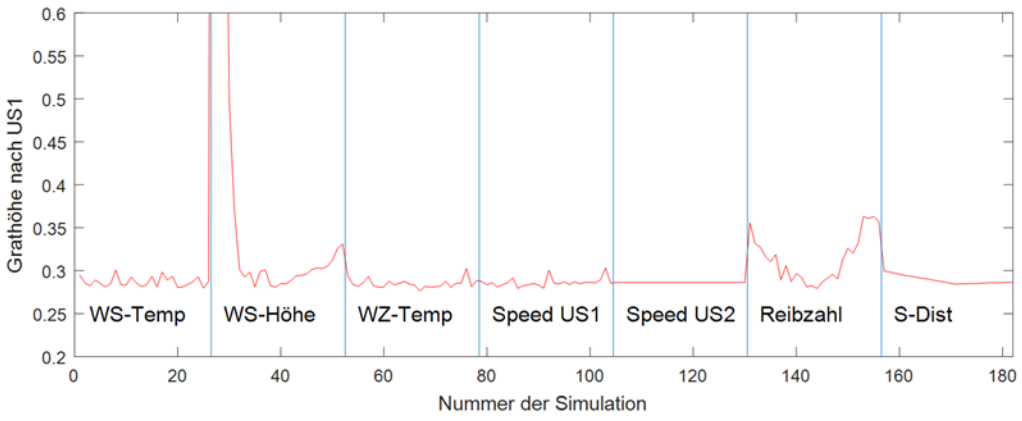


Abbildung 66: Die Grathöhe der Bauteile aufgetragen gegenüber der Anpassung ausgewählter Prozessparameter

- Für weitere Untersuchungen wurde die Beziehung der Grathöhe über beide Umformstufen zu der Höhe der Bauteile sowie der Einbauraumverstellung untersucht. Dies ist in Abbildung 67 zu sehen. Diese Zusammenhänge sind im Wesentlichen in den Netzen gekapselt und stellen die Grundlage für den vollautomatischen Regelkreis dar.

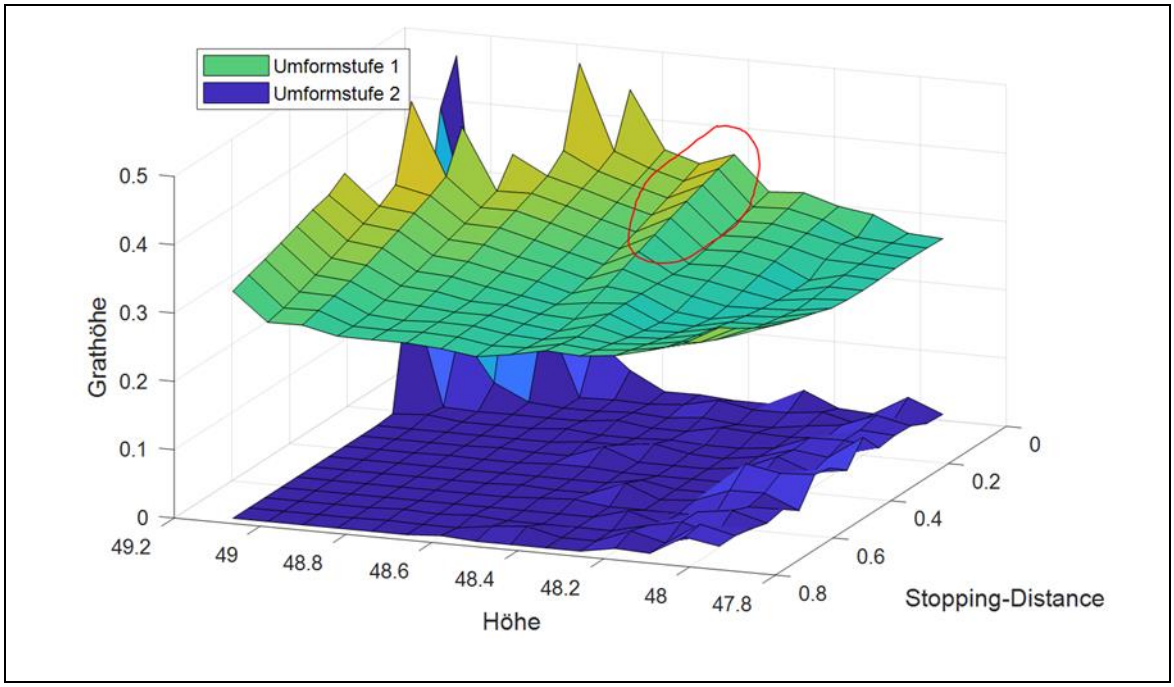


Abbildung 67: Die Grathöhe der Bauteile aufgetragen gegenüber der Bauteilhöhe und der Verstellung des Einbauraums

Ausgangssituation/Motivation:

- Es fehlt eine Methodik zur Detektion von anomalem Prozessverhalten, dessen Erkennung zu einer Reduktion von Ausschuss und einer Steigerung der Produktqualität beitragen könnte.

Ziele im Detail:

- Entwicklung einer neuronalen Netzarchitektur zur Detektion, Charakterisierung und Prädiktion von Anomalien, die in Kombination mit der Qualitätsregelung ein optimiertes Eingreifen in den Prozess ermöglicht.

Vorgehensweise/ Ergebnisse/Fazit:

- Im Folgenden wird die zur Prädiktion und Kompensation entwickelte Neuronale Netzstruktur beschrieben. Zur Erzeugung der Netzeingänge wird eine Diskrete-Wavelet-Transformation (DWT) über die Verläufe der Prozessparameter gebildet, sodass die Daten in einen niederdimensionalen Unterraum projiziert werden. Dies geschieht mit einer definierten Fenstergröße, um eine maximale Reduktion der Datenmenge unter minimalem Informationsverlust zu realisieren. Die hochfrequenten Koeffizienten der DWT werden verworfen, um eine Rauschunterdrückung zu erreichen. Durch diese Abstraktion der Informationen in den Wavelets erhöht sich die Übertragbarkeit des Ansatzes, da die Netzarchitektur mit abstrakten Features trainiert wird. Zur Dimensionsreduktion wird ein Autoencoder genutzt, der die Koeffizienten der DWT als Eingänge erhält. Der Autoencoder reduziert diese auf die Anzahl an Neuronen seiner verdeckten Schicht und versucht diese anschließend möglichst exakt zu rekonstruieren.
- Die auf die Neuronen der verdeckten Schicht reduzierten Features werden zur weiteren Verarbeitung im Sequence-to-Sequence Netz genutzt, dass zur Vorhersage eingesetzt wird. Das Netz ist in einen den Eingang verarbeitenden Encoder- und einen den Ausgang erzeugenden Decoder-Teil gegliedert und in Abbildung 68 dargestellt. Dazu werden zwei Netze mit inverser Struktur aufgebaut, um die Gewichte getrennt voneinander trainieren zu können. Der Encoder-Teil verarbeitet die Eingangsdaten und extrahiert abnormales Prozessverhaltens. Um sich das abnormale Verhalten „merken“ zu können, wird über das Netz iteriert, bis die Eingangssequenz vollständig im Encoder-Teil verarbeitet wurde. Die Größe des Netzes ist auf die Größe der Eingabesequenz abgestimmt, um ein möglichst gutes Gedächtnisverhalten zu realisieren. Die Eingangssequenz wird dann in den Decoder-Teil kopiert. Dieser generiert auf Basis des bezüglich der Anomalien erzeugten Gedächtnisverhaltens ein neues Signal zur Vorhersage des erwarteten Ausgangs. Dies ist in der Abbildung anhand eines einfachen Beispiels aus Frage und zu erwartender Antwort dargestellt. Zusätzlich ist an Ein- und Ausgang die Vorhersage von Anomalien am Beispiel realer Zeitreihen zu sehen. Die Grundlage des Netzes sind LSTM Zellen, die in der Abbildung grau angedeutet sind. Sie erzeugen aus den Eingängen einen Zustand, der mit jedem Zeitschritt propagiert wird. Die Vorhersage geschieht über ein definiertes Zeitintervall wie bspw. einen Tag, eine Stunde oder eine Sekunde. Deshalb müssen die Zieldaten den entsprechenden zeitlichen Abstand zu den Eingangsdaten besitzen. Durch wiederholtes Ausführen des Sequence-to-Sequence Netzes kann über größere Zeithorizonte vorhergesagt werden. Es werden die Dimensionsreduktion auf der einen sowie die Unterbindung des Vanishing-Gradient-Effektes auf der anderen Seite in einem Netz zusammengeführt.

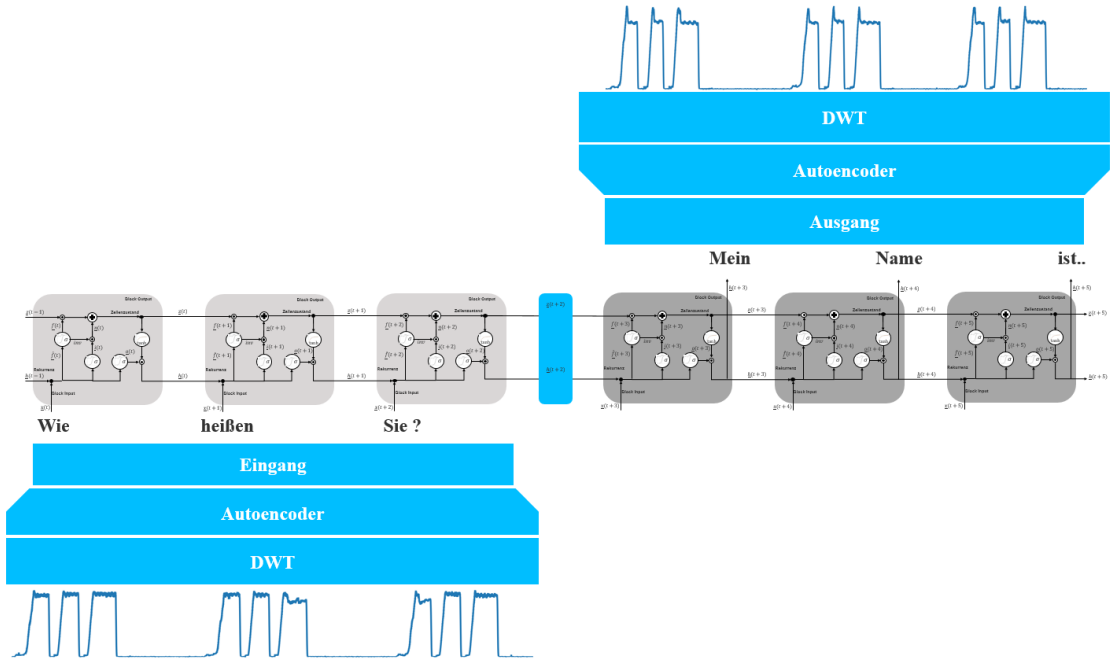


Abbildung 68: Sequence-to-Sequence Netz zur Prädiktion mit reduzierten Features als Ein- und Ausgänge

- Um die Systemarchitektur zu testen, wird der gesamte Datenintegrationsprozess zyklisch und GPU-unterstützt ausgeführt, um paralleles Rechnen zu ermöglichen. Dadurch kann eine effiziente Online-Überwachung realisiert werden. Der Einsatz einer leistungsfähigen Grafikkarte ermöglicht neben den Vorteilen für die Datenmodellierung auch eine erhebliche Verkürzung der Trainingsdauer der Netze. Das liegt daran, dass sich der Algorithmus aus einer Vielzahl einfacher und größtenteils unabhängiger Rechenoperationen zusammensetzt, sodass mit Hilfe einer GPU eine effiziente Parallelisierung der Rechenoperationen umgesetzt werden kann. Zu Beginn der Trainingszeit werden die vorverarbeiteten Datensätze in den Arbeitsspeicher geladen. Durch eine Vergrößerung der Merkmalsanzahl konnte der Geschwindigkeitsvorteil weiter erhöht werden. Im Hinblick auf die betrachtete Prozesskette kann die Anzahl der Merkmale jedoch nicht beliebig vergrößert werden, da die Größe des Sliding-Window von dem zu analysierenden Szenario abhängig ist. Darüber hinaus wurde bei einigen Operationen ein starker Performanceeinbruch beobachtet, der auf eine erhöhte Anzahl an Speicherzugriffen zurückzuführen ist.
- Zur Speicherung und Verwaltung der Daten wurde ein Hadoop-System aufgesetzt und in das Assistenzsystem integriert. Im Rahmen des Projektes konnten auf diese Weise bis zu 2 TB an Daten verwaltet und ein effizienter Zugriff auf diese gewährleistet werden. Das System wurde mittels Kerberos vor externen Zugriffen geschützt. In der nachfolgenden Abbildung ist das über Ambari einsehbare Dashboard zur Kontrolle der Knoten des Hadoop-Clusters illustriert.

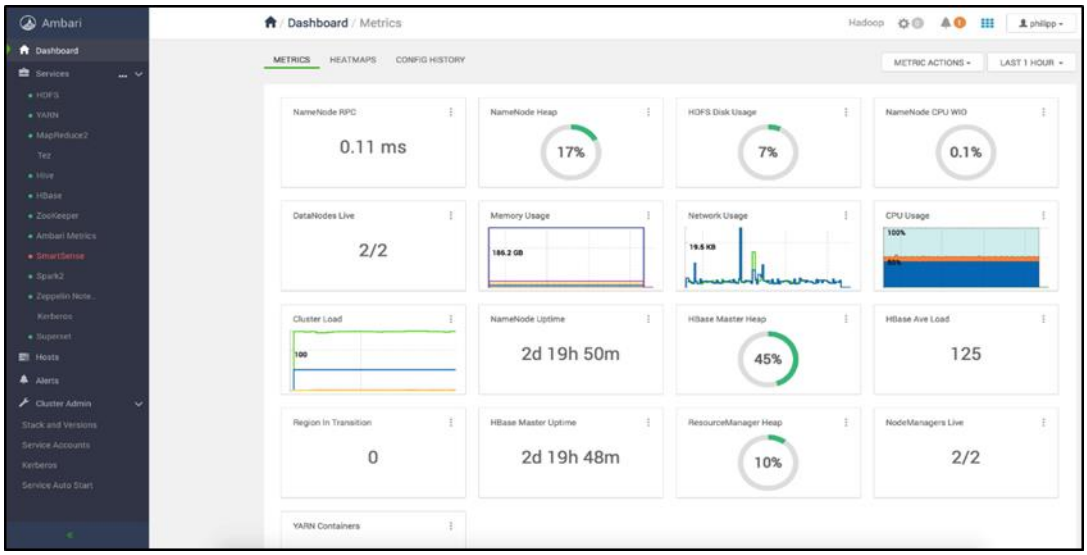


Abbildung 69: Dashboard des Hadoop-Systems zur Verarbeitung und Verwaltung großer Datenmengen

- Der schematisch dargestellte Aufbau des in den vorangegangenen Abschnitten beschriebenen Gesamtsystems ist in Abbildung 70 dargestellt.

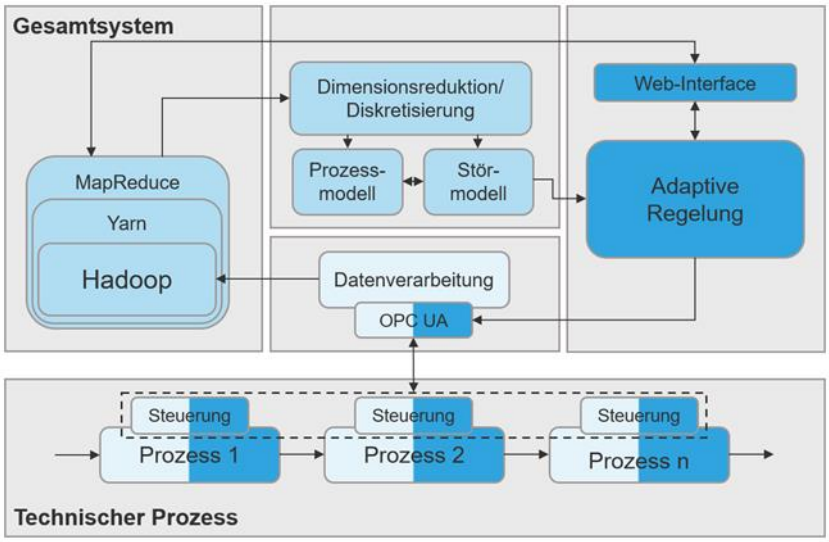


Abbildung 70: Übersicht über das im Rahmen des Projektes entwickelte Gesamtsystem zur adaptiven Qualitätsregelung in der Umformtechnik

AP6: Factory-Cloud und Data Analytics

AP-Leitung: **ZIH**	Beteiligt: HIVO/OF/SMS/IAS	
Ziel: 1. Aufbau einer skalierbaren Datenanalyse-Infrastruktur (Factory-Cloud) 2. Konzeption, Entwicklung und Test geeigneter Datenanalysemethoden und -werkzeuge		

Skalierbare Datenanalyse-Infrastruktur

Ein Ziel im Forschungsprojekt EMuDig 4.0 war es, Prozesse in der Massivumformungsbranche besser zu verstehen, um Prozesse zielgerecht optimieren zu können. Eine Möglichkeit, das Prozessverständnis zu erhöhen, sind detaillierte Analysen von Prozessdaten, insbesondere die Suche nach Abhängigkeiten, Mustern, Abweichungen in den Daten.

Dafür ist u.a. eine leistungsfähige IT-Infrastruktur erforderlich, die es erlaubt, Datenanalysen schnell und effizient durchführen zu können. Da die anfallende Datenmenge von Produkt zu Produkt und von Unternehmen zu Unternehmen variiert, sollte aus Effizienzgründen eine Infrastruktur verwendet werden, die skaliert, also bei einer größeren Datenmenge mehr Rechenleistung, bei einer kleineren Datenmenge weniger Rechenleistung bereitstellt. Eine Cloud-Infrastruktur erfüllt diese Anforderung: Ressourcen in der Cloud können durch Virtualisierung einfach an veränderte Bedürfnisse angepasst werden. Für ein stabiles Setup sollte die Datenanalyse-Infrastruktur auf existierenden und etablierten Hardware- und Software-Lösungen aufbauen.

Im Rahmen des Projektes wurde eine skalierbare Datenanalyse-Infrastruktur als Cloud für die Massivumformungsbranche am Beispiel einer Open-Source Software-Lösung aufgebaut. Zu den wichtigsten Schritten beim Aufbau gehörten:

1. Die Wahl der Cloud-Infrastruktur zur Bereitstellung einer Umgebung, in der Datenanalyse-Dienste aufgebaut werden können (Abschnitt 0),
2. Und die Beschreibung der Architektur der Datenanalyse-Infrastruktur, in der Dienste zur Datenanalyse skalierbar betrieben werden können (Abschnitt 0)

Aufgrund der Wahl einer Open-Source Software-Lösung wurde die Infrastruktur auf der Basis von Linux (Ubuntu Server) aufgebaut und betrieben.

Cloud-Infrastruktur

Zu Beginn wurde evaluiert, ob die Cloud-Infrastruktur angemietet (öffentliche Cloud) oder selbst im Unternehmen (private Cloud) aufgebaut werden soll. Etablierte kommerzielle IaaS-Anbieter (Infrastructure-as-a-Service) sind Amazon mit dem Web-Service „Amazon Elastic Compute Cloud" (Amazon EC2) [Amazon Web Services (2020)] und Microsoft mit dem Service „Microsoft Azure" [Microsoft (2020)]. Das Zahlungsmodell ist meist pay-per-use.

Da die zu verarbeitenden Daten einen erhöhten Schutzbedarf aufwiesen, wurde entschieden, eine private Cloud innerhalb des firmeninternen Netzwerks zu entwerfen, um unerlaubten Zugriff auf die Daten zu unterbinden und eine volle Kontrolle über die in der Cloud verarbeiteten Daten zu haben.

IT-Sicherheit

Damit sichergestellt ist, dass die Cloud-Infrastruktur grundlegende Voraussetzungen an die IT-Sicherheit erfüllt, wurden verschiedene Konzepte zur Überprüfung der IT-Sicherheit evaluiert. Eine Lösung sind die vom BSI angegebenen Basischecks zum IT-Grundschutz [Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik 2020], eine weitere Lösung ist eine Zertifizierung der Cloud-Infrastruktur nach der Norm ISO/IEC 27001. Die Norm spezifiziert Anforderungen, um ein Informationssicherheits-Managementsystem einzurichten und umzusetzen. Da die Zertifizierung jedoch mit nicht unerheblichen Kosten verbunden sein kann, wurde die IT-Sicherheit auf Grundlage der BSI-Basischecks überprüft. Dazu wurden die vom BSI angegebenen Basischecks zu ausgewählten Modulen (Edition 2020) durchgeführt und die darin empfohlenen organisatorischen und technischen Maßnahmen umgesetzt.

Hardware

Für eine geeignete Dimensionierung der Hardware wurde vorab untersucht, wie groß das zu erwartende Datenvolumen pro Zeiteinheit ist. Dafür wurden verschiedene Szenarios als Konfigurationen ausgewählt. Ein typisches Szenario ist: Signale von 100 pro Maschine installierten Sensoren werden für zehn Maschinen in einem Takt von 0.01 Sekunden aufgezeichnet. Dieses Szenario führt zu dem folgenden Datenvolumen pro Sekunde:

10 x 2 x 64 Bit / 0.01 s x 100 = 10 x 128 x 10.000 Bit / s = 1.28 Mbit / s = 0.16 MB / s

Zum Aufzeichnen von 100 Signalen werden damit 0.16 Megabyte pro Sekunde benötigt. Dies ergibt ein tägliches Datenaufkommen von:

0.16 MB / s = 576 MB / h = 13.824 GB / day = 13,824 TB / day

Das entspricht dem Füllen von ca. 14 Festplatten mit einer Speicherkapazität von 1 TB.

Aufgrund der Cloud-Eigenschaft, die Rechenleistung des Rechnersystems durch einfaches Hinzufügen weiterer CPUs zu vorhandenen virtuellen Maschinen (VM) zu erhöhen, sind keine speziellen Prozessoren notwendig. Daher wurden aktuelle Standardprozessoren vom Typ x86-64 eingesetzt. Dieser CPU-Typ ist am weitesten verbreitet und wird von wichtigen Betriebssystemen wie Linux und Windows im Cloud-Bereich unterstützt.

Da es sich um bei dem aufzubauenden Rechnersystem um eine Cloud zur Datenanalyse handelt, sind datenintensive Rechnungen der Standardfall. Um diese Rechnungen nicht durch Auslagern auf Festplatte auszubremsen, wurde die Größe des Arbeitsspeichers großzügig bemessen.

Der für eine VM allein verfügbare Massenspeicher wurde gemäß den Speicheranforderungen dimensioniert. Zum Speichern der Prozessdaten wurde weiterer Massenspeicher bereitgestellt. Diese wurde über ein gemeinsames Dateisystem allen VMs zugänglich gemacht (siehe Abschnitt 0).

Aktuelle kabelgebundene Ethernet-Netzwerke unterstützen Datenübertragungsraten von 100 MBit/s bis 1 GBit/s. Das oben verwendete Szenario führt zu einer Übertragungsrate von 1.28 Mbit/s. Damit kann bei einer durchschnittlichen Auslastung des Netzwerkes die evtl. schon vorhandene Netzwerkinfrastruktur genutzt werden, insbesondere ist jedoch keine spezielle Netzwerktechnik nötig. Es wurde daher eine

kabelgebundene Lösung einer kabellosen Lösung vorgezogen, um eine möglichst störungsfreie und stabile Datenübertragung sicherzustellen.

Architektur

Beim Aufbau einer eigenen Cloud-Infrastruktur sind verschiedene Software-Werkzeuge notwendig:

- Ein Cloud-Verwaltungswerkzeug zur flexiblen und zuverlässigen Vereinigung von virtuellen Maschinen zu einem Cluster (Abschnitt 0),
- ein Ressourcenmanager zur Orchestrierung des Deployments von Anwendungen, deren Überwachung und Skalierung (Abschnitt 0),
- ein Job-Scheduler zum Planen der Verteilung von Services in der Cloud-Umgebung. Der Scheduler überwacht die Ausführung von Services und startet sie im Fehlerfall neu und optional ein Software-Werkzeug zur Containervirtualisierung, mit dem die wichtigsten Services zur Datenanalyse in Containern innerhalb der virtuellen Maschinen gekapselt werden können (Abschnitt 0).

Cloud-Verwaltungswerkzeuge

Cloud-Verwaltungswerkzeuge können virtuelle Maschinen (VM) flexibel zu Clustern vereinigen. So lassen sich z.B. die Größe die Anzahl der CPU-Kerne, die Größe des Arbeitsspeichers und des Massenspeichers von virtuellen Maschinen komfortabel konfigurieren.

Die verwendete Cloud-Managementsoftware sollte auf dem Markt etabliert sein, sie sollte nicht auf spezieller Hardware aufbauen und mit vertretbarem Aufwand installierbar und betreibbar sein. Unter Berücksichtigung der Anforderungen wurden mit OpenStack [Contributors to Openstack 2020b], Cloudstack [Contributors to CloudStack 2020a], OpenNebula [OpenNebulaSystems2020a] und Eucalyptus [Contributors to Eucalyptus 2020] mehrere etablierte Cloud-Verwaltungswerkzeuge evaluiert.

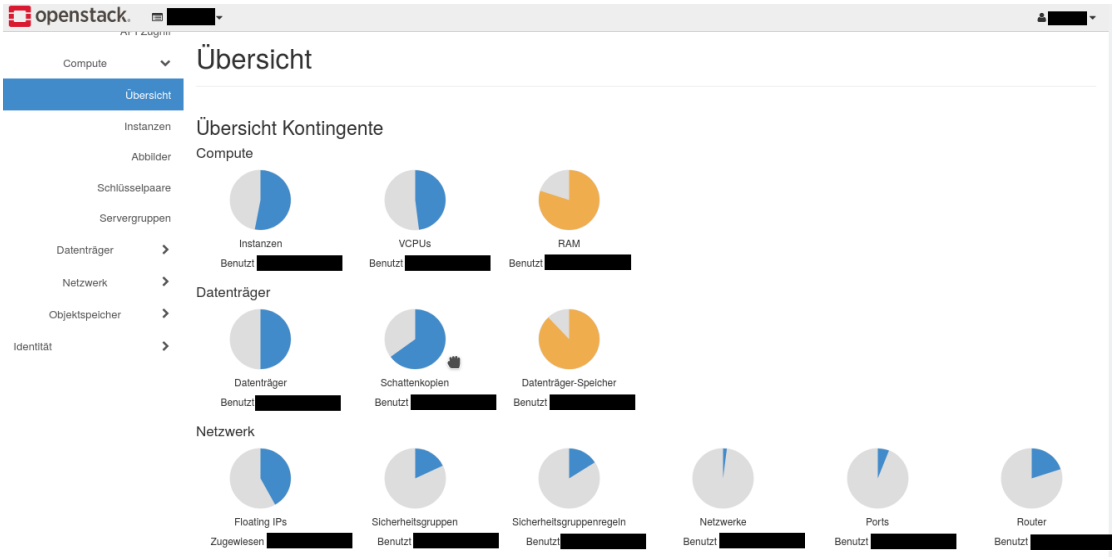


Abbildung 71: Übersicht über benutzte Rechen-, Speicher- und Netzwerkressourcen im Cloud-Verwaltungswerkzeug OpenStack. Sensible Daten wurden geschwärzt.

Als Cloud-Managementsoftware wurde OpenStack ausgewählt, insbesondere aufgrund seiner guten Unterstützung von Virtualisierungslösungen in den Bereichen Hypervisor, Netzwerk und Speicher, der flexiblen Architektur und des Community-Supports.

Software-Werkzeuge für das Ressourcenmanagement

Mit Hilfe eines Cloud-Managementsystems können flexibel und zuverlässig Ressourcen in einem Cloud-Cluster vereinigt werden. Ressourcenmanager in einem Cloud-Cluster sind für die Orchestrierung des Deployments von Anwendungen, deren Überwachung und Skalierung verantwortlich.

Neben spezifischen Ressourcenmanagern wie z.B. Apache YARN für das Hadoop-Ökosystem haben sich mehrere generische quelloffene Ressourcenmanager etabliert. Mesos (The Apache Software Foundation 2020a) der Apache Foundation, Kubernetes (The Kubernetes Authors 2020) von Google bzw. der Cloud Native Computing Foundation sind die verbreitetsten Vertreter. Mesos und Kubernetes bauen beide auf einer Manager-Worker-Architektur auf. Kubernetes beschränkt sich auf die Ausführung von so genannten Pods (einem Set von Docker-Containern), Speichervolumen und Konfigurationen. Obwohl es erweiterbar ist und über eine Web-API für die Orchestrierung verfügt, liegt seine Stärke insbesondere in der Koordinierung der Services und der Plugin-Netzwerke.

Mit Hilfe von Docker Swarm (Docker Docs. 2020) kann ein Cluster / „Swarm“ von „Docker Engines“ auf den virtuellen Maschinen der Cloud erstellt und verwaltet werden. Über die „Docker Engines“ können dann Dienste ausgeführt werden. Es ist insbesondere keine weitere Orchestrierungssoftware zum Erzeugen und Verwalten des Swarms notwendig. Docker Swarm kann also entweder selbst als Ressourcenmanager verwendet werden oder Ressourcen über Apache Mesos reservieren und darin Docker-Container ausführen, die mit einem Host-übergeifenden privaten Softwarenetzwerk (SDN) verbunden sind. Swarm-Manager (Knoten im Swarm-Cluster) überwachen den Zustand des Swarm-Clusters und starten Services im

Cluster – bei Bedarf reskaliert – automatisch neu. Standardmäßig erfolgt die Kommunikation zwischen den Knoten im Swarm-Cluster verschlüsselt.

Durch die Möglichkeit, Docker Swarm gleichzeitig als Ressourcenmanager und als Job-Scheduler verwenden zu können, und durch die gute Integration von Docker-Containern wurde Docker Swarm als Container-Orchestrierungstool ausgewählt.

Ohne weitere Software lässt sich Docker Swarm nur über die Kommandozeile verwenden. Für eine komfortable Verwaltung von Swarm-Clustern wurde Swarmpit [TopmonksSwarmpit2020a] verwendet. Swarmpit läuft im Mehrbenutzermodus und verfügt über eine Monitoringkomponente, mit der grundlegende Hardwaregrößen wie CPU-, Speicher- und Festplattennutzung überwacht werden können. Über die Webschnittstelle von Swarmpit kann in privaten und öffentlichen Docker-Repositories nach Container-Images gesucht werden.

Containervirtualisierung

Durch die Kapselung wichtiger Services zur Datenanalyse in Containern innerhalb der virtuellen Maschinen wird das Service-Deployment vereinfacht: Verschiedene Versionen (z.B. zum Testen) oder Updates der Services können dann einfach, nur durch Bereitstellung eines neuen Container-Images eingespielt werden

Eine benutzerfreundliche Bereitstellung von Docker-Containern innerhalb der Cloud wurde durch die Nutzung einer privaten Docker-Registry erreicht. Diese bietet volle Kontrolle über den Speicherort der Container-Images. Des Weiteren muss keine Verbindung mit dem Internet zu öffentlichen Registries aufgebaut werden. (Marius Dorlöchter 2017) Als private Registry wurde die frei verfügbare Docker-Registry in einem eigenen Docker-Container innerhalb der Cloud betrieben.

Um die IT-Sicherheit zu erhöhen, wurde in EMuDig 4.0 das Betriebssystems Alpine Linux für eigene Container-Images als Basis genutzt. Alpine Linux ist eine Linux-Distribution, die sich insbesondere durch eine erhöhte IT-Sicherheit und Ressourceneffizienz von anderen Linux-Distributionen unterscheidet. Alpine-basierte Container-Images sind üblicherweise deutlich kleiner als Ubuntu-basierte Container-Images: Das Basis-Image von Alpine Linux 3.11 ist ca. 5 MB groß, das von Ubuntu 18.04 ca. 90 MB.

Netzwerk

Das Netzwerk zwischen den virtuellen Maschinen der Cloud wurde in OpenStack als VXLAN auf der Basis von OpenvSwitch ausgeführt. Aufgrund der Wahl von Docker Swarm erfolgt die Netzwerkkommunikation zwischen den Docker-Containern mit Hilfe eines Overlay-Netzwerkes: Die Container haben keinen direkten Zugriff auf das Netzwerkinterface des Hosts, sondern benötigen Portweiterleitungen, um ihre Services nach außen anzubieten. Ihr privates Netzwerk erstreckt sich mittels Docker Swarm über alle beteiligten Knoten, sodass auch mit allen Docker-Containern in diesem Netzwerk direkt und sicher kommuniziert werden kann, auch wenn sie auf verschiedenen Hosts laufen.

Dateisysteme

Für eine einheitliche Sicht und Zugriff auf die Prozessdaten wurde ein verteiltes Dateisystem bereitgestellt. Die Nutzung eines verteilten Dateisystems hat gegenüber einem lokalen Dateisystem den Vorteil, dass die vorhandenen Speicherressourcen transparent allen VMs in der Cloud unter einem einheitlichen Dateizugriff zugänglich gemacht werden können. Zwei etablierte verteilte Cluster-Dateisysteme sind HDFS [The Apache Software Foundation 2020c] und GlusterFS [Red Hat Inc. 2020]. Aufgrund der guten Integration von HDFS in das Hadoop-Ökosystem wurde HDFS als verteiltes Dateisystem ausgewählt.

Die Cloud-Managementsoftware OpenStack bietet die Möglichkeit, ceph-Block-Storage den VMs zuzuordnen. Bei Verwendung von externem ceph-Blockspeicher (ceph ist eine verteilte Speicherlösung) in OpenStack kann der Speicher in Blocks aufgeteilt werden und den VMs zugeordnet werden. Bei Bedarf kann daher über die Cloud-Managementsoftware weiterer ceph-Blockspeicher eingebunden werden.

Hochverfügbarkeit

Hochverfügbarkeit der virtuellen Maschinen in der Cloud wurde durch Erstellen von Snapshots der VMs in regelmäßigen Abständen sichergestellt. Bei Ausfall einer virtuellen Maschine kann der zugehörige Snapshot auf eine neue Maschine überspielt werden und diese VM dann gestartet werden. Hochverfügbarkeit der in den Containern laufenden Dienste wurde über Docker Swarm umgesetzt [Docker Inc. 2020].

Zugang

Der administrative Zugang auf die Cloud-Umgebung wurde ausschließlich über das sichere Transportprotokoll SSH aus dem firmeninternen Netzwerk über einen Kontrollknoten erlaubt. Wird ein SOCKS-Proxy verwendet, dann ist trotzdem ein komfortabler Zugriff auf Webschnittstellen der Cloud über den Webbrowser möglich.

Zusammenfassung

Zusammengefasst wurde in EMuDig 4.0 die folgende Cloud-Architektur umgesetzt:

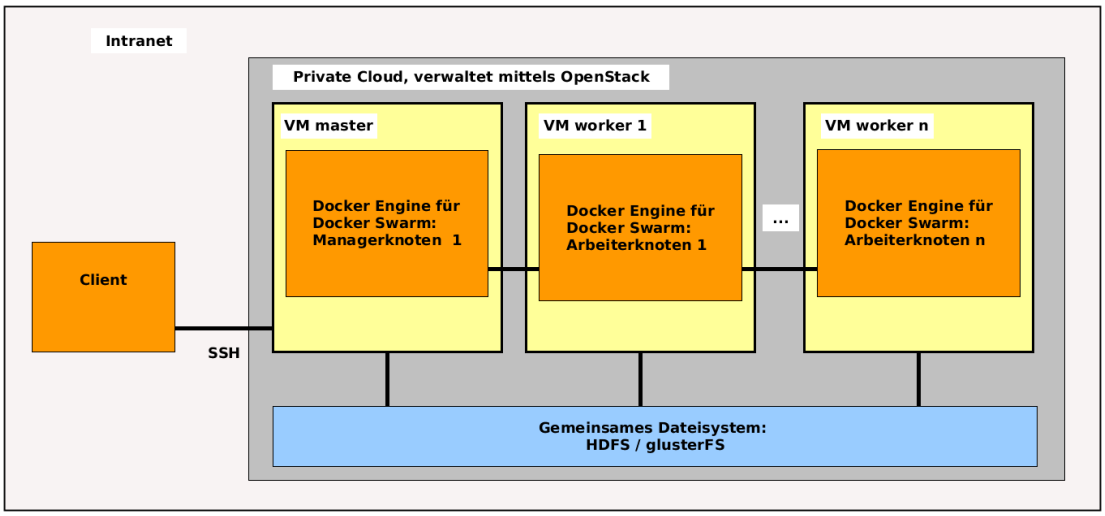


Abbildung 72: In EMuDig 4.0 umgesetzte Architektur der Cloud-Infrastruktur.

Datenanalyse-Infrastruktur

Die Cloud-Infrastruktur liefert eine Umgebung, in der Datenanalyse-Dienste aufgebaut und skalierbar betrieben werden können. In EMuDig 4.0 wurden diese Dienste auf der Basis von Open-Source-Software-Komponenten konzipiert und umgesetzt. Diese Komponenten wurden für den spezifischen Anwendungsfall der Analyse von Sensordaten aus der Massivumformung zunächst getestet und evaluiert sowie erweitert, angepasst und teilweise neu entwickelt.

Damit Datenanalysen von Benutzern in der Cloud-Umgebung schnell beantwortet werden können, sollten Ergebnisse der Anfragen schnell zu berechnen sein und bestenfalls schon vorberechnet vorliegen. Die Lambda-Architektur ist ein Konzept zum Verarbeiten großer Datenmengen mittels Batch- und Streamverarbeitung. [Marz and Warren 2015] Die Streamverarbeitungsschicht ist für Analysen in Echtzeit vorgesehen und berücksichtigt, abhängig von der Fragestellung, nur Daten der letzten Minuten oder Stunden. Die Batchverarbeitungsschicht ist für Langzeitanalysen konzipiert und berücksichtigt den gesamten vorliegenden Datensatz. Die Lambda-Architektur wurde entwickelt, um langandauernde, datenintensive Berechnungen von der Benutzerschnittstelle zu entkoppeln, indem diese vorab berechnet werden.

Da in der aufzubauenden Cloud nur Langzeitanalysen durchgeführt werden sollen, wurde der Aufbau der Software-Infrastruktur auf die drei folgenden Schichten reduziert (siehe Abbildung 73):

- Ingestion-Layer für die Verarbeitung ankommender Datenströme
- Batch-Layer für die Batchverarbeitung der Prozessdaten und Speicherung des Masterdatensatzes
- Serving-Layer für die Beantwortung von Anfragen und zur Speicherung und Visualisierung vorberechneter Ergebnisse

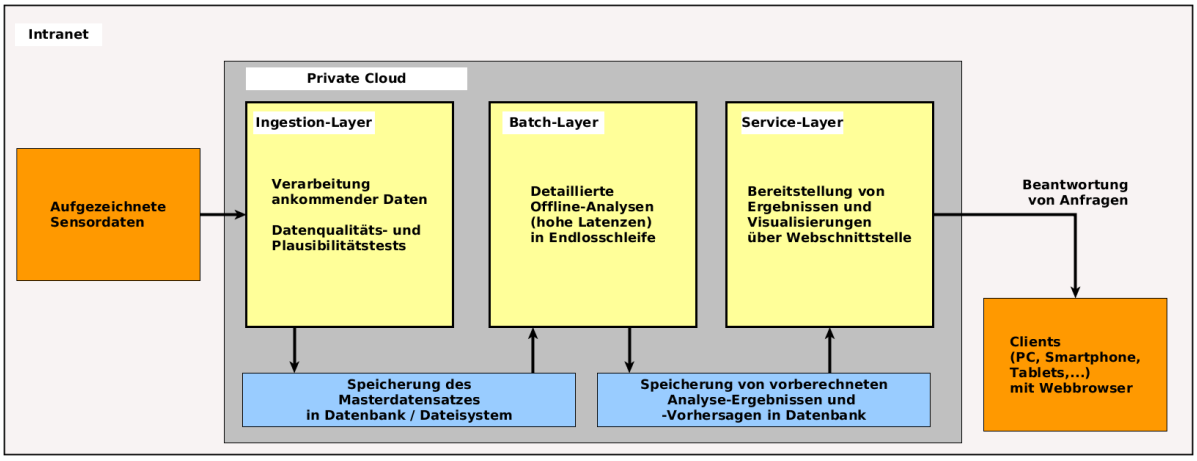


Abbildung 73: Datenfluss in Datenanalyse-Infrastruktur

Ingestion-Layer

Der Ingestion-Layer hat die Aufgabe, die alle ankommenden Daten zu verarbeiten. Aufgezeichneten Sensordaten können als Zeitstempel-Wert-Paare als Datenstrom in die Cloud gesendet werden. Das Senden der Daten an die REST-API des Apache Kafka-Clusters wurde dabei aus Sicherheitsgründen ausschließlich über das sichere Protokoll HTTPS erlaubt.

Um sicherzustellen, dass nur strukturell korrekte und inhaltliche plausible Daten in der Cloud gespeichert werden, wurden die ankommenden Daten vor der Speicherung strukturellen und inhaltlichen Plausibilitätstests mit Apache Avro unterzogen. Avro ist ein Framework zur Datenserialisierung auf Basis zuvor festgelegter Datenschemas. Geprüfte Daten wurden dann in einer Datenbank, dem sogenannten „Masterdatensatz", gespeichert.

Batch-Layer

Ergebnisse zu Analyse-Anfragen wurden im Batch-Layer in einer Endlosschleife auf Basis des gesamten und immer größer werdenden Masterdatensatzes vorberechnet. Damit alle VMs Zugriff auf den Masterdatensatz haben, wurde der Datensatz im gemeinsamen Dateisystem gespeichert.

Für die Verarbeitung und Analyse der Prozessdaten wurde die Statistik-Software R. R ist ein etabliertes, frei verfügbares Softwaretool für statistische Berechnungen, hat eine große Nutzergemeinde und unterstützt sehr viele Gebiete der klassischen und modernen Statistik. [R Foundation 2020] Für die Erstellung interaktiver Webapplikationen wurden die R-Pakete shiny und shinydashboard genutzt. Neben R ist Python [Python Software Foundation 2020] eine etablierte Programmiersprache im Data-Analytics-Umfeld. Viele Softwaretools wie z.B. Apache Kafka und Apache Spark besitzen Schnittstellen sowohl zu Python als auch R. Aufgrund der einfachen Verknüpfung von Datenanalysemethoden in modernen, interaktiven Webapplikationen mit Hilfe von shiny und der Ausrichtung auf das Gebiet der Datenanalyse war aber R die bevorzugte Wahl.

Große Datenmengen lassen sich dabei mittels verschiedener Big-Data-Frameworks wie Hadoop, Apache Flink, oder Apache Spark [The Apache Software Foundation 2020d] verarbeiten. Alle Frameworks wurden entworfen, um auf verteilten Rechnersystemen zu arbeiten, und sind dementsprechend Cluster-fähig. Durch die Datenhaltung im Speicher kann Apache Spark i.d.R. deutlich schneller Daten verarbeiten als Hadoop. Apache Spark ist ein quelloffenes Toplevel-Projekt der Apache Software Foundation. Spark unterstützt sowohl das Einlesen als auch das Speichern der verarbeiteten Daten in einer Vielzahl von Datenbanken und Datenformaten. [Karau et al. 2015] Aufgrund der guten Integration von Spark in die Statistik-Software R über R-Pakete wie sparklyr und sparkR und der umfangreichen Machine-Learning-Bibliothek wurde Apache Spark für die Umsetzung in EMuDig 4.0 ausgewählt.

Serving-Layer

Die im Batch-Layer vorberechneten Ergebnisse wurden im gemeinsamen Dateisystem in einer Datenbank gespeichert. Im Gegensatz zum Masterdatensatz darf die Datenbank zum Speichern der vorberechneten Ergebnisse durchaus Redundanzen enthalten, um Anfragen von Benutzern möglichst schnell beantworten zu können. Geeignete Systeme zur Speicherung sind Zeitreihen-basierte Datenbankmanagementsysteme (DBMS) wie z.B. influxDB [InfluxData Inc. 2020]. Im Projekt wurde influxDB als Service in Docker Swarm eingesetzt.

Um Ergebnisse von Anfragen zugänglich zu machen, wurden mehrere Applikationen erstellt, mit denen die Projektpartner. Um unabhängig vom verwendeten Endgerät auf Visualisierungen der Analyseergebnisse zugreifen zu können und Analysen selbst anstoßen zu können, wurden die Applikationen als interaktive Webapplikationen konzipiert. Für die Erstellung der interaktiven Webapplikationen wurden die R-Pakete shiny und shinydashboard genutzt.

Die im Rahmen von EMuDig 4.0 entstandenen Webapplikationen wurden modular erstellt. Die implementierten Analysemethoden wurden in jeweils eigenen Visualisierungs- bzw. Ergebnisboxen gekapselt, die über ein Auswahlmenü hinzugefügt oder entfernt werden können. Damit können die Webapplikationen den zugrundeliegenden Fragestellungen entsprechend zusammengestellt und flexibel angepasst werden.

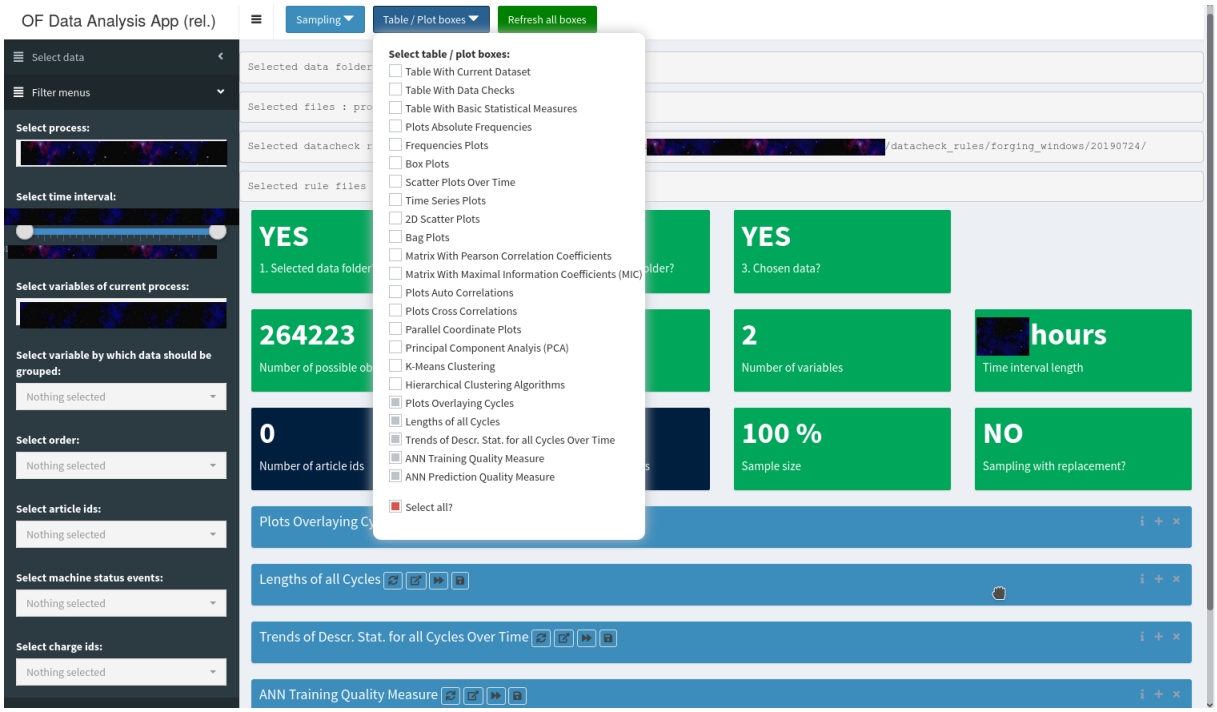


Abbildung 74: Webapplikation zur Datenanalyse (Sensible Daten wurden geschwärzt).

Neben den Webapplikationen zur Langzeitdatenanalyse wurden weitere interaktive Webapplikationen zur Datenvorverarbeitung erstellt. Diese ermöglichen den Projektpartnern, die zeitintensive und aufwändige Vorverarbeitung von Produktionsdaten automatisiert und komfortabel über eine grafische Webschnittstelle anhand kleinerer, dateibasierter Datensätze direkt durchzuführen.

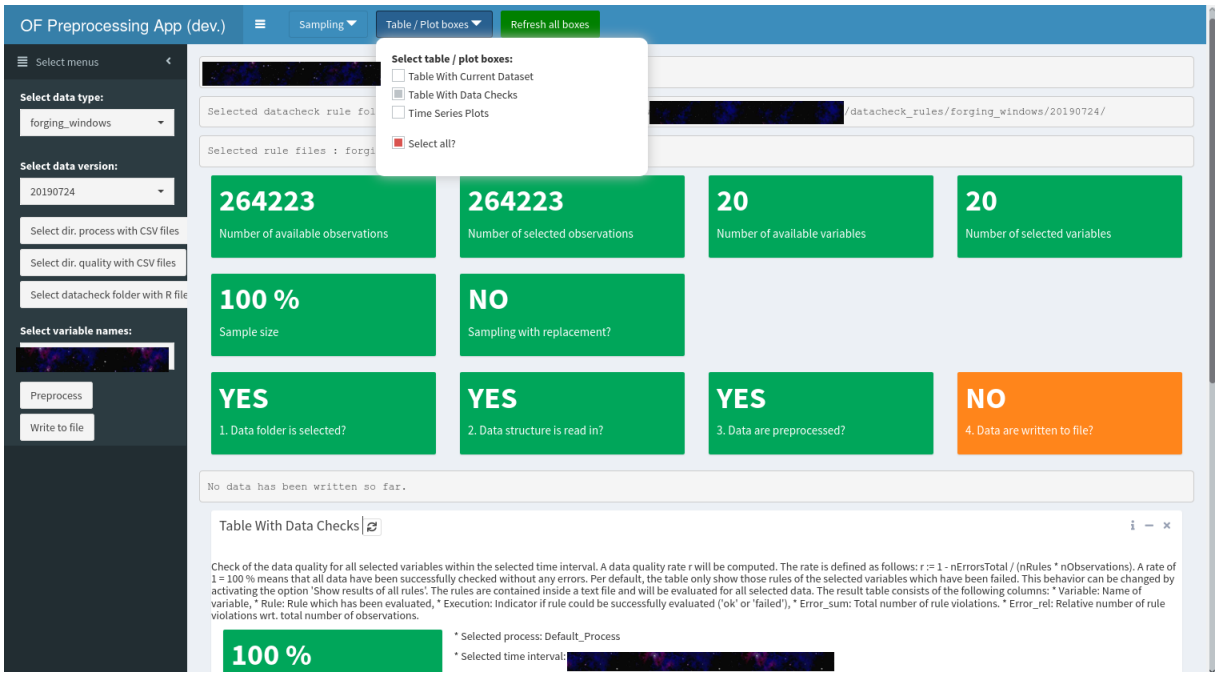


Abbildung 75: Webapplikation zur Datenvorverarbeitung (Sensible Daten wurden geschwärzt).

Datenvorverarbeitung

Ein Ziel der Analyse von historischen Prozessdaten in der Massivumformungsbranche ist u.a. die Untersuchung von Abhängigkeiten zwischen Prozessgrößen, oder das Finden von Mustern und Abweichungen. Eine wichtige Voraussetzung für eine fundierte Datenanalyse ist die Vorverarbeitung der Daten. Die Qualität der Analyseergebnisse hängt stark von der Qualität (z.B. der Genauigkeit) der vorverarbeiteten Daten ab:

- Ist es möglich, mit Daten, die über Sensoren an den Maschinen gesammelt werden, Rückschlüsse auf die Prozesse zu ziehen?
- Ist die Qualität der Daten hoch genug, um präzise Voraussagen treffen zu können, d.h., wie hoch ist die Relevanz der Datenrelevanz für geeignete Vorhersagen?
- Genügen die Momentaufnahmen oder Zeitfenster der Datenaufzeichnungen, um ausreichend exakte Aussagen treffen zu können?
- Existieren Korrelationen im Datenraum und zwischen Daten und Prozessen, die Rückschlüsse erlauben?
- Können mit Datenanalysemethoden und -Werkzeugen diese Korrelationen abgebildet oder gelernt werden?

Eine große Herausforderung im Projekt war die geeignete Verarbeitung der Produktionsdaten, damit Datenanalysen schnell und effizient durchgeführt werden konnten. Dazu gehörten die folgenden Schritte:

1. Die Ausarbeitung und Umsetzung eines IT-Sicherheitskonzeptes (Abschnitt 0),
2. die Auswahl relevanter Daten im Rahmen der Datenbereitstellung (Abschnitt 0),
3. die Erstellung einer Datendokumentation, in der die Datenstrukturen beschrieben werden, um Daten inhaltlich verstehen zu können (Abschnitt 0),
4. die Überprüfung der Datenqualität anhand der bereitgestellten Datendokumentation (Abschnitt 0)
5. die Bereinigung der Daten von fehlerhaften, doppelten Werten, u.a. auf Basis der durchgeführten Datenvalidierung (Abschnitt 0),
6. die Zusammenführung der Daten für eine einheitliche Sicht auf die Daten (Abschnitt 0).

Die Datenvorverarbeitung wurde dabei unter den folgenden Randbedingungen durchgeführt:

- Daten werden bei Unternehmen aufgezeichnet und gesammelt.
- Es gibt viele Produktionsschritte.
- Nicht zu jedem Produktionsschritt werden Daten aufgezeichnet.
- Viele Prozesse erzeugen große Datenmengen.
- Daten einzelner Prozesse werden individuell gesammelt.
- Nicht alle Daten liegen zwingend in digitaler Form vor.
- Verschiedene Prozesse nutzen oft verschiedene / mehrere Datenbanken, Datenformate und Programme.
- Prozesse oder Datensätze sind oft nur über Zeitstempel verknüpft.
- Produktionsdaten haben einen erhöhten Schutzbedarf.

IT-Sicherheit

Eine große Herausforderung im Teilprojekt stellte die geeignete Berücksichtigung des erhöhten Schutzbedarfs der Produktionsdaten der Anwendungspartner dar. Diese brachte eine detaillierte Analyse und Umsetzung von IT-Sicherheitsanforderungen bzgl. der Datenbereitstellung und der Datenverarbeitung mit sich und hatte großen Einfluss auf die Datenanalyse im weiteren Projektverlauf, insbesondere auf die Erarbeitung und Umsetzung des Datenbereitstellungsprozesses.

Im Detail wurde zusammen mit den Datenschutz- und Informationsbeauftragten aller beteiligten Projektpartner zunächst ein IT-Sicherheitskonzept entworfen und umgesetzt. In diesem Rahmen wurde eine Anforderungsanalyse durchgeführt, in der u.a. folgende Fragen geklärt wurden:

- Werden personenbezogene Daten verarbeitet?
- Welchen Schutzbedarf haben die Daten? In welche Schutzklassen lassen sich die Daten einteilen?
- Zugriffskontrolle / Rechten-Rollen-Management: Wer darf auf Daten zugreifen und wie?
- Wie / Auf welchem Wege sollen Daten ausgetauscht werden (Verschlüsselung der Daten)?
- Auf welchen Rechnersystemen (IT-Infrastruktur) dürfen die Daten gespeichert und verarbeitet werden?
- Dürfen Backups der Daten erstellt werden? Auf welchen Systemen?
- Dürfen Daten archiviert werden, während des Projekts und danach?

Basierend auf der Anforderungsanalyse wurde eine IT-Infrastrukturskizze erstellt, in der festgelegt wurde, auf welcher IT-Infrastruktur die zu analysierenden Daten untersucht werden durften. Abbildung 76 zeigt die Skizze einer Beispiel-IT-Infrastruktur.

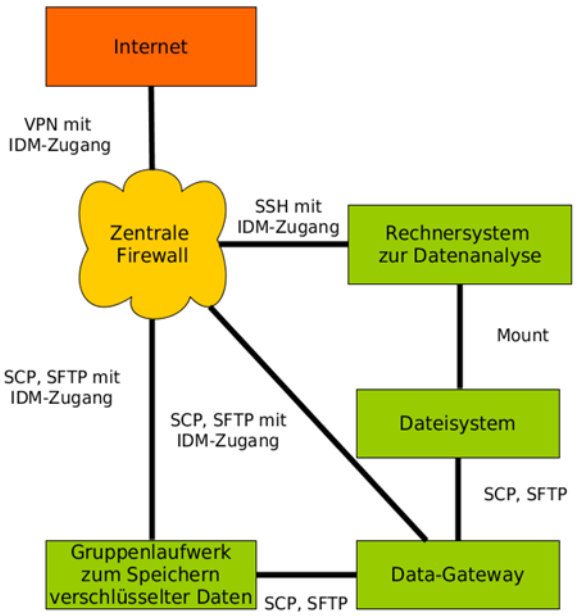


Abbildung 76: Skizze einer Beispiel-IT-Infrastruktur

Die Modellierung der IT-Sicherheit wurde dabei nach BSI-IT-Grundschutz durchgeführt. Die Bausteine des BSI-IT-Grundschutzes bilden die Basis für den IT-Sicherheitscheck. Das ist ein Ist-Soll-Vergleich bezüglich

der erforderlichen organisatorischen und technischen Maßnahmen. Die Abbildung des Ist-Soll-Vergleichs wurde im Software-Tool verinice [SerNet 2020] umgesetzt, um die Verwaltung und gemeinsame Bearbeitung innerhalb der Organisation zu erleichtern. Der durchgeführte Ist-Soll-Vergleich wurde als Nachweis zu den organisatorischen und technischen Maßnahmen in Form einer Übersicht vorgelegt, welche Maßnahmen nach BSI-IT-Grundschutz umgesetzt wurden. Auf Basis dieser Übersicht wurde dann entschieden, ob Daten bereitgestellt werden konnten.

Datenbereitstellung

Nachdem alle geforderten Maßnahmen bzgl. der IT-Sicherheit geprüft und gegebenenfalls umgesetzt wurden, konnten die Daten der Projektpartner bereitgestellt werden. Folgende Fragen wurden im Rahmen der Datenbereitstellung geklärt:

- Welche Dateiformate besitzen die bereitgestellten Dateien?
- Wie ist die zeitliche Auflösung der aufgezeichneten Sensordaten?
- Bereitstellung von einzelnen / zusammengeführten Datensätzen
- Dokumentation der Datenstrukturen (Festlegung geeigneter Konventionen)
- Welche Daten (Live- und/oder historische Daten) sollen bereitgestellt werden?
- Wie hoch ist die zu erwartende Datenmenge?
- Sind firmeneigene / proprietäre Software-Tools zum Lesen des verwendeten Dateiformats notwendig?

Mutmaßlich relevante Daten wurden in Zusammenarbeit mit den Unternehmenspartnern ausgewählt. Für ein erstes und unkompliziertes Kennenlernen der Daten wurden die Daten strukturiert im CSV-Dateiformat bereitgestellt, da viele Daten schon im CSV-Format vor oder leicht in das CSV-Format überführt werden konnten und das Dateiformat von etablierten Software-Werkzeugen zur Datenanalyse wie R und Python unterstützt wird.

Datendokumentation

Damit Datenanalysten die bereitgestellten Daten inhaltlich verstehen können, ist eine Beschreibung der Datenstrukturen notwendig. Für eine möglichst genaue Beschreibung der Daten wurde in Zusammenarbeit mit den Projektpartnern eine Datendokumentation erstellt, die Antworten auf die folgenden Fragen liefert:

- Welche Merkmale (inhaltlich, physikalisch) sind in den Daten enthalten?
- Wie werden die enthaltenen Merkmale erhoben?
- Wie häufig werden die Merkmale erhoben?
- Welche Einheiten haben die Merkmale?
- Was ist der Wertebereich der Merkmale?
- Wie werden atypische Werte, z. B. fehlende Werte gekennzeichnet?
- Welche Zeichen werden als Dezimal- und Tausender-Trennzeichen verwendet?
- Wie werden fehlende Werte der Sensoren gekennzeichnet?
- In welchem Wertebereich können die Sensoren aufzeichnen? Was passiert mit Werten, die über den zulässigen Wertebereich der Sensoren hinausgehen?

Die folgende Tabelle enthält die Beschreibung zweier Beispielmerkmale:

Name des Merkmals *String*	Art der Erhebung *String*	Häufigkeit *x-mal/s*	Physik. Einheit *[<Symbol>]*	Wertebereich des Sensors *[a;b]*	Physik. Grenzen *[a;b]*	Soll-werte *[a;b]*	Dezimal-trennz. *String*	Tausender-trennzeichen *String*	Besonder-heiten *Freitext*
Länge 1	Maschine	10-mal/s	[m]	[0;10000]	[10;100]	–	Komma	Punkt	keine
Kraft 1	Maschine	100-mal/s	[N]	[0;10000]	[1000;10000]	–	Komma	Punkt	keine
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.

Datenvalidierung

Folgeschritte hängen bei der Datenanalyse von Ergebnissen aus vorherigen Schritten ab. Die Qualität von Analyseergebnissen ist maßgeblich bestimmt durch die Datenqualität. Oft treten Inkonsistenzen bei der Datenspeicherung in unterschiedlichen Programmen und in unterschiedlichen Dateiformaten auf. Durch Plausibilitätschecks können Fehler frühzeitig erkannt und gegebenenfalls korrigiert werden. Im Rahmen der Datenvalidierung wurde daher die Datenqualität anhand der bereitgestellten Datendokumentation überprüft, um eine hohe Datenqualität sicherzustellen.

Überprüfungen hinsichtlich der Vollständigkeit der Werte und des in der Datendokumentation angegebenen Datentypformats wurden durchgeführt. Daneben wurden auch inhaltliche Prüfungen durchgeführt, wenn entsprechende Bedingungen in der Datendokumentation beschrieben wurden (z.B. Kraftkurvenverlauf, Stößelweg wird mit fortschreitendem Pressvorgang kleiner).

Datenbereinigung

Die Datenvalidierung gibt einen Überblick über die Datenqualität der bereitgestellten Daten. Fehlerhafte Werte, die während der Datenvalidierung gefunden wurden, wurden entfernt. Des Weiteren wurden für eine möglichst große Kompatibilität mit Software-Tools bei der weiteren Verarbeitung alle Zeichenketten (insbesondere in Kopfzeilen von Tabellen) in ein ASCII-Format umgewandelt.

Datenaggregation

Die Datenaggregation hat zum Ziel, die Daten für eine einheitliche Sicht auf die Daten zusammenzuführen. Dafür wurden alle Daten in Tabellen überführt und die Tabellen über eindeutige Identifikatoren miteinander verknüpft. Daten wurden z.B. aus unterschiedlichen Datenquellen zusammengeführt, wenn Sensoren diese unabhängig voneinander lieferten. Die beiden nachfolgenden Tabellen zeigen die Werte von zwei Merkmalen (Leistung und Temperatur), die mit unterschiedlicher Häufigkeit aufgezeichnet werden. Die Leistung wird im Sekundentakt aufgezeichnet, die Temperatur im Fünfminutentakt:

Zeitstempel	Leistung
2020-02-11 15:00:06	5.7643
2020-02-11 15:00:07	5.3564
2020-02-11 15:00:08	5.8246
2020-02-11 15:00:09	6.1345
2020-02-11 15:00:10	6.4324

Zeitstempel	Temperatur
2020-02-11 15:01:07	134.2
2020-02-11 15:02:07	131.2
2020-02-11 15:03:07	133.7
2020-02-11 15:04:07	129.5
2020-02-11 15:05:07	131.8

Datenanalysemethoden

Ein Ziel im Forschungsprojekt EMuDig 4.0 ist es, Prozesse in der Massivumformungsbranche besser zu verstehen, um Prozesse zielgerecht optimieren zu können. Eine Möglichkeit, das Prozessverständnis zu erhöhen, sind detaillierte Analysen von Prozessdaten, insbesondere die Suche nach Abhängigkeiten, Mustern, Abweichungen in den Daten. Zu den wichtigsten Schritten bei einer Datenanalyse gehören:

1. Eine systematische Vorbereitung / Vorverarbeitung der Daten (siehe Abschnitt 0)
2. Die Entwicklung inhaltlicher Fragestellungen, die durch die Datenanalyse beantwortet werden sollen: Was sind die konkreten inhaltlichen Analyseziele? (Abschnitt 0)
3. Eine deskriptiv-statistische Analyse der Daten für ein besseres Verständnis der Daten (Abschnitt 0)
4. Die Auswahl der für die Fragestellungen relevanten Daten und Aufbereitung der Daten für die vorgesehenen Analysemethoden (Abschnitt 0)
5. Verwendung geeigneter Analysemethoden passend zu den vorliegenden Fragestellungen (Abschnitt 0). Dazu gehört auch eine Visualisierung der Ergebnisse zum besseren Verständnis der Ergebnisse und als Teil einer graphisch-basierten Datenanalyse.
6. Die Umsetzung der Analysemethoden in Softwarewerkzeugen (Abschnitt 0)
7. Die Aufbereitung und Bereitstellung der Analyseergebnisse für die datengebende Partei sowie Auswertung und Interpretation der Analyseergebnisse zusammen mit den Datengebern (Abschnitt 0)

Ausarbeitung von Fragestellungen

In Zusammenarbeit zwischen Datengebern und Datenanalysten wurden konkrete Fragestellungen erarbeitet, bezüglich derer die Daten analysiert werden sollten. Dabei konnten die nachstehenden Fragestellungen identifiziert werden:

1. Um die Qualität von Bauteilen zu beurteilen, werden üblicherweise für ausgewählte Bauteile verschiedene Gütemaße bestimmt. Es ist jedoch nicht klar, ob und wie gut die gemessenen Gütemaße als Gütekriterien für eine Einteilung von Bauteilen in Gut- und Schlechtteile dienen können. „Lassen sich Bauteile auf Basis mehrerer Gütemaße in Gut- und Schlechtteile einteilen?“
2. Da die Bestimmung von Gütemaßen eines Bauteils in der Regel sehr zeitaufwändig und teuer ist und damit nicht für jedes Bauteil möglich ist, sollte die Einteilung in Gut- und Schlechtteile auf Prozessgrößen basieren, die einfacher aufzuzeichnen sind. Diese Prozessgrößen können z.B. die Position oder die Geschwindigkeit einer Presse sein. Für die gewünschte Prognose von

Gütemaßen durch Prozessgrößen ist zunächst zu untersuchen, wie die Gütemaße von ausgewählten Prozessgrößen abhängen.

3. Wenn Zusammenhänge zwischen Prozessgrößen und Gütemaßen bestimmt wurden, dann kann untersucht werden, wie gut die Gütemaße auf Basis der Prozessgrößen vorhersagt werden können.
4. Die Qualität der eingesetzten Werkzeuge zum Bearbeiten von Bauteilen beeinflusst maßgeblich den Umformungsprozess und damit die Qualität des hergestellten Bauteils. Durch die andauernde Belastung unterliegen die Werkzeuge einem fortschreitenden Verschleiß, der zu einer immer schlechteren Qualität der gefertigten Bauteile führt. Üblicherweise müssen pro Fertigungsauftrag mehrere Werkzeuge aufgrund Verschleißes eingesetzt werden. Es ist daher wünschenswert, den Grad des Werkzeugverschleißes vor einem Maschinenausfall oder Werkzeugbruch erkennen zu können, um rechtzeitig Werkzeuge zu wechseln. Sind in ausgewählten Prozessgrößen Trends erkennbar, die auf einen fortschreitenden Werkzeugverschleiß hindeuten?
5. Basierend auf der Bestimmung von Trendindikatoren für einen fortschreitenden Werkzeugverschleiß ist zu untersuchen, wie zuverlässig Vorhersagen darüber getroffen können, ob Werkzeuge innerhalb eines vorab definierten Zeitfensters gewechselt werden.

Statistische Beschreibung der Daten

Um die vorliegenden Daten besser verstehen zu können, wurden die Daten zu Beginn einer deskriptiven Analyse unterzogen. Über eine deskriptive Analyse können die Daten in ihrer Struktur näher beschrieben werden, u.a. hinsichtlich ihrer Wertebereiche und Ausprägungen. Verschiedene Sichtweisen auf die Daten konnten durch die Berechnung statistischer Kenngrößen und die Erstellung von Tabellen und Diagrammen realisiert werden. Abhängig von der gewünschten Sicht auf die Daten, z.B. mit / ohne Berücksichtigung der Zeitkomponente (Längs- / Querschnitt), wurden die Daten zuvor geeignet restrukturiert und gefiltert. Empirische Verteilungen der vorliegenden Merkmale wurden durch Histogramme oder Kerndichtschätzungen visualisiert. Durch die Berechnung verschiedener Lagemaße (u.a. Maximum, Median, Quartile) und verschiedener Streuungsmaße (u.a. empirische Standardabweichung, Spannweite) konnten Aussagen über die Verteilung der Merkmale gemacht werden. Zur Identifikation und Darstellung von Extremwerten oder Ausreißern wurden Boxplots verwendet. Mit diesen Ansätzen konnte erste Hypothesen aufgestellt werden, beispielsweise, ob die Daten bekannten Verteilungsmodellen folgen.

Zeitreihenplots (z.B. Zeit vs. Chargen-Id, zeitlicher Verlauf der Auftrags-Ids) lieferten wertvolle Informationen zu Aufträgen, Chargen und Bauteilen:

- Ist die Anzahl der Bauteile pro Auftrag bei allen Aufträgen ähnlich?
- Ist die Anzahl der Bauteile pro Charge bei allen Chargen ähnlich?
- Dominieren einige Chargen?
- Wie viele Bauteile wurden pro Auftrag gefertigt?
- Werden Chargen zeitlich komplett am Stück abgearbeitet oder wechseln sich Chargen-Ids öfter nacheinander ab?
- Ist der zeitliche Verlauf der internen Seriennummer monoton steigend, werden Bauteile also entsprechend der internen Seriennummer nacheinander abgearbeitet?

Um die Stärke und Richtung linearer Abhängigkeiten zwischen verschiedenen Merkmalen zu charakterisieren und relevante Merkmale auszuwählen, wurden bivariate Zusammenhangsmaße wie z.B. der Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizient genutzt. Des Weiteren wurden Autokorrelationen und Kreuzkorrelationen berechnet, um ein- und mehrdimensionale Abhängigkeiten im Längs- und Querschnitt visualisieren und quantifizieren zu können.

Datenselektion und Dimensionsreduktion

Bei den Prozessdaten handelt es sich um hochdimensionale Daten, d.h., es wurden während der Prozesse viele verschiedene Merkmale aufgezeichnet. Um die hochdimensionalen Datensätze auf wenige, relevante Merkmale zu reduzieren, wurden verschiedene Ansätze gewählt und teilweise miteinander kombiniert.

- Exklusion konstanter und nicht-relevanter Merkmale
- Methode der Parallel-Koordinaten zur Visualisierung hochdimensionaler Abhängigkeiten
- Hauptkomponentenanalyse (PCA) zur Dimensionsreduktion und Identifikation relevanter Merkmale
- Aggregation von Zeitreihen, indem bestimmte Eigenschaften mit wenigen Maßzahlen quantifiziert werden (z.B. Trendkomponente, Zykluskomponente)

Eine Dimensionsreduktion mittels der Hauptkomponentenanalyse bedeutet, dass nicht alle Hauptkomponenten im weiteren Analyseprozess berücksichtigt werden, sondern nur die ersten K Hauptkomponenten. Die Anzahl K wurde so gewählt werden, dass

- die gewählten Hauptkomponenten möglichst viel der Variabilität erklären,
- das adjustierte Bestimmtheitsmaß möglichst groß ist.

Analysemethoden

Um geeignete Analysemethoden für die ausgearbeiteten Fragestellungen auszuwählen, wurden die inhaltlichen Fragestellungen zunächst in datenanalytische Fragestellungen überführt und dann mathematisch formuliert. Dabei ist allerdings zu berücksichtigen, dass die durchgeführten Datenanalysen aufgrund des knappen zeitlichen Rahmens im Forschungsprojekt lediglich als Voruntersuchungen zu verstehen sind.

Die verwendeten mathematischen Modelle folgen dabei dem Prinzip der Parametersparsamkeit. Dieser Aspekt erleichtert die inhaltliche Interpretation der Ergebnisse und kann damit helfen, das Prozessverständnis zu verbessern.

Klassifikation von Bauteilen in Gut- / Schlechtteile

Die Fragestellung

„Können gefertigte Bauteile auf Basis mehrerer Gütemerkmale in Gut- und Schlechtteile eingeteilt werden?“

kann als eine Klassifikationsaufgabe ohne Zielwerte modelliert werden. Für die Einteilung von Bauteilen in Klassen mit Gut- und Schlechtteilen wurden daher verschiedene Clusterverfahren ausgewählt. Die

Definition der Klassen erfolgte dabei basierend auf den vorliegenden Gütemaßen. Nach der Klassenbildung können dann neue Bauteile in die zuvor definierten Klassen eingeteilt werden.

1. Beim hierarchischen Clustering wurden verschiedene Algorithmen verwendet und evaluiert, u.a. der Single-Linkage-Algorithmus. Dieser bestimmt bevorzugt Clusterketten und ist damit gut geeignet, Ausreißercluster und somit Klassen für Schlechtteile zu bestimmen.
2. Bagplots verallgemeinern das Quantilskonzept auf den mehrdimensionalen Fall und sind bei zwei Gütemerkmalen das 2-D-Analogon zu Boxplots. Dabei werden bei zwei Gütemerkmalen die Beobachtungen basierend auf einer sogenannten Datenpunkttiefe in verschiedene Bereiche eingeteilt. Bauteile innerhalb des „Fences“ wurden als Gutteile definiert, Bauteile außerhalb des „Fences“ als Schlechtteile.

In EMuDig 4.0 wurde die Klassifikation auf Basis der Elastizitätsgrenze und der Zugfestigkeit als Gütemerkmale durchgeführt. Bagplots und hierarchische Cluster-Verfahren führten hier zu ähnlichen Ergebnissen. Abbildung 77 zeigt ein Streudiagramm, in dem die Beobachtungen gemäß ihrer Klassifikation rot bzw. blau-grün gefärbt sind.

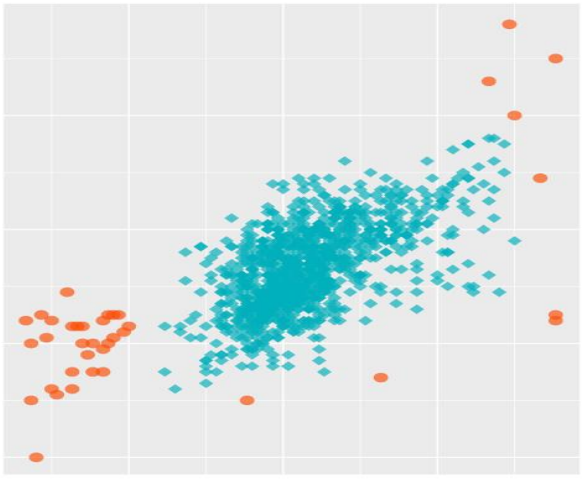


Abbildung 77: Streudiagramm mit Gütemerkmal 1 vs. Gütemerkmal 2. Punkte sind gemäß Klassifikation über Cluster-Verfahren eingefärbt.

Zusammenhänge zwischen Bauteilgütemaßen und Prozessgrößen

Da die Bestimmung von Gütemaßen eines Bauteils in der Regel sehr aufwändig und teuer ist und daher nicht für jedes Bauteil möglich ist, ist es wünschenswert, die Klassifizierung von Bauteilen basierend auf Prozessgrößen durchzuführen, die einfacher aufzuzeichnen sind. Es wurde daher untersucht, wie die interessierenden Gütemaße von anderen Prozessgrößen basierend auf der vorherigen Klassifikation abhängen. Höherdimensionale Abhängigkeiten zwischen Merkmalen wurden dabei über Parallel-Koordinaten-Plots (PCP) grafisch dargestellt. Ein Beispiel für einen Parallel-Koordinaten-Plot ist in Abbildung 78 dargestellt.

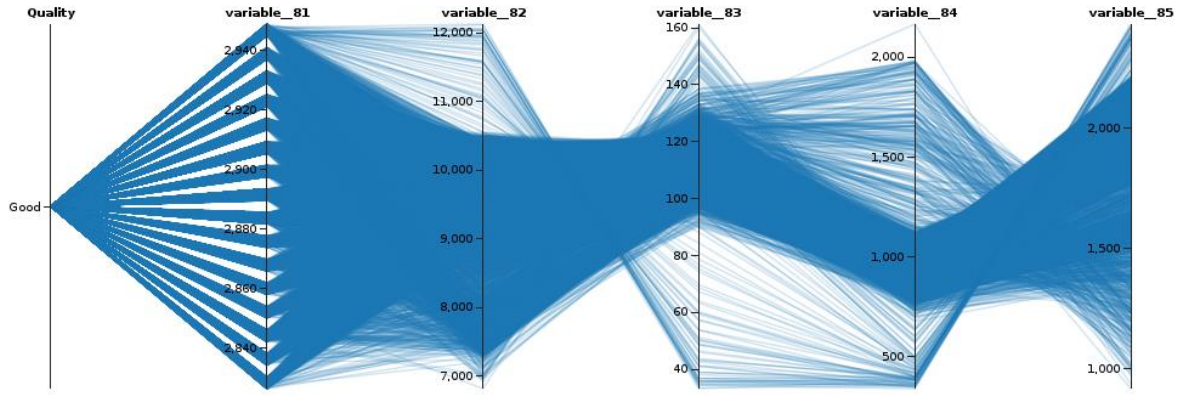


Abbildung 78: Beispiel eines Parallel-Koordinaten-Plot mit 6 Merkmalen

Vorhersage von Bauteil-Gütemaßen

Die Fragestellung

„Wie gut können Bauteil-Gütemaße durch Prozessgrößen wie z.B. Druck und Position an verschiedenen Messpunkten vorhergesagt werden?“

wurde als Regressionsaufgabe modelliert. Zur Vorhersage von Bauteil-Gütemaßen durch Prozessgrößen wie z.B. Druck und Position wurden daher klassische Regressionsverfahren und künstliche neuronale Netze verwendet. Die gewählten Vorhersagemethoden wurden über die Bestimmung der maximalen relativen Abweichung der vorhergesagten Werte zu den gemessenen Werten des Bauteil-Gütemaßes evaluiert.

Da nur kleine Stichproben mit nur einigen wenigen Hundert Bauteilen vorlagen, erfolgte die Evaluierung über einen Resampling-Ansatz. Beim Resampling wird der Datensatz durch wiederholtes zufälliges Ziehen mehrmals neu in Test-, Validierungs- und Trainingsdatensatz aufgeteilt.

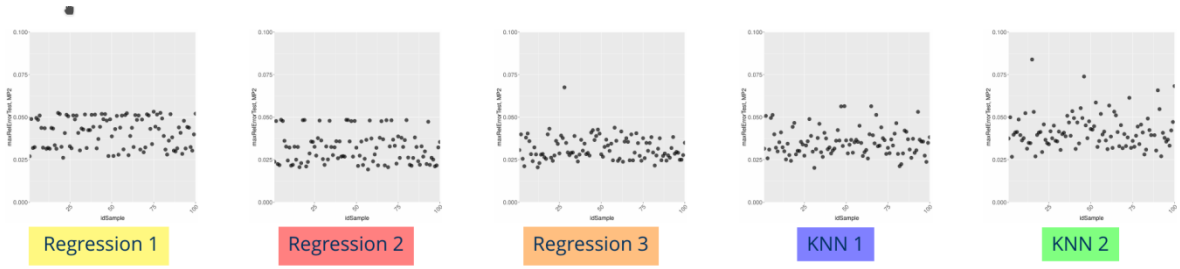


Abbildung 79: Vergleich der Gütemaße der verwendeten Verfahren für einen Messpunkt. Die X-Achse enthält die Resampling-Ids, die Y-Achse die zugehörigen durchschnittlichen, relativen Abweichungen.

Abbildung 79 zeigt die Abweichungen beispielhaft für drei Regressionsverfahren und zwei KNN-Verfahren bei einem Ansatz mit 100 Resamples. Das Regressionsverfahren 3 (lineare Regression mit vorgeschalteter PCA und Berücksichtigung aller Kenngrößen) liefert in diesem Beispiel die im Durchschnitt kleinsten Abweichungen.

Regressionsmodelle

Innerhalb eines Regressionsmodells wird der Zusammenhang zwischen dem Gütemaß (erklärte Variable, Regressand) und den Prozessgrößen (erklärende Variablen, Regressoren) in einer funktionalen Form, d.h. in Form mathematischer Gleichungen, dargestellt. Diese Methode liefert somit mathematische Gleichungen zur Vorhersage des Gütemaßes neuer Bauteile.

Unter Berücksichtigung des Prinzips der Parametersparsamkeit wurden zu Beginn Regressionsmodelle mit wenigen erklärenden Variablen verwendet. Weniger komplexe und inhaltlich gut interpretierbare Modelle können dazu dienen, neue Einsichten in die bestehenden Prozesse zu gewinnen. Die Berücksichtigung weiterer Merkmale als erklärende Variablen verbessert oftmals die Vorhersage, führt aber zu einem höheren Aufwand bei der Messung. Zusätzlich wird die Interpretierbarkeit des Modells erschwert. In Abhängigkeit von der vorliegenden Fragestellung wurden diese Aspekte gegeneinander abgewogen.

Speziell für die Vorhersageaufgabe wurden die verwendeten erklärenden Variablen auf Basis einer zuvor durchgeführten Zusammenhangsanalyse ausgewählt. Daneben wurde eine Hauptkomponentenanalyse zur Dimensionsreduktion durchgeführt, bei der lediglich die wichtigsten Hauptkomponenten als erklärende Variablen ausgewählt wurden.

Künstliche neuronale Netze

Eine sehr komplexe Form von Regressionsmodellen stellen künstliche neuronale Netze (KNN) dar. Unter Berücksichtigung des Prinzips der Parametersparsamkeit wurden mit Feedforward Multi-Layer-Perceptrons einfache KNN gewählt. Um KNN sinnvoll einzusetzen, wird eine relativ große Anzahl von Daten benötigt. Falls die Datenmengen zu gering sind, besteht hier die Gefahr der Überanpassung und die Verlässlichkeit der Modellaussagen über den vorliegenden Datensatz hinaus ist möglicherweise sehr gering. Als Knoten der Eingabeschicht wurden verschiedene Kenngrößen basierend auf den Prozessgrößen verwendet, die zuvor zur Charakterisierung des Umformungsprozesses (=Zyklus') gewählt wurden. Als Knoten der Ausgabeschicht wurde das vorherzusagende Gütemaß gewählt.

Trendindikatoren für fortschreitenden Werkzeugverschleiß

Bei der Fragestellung

„Sind Trends in den Daten erkennbar, die auf einen fortschreitenden Werkzeugverschleiß hinweisen?“

handelt es sich um eine Trendanalyse. Eine Herausforderung bei der Bearbeitung der Fragestellung ist das Bestimmen eines „frischen Zustands“, d.h. eines Zustandes, bei dem alle Werkzeugstufen neu sind. In der Praxis kommt ein frischer Zustand der Werkzeuge fast nie vor, da Werkzeugstufen unterschiedlich stark verschleißen und daher nicht alle Werkzeugstufen gleichzeitig gewechselt werden. Eine weitere Herausforderung ist die Berücksichtigung des Zeitpunkts der Werkzeugwechsel. So können verschiedene Maschinenbediener unterschiedliche Präferenzen bezüglich eines Werkzeugwechsels haben. Eine dritte wesentliche Herausforderung sind die aufgezeichneten Daten zum Werkzeugwechsel. Werkzeugwechsel werden in maschinenlesbarer Form aufgezeichnet, oft aber nicht, welche Werkzeugstufe gewechselt

wurde. Der Datensatz sollte jedoch diese Information enthalten, um erforderliche Wechsel einzelner Werkzeugstufen belastbar vorhersagen zu können.

Beim Abgleich der vorhergesagten Wechsel mit den tatsächlich durchgeführten Wechseln sind die oben angegebenen Aspekte zu berücksichtigen.

Zur Bestimmung von Trendindikatoren ist eine Identifikation der Zyklen sinnvoll. Darauf basierend wurden charakterisierende Maßzahlen für jeden Zyklus gebildet und ausgewählt. Diese Maßzahlen wurden dann als erklärende Variablen (oder auch sog. Features) in Regressionsmodellen und KNNs verwendet.

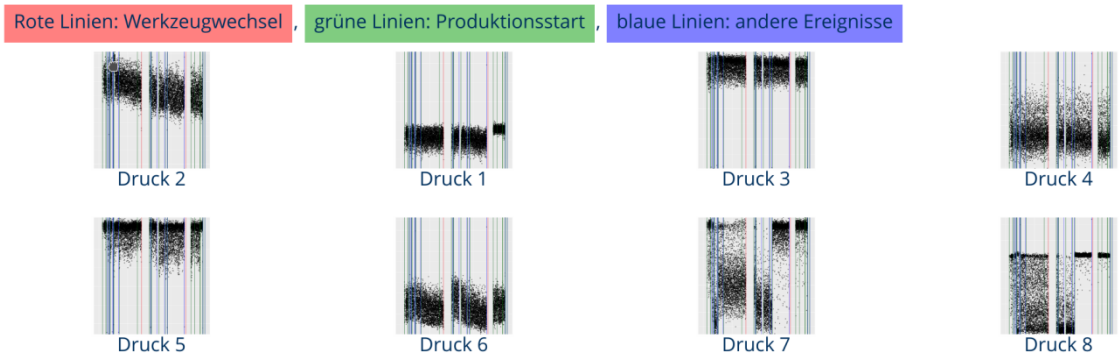


Abbildung 80: Trendindikatoren für Werkzeugwechsel

Abbildung 80 zeigt beispielhaft ausgewählte Features für Werkzeugwechsel im zeitlichen Verlauf. Die Features, bestimmt für jeden Pressvorgang, liefern hier gute Trendindikatoren. So sind alle erfolgten Werkzeugwechsel durch die Trendindikatoren erkennbar: Beim ersten Werkzeugwechsel wurde die Werkzeugstufe 3 (entspricht Drücken 5 und 6) gewechselt, beim zweiten Werkzeugwechsel die Stufe 1 (entspricht Drücken 1 und 2) und die Stufe 3.

Neben der Bestimmung von geeigneten Features wurden die Zeitreihen der Merkmale in Trend- und Zykluskomponente zerlegt. Signifikanztests auf Vorliegen von Trends wurden eingesetzt, um den Zufall von der Systematik abzugrenzen.

Vorhersage von Werkzeugwechseln

Die Entscheidungsfrage

„Gibt es in der nächsten Zeit einen Werkzeugwechsel?“

wurde als eine binäre Klassifikationsaufgabe modelliert. Vorhersagen wurden basierend auf den zuvor in Abschnitt 0 entwickelten Trendindikatoren durch Entscheidungsbäume durchgeführt. Da bei einem Werkzeugwechsel nicht alle Werkzeugstufen gleichzeitig gewechselt werden, wurde für jede Werkzeugstufe ein eigener Entscheidungsbaum erstellt. Die Bewertung der Verfahren erfolgte u.a. über die in Tabelle 10 dargestellte Wahrheitsmatrix.

Tabelle 10: Wahrheitsmatrix für Fragestellung

	Werkzeug gewechselt	Kein Werkzeug gewechselt
Wechsel vorhergesagt	TP	FP
Kein Wechsel vorhergesagt	FN	TN

- „True Positives“ (TP): Werkzeugwechsel vorhergesagt, Werkzeug wurde zeitnah gewechselt.
- „True Negatives” (TN): Kein Werkzeugwechsel vorhergesagt, Werkzeug wurde nicht zeitnah gewechselt.
- „False Positives” (FP): Werkzeugwechsel vorhergesagt, Werkzeug wurde nicht zeitnah gewechselt.
- „False Negatives” (FN): Kein Werkzeugwechsel vorhergesagt, Werkzeug wurde zeitnah gewechselt.

Darauf basierend wurde die Verfahrensgüte anhand der folgenden Maße bestimmt:

- True Positive Rate / Sensitivity: TPR := TP / (TP + FN)
- True Negative Rate / Recall: TNR := TN / (TN + FP)
- Accuracy: ACC := (TP + TN) / (TP + TN + FN + FP)
- Balanced Accuracy: BA := (TPR + TNR) / 2

Implementierung

Die ausgewählten Methoden zur Datenvorverarbeitung und Datenanalyse wurden in verschiedenen Software-Paketen implementiert. Die Pakete enthalten u.a. Funktionalitäten zum Einlesen, Zusammenführen, Manipulieren, Analysieren und Visualisieren der Prozessdaten der Datengeber. In EMuDig 4.0 wurden drei Pakete in der Open-Source Statistik-Software R erstellt:

- „emudar“ allgemein für die Datenvorverarbeitung und -analyse in EMuDig 4.0,
- „hvdar“ speziell für die Datenvorverarbeitung und -analyse der Firma Hirschvogel,
- „ofdar“ speziell für die Datenvorverarbeitung und -analyse der Firma OTTO-FUCHS.

Durch die Erstellung umfangreicher Software-Tests wurde sichergestellt, dass alle R-Pakete eine hohe Qualität aufweisen.

Aufbereitung und Evaluation der Ergebnisse

Analyseergebnisse wurden den Projektpartnern auf die folgenden Arten bereitgestellt:

- Als statische Inhalte über Präsentationsfolien im PDF-Format
- Als dynamische Inhalte über interaktive Web-Applikationen. Anwender ohne besondere Vorkenntnisse mit den Daten interagieren und eigene Untersuchungen durchführen.

Die Statistik-Software R bietet mehrere Erweiterungspakete für eine komfortable Darstellung von Ergebnissen im Webbrowser. Im Projekt wurden die R-Pakete shiny und shinydashboard ausgewählt. Diese Kombination erlaubt die Erstellung moderner, interaktiver Webapplikationen in R. Abbildung 81 zeigt ausgewählte Möglichkeiten zur Datenanalyse in der im Rahmen von EMuDig 4.0 entwickelten Webapplikation.

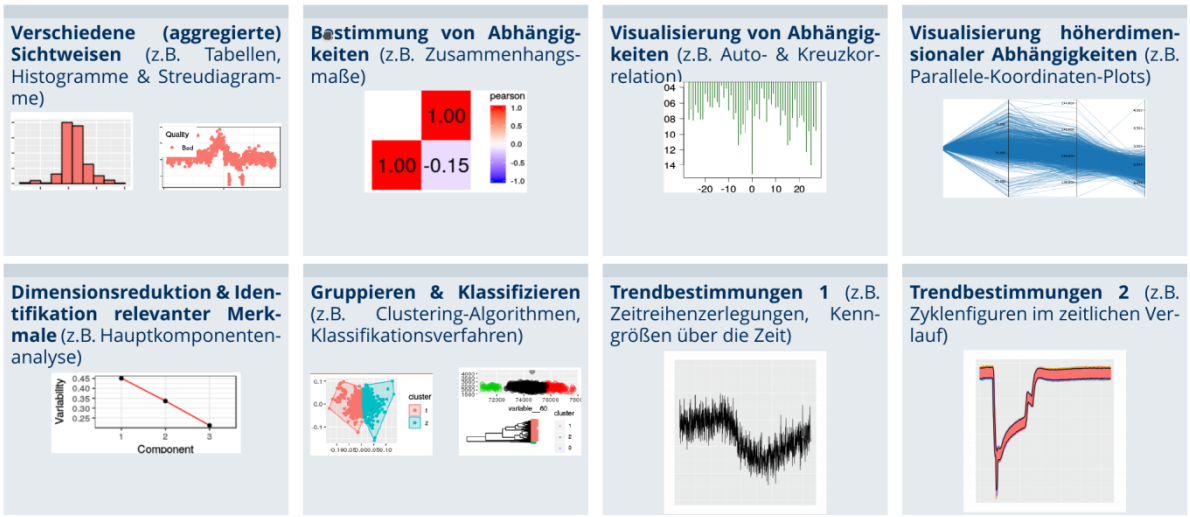


Abbildung 81: Ausgewählte Analysemöglichkeiten in Webapplikationen, angepasst an Fragestellungen in EMuDig 4.0

Literatur

Amazon Web Services. 2020. "AWS Amazon Elastic Compute Cloud (Amazon EC2)." https://aws.amazon.com/de/ec2/.

Apache Software Foundation. 2020. "Apache Zookeeper." https://zookeeper.apache.org.

ASSn. 2017. "Kappa Architecture: Pros and Cons." http://www.datascienceassn.org/sites/default/files/Kappa%20Architecture%20-%20Pros%20and%20Cons.pdf.

Bill Ledingham. 2016. "Docker und Co. - wie sicher sind Ihre Container?" https://www.computerwoche.de/a/docker-und-co-wie-sicher-sind-ihre-container,3312579.

Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. 2020. "IT-Grundschutz." https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/ITGrundschutz/itgrundschutz_node.html.

Contributors to Chronos. 2020. "Chronos A fault tolerant job scheduler for Mesos." https://mesosphere.github.io/marathon/.

Contributors to Eucalyptus. 2020. "Eucalyptus Cloud Platform." https://github.com/eucalyptus/eucalyptus/.

Contributors to CloudStack. 2020a. "Apache CloudStack: Open Source Cloud Computing." http://cloudstack.apache.org/.

———. 2020b. "Open source software for creating private and public clouds." https://www.openstack.org/.

Contributors to R. 2020. "The Comprehensive R Archive Network (CRAN)." https://cran.r-project.org/.

Docker Docs. 2020. "Docker overview." https://docs.docker.com/engine/docker-overview/.

Docker Docs. 2020. "Swarm mode overview." https://docs.docker.com/engine/swarm/.

Docker Inc. 2020. "Docker Documentation: Set up high availability." https://docs.docker.com/ee/ucp/admin/configure/join-nodes/.

Hitachi Vantara. 2020. “Pentaho: Data Integration and Analytics Platform.” https://www.hitachivantara.com/en-us/products/data-management-analytics/pentaho-platform.html.

InfluxData Inc. 2020. “InfluxDB: Purpose-Built Open Source Time Series Database.” https://www.influxdata.com/.

Karau, Holden, Andy Konwinski, Patrick Wendell, and Matei Zaharia. 2015. Learning Spark: Lightning-Fast Big Data Analytics. 1st ed. O’Reilly Media, Inc.

Kreps, Jay. 2014. “Questioning the Lambda Architecture.” https://www.oreilly.com/radar/questioning-the-lambda-architecture/.

Marius Dorlöchter. 2017. “Docker Security Internals: Sind meine Container sicher und wenn ja warum?” https://blog.ordix.de/technologien/sind-meine-container-sicher-und-wenn-ja-warum.

Marz, Nathan, and James Warren. 2015. Big Data: Principles and Best Practices of Scalable Real-Time Data Systems. Manning. https://www.amazon.de/Big-Data-Principles-practices-scalable/dp/1617290343.

Mesosphere, Inc. 2020. “Marathon: A container orchestration platform for Mesos and DC/OS.” https://mesosphere.github.io/marathon//.

Michael Hausenblas. 2015. “Hyperscaling Docker Swarm with Mesos [Mesosphere HackWeek].” https://d2iq.com/blog/hyperscaling-docker-swarm-with-mesos-mesosphere-hackweek.

Microsoft. 2020. “Cloud Computing Services.” https://azure.microsoft.com/de-de/.

OpenNebula Systems. 2020. “OpenNebula - The open source Cloud Management Platform developed for the Entreprise.” https://opennebula.io/.

Python Software Foundation. 2020. “Welcome to Python.org.” https://www.python.org/.

Red Hat Inc. 2020. “Gluster: Storage for your Cloud.” https://www.gluster.org/.

R Foundation. 2020. “The R Project for Statistical Computing.” https://www.r-project.org.

Shruti Gupta. 2020. “rkafka: Using Apache ’Kafka’ Messaging Queue Through ’R’.” https://cran.r-project.org/package=rkafka.

The Apache Software Foundation. 2020a. “Apache Mesos.” https://mesos.apache.org/.

———. 2020b. “Apache Spark – Unified analytics Engine for Big Data.” https://spark.apache.org/.

———. 2020c. “HDFS Architecture Guide.” https://hadoop.apache.org/docs/r1.2.1/hdfs_design.html.

———. 2020d. “Spark becomes top-level Apache project.” https://spark.apache.org/news/spark-becomes-tlp.html.

The Kubernetes Authors. 2020. “Production-Grade Container Orchestration – Kubernetes.” https://kubernetes.io/.

Tim Mackey. 2018. “Container und Security: IT-Sicherheit gewährleisten!” https://www.informatik-aktuell.de/entwicklung/methoden/container-und-security-it-sicherheit-gewaehrleisten.html.

Topmonks. 2020. https://swarmpit.io/.

SerNet. 2020. “verinice: Das Open Source ISMS” https://verinice.com/.

VMware Inc. 2020. https:/www.vmware.com/.

AP7: Umsetzung

AP-Leitung: AP 7.1: **OTTO FUCHS** AP 7.2: **Hirschvogel**	Beteiligt: HIVO/ OF/ SMS/ IFU/ LFM/ LDS/ IAS	
Ziel: Exemplarische Umsetzung aller im Konsortium entwickelten Methoden und Digitalisierungstechnologien in der 7. 1: Pilotprozesskette Massivumformung von Aluminium 7.2: Pilotprozesskette Massivumformung von Stahl		

AP 7.1: OTTO FUCHS

Ausgangssituation/ Motivation:

Bei OTTO FUCHS wurde bereits zum Projektstart eine Vielzahl an Daten zu Prozessen, Anlagen und Werkzeugen aufgezeichnet. Jedoch wurden sie an unterschiedlichen Orten und in verschiedenen Formaten abgelegt, so dass die Daten für eine automatisierte Datenanalyse bisher nicht nutzbar waren.

Ziele im Detail:

Das Ziel des Arbeitspakets lag in der exemplarischen Umsetzung aller im Konsortium entwickelten Methoden und Digitalisierungstechnologien um die dezentral und unstrukturiert vorliegenden Daten nutzbar zu machen.

Vorgehensweise:

Die Forschungsansätze und Anforderungen im Projekt wurde durch die Auswahl zweier Prozessketten bzw. Produktionsanlagen aus dem Anlagenbestand der OTTO FUCHS KG gelöst (vgl. Abbildung 82). Diese werden in der konventionellen Serienfertigung eingesetzt und sind somit repräsentativ für die industrielle Praxis. Für den Schwerpunkt „Predictive Quality“ wurde ein Produkt mit einer Vielzahl an Fertigungsschritten aus dem Bereich Luftfahrt ausgewählt, um insbesondere die Datenvernetzung und prozessübergreifende Vorhersage der Qualität zu fokussieren. Für die Schwerpunkte „Predictive Maintenance“ und „Tool Management“ wurde eine Produktionslinie zur Fertigung von Pkw-Rädern betrachtet. Die hier eingesetzten ölhydraulischen Anlagen haben aufgrund der vergleichsweise hohen Verbreitung des Anlagenprinzips das Potenzial eines hohen Wissenstransfers.

Abbildung 82: Auswahl von zwei unterschiedlichen Demonstratorlinien für die Teilprojekte

Für die Umsetzung der entwickelten Methoden wurden die Produktionslinien in mehreren Installations- und Wartungsphasen in enger Kooperation mit den Partnern mit Sensoren bestückt und steuerungstechnisch ausgerüstet, um die Erfassung der notwendigen Daten zu ermöglichen. Parallel dazu wurde die informationstechnische Infrastruktur erweitert, um die Datenspeicherung und –analyse zu ermöglichen.

Ergebnisse/ Fazit:

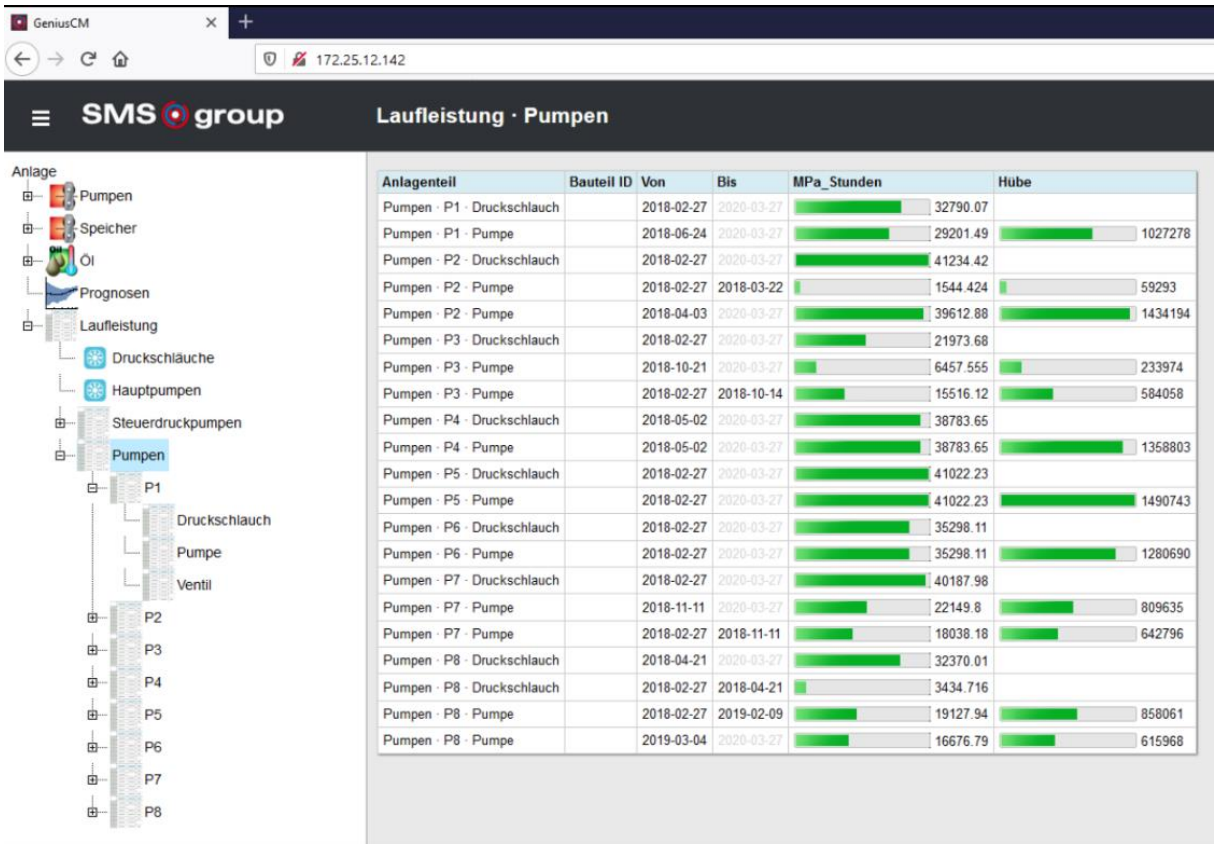
Die Ergebnisse der im Projekt durchgeführten Datenanalysen und Forschungsarbeiten in Bezug auf Anlagenverfügbarkeit, Werkzeugstandzeiten und Produktionsprozesse wurden in insgesamt vier Assistenzsystemen umgesetzt:

<u>Genius CM (Condition Monitoring): Vorausschauende Anlagenwartung (Predicitve Maintenance)</u>

- Kurzbeschreibung: Im Falle einer nicht mehr voll gewährleisteten Funktionsfähigkeit einer Anlage wurde bislang der Störddienst entweder telefonisch oder über eine Systemmeldung informiert. Da jedoch viele verschiedene Aggregate und Komponenten für die Störung verantwortlich sein könnten, bedarf es einer manuellen und zeitaufwändigen Fehlersuche, welche nicht selten auch mit hohem physischen Aufwand einhergeht. Das Assistenzsystem hatte somit zum Ziel, die Arbeit der Instandhalter weniger zeitintensiv und fokussierter gestalten zu können.
- Umsetzung des Assistenzsystems: Das System wurde exemplarisch für eine ölhydraulische 70MN Gesenkschmiedepresse aus dem Bereich der Räderfertigung umgesetzt. Dies ist ausführlich dargestellt in der Beschreibung von AP 3 in vorliegendem Bericht.
- Mehrwert: Mittels eines browserbasierten Zugriffs (vgl. Abbildung 83), sowohl an der Anlage als auch von allen zugriffsberechtigten Arbeitsplätzen, kann der IST-Zustand der Anlage für alle in diesem Projekt als betrachteten Parameter und Komponenten jederzeit live nachvollzogen werden. Eine

Farbcodierung im Ampelsystem ermöglicht die schnelle Identifikation von Systemkomponenten in potentiell kritischen Zuständen. Zusätzlich wird der Mitarbeiter der Instandhaltung proaktiv über Störungen informiert bzw. erhält eine Prognose über den Ausfallzeitpunkt dieser Komponenten. Zur Fehlerdiagnose kann für jede Komponenten eine Detailansicht (vergl. Abbildung 84) aufgerufen werden. Dies ist beispielhaft anhand eines Druckabfalls der Pumpe P2 an der 70MN- Presse der Räderfertigung aufgeführt. Als Ergebnis dieses Teilprojektes konnte bspw. die Ausfallgrenze des Hochdruckspeichers von 12 auf 8 bar heruntergesetzt werden, ein Kontrollfall zur Pumpenüberwachung um 30 Minuten verkürzt, sowie die Überwachung der Anlage für die Instandhaltung insgesamt zeiteffizienter und ergonomischer gestaltet werden.

- Perspektivischer Ausblick: Auf Basis von Terminvorschläge für eine Wartung kann eine weitere Integration mit dem Einkaufs- und Warehousemanagementsystems der OTTO FUCHS KG dafür sorgen, dass Bestellzeitpunkte für Ersatzteile angepasst werden, um die fortwährende Verfügbarkeit zum richtigen Zeitpunkt zu gewährleisten.



Anlagenteil	Bauteil ID	Von	Bis	MPa_Stunden	Hübe
Pumpen · P1 · Druckschlauch		2018-02-27	2020-03-27	32790.07	
Pumpen · P1 · Pumpe		2018-06-24	2020-03-27	29201.49	1027278
Pumpen · P2 · Druckschlauch		2018-02-27	2020-03-27	41234.42	
Pumpen · P2 · Pumpe		2018-02-27	2018-03-22	1544.424	59293
Pumpen · P2 · Pumpe		2018-04-03	2020-03-27	39612.88	1434194
Pumpen · P3 · Druckschlauch		2018-02-27	2020-03-27	21973.68	
Pumpen · P3 · Pumpe		2018-10-21	2020-03-27	6457.555	233974
Pumpen · P3 · Pumpe		2018-02-27	2018-10-14	15516.12	584058
Pumpen · P4 · Druckschlauch		2018-05-02	2020-03-27	38783.65	
Pumpen · P4 · Pumpe		2018-05-02	2020-03-27	38783.65	1358803
Pumpen · P5 · Druckschlauch		2018-02-27	2020-03-27	41022.23	
Pumpen · P5 · Pumpe		2018-02-27	2020-03-27	41022.23	1490743
Pumpen · P6 · Druckschlauch		2018-02-27	2020-03-27	35298.11	
Pumpen · P6 · Pumpe		2018-02-27	2020-03-27	35298.11	1280690
Pumpen · P7 · Druckschlauch		2018-02-27	2020-03-27	40187.98	
Pumpen · P7 · Pumpe		2018-11-11	2020-03-27	22149.8	809635
Pumpen · P7 · Pumpe		2018-02-27	2018-11-11	18038.18	642796
Pumpen · P8 · Druckschlauch		2018-04-21	2020-03-27	32370.01	
Pumpen · P8 · Druckschlauch		2018-02-27	2018-04-21	3434.716	
Pumpen · P8 · Pumpe		2018-02-27	2019-02-09	19127.94	858061
Pumpen · P8 · Pumpe		2019-03-04	2020-03-27	16676.79	615968

Abbildung 83: Laufzeitmonitoring GeniusCM

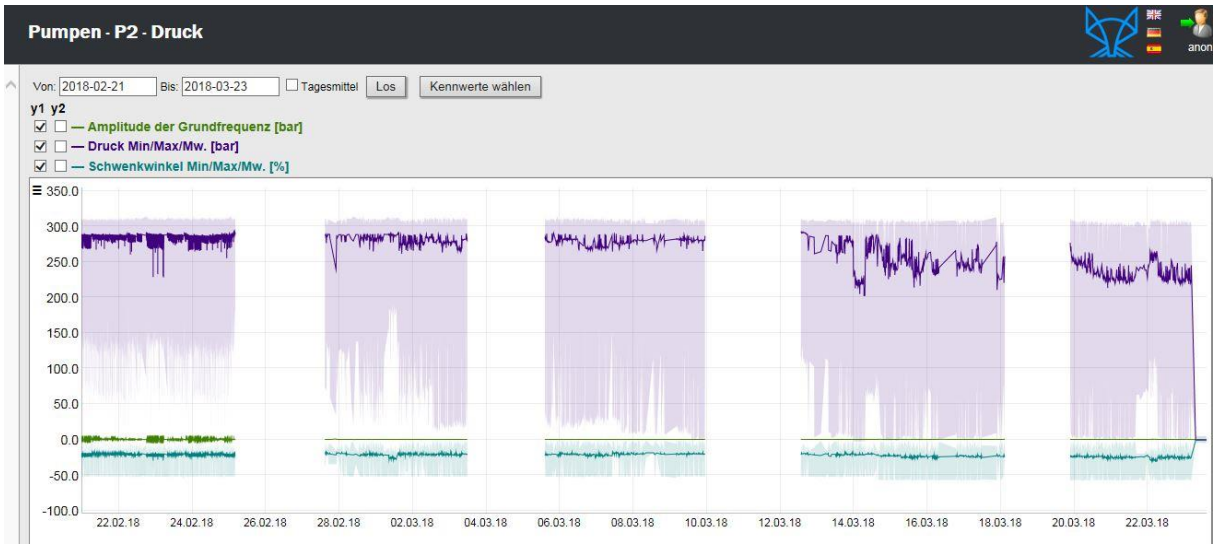


Abbildung 84: Exemplarische Darstellung des Druckabfalls einer Pumpe an der 70MN-Presse der Räderfertigung im Tool "GeniusCM".

Digitaler Werkzeugpass (Predictive Tool-Management)

- Kurzbeschreibung: Die Informationsbasis der Abteilungen „Produktion“, Instandhaltung“ und „Konstruktion“ bezüglich der Werkzeuge war bislang nicht zentralisiert und daher fragmentiert. Ausfälle von Werkzeugen konnten keiner konkreten Ursache zugeordnet werden, weswegen die Instandhaltung in Routinezyklen abgearbeitet wurde. Ziel des Assistenzsystems war es daher, alle Informationen in einem System zusammenzuführen und eine bedarfsorientierte Wartungsplanung zu initiieren.
- Umsetzung des Assistenzsystems: Der „Digitale Werkzeugpass“ wurde bei OTTO FUCHS zunächst exemplarisch für eine Schmiedelinie zur Räderfertigung aus Aluminium umgesetzt (vergl. Abbildung 85). Die technischen Arbeiten sind detailliert im Abschnitt zu AP 4 in diesem Bericht ausgeführt.
- Mehrwert: Mittels eines browserbasierten Zugriffs können die verantwortlichen Mitarbeiter die für sie relevanten Werkzeuginformationen in einem System einsehen. Dies sind organisatorische Informationen wie z.B. die Soll-Standmengen, Ist-Standmengen, die Anzahl der Werkzeughübe, Ausbauzeitpunkt und Ausbaugrund. Zusätzlich werden auch Fertigungsdaten wie erreichte Werkzeugtemperaturen, tatsächliche Durchlaufzeit oder Gesamtkraft automatisiert hinzugefügt. In dieser Kombination konnten manuelle Aufwände zur Informationsbeschaffung beispielsweise für die Bereiche Instandhaltung oder Arbeitsvorbereitung realisiert werden.
- Perspektivischer Ausblick: Durch Ausbau der Datenbasis kann der digitale Werkzeugpass die Aussagekraft kalkulatorischer Daten z.B. in der Konstruktions- und Angebotsphase oder für Reparaturkosten erhöhen und entsprechende Arbeitsabläufe optimieren.

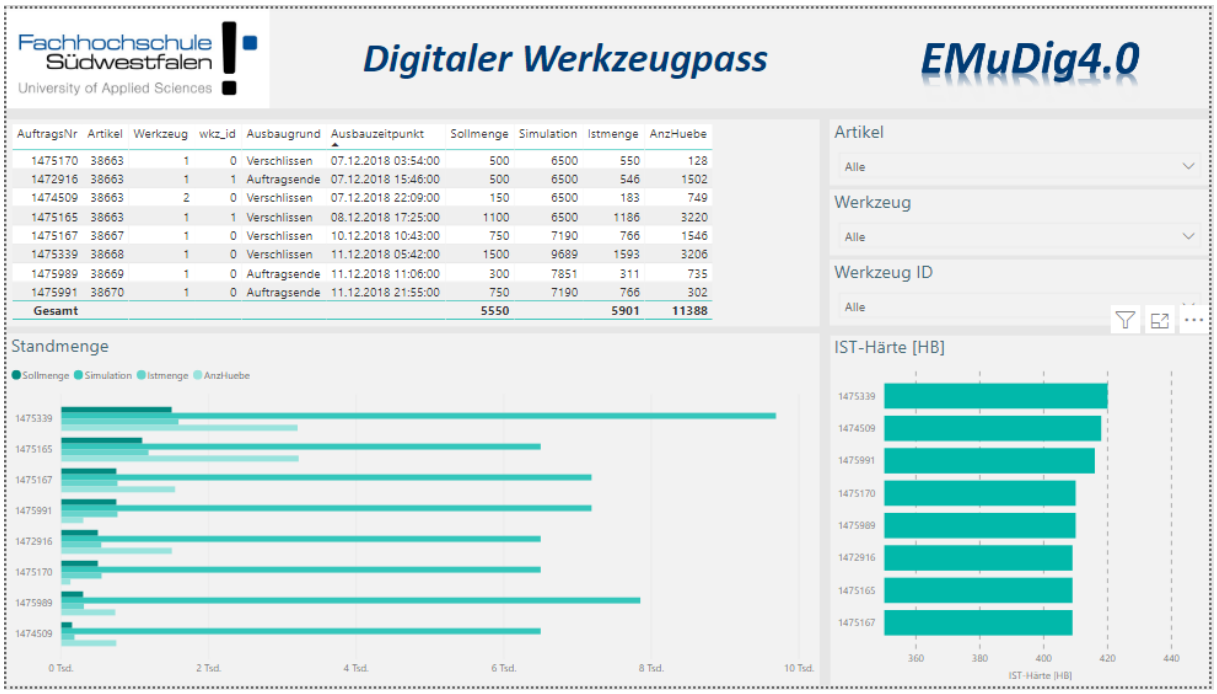


Abbildung 85: Aus den Arbeiten des LfM entstandenes Assistenzsystem „Werkzeugpass“

Adaptivität (Predictive Quality - Kurzzeitanalyse)

- Kurzbeschreibung: Da sich die Bauteilqualität nur mithilfe von Laborprüfungen ermitteln lässt, erfolgte ihre Überprüfung nicht im Produktionstakt, sondern in nachgelagerten, meist manuellen, Schritten. Es blieb somit der Erfahrung des Werkers überlassen durch Erfahrung für den Prozess regelnd in den Prozess einzugreifen. Dies konnte dazu führen, dass über einen längeren Zeitraum mit suboptimalen Produktionsparametern produziert worden ist, welche zu Nacharbeit bzw. Ausschuss führten.
- Umsetzung des Assistenzsystems: Für die detaillierte technische Umsetzung sei auf den entsprechenden Teil des Abschlussberichtes des IAS und des IFU verwiesen.
- Mehrwert: Durch das browserbasierte Adaptivitätssystem (vergl. Abbildung 86 und Abbildung 87) werden nun wesentliche Parameter der Fertigung mittels eines selbstlernenden Systems überwacht. Der dabei eingesetzte Regelalgorithmus basiert auf einem künstlichen neuronalen Netz. Diese Regelung bedient sich einer neu integrierten Inline-Qualitätsmessung, welche aufgrund von statistischen Analysen von vorhandenen Kennwerten des Aggregats (Stößeltotpunkt) abgeleitet wird und das Schlagrichtungsmaß als das ausschlaggebende Qualitätskriterium für jedes Teil kontrolliert. Mit dieser Datenbasis sind statistische Auswertung der hergestellten Teile möglich, welche auch historische Daten berücksichtigen. Darüber hinaus werden dem Werker bei Abweichung oder auch nur bei der Prognose einer zukünftigen Abweichung Vorschläge zur Einstellung der wesentlichen Parameter (u.a. Druck, Geschwindigkeit, Drosselung) der Presse unterbreitet. Somit können Nacharbeit und Ausschuss reduziert und ein robuster Produktionsablauf erreicht werden.
- Perspektivischer Ausblick: Die selbstlernende Regelung des Systems kann bei langfristiger Bewährung direkt in die Steuerung der Anlage eingreifen und somit den Optimierungsschritt autark durchführen. Dies kann zur Optimierung der nachfolgenden Fertigungsschritte und zur Reduzierung der

erforderlichen Fertigungstoleranzen genutzt werden, welche letztendlich geringere Werkstoffeinsatz ermöglichen.

Abbildung 86: Darstellung der GUI an der Produktionslinie

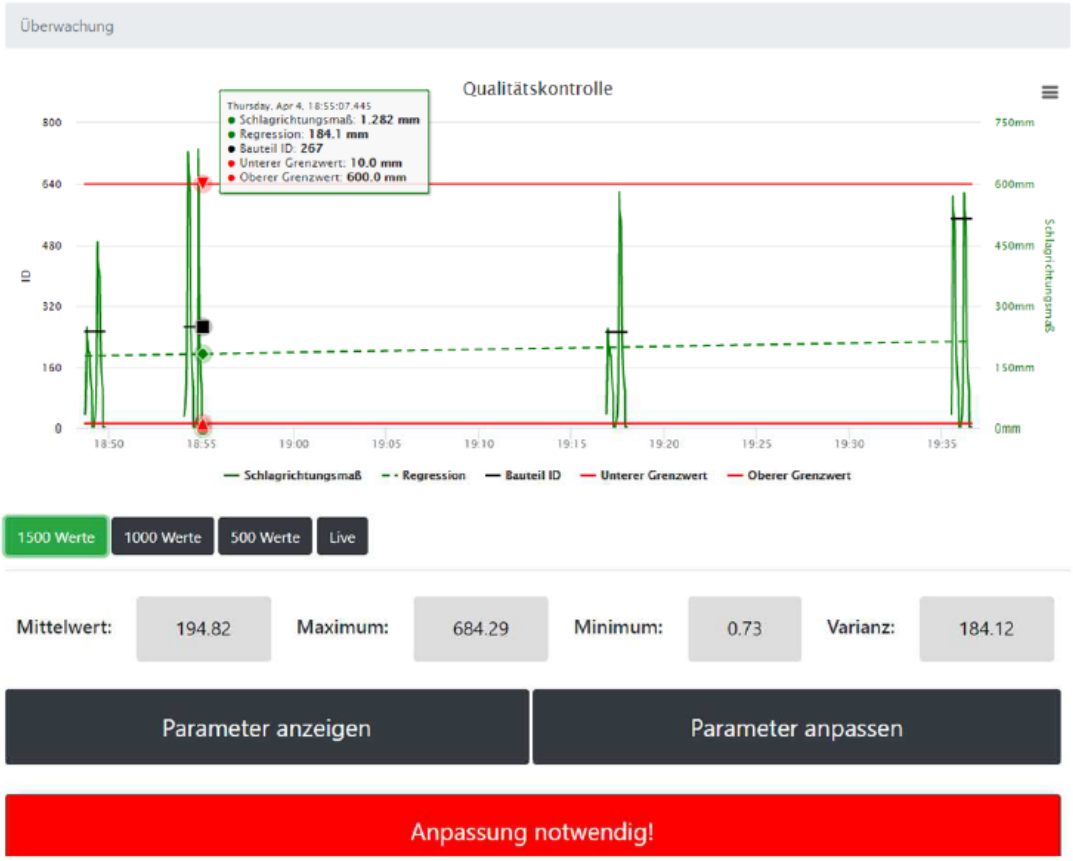


Abbildung 87: Ansicht Werkerassistent Adaptivität

Data Analytics Web App (Predictive Quality - Langzeitanalyse)

- Kurzbeschreibung: Durch die hohe Fertigungstiefe bzw. hohe Anzahl an Produktionsschritte waren entlang der Produktionsroute eine Vielzahl von „Dateninseln“ aufzufinden. Aufgrund unterschiedlicher Datenformaten und fehlenden Schnittstellen war eine übergreifende Auswertung nicht möglich. Das Ziel des Assistenzsystems war es daher, die beeinflussenden Kennzahlen für die Gesamtanlageneffizienz entlang der Wertschöpfungskette zusammenzuführen und diese analysierbar zu machen.
- Umsetzung des Assistenzsystems: Für die detaillierte technische Umsetzung sei auf den entsprechenden Teil des Abschlussberichtes des ZIHs verwiesen.
- Mehrwert: In Zusammenarbeit mit dem Partner ZIH wurde ein webbasiertes Werkzeug zur Vorhersage des Gütemaßes eines Bauteils durch aufgezeichnete Größen entlang des gesamten Fertigungsprozesses innerhalb der OTTO FUCHS KG (bspw. Druck, Position, Festigkeitskennwerte) umgesetzt. Dafür wurden mehrere Vorhersagemethoden betrachtet, unter anderem Regressionsanalysen mit vorgeschalteter Hauptkomponentenanalyse und künstliche neuronale Netze. Benutzer können auf die Langzeitanalyse-App über einen Webbrowser zugreifen (Vergl. Abbildung 88) und detaillierte Online-Analysen und Vorhersagen anstoßen und somit produkt- und prozessverbessernde Maßnahmen einleiten (Vergl. Abbildung 89).

- Perspektivischer Ausblick: Neben den eingeführten Möglichkeiten der manuellen Analysen sollen in Zukunft automatisierte und selbst-lernende Analysen die komplette Prozessroute fortwährend überwachen

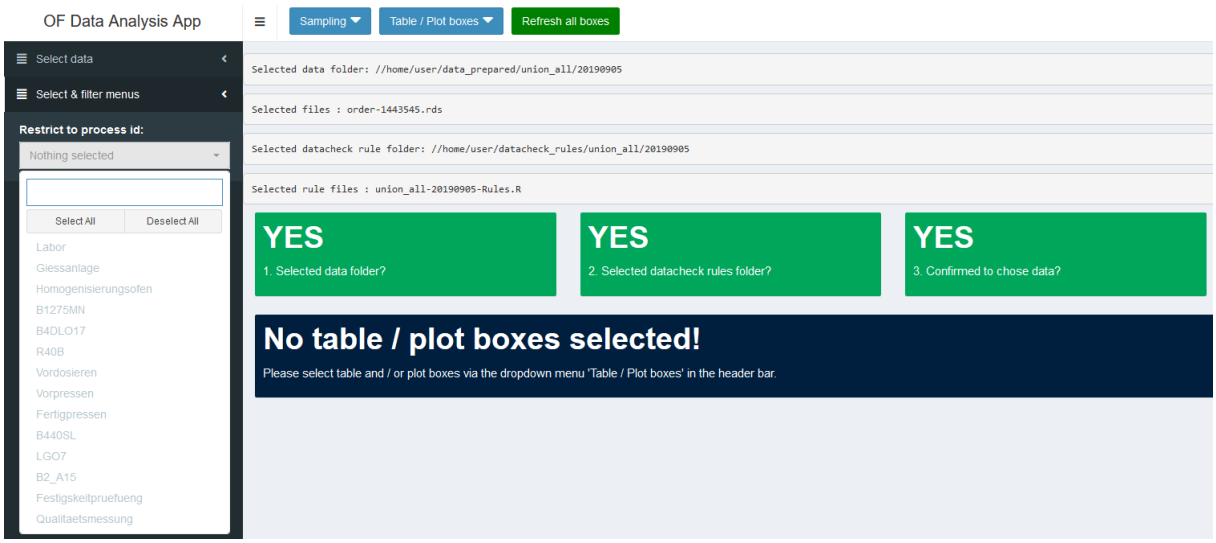


Abbildung 88: Screenshot des Data Analysis Werkzeugs mit Übersichtsseite

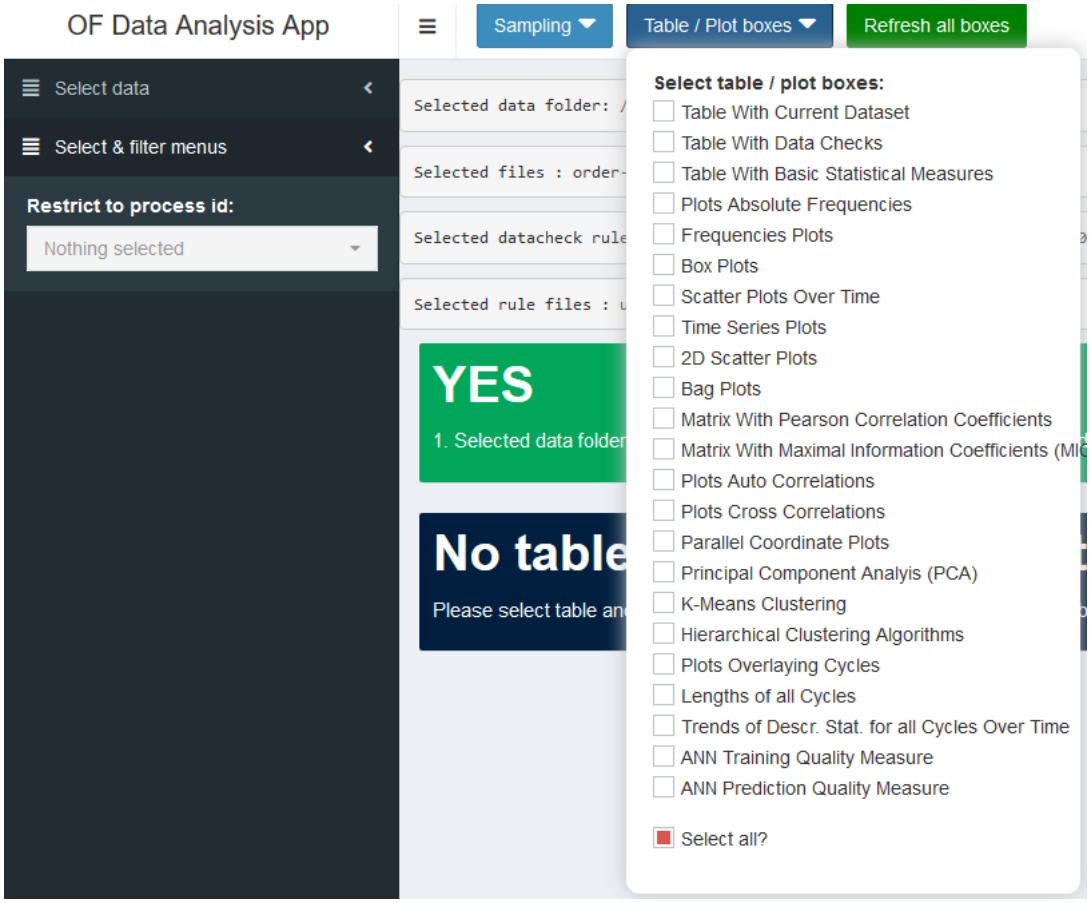


Abbildung 89: Detailansicht mit Drop-Down-Menü: Auswahl verfügbarer Analysemethoden

Die entwickelten Assistenten und die gesammelten Erfahrungen zur Strukturierung, Zusammenführung, Bereinigung und Analyse von Prozessgrößen entlang des gesamten Fertigungsprozesses sollen bei OTTO FUCHS nun perspektivisch auch auf andere Produktgruppen angewendet werden.

AP 7.2: Hirschvogel

Ziel des Arbeitspakets 7.2 war die exemplarische Demonstration der entwickelten Methoden und Digitalisierungstechnologien in einer konkreten, durchgehenden Pilotprozesskette Massivumformung von Stahl. Dabei wurde beim Partner Hirschvogel die in Abbildung 90 schematisch dargestellte Prozesskette einer Produktionslinie von Radnaben betrachtet.

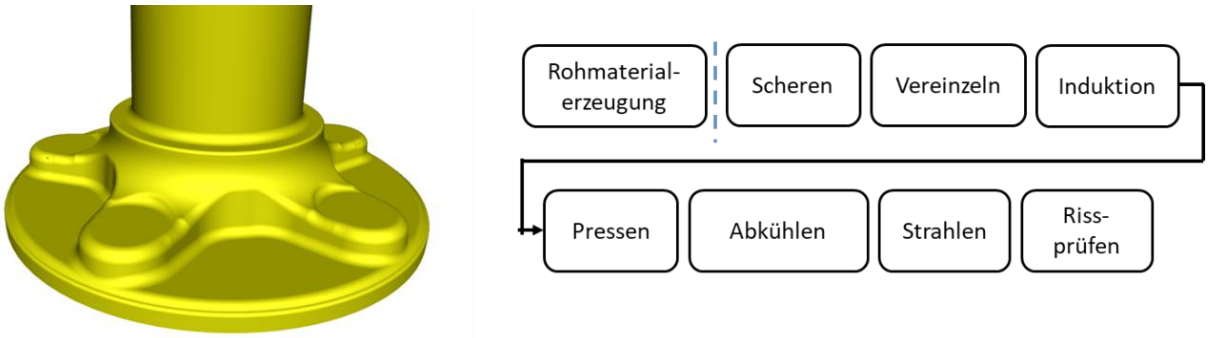


Abbildung 90: Radnabe als exemplarisches Produkt (links) und schematische Darstellung der zugehörigen Prozesskette (rechts)

Für die Herstellung der Radnabe werden die angelieferten Stahlstangen geschert, induktiv erwärmt, in fünf Stufen umgeformt, gezielt abgekühlt, gestrahlt und endgeprüft (Prozesskette Abbildung 90-rechts).

Ausgangssituation/Motivation:

In der dargestellten Prozesskette „Radnabenfertigung“ wurden punktuell bereits zu Projektstart Sensordaten und Messwerte erhoben und teilweise gespeichert. Eine durchgängige Datenerhebung im Rahmen eines Sensorkonzepts für die vollständige Abbildung der Maschinenzustände entlang der Prozesskette fehlte jedoch. Der Einfluss von Prozessgrößen auf die Fertigungsqualität wurde bislang noch nicht untersucht.

Explizites Ziel des Teilprojekts war die quantitative Analyse des Produktionsprozesses mit dem Ziel, allgemeine Produktionsstillstände sowie Qualitätseinbußen möglichst frühzeitig zu erkennen und zu verhindern. Dadurch sollte die Maschinenverfügbarkeit messbar erhöht und Werkzeugstandzeiten erhöht werden.

Vorgehensweise:

Zur Realisierung der Projektziele wurde die gewählte Produktionslinie zunächst einer detaillierten IST-Analyse unterzogen und im Hinblick auf die Umsetzung eines umfassenden Sensorkonzepts hin analysiert.

Bereits an der Produktionslinie vorhandene Sensoren wurden im Hinblick auf die Korrelation der Messwerte mit der Produktionsqualität und Maschinenverfügbarkeit hin geprüft und dann in ein im Rahmen des Projekts erarbeitetes Sensorkonzept einbezogen. Weitere Sensoren insbesondere im Bereich der Presse wurden gemeinsam mit dem Partner SMS implementiert.

Im Anschluss wurde auch die informationstechnische Infrastruktur für die Datenerfassung, -Speicherung und –Auswertung analysiert und gemeinsam mit den Partnern SMS, und ZIH ein entsprechendes System erarbeitet. Bereits vorhandene Systeme wurden vollumfänglich einbezogen und basierend auf dem Ansatz des Edge Computing so ergänzt, dass die für die Realisierung der Projektziele notwendige Rechenleistung und Flexibilität der Infrastruktur gewährleistet werden konnte.

Parallel zu den die Bereitstellung entsprechender Realdaten und der Dateninfrastruktur betreffenden Arbeiten wurden quantitative Untersuchungen zum Werkzeugverschleiß gemeinsam mit dem Partner LFM durchgeführt. Zusätzlich wurden grundlegende Fragestellungen im Logistik und Teile-Rückverfolgung in Kooperation mit dem Partner IFU durchgeführt.

Ergebnisse/Fazit:

Entlang der Prozesskette sind vielfältige Sensoren integriert, die jedoch bislang nicht mit für die zuverlässige Übertragung einer Vielzahl hochfrequenter Sensorwerte geeigneten Schnittstellen verknüpft waren. Auch die Vernetzung der weiteren informationstechnischen Systeme wie ERP waren bei Projektstart nicht ausreichend für eine umfassende Analyse der Produktionsabläufe. Dementsprechend wurde das in Abbildung 91 dargestellte IT-Infrastruktur-Konzept implementiert.

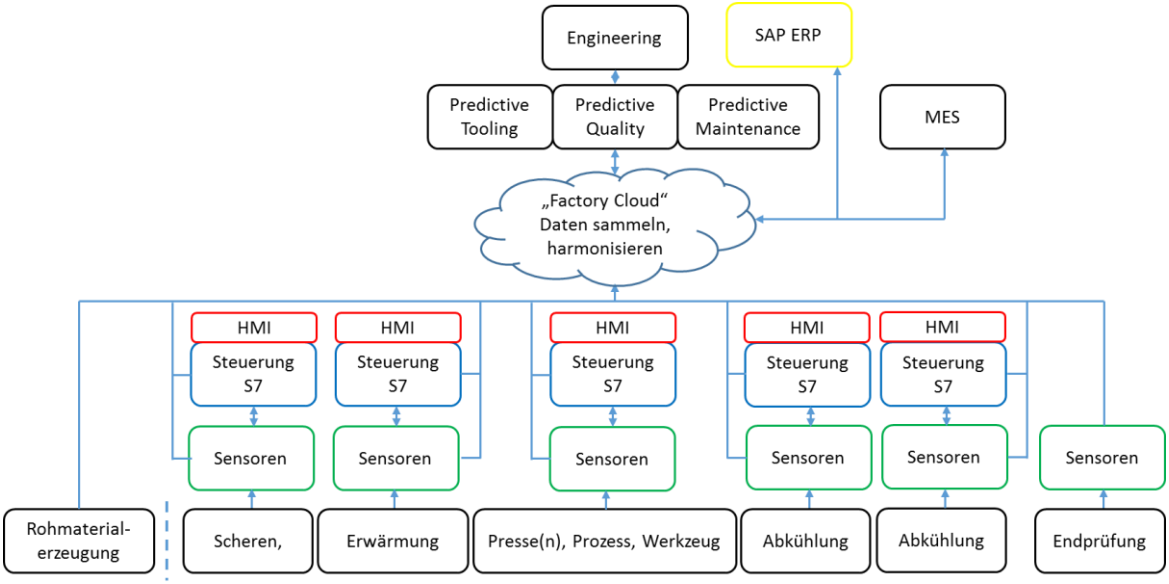


Abbildung 91: Ziel IT-Infrastruktur für EMuDig4.0

Basierend auf den erarbeiteten IT- und Datenfluss- Konzepten wurden zunächst retrospektive Analysen auf den während des Implementierungsprozesses gesammelten Daten durchgeführt. Dabei konnten als vielversprechende Zwischenergebnisse bereits während der Projektlaufzeit:

- *Eine vertiefte Analyse und Optimierung des Ausstoß-Vorgangs.* In der letzten Stufe des Umformprozesses wird ein Grat vom restlichen Bauteil abgetrennt. Daher ist der Auswerfer hier zweigeteilt – Gratauswerfer & Bauteilauswerfer – wobei beide Bauteile unterhalb des Werkzeugs miteinander verbunden sind. Es zeigte sich, dass eine nicht optimale Einstellung des Auswerferwegs hier zu einer Kollision des Auswerfers mit der Werkzeugunterseite führt. Durch die Prozessanalyse mit anschließender Optimierung können hier wiederkehrende Werkzeugkollisionen vermieden werden, die auf Dauer das Hydrauliksystem belasten.
- *Eine vertiefte Analyse des induktiven Erwärmungsprozesses:* Das Aneinanderhaften von Teilen während des Induktionsprozesses konnte analysiert und auf spezifische Ursachen zurückgeführt werden. Durch elektische und mechanische Optimierungen konnte die Anhaftung mit anschließendem Teilestau vermieden werden. Das manuelle Eingreifen des Bedieners, einhergehend mit einem Maschinenstillstand konnte dadurch dauerhaft abgestellt werden.
- *Eliminierung eines Regelungsfehlers:* Ein existierender Fehler im SPS-Programm der Steuerung konnte identifiziert und eliminiert werden. Hier zeigte sich, dass die bislang für die Maschinen definierten Betriebsparameter und Sollwert-Definitionen im Rahmen einer *übergreifenden* Analyse miteinbezogen werden sollten, weil dies zu einer direkten Verbesserung allgemeiner Betriebszustände führen kann.

  Bei der Untersuchung der Transferbewegung im Umformprozess kam es immer wieder zu Stillständen, die durch das Ausfallen der Motoren begründet war. Der Transferprozess wird von zwei Hubbalken mit mehreren Greifern ausgeführt. Die Hubbalken werden dabei von insgesamt vier Motoren in horizontaler Richtung bewegt. Eine Trendanalyse der Motorsignale zeigte das in Abbildung 92 dargestellte Bild. Die Drehmomente der Motoren der Hubbalken divergieren, obwohl die Balken parallel geführt werden. Diese Divergenz führt zu einer hohen Belastung der Motoren, damit zu regelmäßigen Ausfällen und zum Stillstand der Anlage. Die Auswertung dieses Signalbilds war Anlass, die SPS-Programmierung sowie die Mechanik des Systems gemeinsam mit SMS zu überprüfen und insbesondere die Regler-Parameter zu analysieren. Dabei zeigte sich in der Tat ein Regelungsfehler, der behoben werden konnte.

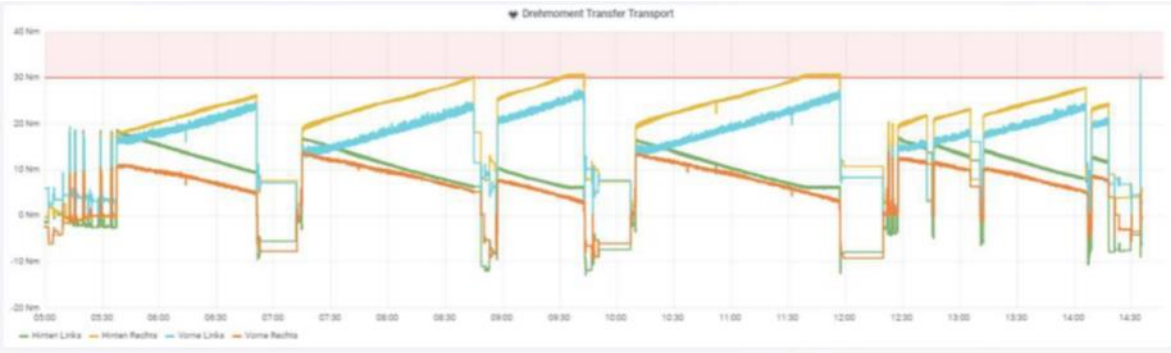


Abbildung 92: Analyse der Motorsignale des Transfergreifers

- Nach der Optimierung des Reglersystems zeigte sich der in dargestellte Verlauf. Die Drehzahlen verlaufen parallel, ohne zu divergieren. In der Folge konnte der Austausch der Motoren und die daraus resultierenden Stillstände signifikant gesenkt werden. Zur Überwachung dieses Fehlerbilds

wurden in „GeniusCM“ von SMS entsprechende Kennzahlen zur Überwachung der Parameter aufgenommen.

Abbildung 93: Darstellung der Stellmotor-Drehmomente nach Regleroptimierung

Hier zeigt sich zunächst ein sehr unregelmäßiger Verlauf der Drehmomentdifferenzenmit deutlichen Spitzen, die dann nach der Regleroptimierung verschwinden (Pfeil). Im Oktober zeigte sich ein erneuter Anstieg der Drehmomentdifferenzen im Überwachungstool, der durch den Austausch von Komponenten und die automatische (erneute) Einspielung alter Regelungsparameter verursacht wurde. Das Überschreiben mit den schon im Sommer erarbeiteten Parametersätzen löste das Problem und eliminierte die Drehmomentdifferenzen.

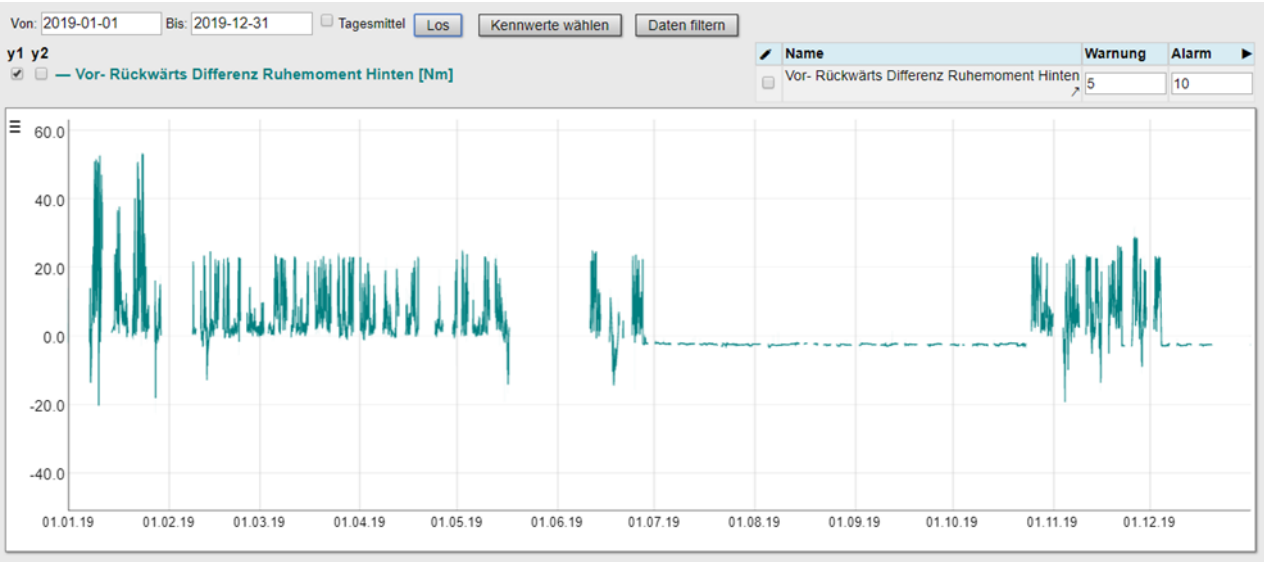


Abbildung 94:Langzeitüberwachung der Drehmomente, Elimination und erneutes Auftreten des Fehlers

Mit Hilfe Hardware- und Softwaretechnischer Maßnahmen konnte die Verfügbarkeit der Presse signifikant erhöht und auf dem höheren Niveau stabilisiert werden. Die Ergebnisse der Datenanalysen waren dabei ein wichtiges Werkzeug. Ebenso wichtig ist allerdings die Ableitung der richtigen Maßnahmen. Auch die

Kausalität von Maßnahmen und Anomalieerkennung spielt bei der Stabilisierung der hohen Verfügbarkeit eine entscheidende Rolle. So wurden beispielsweise Verbesserungsmaßnahmen auch ohne vorherige Abweichungserkennung umgesetzt. Erst danach konnte ein passender Grenzwert festgelegt werden, der bei zukünftigen Abweichungen in den Daten Warnungen auslöst. Das Iterieren des Abgleichs zwischen realen Maßnahmen und Auswirkung auf die Daten ist dabei entscheidend für die Stabilisierung der Verfügbarkeit auf einem hohen Niveau.

- Zusätzlich wurden gemeinsam mit dem LFM detaillierte Untersuchungen zur *Werkzeugstandzeit* durchgeführt. Dabei zeigte sich, dass die Schwankung der Standmenge signifikant von der subjektiven Bewertung des Werkzeugzustands durch den Maschinenbediener beeinflusst wird. Hier erwies sich eine optische 3D-Messungder Werkzeuge sowie der Werkstücke als vorteilhaft. Der Werkzeugverschleiß kann sehr gut auf Basis von Radien beurteilt werden, die wie in Abbildung 95 dargestellt vor allem kurz vor Standzeitende des Werkzeugs stark zunehmen und damit als Verschleißmerkmal ausgewertet werden können.

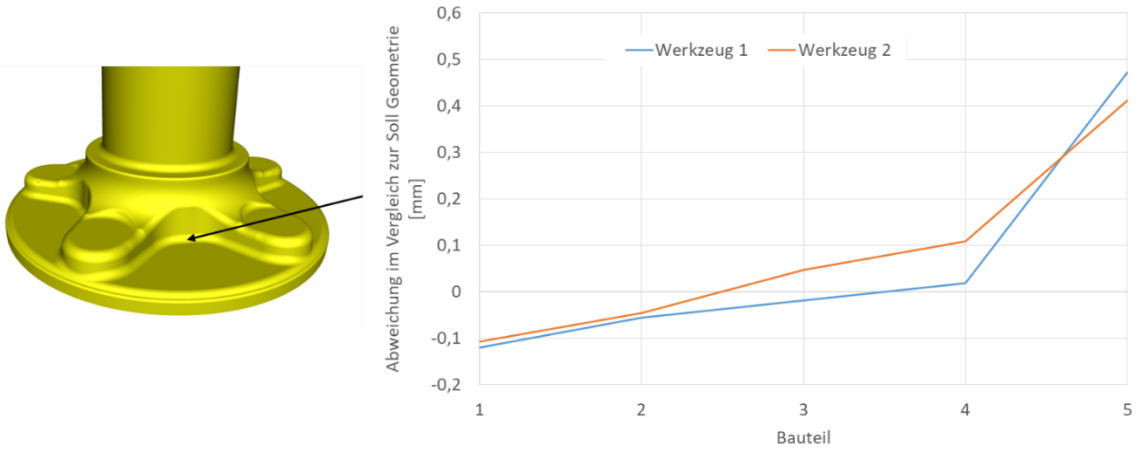


Abbildung 95: Abweichung der vermessenen Bauteilgeometrie zur Soll-Geometrie (rechts) an einer exemplarischen Messstelle (links)

- Auf Basis dieser Ergebnisse wurde vom LFM ein Konzept zur Objektivierung der Standmengen erarbeitet. Dieses wird ausführlich behandelt in den Ausführungen zu Arbeitspaket 4. Es bietet theoretisches Potential zur signifikanten Steigerung der Standmenge. Da die Objektivierung allerdings mit erheblichen Investitionskosten und Prozessanpassungen einhergeht muss eine Wirtschaftlichkeitsbetrachtung unter realen Bedingungen erst zeigen, ob die theoretisch identifizierte Steigerung der Standmenge tatsächlich erreichbar sein wird. Eine Inline 3D-Messung von Bauteilen und Werkzeugen ist nach heutigem Prozessablauf nicht im Rahmen der Taktzeit durchführbar. Dies hätte Stillstände, Wartezeiten zum Abkühlen und Messen zur Folge.
- Während der Datenanalyse wurden optisch Zusammenhänge zwischen Tischauswerferkräften und dem Werkzeugverschleiß ausgemacht. Gemeinsam mit dem Partner ZIH wurde an einem Modell zur produkt- und stufenübergreifenden Analyse dieser Korrelation erarbeitet. Anhand von Entscheidungsbäumen soll schlussendlich eine Vorhersage des Werkzeugverschleißes anhand der Tischauswerferkräfte getroffen werden können. Die ersten Ergebnisse auf Basis kleiner Stichproben,

die gegen Ende der Projektlaufzeit erzielt wurden, sehen dabei erfolgsversprechenden aus. Es gilt diese aber noch anhand größerer Stichproben zu validieren, bevor sie im Live-Betrieb getestet werden können.

Zunehmend wird der Nutzerkreis der entwickelten Systeme erweitert. Neben dem Stammteam des Projektes werden die Verantwortlichkeiten zur Nutzung der Analysen und Umsetzung der Analyseergebnisse an die Instandhaltung und Produktion übertragen. Damit einher geht ein Kulturwandel, weg von einem impliziten Wissensschatz, gewonnen durch langjährige Erfahrung der einzelnen Mitarbeiter, hin zu explizitem Wissen, das den Mitarbeitern aus der Instandhaltung bereits Fehler aufzeigt, bevor diese Auswirkungen in Form eines Maschinenstillstands haben. Diese neu gewonnene Transparenz der Maschinendaten muss nun Stück für Stück Akzeptanz in der Belegschaft auf dem Shopfloor finden und wird auch in 2020 weitergetrieben werden. Die ersten vorweisebaren Analysenergebnisse sind dabei wichtige Bausteine und sorgen dafür, dass das Vertrauen in die Daten und Analysen steigt.

AP8: Querschnittsthemen

Die Begleitforschung zum Technologieprogramm „PAiCE“ veranstaltete ein gemeinsames Auftakttreffen der Fachgruppen am 14. September 2017 im Smart Data Forum Berlin. Hier konnten Kontakte zu anderen Projekten und Projektpartnern geknüpft und diverse Schnittmengen besprochen werden, bzw. sich über gleichwohl bedeutsame Aufgabenstellungen ausgetauscht werden. Beispiel hierfür war das Thema Datensicherheit. Des Weiteren hat Herr Dr. Kwiatkowski einen Vortrag beim VDI Düsseldorf im Zuge der Tagung des Industrieverband Massivumformung e.V. gehalten und so weitere Diskussionen angeregt.

Am 12.04.2018 fand ein Arbeitstreffen im Arbeitskreis Massivumformung 4.0 statt, bei dem vor externen Interessengruppen ein Vortrag über den aktuellen Stand und die Herausforderung im Projekt gehalten wurde. Diskutiert wurden u.a. die Problemstellungen und Lösungsansätze durch die Aufnahme und die Menge der Daten.

Weiterhin fand ein PAiCE Workshop, bei dem fachgruppenspezifische Arbeiten wie etwa der Aufbau einer vertrauenswürdigen Systemarchitektur erörtert wurden, in Berlin am 29.05.2018 statt.

Für die Veröffentlichung der Ergebnisse aus dem Projekt wurde durch das Konsortium ein Exponat erstellt, welches EMuDig 4.0 auf der Hannover Messe (01.bis 05.04.2019) repräsentiert hat. Aufgrund der besonders ausgeprägten Praxisnähe und der vielversprechenden Ergebnisse wurde das Projekt darüber hinaus ausgewählt, auf den *Tagen der digitalen Technologien* des BMWi (14.&15.05 2019) auszustellen und die Ergebnisse in diesem Rahmen zu präsentieren.

Im November 2019 wurde darüber hinaus ein PAiCE Monitor veröffentlicht. Der PAiCE-Monitor wird von einem interaktiven Online-Tool, dem Technologieradar, begleitet. Dieser bietet einen aktuellen Überblick über internationale Forschungsprojekte und Start-ups aus dem Themenbereich Engineering.

- Link zum PAiCE Monitor: https://www.digitale-technologien.de/DT/-Redaktion/DE/Downloads/Publikation/PAiCE_Monitor_Engineering_2019.html
- Unter folgendem Link kann der Technologieradar eingesehen werden: www.iit-berlin.de/technologieradar-engineering

5. Öffentlichkeitsarbeit

Liste der Publikationen/ Vorträge

Quelle Homepage EMuDig4.0 Projekt

Link: https://www.massivumformung.de/forschung/emudig-40/publikationen/

Stand Liste: 09/2020

[1] Dr. -Ing. Lukas Kwiatkowski, OTTO Fuchs KG, Dr.-Ing. Christian Hinsel, Hirschvogel Holding GmbH. Nützt Industrie 4.0 auch der Massivumformung. massivUMFORMUNG, September 2016, Seiten 20-23

[2] Dr.-Ing. Lukas Kwiatkowski, OTTO Fuchs KG. Projekt- Vorstellung (Pitching) Konferenz Digitale Innovationen für die Industrie, 13.Oktober 2016, Kosmos Berlin

[3] Dr.-Ing. Christian Hinsel, Hirschvogel Holding GmbH. Traditionell innovativ: Chancen der digitalen Vernetzung in der Massivumformung. XV. Internationales Produktionstechnisches Kolloquium Berlin, 15. - 16. September 2016

[4] Prof. Dr.- Ing. Rainer Herbertz, Rainer Labs, Fachhochschule Südwestfalen. Digitale Technologien in der Umformtechnik. Impuls Die Hochschulzeitung , Nr. 3 Dezember 2016

[5] Prof. Dr.-Ing. Rainer Herbertz, Rainer Labs, Fachhochschule Südwestfalen. Projekt lotet digitale Chancen für die Massivumformung aus. UMFORMtechnik, Dezember 2016

[6] Prof. Dr.-Ing. Rainer Herbertz, Rainer Labs, Fachhochschule Südwestfalen. Industrie 4.0. Fachhochschule sichert sich Bundesförderung. Iserlohner Kreisanzeiger, 02. Januar 2017

[7] Prof. Dr.-Ing. Rainer Herbertz, Fachhochschule Südwestfalen. Predictive Measures: Aktuelles Projekt im Umfeld Industrie 4.0 für die Massivumformung. Arbeitskreis Automatisierung im IMU, 07. Februar 2017

[8] Dr. -Ing. Lukas Kwiatkowski, OTTO Fuchs KG. EMuDig40 – Innovationsschub im Schmiedebetrieb durch Industrie 4.0. 32. Jahrestreffen der Kaltmassivumformer, VDI, 22. Februar 2017

[9] Dr. -Ing. Lukas Kwiatkowski, OTTO Fuchs KG. EMuDig40 – Innovationsschub im Schmiedebetrieb durch Industrie 4.0. Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 21. März 2017

[10] Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald MBA, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Dr. –Ing. Alexander Felde, R. Lodwig, Universität Stuttgart. Development and Integration of Digital Technologies in the Forging Process Sequence. New Developments in Forging Technology - 2017, Page 245, 15-17 May 2017

[11] Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald MBA, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Dr. –Ing. Alexander Felde, R. Lodwig, Universität Stuttgart. Entwicklung und Integration digitaler Technologien in Prozessfolgen der Massivumformung. Neuere Entwicklungen in der Massivumformung - 2017, Seite 257, 15-17 May 2017

[12] Dr.-Ing. Lukas Kwiatkowski, Jörg Ihne, OTTO Fuchs KG. EMuDig40 – Innovationsschub im Schmiedebetrieb durch Industrie 4.0. UMFORMtechnik, 6/2017

[13] Prof. Dr.-Ing. Rainer Herbertz, Fachhochschule Südwestfalen. Industrie 4.0 in der Massivumformtechnik: Einsatz digitaler Technologien zur Steigerung der Effizienz von Prozessen und Anlagen. SIHK Kongress Industrie 4.0, 11. Juli 2017

[14] Alle Projektpartner. Website des Zentrums „CPS.HUB NRW - Competence Center for Cyber Physical Systems“ für die digitale Transformation in NRW: https://cps-hub-nrw.de

[15] Dipl.-Ing. Markus Ecker, Markus Hellfeier, SMS group GmbH. Forecast Model for Optimization of the Massive Forming Machine OEE. 12th World Congress on Engineering Asset Management & 13th International Conference on Vibration Engineering and Technology of Machinery, Brisbane- Australia, 02. - 04. August 2017.

[16] Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald MBA, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Dr. –Ing. Alexander Felde, Universität Stuttgart. Development and Integration of Digital Technologies in Forging Processes, 20th International Forgemasters Meeting, Graz - Austria – 11-14 September, 2017

[17] Prof. Dr.-Ing. Rainer Herbertz, Fachhochschule Südwestfalen. Einsatz digitaler Technologien in der Massivumformtechnik zur Steigerung der Werkzeuglebensdauer. Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 26. Oktober 2017

[18] Markus Hellfeier, SMS group GmbH. Predictive Maintenance in der Schmiedetechnik – Status quo. Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 26. Oktober 2017

[19] Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Benjamin Lindemann, Universität Stuttgart. Rückverfolgung von Werkstücken in der Prozesskette (EMuDig 4.0). Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 12. April 2018

[20] Carl Schade, OTTO FUCHS KG, Dr.- Ing. Benjamin Heß, Hirschvogel Umformtechnik GmbH. Datenaufnahme und –aufbereitung aus Sicht einer Großserien- und Kleinserienanwendung. Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 12. April 2018

[21] Kim Feldhoff, Technische Universität Dresden. Analyse von Unternehmensdaten im Rahmen des Forschungsprojekts EMuDig 4.0: Erfahrungswerte und Heraus-forderungen bei der Datenbereitstellung. Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 12. April 2018

[22] Benjamin Lindemann, Universität Stuttgart. Möglichkeiten der Online-Modellierung von Prozessdaten. Arbeitskreis Massivumformung 4.0 im IMU, Hagen, 12. April 2018

[23] Benjamin Lindemann, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Dr.-Ing. Nasser Jazdi, Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald, Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Michael Weyrich, Universität Stuttgart. Cloud-based Control Approach in Discrete Manufacturing Using a Self-Learning Architecture, 3rd IFAC Conference on Embedded Systems, Computational Intelligence and Telematics in Control CESCIT 2018: Faro, Portugal, 6–8 June 2018, IFAC, Volume 51, Issue 10, 2018, Pages 163-168

[24] Benjamin Lindemann, Dr.-Ing. Nasser Jazdi, Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Michael Weyrich, Universität Stuttgart. Multidimensionale Datenmodellierung und Analyse zur Qualitätssicherung in der Fertigungsautomatisierung. Automation 2018, 03.-04.07.2018 Baden-Baden, 2018.

[25] Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald, Christoph Woerz, Gerd Reichardt, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Benjamin Lindemann, Universität Stuttgart. Volatile Media as Lubricant Substitutes in Deep Drawing and Tracking of Individual Workpieces in Hot Forging Plants. International Conference on Production Research – 5th International Conference on Quality and Innovation in Engineering and Management (ICPR QIEM 2018), 25-27 July 2018, Cluj-Napoca, Romania, 2018.

[26] Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. Mathias Liewald, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Benjamin Lindemann, Dr.-Ing. Nasser Jazdi, Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. Michael Weyrich, Universität Stuttgart. On the tracking of individual workpieces in hot forging plants. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, Volume 22, August 2018, Pages 116-120

[27] Dr. -Ing. Benjamin Heß, Hirschvogel Holding GmbH. Digitalisierung- Schmieden 4.0. 25. SFU/6. ICAFT/6. AutoMetForm, Chemnitz, 06.-07. November 2018

[28] Prof. Dr .-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald, Celalettin Karadogan, Benjamin Lindemann, Universität Stuttgart. New Approaches in Adaptive Control and Machine Learning in Forging. EUROFORGE-1 st conFAIR 2018 the future of forging, Berlin 13 - 15 November 2018

[29] Prof. Dr .-Ing. Dr. h. c. Mathias Liewald, Celalettin Karadogan, Benjamin Lindemann, Universität Stuttgart. New Approaches in Adaptive Control and Machine Learning in Forging of Aluminium. 1. Workshop "Alu - Schmieden" Zauchensee, 21-22 March 2019

[30] Dr.-Ing. Lukas Kwiatkowski, OTTO Fuchs KG, et al.: Schmiede 4.0 – Aber wie? Herausforderungen und Lösungsansätze auf dem Weg zur Digitalisierung in der Schmiedeindustrie, Vortrag Hannover Messe 2019 - Industrial Supply, Hannover, 03.04.2019

[31] Dr.-Ing. Lukas Kwiatkowski, OTTO Fuchs KG, et al.:EMuDig 4.0 - Effizienzschub in der Massivumformung durch Entwicklung und Integration digitaler Technologien im Engineering der gesamten Wertschöpfungskette, Tage der digitalen Technologien, Berlin, 06.05.2019

[32] Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. Mathias Liewald, Dr. sc. techn. Celalettin Karadogan, Benjamin Lindemann, Dr.-Ing. Nasser Jazdi, Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Michael Weyrich, Universität Stuttgart: Performance Increase in Forging Through Workpiece Tracking, Adaptive Control and Machine Learning; New Developments in Forging Technology 2019, 14-15 May 2019, Page 177-196

[33] Dipl. Verw. Wiss. Wolfgang Faulhaber, Ralf Renz, Schwer + Kopka GmbH: Industry 4.0 in Hot and Cold Forming: The Three Main Obstacles to Implementation with Best Practice Examples to Overcome, New Developments in Forging Technology 2019, 14-15 May 2019, Page 197-211

[34] Stefan Klanke, Frank Eschner, S. Schulze, Dr.-Ing. Markus Reifferscheid: Novelty detection and predictive maintenance in steel production plants , Vortrag ESTAD 2019, Düssseldorf, 25.06.2019

6. Nutzen und Verwertung

OTTO FUCHS KG

Die Konzepte und Technologien sollen im eigenen Unternehmen eingesetzt werden und eine Reihe von Effizienzsteigerungen mit sich führen. Dies betrifft die Produktivität, die Produktqualität, die Reklamationsrate und die Rückverfolgbarkeit. Binnen 2 Jahre nach Projektende sollen die noch offenen Forschungsinhalte definiert und erarbeitet werden, die für eine effiziente Übertragung auf andere Prozessketten notwendig sind. Das betrifft konkret Hardware und Softwarekomponenten und erfordert eine Reihe weiterer Analysen. Aufgrund der hohen Kundenanforderungen muss die Qualität und Reproduzierbarkeit der Datenanalyse mittelfristig weiter erprobt und binnen 5 Jahre beherrschbar gestaltet werden. Zwischenzeitlich sollen die Erkenntnisse dazu führen, neue Produkte fertigen zu können, die bislang aufgrund enger Toleranzvorgaben nicht gefertigt werden konnten.

Langfristig besteht die Anforderung in den ersten 10 Jahren nach Projektumsetzung darin, die gewonnenen Erkenntnisse auf die anderen Anlagen und Prozessketten zu übertragen. An mehreren Standorten sollen bestehende Prozessketten ertüchtigt und neue Prozesslinien direkt mit der Technologie ausgestattet werden. Unmittelbarer Effekt soll die Reduktion der Reklamationsrate sein, indem eine höhere Rückverfolgbarkeit gewährleistet werden kann. Dadurch reduziert sich gleichermaßen der Ausschuss und die Kundenzufriedenheit wird erhöht. Bei kleinen Stückzahlen liegt die Anforderung eher darin, dass der Kunde bereits während des Produktionsprozesses das Produkt verfolgen kann. Dadurch steigt die Planbarkeit und das Vertrauen wird ausgebaut. Aus Sicht der Produkte wird es möglich noch komplexere Werkstücke zu fertigen und engere Toleranzen prozesssicher zu beherrschen. Dadurch können neue Kundenkreise angesprochen werden.

Neben dem technischen Potenzial für die Firma Otto Fuchs, können durch die Kooperation mit den Forschungseinrichtungen und Hochschulen darauf aufbauende Projekte entstehen. Denkbar sind weitere Forschungsansätze in Bezug auf Durchsatzmaximierung und Steigerung der Prozess- und Energieeffizienz. Diese können in weiteren Forschungsprojekten münden und werden im Rahmen von Forschung und Lehre weiter genutzt. Insbesondere könnte eine engere Verzahnung mit SAP erfolgen, um deren Systeme auf die Erfordernisse des Industrie 4.0 und der prozessübergreifenden Datenanalyse weiter auszubauen.

Weitere Fragestellungen beziehen sich bspw. auf die Optimierung des Front Ends und des GUI zur weiteren Vereinfachung komplexer Zusammenhänge für den Mitarbeiter. Dieser kann von zentralen Aufgaben und Entscheidungen weiter entbunden werden, indem komplexere Methoden entwickelt werden, die automatisiert und autonom operieren. Der Mitarbeiter kann dann die Prozesse überwachen und muss nicht mehr komplexe Zusammenhänge auf Basis inhomogener und weit verzweigter Datensätze interpretieren. Dadurch eröffnen sich auch mehr Möglichkeiten, den Kunden direkt in die einzelnen Herstellungseinzelschritte zu integrieren und kurzfristige Änderungswünsche am Produkt mit aufzunehmen.

Hirschvogel

Für die Firma Hirschvogel ergeben sich vielfältige Verwertungsmöglichkeiten. Die Konzepte und Technologien sollen im eigenen Unternehmen eingesetzt werden und eine Reihe von Effizienzsteigerungen mit sich führen. Dies betrifft die Produktivität, die Produktqualität, die Reklamationsrate und die Rückverfolgbarkeit.

Binnen 2 Jahre nach Projektende sollen die noch offenen Forschungsinhalte definiert und erarbeitet werden, die für eine effiziente Übertragung auf andere Prozessketten notwendig sind. Das betrifft konkret Hardware und Softwarekomponenten und erfordert eine Reihe weiterer Analysen.

Aufgrund der hohen Anforderungen unserer Kunden, muss Hirschvogel die Qualität und Reproduzierbarkeit mittelfristig weiter erproben und binnen 5 Jahre beherrschbar gestalten. Zwischenzeitlich sollen die Erkenntnisse dazu führen, neue Produkte fertigen zu können, die bislang aufgrund enger Toleranzvorgaben nicht gefertigt werden konnten.

Langfristig besteht die Anforderung in den ersten 10 Jahren nach Projektumsetzung darin, die gewonnenen Erkenntnisse auf die anderen Anlagen und Prozessketten zu übertragen. An mehreren Standorten sollen bestehende Prozessketten ertüchtigt und neue Prozesslinien direkt mit der Technologie ausgestattet werden. Alleine im Werk Denklingen sind 50 Umformpressen im Einsatz, unternehmensweit sind es über 100 Stück. Dadurch multiplizieren sich die Effekte.

Eine besondere Herausforderung ergibt sich für Anschlussprojekte aus der Vielfalt der bei Hirschvogel in der Umformung verfügbaren Prozesse (Kalt-, Halbwarm- und Warmumformung), Pressen (mechanisch-weggebundene und hydraulische Presse verschiedenster Hersteller und unterschiedlichen Alters), Produkte (hochbeanspruchte Bauteile für Motor, Antriebsstrang, Fahrwerk, Getriebe) und Werkstoffgüten.

Im Vordergrund steht die Stabilisierung und Erhöhung der Robustheit der Prozesskette, wodurch die Anlageneffizienz steigt, die Fehlmengen und Ausschussraten sinken und die Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit der Anlagen erhöht wird.

Aus Sicht der Produkte wird es zudem möglich noch komplexere Werkstücke zu fertigen und engere Toleranzen prozesssicher zu beherrschen. Dadurch können neue Kundenkreise angesprochen und innovative Produkte hergestellt werden, die bisher in dieser Komplexität noch nicht möglich waren.

Darüber hinaus müssen Ansätze zur Übertragung der Ergebnisse auf ähnliche Prozessabläufe bei der Umformung von Werkstoffen erforscht werden. Dafür können weitere Projekte mit den Forschungseinrichtungen folgen. So werden die Prozesse schneller digitalisiert und dadurch beherrschbarer. Kleinere Losgrößen werden im Kosten-/ Mengengerüst vorteilhafter und die Qualität der Produkte kann ausgebaut werden. Die Forschungsergebnisse im Bereich der predictive quality und predictive maintenance werden zu einer weiteren Verzahnung der Forschung mit der Produktion führen. Aus Sicht der Forschung ergeben sich dadurch mannigfaltige Anschlussthemen, wie beispielsweise die Effizienzsteigerung bis hin zur Losgröße 1. Insbesondere bei den komplexen und vielschichtigen Prozessen der Massivumformung werden sich hier neue Problemfelder und Forschungsansätze ergeben, für die Lösungen zu erarbeiten sind. Die zunehmende Individualisierung von Produkten erfordert daher eine engere Verzahnung von Wissenschaft und Forschung, um Lösungen für diese und weitere Problemstellungen erarbeiten zu können.

SMS

Im Rahmen des Projekts wurden anhand der konkreten Anwendungsfälle der Partner Otto Fuchs KG und Hirschvogel GmbH Strategien zur belastungsabhängigen Vorhersage von Anlagenzuständen und entsprechend vorbeigenden Maßnahmen der Instandhaltung und Wartung erarbeitet.

Die im Rahmen dieser Anwendungsfälle erlangten Erfahrungen müssen nun nach Projektabschluss verallgemeinert und auf weitergehende Prozessketten übertragen werden. Dafür wird zunächst die Zusammenarbeit mit den Anlagenbetreibern im Projekt über die Projektlaufzeit hinaus weitergeführt, um die im Projekt erlangten Erkenntnisse zu validieren und auf weitere Anlagen der Partner zu übertragen.

Durch das im Rahmen des Projekts erlangte tiefe Verständnis der Kundenprozesse sowie die konkreten Machbarkeitsanalysen werden die exemplarisch erarbeiteten Überwachungsmodule darüber hinaus erweitert und verallgemeinert. Dadurch wird perspektivisch der Funktionsumfang der existierenden Zustandsüberwachungssysteme maßgeblich erweitert. Dies ermöglicht es der gesamten Branche der Massivumformung, die entsprechenden Bausteine zur Effizienzsteigerung für die Schmiedeindustrie zu nutzen und so von den Projektergebnissen zu profitieren.

Im Rahmen des Projekts gesammelte Erkenntnisse zur effizienten Überwachung des Maschinenstatus sowie der Steigerung der Anlageneffizienz fließen bereits heute in die Planung und Entwicklung kundenspezifischer Anlagen ein.

Institut für Umformtechnik (IFU)

Das IFU Stuttgart gehört zu den Produktionstechnischen Instituten an der Universität Stuttgart und verfolgt daher keine direkten kommerziellen Interessen mit seinen erarbeiteten Forschungslösungen. In seiner Funktion als Mitglied im Produktionstechnischen Zentrum (PTZ) an der Universität Stuttgart als ein Zusammenschluss der dort mit Produktionstechnik beschäftigten Institute werden die im Projekt **EMuDig 4.0** erarbeiteten Lösungen jedoch seit einiger Zeit in übergeordnete Leistungsbündel des Zentrums aufgenommen. Dabei werden insbesondere

- die realisierte Struktur der Laborfabrik für das Warmschmieden von Aluminium,
- die im Laufe des Projektes entstandenen Neuentwicklungen in Bezug auf die Informations- und Kommunikationstechnik (neuartige Cloud-Lösungen zur Prozessregelung) sowie
- die Lösungen zur Einzelteilrückverfolgbarkeit im Schmiedebetrieb

in Leistungsangebote für OEM und größeren Zulieferer eingebunden. Die Ergebnisse aus dem Projekt EMuDig 4.0 betten sich in hervorragender Weise in aktuelle Interessenslagen produzierender Betriebe in Bezug auf *Nachhaltigkeit und Digitalisierung* ein.

Wissenschaftliche / technische Verwertung und Anschlussfähigkeit

Das Projekt EMuDig 4.0 hat die Integration von KI-Technologien und KI-Methoden in fertigungstechnische Fragestellungen am Institut für Umformtechnik seit Projektbeginn stark beflügelt. Vor diesem Hintergrund führten die gesammelten Erfahrungen zu weiteren Anträgen auf dem Gebiet der Werkstoffmodellierung. Einer dieser Folgeanträge soll mit einem relativ großen Volumen bei der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) in wenigen Wochen eingereicht werden. Weiterhin führten die im Projekt EMuDig 4.0 erarbeiteten Lösungen zu einem weiteren Entwicklungsantrag gemeinsam mit Mercedes-Benz

in Sindelfingen und weiteren Partnern zum Einsatz von KI-Technologien zur Absicherung von Werkstoffmodellen für Crash-Untersuchungen im Bereich der PKW Struktur. Zudem sollen in den nächsten Wochen vertiefte Gespräche mit Unternehmen der Massivumformung geführt werden, um den gemeinsam mit dem IAS an der Universität Stuttgart erarbeiteten Adaptiven Steuerungskonzept für Massivumformverfahren in Produktionsprozesse dieser Unternehmen überführen zu können. Das Institut verfügt dazu über eine umfangreiche Datenbank, welche für die regelmäßig stattfindenden Konferenzen auf diesem Gebiet herangezogen wird. Im Laufe der letzten drei Jahre sind die im Schlussbericht aufgeführten Publikationen und auch Konferenzbeiträge entstanden. Darüber hinaus fand am 15. August 2018 eine Sonderveranstaltung am IFU Stuttgart zur Präsentation der bis dato erreichten Projektergebnisse im Laborbetrieb und am 14. Mai 2019 eine ähnliche Vorführung der Leistungsfähigkeit des Systems im Rahmen einer regelmäßigen internationalen Konferenz am Institut statt.

Darüber hinaus nutzt die Bearbeitung des Projektes der Weiterentwicklung der Lehre am Institut und der verbreiterten Ausbildung der Promovierenden. Ziel dieser didaktischen Inhalte ist es, die hierbei gefundenen Lösungswege auch auf ähnliche Problemstellungen in der Produktionstechnik zu übertragen.

Institut für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme (IAS)

Wirtschaftliche Verwertung der Projektergebnisse

Das Konzept des IAS wurde in Form eines Web-basierten Assistenzsystems zur adaptiven Qualitätssicherung in der Umformtechnik realisiert. Es steht als Software-Prototyp zur Verfügung und kann im Nachgang des Projektes als Leit-Demonstrator für die industrielle Umsetzung und Anwendung fungieren. Es steht hier als Grundlage für die Weiter- bzw. Eigenentwicklung im industriellen Umfeld zur Verfügung. Darüber hinaus wurde das System in einen portablen Demonstrator überführt, der auf der Hannover Messe 2019 sowie auf den Tagen der digitalen Technologien 2019 als Demonstrator des Projektes fungiert hat. Eine reine Produktentwicklung im Sinne einer wirtschaftlichen Verwertung ist nicht Teil des IAS-Teilprojektes gewesen, da das IAS als Forschungseinrichtung keinen Produktbezug hat, sodass eine kommerzielle Nutzung nicht das Ziel der getätigten Software-Entwicklung war.

Wissenschaftliche Verwertung der Projektergebnisse

Das IAS hat im Rahmen des Projektes insgesamt 7 wissenschaftliche Veröffentlichung verfasst, die auf diversen internationalen Konferenzen sowie in Fachzeitschriften vorgestellt wurden, wie bspw. auf der IFAC CESCIT, der CIRP ICME oder in der at-Automatisierungstechnik. Dabei wurden vor allem die Konzepte und Methoden zu den Neuronalen Netzen sowie zur regelungstechnischen Anwendung erläutert. Zusätzlich wurden Ergebnisse des Projektes zum Maschinellen Lernen in die Lehre eingebracht. Das entwickelte Konzept sowie das Web-basierte Assistenzsystem wurden der Fach-Community im Rahmen des Arbeitskreises Massivumformung, dem Automation-Kongress sowie der Konferenz ‚Neue Entwicklungen in der Massivumformung (NEMU)‘ vorgestellt.

Labor für Massivumformung (LFM)

Das Teilvorhaben Produktionswerkzeuge hat gezeigt, dass verschiedene Systeme, Methoden und Vorgehensweisen die Unternehmen der Brache Massivumformung unter Nutzung digitaler Technologien dabei unterstützen können die Gesamtanalgeneffizienz zu verbessern. Hierzu sind folgende Ergebnisse hervorzuheben:

- Objektivierung der Standmenge / Überwachungskonzept (AP 4.9)
- Digitaler Werkzeugpass (s. AP 4.3 und AP 4.6)
- Prognosemodell Werkzeugstandmenge (s. AP 4.10)
- Sprühzyklenüberwachung (s. AP 4.5)

Die Umsetzung der Ergebnisse obliegt den Industrieunternehmen.

Das LFM nutzt die Ergebnisse in folgender Weise:

- Einstellen der Projektergebnisse in das Branchenportal des Industrieverband Massivumformung e.V. (Fakten-Datenbank)
- Veröffentlichungen in Fachzeitschriften
- Vorstellung der Projektergebnisse auf einer branchenübergreifenden öffentlichen Veranstaltung
- Einbindung der Projektergebnisse in Beratungsprojekte
- Einbinden in die Lehre im Bereich Fertigungstechnik/Produktionstechnik

ZIH

Wirtschaftliche Erfolgsaussichten nach Projektende

Eine direkte wirtschaftliche Verwertung der Teilprojektergebnisse durch das ZIH ist nicht gegeben, da das ZIH als universitärer Forschungspartner keinen Produktbezug hat. Die im Projekt entstandenen Softwarekomponenten werden unter einer Open-Source-Lizenz veröffentlicht.

Das ZIH plant außerdem, die Ergebnisse im Rahmen des Kompetenzzentrums „ScaDS.AI Dresden/Leipzig“ anderen Nutzern, auch aus der Industrie und Wirtschaft, zur Verfügung zu stellen. Über die Informations- und Beratungsangebote können sich Partner und Kunden des Kompetenzzentrums über die Projektergebnisse informieren und auf eigene Problemstellungen anwenden. Dabei können die in diesem Projekt erzielten Ergebnisse als Modell dienen, um Analyseverfahren im industriellen Umfeld mit effizienten Methoden des Cloud Computing zu verbinden.

Wissenschaftliche / technische Erfolgsaussichten nach Projektende

Das ZIH wird die im Projekt gewonnenen Erkenntnisse nutzen, um sie auf weitere Anwender im Umfeld des Nationalen Kompetenzzentrums für Big Data und Künstliche Intelligenz „ScaDS.AI Dresden/Leipzig“ anzuwenden. Das gilt sowohl für die entwickelten Methoden und Werkzeuge zur Zeitreihenanalyse von Daten aus dem Produktionsprozess als auch für die Cloud-basierte Datenanalyse-Infrastruktur. Das beinhaltet nicht nur industrielle, sondern auch wissenschaftliche Nutzer, da Zeitreihen typische Datenformen in den verschiedensten Disziplinen sind (z.B. Ingenieurwesen, Umweltwissenschaften, Physik). Auch eine direkte Bereitstellung als Dienst für andere Anwender wird aktuell in Betracht gezogen.

Das neu gewonnene Wissen soll in die universitäre Lehre integriert werden, aber auch in Weiterbildung und Training durch ScaDS.AI Dresden/Leipzig genutzt werden. Die Integration der Datenanalysemethoden in eine skalierbare Infrastruktur erlaubt dabei, das erlernte Wissen und die entwickelten Methoden in einfacher Weise auch auf andere Prozesse übertragen zu können.

Wissenschaftliche / wirtschaftliche Anschlussfähigkeit

Eine wissenschaftliche Anschlussfähigkeit findet über Publikationen hinaus in Form von möglichen Anschlussprojekten statt. Mögliche Themen sind Prozessoptimierungen durch Datenanalysemethoden in anderen Branchen / wissenschaftlichen Fachdisziplinen oder der Einsatz von skalierbaren Datenanalyse-Infrastrukturen in weiteren Bereichen der Industrie und der Forschung.