

Schlussbericht vom 15.08.2022

zu IGF-Vorhaben Nr. 20705 BR/1

Thema

Ein adaptiv-iteratives Business-Intelligence-System zur Störungs-diagnose und -prognose in Produktions- und Logistikprozessen auf Basis von Lean-Datenerfassung und Sprachassistentz

Berichtszeitraum

01.05.2019 bis 30.04.2022

Forschungsvereinigung

Bundesvereinigung Logistik e. V.

Forschungseinrichtung(en)

TU Dresden, Professur für Technische Logistik [FE1]

TU Dresden, Professur für Wirtschaftsinformatik, insb. Business Engineering [FE3]

Gefördert durch:

1. Kurzfassung des Projektverlaufes und der Ergebnisse

Das Forschungsvorhaben verfolgte drei übergeordnete Ziele, die aufeinander aufbauen:

1. Prüfung der allgemeinen Einsatztauglichkeit von Sprachdatenerfassung bzw. Sprachassistenten im industriellen Umfeld zur Datenerfassung zur schnellen und unkomplizierten
2. Lean-Datenerfassung gemäß der Vorgabe „So wenig Daten wie möglich, so viele Daten wie nötig“ in einem generalisierten System, das für verschiedene Industriedomänen einsetzbar ist
3. Auswertungsmöglichkeiten zur analytischen und diagnostischen Auswertung von Stördaten im Produktionsablauf

Die Grundidee des Forschungsprojektes ist sind die immer wieder auftretenden Soll-Ist-Abweichungen in Form von Störungen. Diese haben unterschiedlichste Ursachen und sind durch die Verkettung mehrere Störungen hintereinander oftmals, wenn nur durch erheblichen Aufwand zu ermitteln. Dies liegt insbesondere daran, dass gerade bei KMUs mit einem hohen manuellen Fertigungscharakter, wie Unikat-, Auftragsfertigung oder Kleinserien, eine systematische Prozessdatenaufnahme oftmals nur grobgranular erfolgt. Zudem werden Störungen teilweise nur unvollständig dokumentiert und ausgewertet.

Im Projekt wurden zunächst Anforderungen für das Gesamtsystem in Zusammenarbeit mit den Projektpartner aufgestellt. Zudem wurden verschiedene Datenhaltungssysteme untersucht, die eine ausreichende Flexibilität zur Modellierung der Bezugsstruktur aufweisen. Dabei hat sich ein Graph-basierter Ansatz in Form einer Ontologie als vielversprechend erwiesen. Im Vordergrund stand neben der theoretischen Betrachtung stets die der Plan zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft. So kommt verschiedene kostenfrei erhältliche Software zum Einsatz, sodass ein kostengünstiges, an die Industriedomäne von KMU anpassbarer Demonstrator geschaffen wird, welcher ohne Programmierkenntnisse von den Projektpartnern selbstständig gewartet und erweitert werden kann. Dabei hat das Projekt viel Konzipierungs- und Implementierungsaufwand erfordert. Mindestens ein Projektpartner wird den Demonstrator im produktiv-Einsatz nutzen.

Die Entwicklungen wurden dabei stets in Praxisumgebungen (d.h. Versuchshalle der TU Dresden und vor Ort bei Partnern des projektbegleitenden Ausschusses) evaluiert. In verschiedenen Workshops mit den Projektpartner wurden Anforderungen an das System, Vorgehensweisen zur Modellierung der Datenstruktur, Prozessaufnahmestrategien und allgemein Notwendigkeit eines systematischen Störungsmanagements geklärt. Aufgrund von Covid-19, Lieferproblemen von Hardware (speziell industrielle Noise-Cancelling-Headsets) und dem hohen Aufwand zur Weiterentwicklung insbesondere des Sprachassistenten, stehen einige finale Evaluationsdaten noch aus, werden jedoch in den kommenden Monaten in Form von weiteren Veröffentlichungen bereitgestellt.

2. Durchgeführte Arbeiten und Ergebnisse im Berichtszeitraum

2.1. Analyse (AP 1)

Review, Klassifikation bestehender Lösungen

Zuerst wurden die Anforderungen an ein System zur sprachbasierten Datenaufnahme aufgelistet. Diese wurden einerseits zusammen mit Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses aufgestellt, andererseits wurde eine Literaturrecherche zur Akzeptanz von sprachbasierten Interaktionssystemen durchgeführt. Anhand der folgenden Anforderungen wurden die notwendigen Softwarekomponenten ausgewählt und das Gesamtsystem implementiert:

RQ1: Minimierung der nicht-wertschöpfenden Zeit zur Prozessdatenaufnahme

Die verbale Datenaufnahme sollte möglichst schnell und unkompliziert erfolgen. Lange Dialogstrukturen mit vielen systemseitigen Rückfragen sollten vermieden werden, sodass die Wertschöpfungszeit und auch die Nutzerakzeptanz maximiert wird. Durch die unmittelbare, mobile bzw. verteilte Datenerfassung sollen auch zusätzliche Laufwege zu zentralen Terminal-Rechnern nicht mehr notwendig sein.

RQ2: Vollständigkeit der aufgenommenen Informationen

Die Aufnahme von Daten, insbesondere von Störungen auf dem Shopfloor, werden in Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses bisher nur rudimentär aufgenommen und kaum dokumentiert. Meist werden Störungen dem Produktionsleiter mündlich oder per Telefon mitgeteilt und dann weitere Schritte im Dialog geklärt. Dabei ist insbesondere die Einteilung in Kategorien notwendig, sodass ähnliche Störungen erkannt werden können. Dafür sind hinreichend flexible Datenstrukturen notwendig, um Daten, insb. Stördaten, adäquat aufnehmen zu können.

RQ3: Möglichst geringe Implementierungs- und Einführungskosten

Das Gesamtsystem zur sprachgestützten Datenaufnahme muss möglichst geringe Einführungskosten und Kosten im laufenden Betrieb verursachen. Dies schließt die Anschaffung der Hard- und Software und die Schulung der Mitarbeiter mit ein. Gerade für KMU sind umfangreiche Aufrüstungen bzw. Modernisierungen des Maschinenparks zu kostspielig, sodass gewährleistet sein muss, das bestehende Produktions- und IT-System zu nutzen.

RQ4: Minimierung des manuellen Aufwandes zum Daten Retrieval

Im Sinne einer schnellen, intuitiven Nutzung ist ein Verfahren notwendig, aus natürlichen Spracheingaben die korrekten Daten aus der Datenbank zu extrahieren. Auch situative Anweisungen zur Störungsbehebung sollen den Mitarbeitern zur schnellen Störungsbehebung befähigen, sodass Störketten eingegrenzt werden können.

RQ5: Nutzung bei hoher Umgebungslautstärke

Zur industriellen Nutzung des VUI muss die Umgebungslautstärke in einer Form gefiltert werden, dass die Spracheingabe korrekt verstanden werden kann. Dies schließt Lärm durch laufende Produktionsmaschinen und durch Werkzeugnutzung mit ein.

RQ6: Datenschutz

Die zu verarbeitenden Sprachdaten und auch die durch das System aufgenommen Daten sind als sensibel einzustufen und dürfen ggf. nicht das firmeninterne Netzwerk verlassen (d.h. bspw. in einer Cloud zwischengespeichert werden).

Aus den aufgeführten Anforderungen ergibt sich die umzusetzenden Systemarchitektur. Zur Sprachdatenverarbeitung stehen bereits eine Vielzahl an Frameworks zur Verfügung, die bereits Dialog-Systeme in unterschiedlicher Tiefe zur Verfügung stellen. Einerseits existieren einfache Speech-to-Text-Systeme (Diktiersysteme), die die eingesprochenen Audiosignale in Textform umwandeln. Beispiele hierfür sind Android's *SpeechRecognizer* (<https://developer.android.com/reference/android/speech/SpeechRecognizer>), Mozilla's *DeepSpeech* (<https://github.com/mozilla/DeepSpeech>) oder *Vosk* (<https://alphacephei.com/vosk/>). Andererseits existieren umfangreichere Frameworks, die neben der reinen Spracherkennung auch das Anlegen von fertigen Dialogstrukturen ermöglicht. Beispiele hierfür sind *Amazon Alexa Skills* (<https://developer.amazon.com/de-DE/alexa/alexa-skills-kit>) oder *Mycroft AI* (<https://mycroft.ai/>). Es wurde sich für Android's *SpeechRecognizer* entschieden, da dieser sehr einfach zu implementieren ist, gleichzeitig aber genügend Freiheit beim Anlegen eines eigenen Dialogsystems bietet. Zwei weitere Vorteile sind, dass der *SpeechRecognizer* offline nutzbar ist und kostenfrei zur Verfügung steht. Insgesamt ist die Speech-to-Text-Engine im System beliebig austauschbar, falls die Geschäftsbedingungen des Anbieters in Konflikt mit denen des einsetzenden Unternehmend stehen. Dies ist ein weiterer Vorteil gegenüber vorgefertigten Dialogsystemen, die auf eine Engine festgelegt sind. Als Softwaresystem wird für den Werker eine Android-basierte App zur Verfügung gestellt. Diese ist auf verschiedensten, kostengünstigen Android Geräten (wie Smartphones oder Tablets) lauffähig.

Als BI-System fiel die Wahl ebenfalls auf Microsoft's kostenfrei erhältliche Software-Lösung *PowerBI*. Dies ist eine frei konfigurierbare Oberfläche zur Visualisierung und interaktiven Analyse von Daten. Für die Einrichtung und Änderung eines Dashboards zur Visualisierung von Daten und Kennzahlen sind keine Programmierkenntnisse notwendig, sodass Mitarbeiter in KMUs die Funktionalität je nach Bedürfnis selbstständig anpassen können. Verschiedene Elemente wie Tabellen, Diagramme oder Auslastungsanzeigen stehen zur Verfügung. Durch die Import-Möglichkeit von .xls-Dateien bietet sich das Programm zudem dahingehend an, dass erfahrungsgemäß ein Großteil der Unternehmensdaten in MS Excel-Formaten gespeichert werden oder exportiert werden können. Da Excel-Tabellen jedoch nicht die notwendigen Strukturen zur Modellierung der Datenbasis zur Datenaufnahme zur Verfügung stellen können, wurden weitere Datenbanksysteme in Betracht gezogen. Dabei wurde grundsätzlich zwischen relationalen und Graph-basierten Systemen unterschieden. Letztere sind u.a. im Natural Language Processing (NLP) und Wissensmanagement verbreitet, da durch die Kanten Beziehungen zwischen den Datenpunkten einfacher zu beschreiben sind, als in relationalen Datenbanken. Zudem existieren sinnvolle weitere Elemente wie Hierarchien, Typisierungen und Annotationsmöglichkeiten. Es wurde sich für die Nutzung der vom W3C vorgeschlagenen *Web Ontology Language* (OWL) als Beschreibungssprache einer Graph-basierten Datenbank entschieden, insbesondere aus dem Grund, dass bereits zahlreiche kostenfreie Frameworks zur

Entwicklung von Software, die mit der OWL-Datenbasis interagieren soll, existieren (wie bspw. *OWL API*). Zudem besteht die Möglichkeit, OWL-Strukturen intuitiv und ohne Programmierkenntnisse mittels dem kostenfrei erhältlichen Programm *Protegé* (<https://protege.stanford.edu/>) angelegt bzw. bearbeitet werden, sodass auch hier die jeweiligen Firmen ihre Datenbasis nach ihren Bedürfnissen selbstständig editieren können. Zusätzlich ist ein Triple Store zur Speicherung von Massendaten notwendig, sodass die OWL-Dateien nicht zu groß werden. *Apache Jena* ist hierfür eine bewährte Server-Lösung, die kostenfrei und open source zur Verfügung steht (<https://jena.apache.org/>).

Zur systematischen Modellierung der OWL-Struktur existieren verschiedene Methodologien, die eine sinnvolle Strukturierung der Daten während der Modellierung garantieren. Insbesondere *Ontology 101* [1] ist zu beachten, da ein einfacher Einstieg in Zusammenhang mit der Nutzung von *Protegé* gegeben wird. Auch *OntoDI* gibt einen guten Überblick und eine Wertung über bereits bestehende Methodologien zur Ontologie-Erstellung [2].

Unternehmensanalyse

Zum besseren Verständnis der Unternehmen wurden vor Ort Workshops zum Status quo der Datenaufnahme und -verarbeitung durchgeführt. Auch die Produktionsanlagen wurden besichtigt. Dabei wurden bei den Produktionsdomänen von HICONFORM – Freitaler Modellwerkstätten eG, Linovag Ladenbau GmbH und Deutsche Werkstätten Hellerau GmbH Gemeinsamkeiten und Unterschiede zusammengetragen, um weitere Anforderungen an die Modellierung des Datenmodells zu ergründen. Dabei ist deutlich hervorgegangen, dass Prozesse domänenabhängig deutliche Unterschiede aufweisen. So existieren gerade auf feingranularer Ebene bereichsabhängig verschiedene Prozessparameter, die es zu dokumentieren gilt. Die grundsätzliche Produktionsstruktur und -organisation läuft jedoch ähnlich ab. So existieren allen Firmen Systeme zur Rückmeldung von Arbeitsprozessen, auch die grundsätzliche Verhaltensweise bei Störungen ist ähnlich. Insgesamt sind die Systeme zur Rückmeldung von Arbeitsgängen jedoch lückenhaft und/oder grobgranular. So existieren händisch auszufüllende Laufzettel, die teilweise über Barcodes verfügen, sodass Prozesse an Terminal-Rechnern mittels Barcode-Scanner grob zurückgemeldet werden. Die Laufzettel selbst werden nach Projektende aufgrund des Aufwandes nicht weiter digitalisiert, sondern abgeheftet. Auch kommen zum Teil moderne Produktionsmaschinen zum Einsatz, die automatisch die Arbeitsgänge dokumentieren. Eine feingranulare Datenaufnahme, wie bspw. im Sinne einer REFA-Zeitstudie, ist so nicht möglich. Treten Störungen wie bspw. Produktionsverzögerungen auf, kann so oftmals die genaue Ursache nicht ermittelt werden. Störungen werden allgemein nur selten dokumentiert. Im Störfall auf Shopfloor-Ebene wird entweder versucht, die Störung selbstständig zu beheben oder weitere Arbeitskollegen zur Hilfe geholt. Des Weiteren wird der Bereichs- oder Produktionsleiter mündlich bzw. telefonisch verständigt. Hierbei wurde angemerkt, dass insbesondere im Schichtbetrieb eine solche Vorgehensweise als ggf. als belästigend wahrgenommen wird, bspw. wenn der Verantwortliche während seines Feierabends kontaktiert wird. Als weiteres Problem wurde die Pensionierung von Kollegen genannt, sodass Wissenslücken zur Behebung bereits bekannter Störungen entstehen können. Deutlich ging aus den Workshops hervor, dass verschiedene Stakeholder im Unternehmen zur Modellierung der Datenbank mit einzubeziehen sind, um ein umfassendes Abbild des Unternehmens abzubilden.

Alle besuchten Unternehmen nutzen ERP-Systeme verschiedener Hersteller zur Datenhaltung. Die Kosten und Datenschutz stehen dabei an höchster Stelle. So schließt bspw. eine Firma des projektbegleitenden Ausschusses die Nutzung von Cloud-Diensten grundsätzlich aus. Oftmals

dienen improvisierte Lösungen dazu, Kosten zu umgehen und die Datenhaltung noch genauer auf die speziellen Bedürfnisse anzupassen. So existieren zahlreiche weitere selbstkonzipierte Excel-basierte Lösungen als Ergänzung zu Standard-Software. Eine Firma stieg während der Projektlaufzeit auf ein gänzlich neues System um und erwog den Einbezug von Graph-Datenstrukturen zur besseren Wissensmodellierung.

2.2.Deskriptive Analysekomponente (AP 2)

Initiale Bezugsstruktur

Wie bereits beschrieben, handelt es sich bei der initialen Bezugsstruktur um eine Ontologie. Diese dient zur Modellierung der Wissensstruktur und damit verbunden dem Terminologie-Management. Durch die Nutzung natürlicher Sprachdateneingaben ist die Terminologie von großer Bedeutung. Insbesondere spezifische, verschiedene Bezeichnungen von Arbeitsmitteln müssen hinterlegt werden. Vorteilhaft ist, dass in Unternehmen zumeist bereits einfache Spitznamen für technische Geräte existieren (vgl. Abb. 1). Diese orientieren sich bspw. an Herstellername, Maschinentyp oder äußeren Attributen wie relative Größe oder Farbe. Allerdings fällt auch auf, dass einige Aussagen bestimmte Arbeitsmittel implizieren. Die Aussage „Ich fräse die Hartholzplatten“ kann bspw. implizit darauf hinweisen, dass sich der Werker gerade am CNC-Bearbeitungszentrum befindet. Diese Zusammenhänge müssen ebenfalls modelliert werden, sodass systemseitige Schlussfolgerungen anhand des Datenmodells möglich sind und somit die Sprachdateneingabe gemäß RQ1 verkürzt werden kann.



Abb. 1 Verschiedene direkte und indirekte Bezeichnungen eines Bearbeitungszentrums

Als Ausgangspunkt wurde eine „High-level“-Ontologie erstellt, die die Unternehmen dann erweitern bzw. spezifische Anpassungen vornehmen können [3]. Durch die kombinierte Angabe von Informationen sollen alle Störungen und Prozesse möglichst akkurat beschreiben werden können. Folgende Datenpunkte wurden vorgeschlagen:

Tabelle 1 Grundstruktur der vorgeschlagenen High-level-Ontology

Oberklasse	Unterklassen
Produktionsrelevante Objekte	<ul style="list-style-type: none"> • Betriebsmittel • Information • Material • Mensch • Methode/Prozess • Produkt • Umwelt/Milieu
Bereiche	<ul style="list-style-type: none"> • Einkauf/Dispo • Fertigung • Entwicklung • Lager

	<ul style="list-style-type: none"> • Lieferant • Logistik • Montage • PPS • Qualitätssicherung • Verkauf/Kunde
Störungsarten	<ul style="list-style-type: none"> • Digitale Störung • Analoge Störung • Allgemeine Störung

Die im Projektantrag vorgesehene statische Bezugsstruktur wurde somit direkt als dynamisches Datenmodell umgesetzt, das Gesamtsystem wird durch Modifikationen unmittelbar beeinflusst. Die dynamische Anpassung der aufzunehmenden Prozessparameter bzw. allgemeine Aufnahmestrategien werden in Abschnitt 2.3 erläutert.

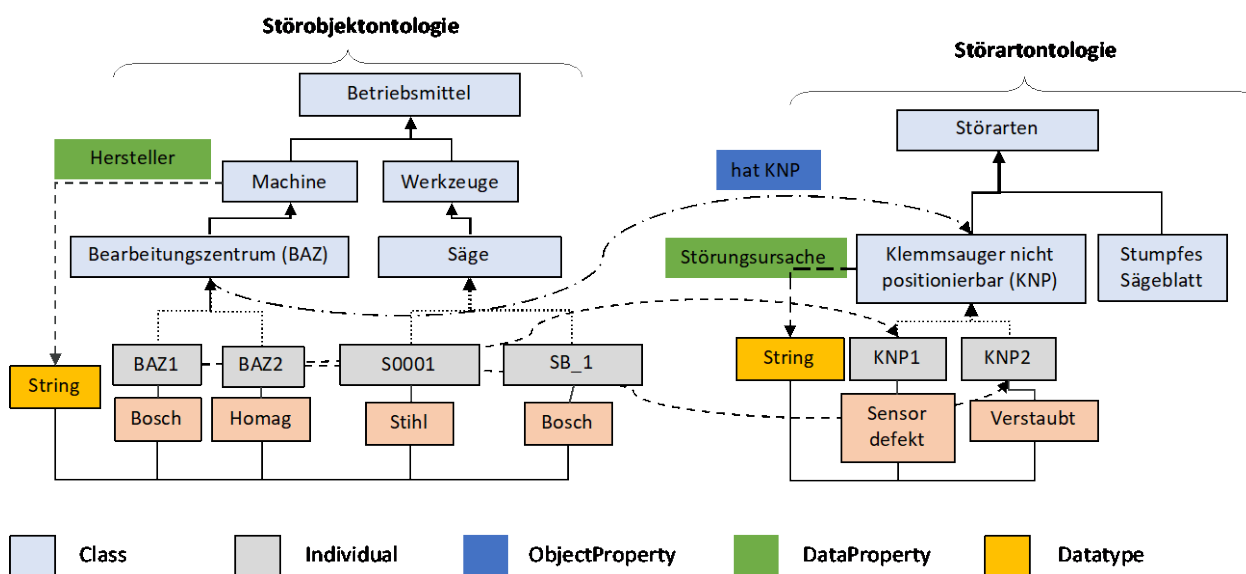


Abb. 2 Beispielhafte Ontologie mit den jeweiligen Bestandteilen

Initiales BI-Gesamtsystem

Das Gesamtsystem Zeitpunkt ist in Abb. 3 abgebildet. Die Datenströme sind als Pfeile dargestellt. Das zentriert dargestellte Backend existiert für jedes Unternehmen einmal. Es beinhaltet die Datenbasis und dient zur Verknüpfung aller weiteren Bestandteile. Aus technischer Sicht handelt es sich dabei um eine *Java Maven*-Applikation. Die Spracherfassungsapp wird auf mobilen Geräten installiert und entweder pro Mitarbeiter oder pro Arbeitsplatz platziert. Das Dashboard auf Basis von Microsoft PowerBI wird vom Backend mit Daten versorgt, gleichzeitig können Dashboard-seitig manuell neue Daten angefordert werden. Da alle derzeit genutzten Datenhaltungssysteme über eine Excel-Export-Funktion verfügen, ist im Backend ein Excel-Importer zum Hinzufügen weiterer Daten und Datentypen implementiert. Wie bereits erwähnt, kann die OWL-Datenstruktur zusätzlich jederzeit mittels Protegé bearbeitet werden. Der Vorteil der Modularisierung des Gesamtsystems liegt darin, dass das Gesamtsystem flexibel um weitere Komponenten erweitert werden kann.

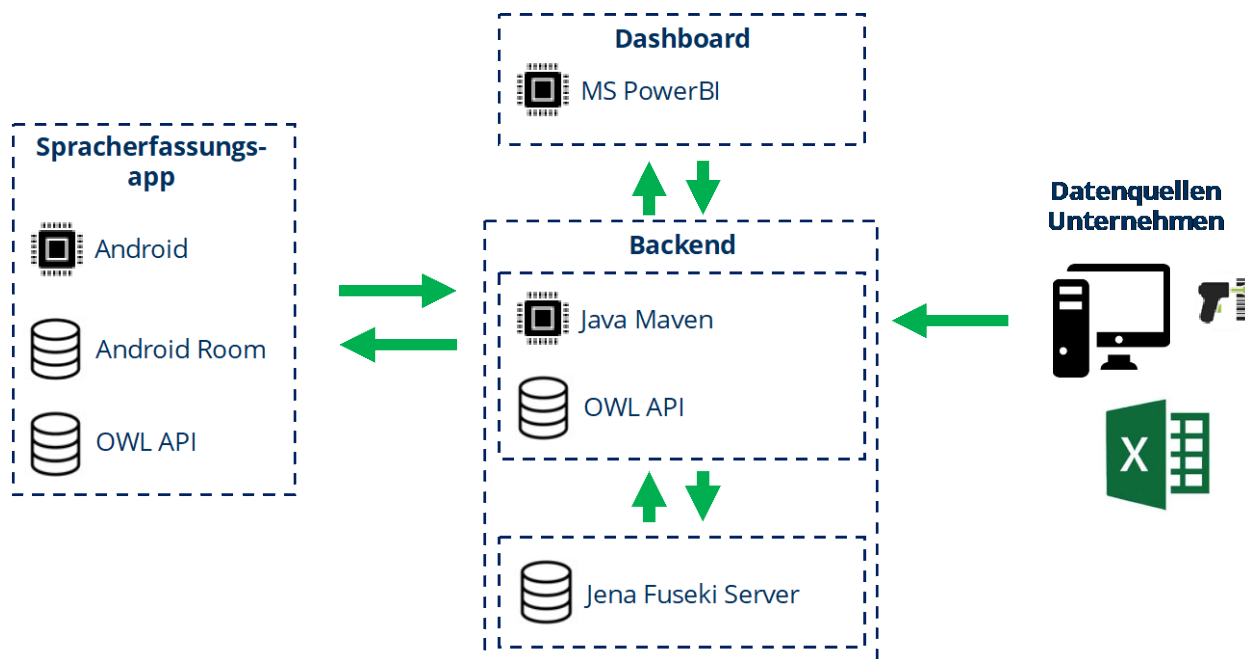


Abb. 3 Überblick Gesamtsystem

Dashboard

Für die Auswertung der aufgenommenen Störungen existieren im System **zwei Dashboards**:

Beide Dashboards beruhen auf dem weit verbreiteten Self-Service Dashboard Programm Power-Bi. Dieses hat mehrere Vorteile:

- keine/ geringe Kosten
- es gibt eine große Community mit Wissen zur selbstständigen Weiterentwicklung/ Anpassung des Dashboards
- generell wird Power-Bi eine hohe Benutzerfreundlichkeit bescheinigt und
- die Dashboards sind auch mobil (z.B. auf einem Smartphone) verfügbar

Hinweis: In den folgenden Abbildungen wurden die Screenshots von dem eingesetzten Demonstrator aus Datenschutzgründen anonymisiert.

Dashboard zur kurzfristigen Auswertung

Das Dashboard zur aktuellen Produktionsüberwachung (vgl. Abb. 4) richtet sich primär an die Arbeiter auf dem Shopfloor und deren Vorgesetzten, den Schichtleitern. Es wird eine Liste mit allen erfassten Störungen angezeigt (links im Dashboard) und die Summe der Störungen am jeweiligen Tag und den letzten sieben Tagen (in den beiden Messgerätdiagrammen auf der rechten Seite des Dashboards). Mittels der Liste an Störungen können Mitarbeiter der Störungsbehebung zugeteilt werden. Ein weiterer Anwendungsfall für diese Liste bei unseren Partnern ist die Übergabe zwischen Schichten. Am Ende einer Schicht kann ein Mitarbeiter den Verantwortlichen in der folgenden Schicht mitteilen, welche Störungen aufgetreten sind und worauf zu achten ist. Die beiden rechten Messgerätdiagramme können den Schichtleitern einen Indikationswert über die aktuelle Fehleranfälligkeit liefern.

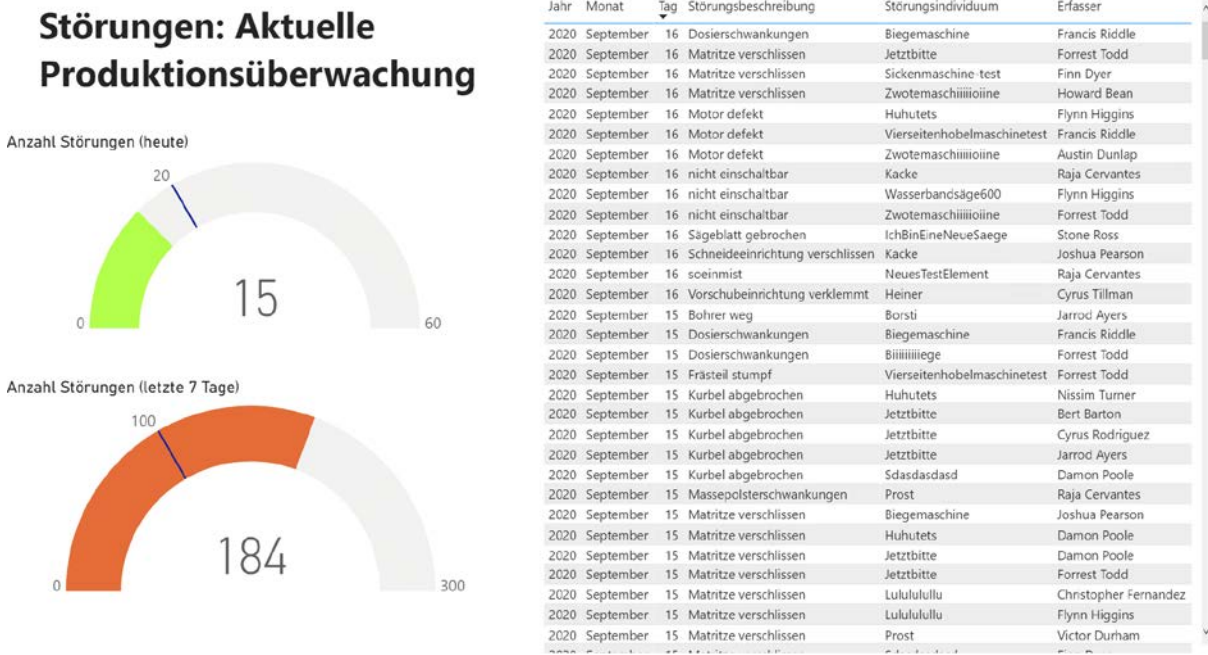


Abb. 4 Produktionsüberwachung und Vergleich von aufgetretenen Störungen in verschiedenen Zeithorizonten

Dashboard zur kurzfristigen Auswertung

Das Dashboard zum Controlling und Trendanalyse (vgl. Abb. 5) richtet sich primär an das Management und dient der langfristigen Datenauswertung. Es zeigt die Anzahl der Störungen nach Störobjekt (bspw. Maschine), Anzahl der Störungen nach Störungstyp und Anzahl der Störungen im Zeitverlauf. Das Management kann mit diesem Dashboard beispielsweise folgende Fragen beantworten: Was sind häufige Störungstypen? Welches Störobjekt ist häufig gestört? Ist die Anzahl der Störungen zurückgegangen (bspw. nach einer Schulung oder der Installation einer neuen Maschine)?

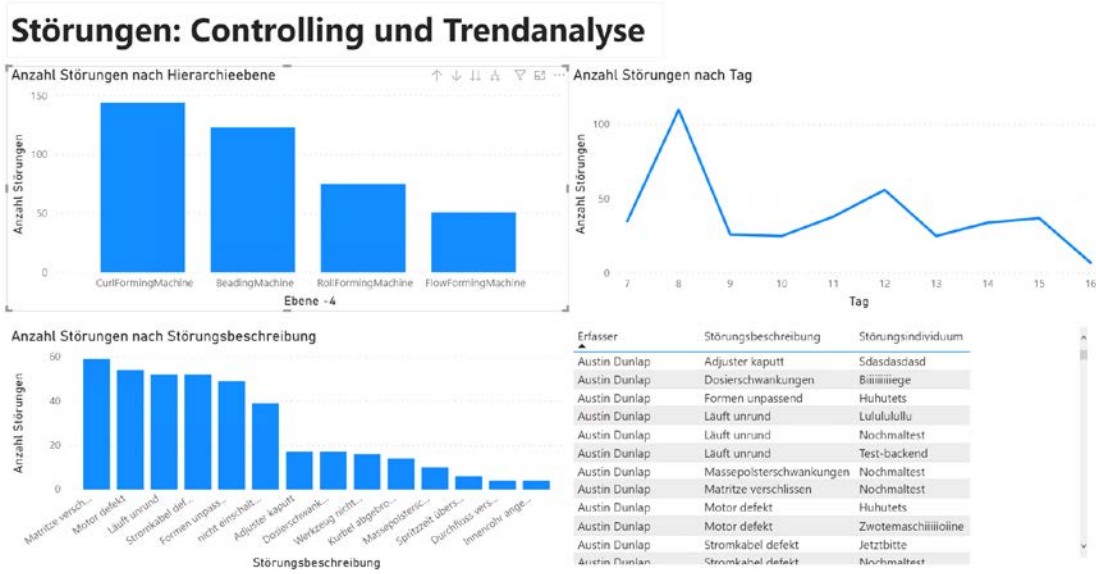


Abb. 5 Störungsdashboard zur Anzeige von aufgenommenen Störungen.

Die beiden Dashboards ermöglichen eine interaktive Datenauswertung (vgl. Abb. 6). Wenn dort auf ein Störungsobjekt geklickt wird (zum Beispiel auf Maschine 2), dann verändern sich die anderen Diagramme ebenfalls und zeigen nur die Störungen, welche bei dieser Maschine aufgetreten sind (Fehler 1; drei Mal) und sie zeigen den zeitlichen Verlauf nur für die Störungen an dieser ausgewählten Maschine.

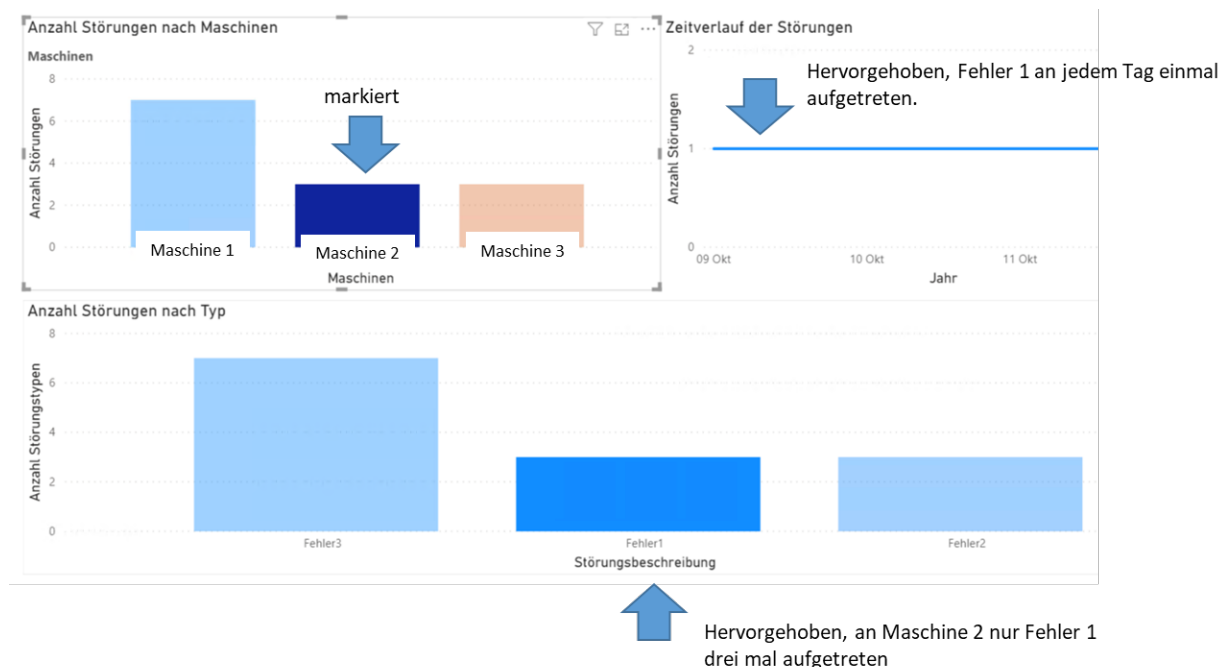


Abb. 6 Funktionsweise der interaktiven Datenauswertung

Sprachassistentz

Im ersten Schritt wurde ein einfacher Prototyp entwickelt, der die prinzipielle Anwendungstauglichkeit der Spracheingabe zur Rückmeldung von Arbeitsgängen präsentiert. Dieser verfügt über ein festgelegtes Vokabular zur Dateneingabe sowie eine autom. Hinterlegung von Zeitstempeln beim Start und Beenden eines Arbeitsprozesses. Hierbei hat sich bei Praxistests in der Versuchshalle der TU Dresden gezeigt, dass ein vorgefertigtes, eindeutiges Vokabular nicht ausreichend ist, da sich das System als unintuitiv und steif herausgestellt hat. Zudem stellt ein umfangreiches Vokabular gerade bei einer hohen Aufnahmegranularität und damit hoher Prozessvielfalt eine deutliche mentale Belastung für den Werker dar. Damit ist RQ1, RQ2 und RQ4 dahingehend nicht erfüllt, dass eine umfangreiche Schulung zum Erlernen des Vokabulars notwendig ist, auch die benötigte Zeit zur Datenaufnahme könnte durch trial-and-error-Versuche zum Finden der korrekten Bezeichnungen unnötig angehoben werden.

Tabelle 2 Vergleich Datenaufnahmearten durch verbale Texteingabe

Eigenschaft	Festgelegtes Vokabular	Natürliche Sprache
Hohe Präzision	✓	-
Hohe Eingabegeschwindigkeit	✓	✓
Hohe Intuitivität	✗	✓

Geringe kognitive Belastung	×	✓
-----------------------------	---	---

Der Sprachassistent wurde im nächsten Schritt dahingehend erweitert, dass natürliche Spracheingaben verarbeitet werden können und systemseitig konkrete Rückfragen hinsichtlich fehlender bzw. ungenauer Angaben getätigt werden können. Dies bedeutet eine deutliche Erweiterung sowohl bei der Dialogführung, als auch beim NLP.

In der App wurde zunächst ein System zum Anlegen von zwei Dialogtypen implementiert: Prozessdaten- und Störungsaufnahme. Beide Typen nutzen dieselben Softwarebausteine (vgl. Abb. 7). Da nicht bei jedem Projektpartner das Produktionsgelände vollständig mit WLAN abgedeckt ist, müssen alle benötigten Daten innerhalb der App persistiert werden. Dafür ist der *DataBaseHandler* zuständig. Um den Aufwand der Datensynchronisation mit dem zentralen Backend möglichst gering zu halten, wurde ein Mechanismus zur drahtlosen Datenübertragung implementiert. Dieser funktioniert nur dann, wenn sich das Android-Gerät im selben Netzwerk wie der zentrale Server befindet. Hierbei ist es ratsam, dass sich ggf. jeder Werker nach Schichtende in ein WLAN-abgedeckten Unternehmensbereich bewegt um die Daten zu synchronisieren. Auf diese Weise wird auf die Nutzung einer Cloud verzichtet, da das Unternehmens-interne Netzwerk genutzt wird. Diese Funktionalität wird im *CommunicationHandler* zusammengefasst. Der *DialogHandler* verfügt über generische Dialog-Bausteine, wie Entweder-Oder-Fragen, Aufforderungen zur Sprachdateneingabe oder die Verarbeitung von Abbrechen-Kommandos zum Abbruch der Datenaufnahme. Der *RetrievalHandler* fasst alle Funktionen zusammen, die zur korrekten Datenextraktion aus der Datenbank anhand der Sprachdateneingabe notwendig ist. Der *VoiceAssistantWrapper* ummantelt die genutzte Speech-to-Text-Engine zur Umwandlung der Sprach-Audiosignale in Text und die Text-to-Speech-Engine zur Ausgabe von synthetisch erzeugter Sprache. Zuletzt wurde für jede App eine optional nutzbare Benutzungsoberfläche hinzugefügt (*Graphical User Interface*, kurz GUI). Diese dient einerseits zu Demonstrationszwecken, andererseits wurden in einem Unternehmen stationäre, arbeitsplatzbezogen positionierte Tablets vorgeschlagen. Hierbei bietet es sich an, zusätzlich zur verbalen Interaktion die Bildschirmfläche zur Darstellung der wichtigsten Informationen und des Dialoges zu nutzen (vgl. [4, 5, 6]).

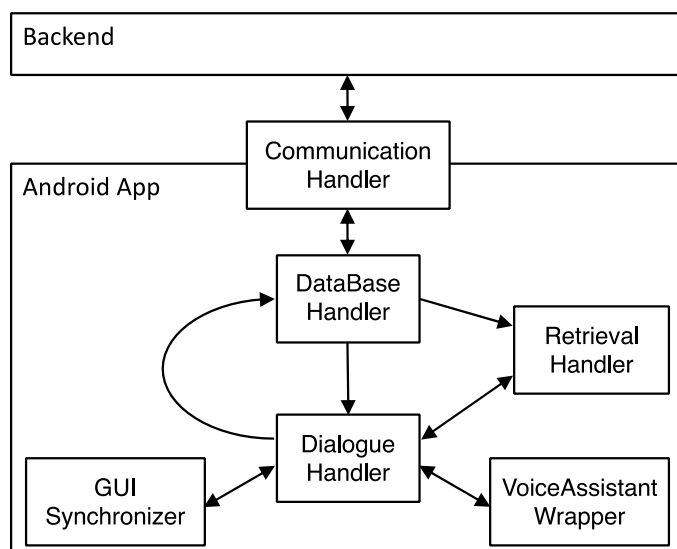


Abb. 7 Schematisch dargestellte Software-Architektur der App

Folgende Dialogstränge wurden in Absprache mit den Projektpartnern angelegt:

Prozessdatenaufnahme

Zur Aufnahme von Prozessen wurde zunächst die Nutzung eines Nummernsystems eingesetzt. Dies ermöglicht die schnelle Prozessdatenaufnahme von grobgranularen Prozesskategorien. Bei Partnern, die kein Nummernsystem für Prozesstypen vorliegen haben, ist das System zu aufwändig, da Nummern erst neu gelernt werden müssen (Nichterfüllung von RQ1, RQ3, RQ4). Eine Weiterentwicklung der Prozessdatenaufnahme wird in Kapitel 2.3 beschrieben.

Stördatenaufnahme

Die Grobstrukturierung der Stördatenaufnahme ist dreigeteilt und orientiert sich an den Ergebnissen des StöGröm-Forschungsprojektes [7]. Dabei findet eine Dreiteilung in Störobjekt, Art der Störung und Störort statt. Jeder Typ bildet dabei eine Oberklasse in der Ontologie, dem beliebige Klassenhierarchien zugeordnet werden können. Dabei ist hierbei zu beachten, dass der Ort der Störung vernachlässigt wird, da es sich um ein Szenario handelt, bei dem das Gerät fix positioniert wurde. In Test hat sich ergeben, dass eine fixe Einteilung in die drei Klassifikatoren zu unflexibel hinsichtlich der Auswertung durch natürliche Sprache ist. Eine Weiterentwicklung der Prozessdatenaufnahme wird in Kapitel 2.3 beschrieben.

Anlegen neuer Störungsarten

Existiert eine genannte Störung nicht in der Datenstruktur, wird dem Nutzer vorgeschlagen, einen neuen Störungstyp der Datenstruktur hinzuzufügen. So soll erreicht werden, dass das System sukzessive durch neue Störungstypen erweitert wird. Praxistests haben jedoch gezeigt, dass hierbei mehrere System-Rückfragen notwendig sind, um die neue Störung korrekt in die Ontologie einzufügen, was zu langen Dialogzeiten führt und so zur verminderten Nutzerakzeptanz. Eine Weiterentwicklung der Systematik wird in Kapitel 2.4 beschrieben.

Die Schritte der Sprachdatenverarbeitung, speziell des Retrieval-Verfahrens, sind in Abb. 8 dargestellt. Zuerst wird mittels Android SpeechRecognizer die eingesprochenen Audiosignale in Text umgewandelt. Die Text-Vorverarbeitung besteht aus drei klassischen Schritten zur Extrahierung von relevanten Informationen aus dem eingesprochenen Text. *Tokenizing* beschreibt dabei das Aufbrechen des Satzes in einzelne Worte. Dies geschieht in diesem Falle durch die Unterteilung anhand der Leerzeichen zwischen den Worten. Bei *Cleaning* werden anhand von vordefinierten Stopwortlisten alle nicht-relevanten Worte entfernt, wie bspw. Artikel, Personalpronomen oder Füllworte. Durch *Stemming* werden die restlichen Worte auf ihren Wortstamm zurückgeführt. Dabei wird der auf die deutsche Sprache angepasste CISTEM-Algorithmus genutzt [8]. Darauf folgt das Retrieval-Verfahren, das anhand der Worte Kandidaten in der Ontologie findet und bewertet. Zuletzt erfolgt eine synthetische Sprachausgabe, die die erfolgreiche Datenaufnahme bestätigt und/oder Rückfragen an den Werker stellt.

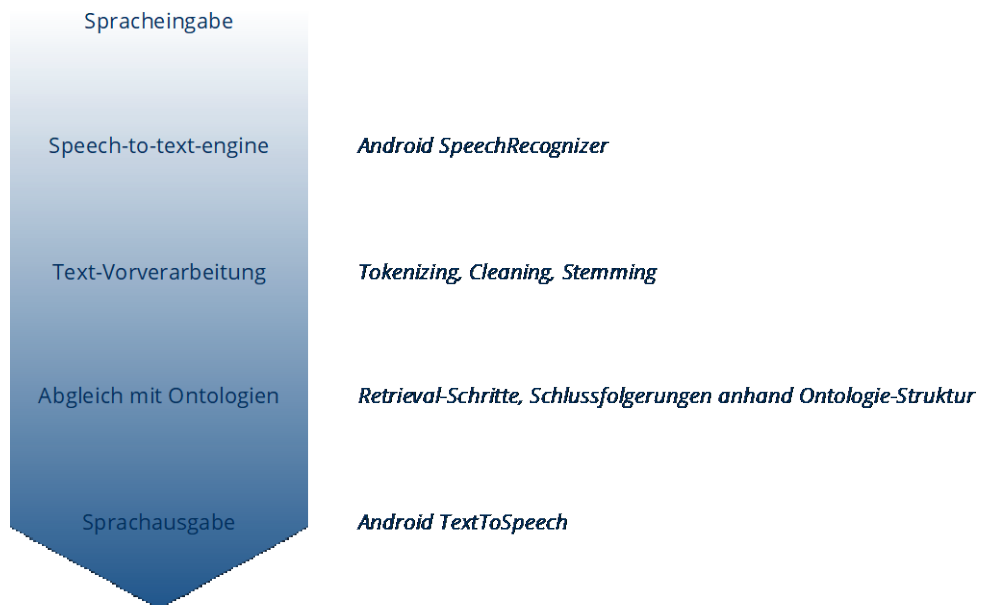


Abb. 8 Schemenhaft dargestellte Sprachdatenverarbeitung in der App

2.3. Diagnostische Analysekomponente (AP 3)

Dynamische Bezugsstruktur

Die initiale Datenstruktur wurde um weitere Inhalte erweitert. Einerseits wurden alle Klassen um die Erweiterung durch Synonyme ergänzt. Einerseits werden für Wortlisten Annotationen genutzt, andererseits können Synonyme durch die Äquivalenzrelation zwischen Klassen modelliert werden. Ein Automatismus wurde bereitgestellt, um anhand den festdefinierten Thesaurus *OpenThesaurus* die Klassen ohne manuellen Aufwand um weitere Bezeichnungen zu erweitern. Gerade für (unternehmensspezifisches) Fachvokabular ist jedoch eine händische Eintragung in die Ontologie notwendig. Im Sinne der Anforderung RQ4 wird das Extrahieren der korrekten Datenpunkte in der Ontologie mittels natürlicher Spracheingabe so weiter verbessert. Des Weiteren wurden Klassen definiert, die es den Unternehmen ermöglichen, Anweisung zur Störungsbehebung sowie genauere Detailabfragen zur vorgefallenen Störung zu tätigen (bspw. Aufnahme von Betriebszeiten von Maschinen; Nachfrage, ob/welche spezielle(n) Bauteile betroffen sind). Diese Anweisungen werden direkt mit den jeweiligen Ontologie-Klassen verbunden. Zusätzlich wurde dem Dashboard für das Hinterlegen weiterer Dialog-Fragen eine Eingabemaske hinzugefügt (siehe Abschnitt Dashboard, Abb. 15).

Alle dezentral aufgenommenen Prozesse und Störungen werden mit Zeitstempeln zentral in die Bezugsstruktur hinterlegt. Durch einfache Rückwärtsverkettung können im Störfall Ursachen in vorhergehenden Prozessen gesucht werden (vgl. Abb. 9). Da den Prozessen jeweils mehrere Prozessparameter zugeordnet werden können, ist auch die Rückwärtsverkettung mehrerer Prozessketten zum Finden der Störungsursache möglich (vgl. Abb. 10). Dabei werden identische Prozessparameter des gestörten Prozesses genutzt, um parallele oder vergangene ähnliche Prozesse zu finden. Eine Vorwärtsverkettung zur Ursachenermittlung der Störung ist gleichermaßen möglich, wenn bereits vorausgesehen werden kann, welche weiteren Prozessschritte durchgeführt werden.

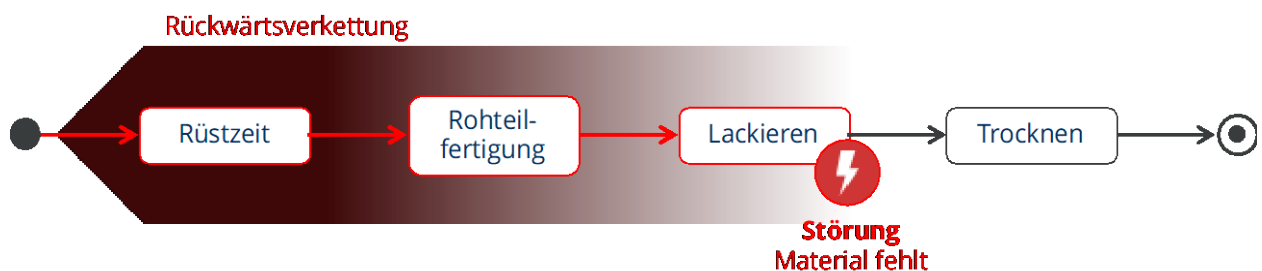


Abb. 9 Aufdeckung von Störungsursachen anhand einfacher Rückwärtsverkettungen von Prozessen

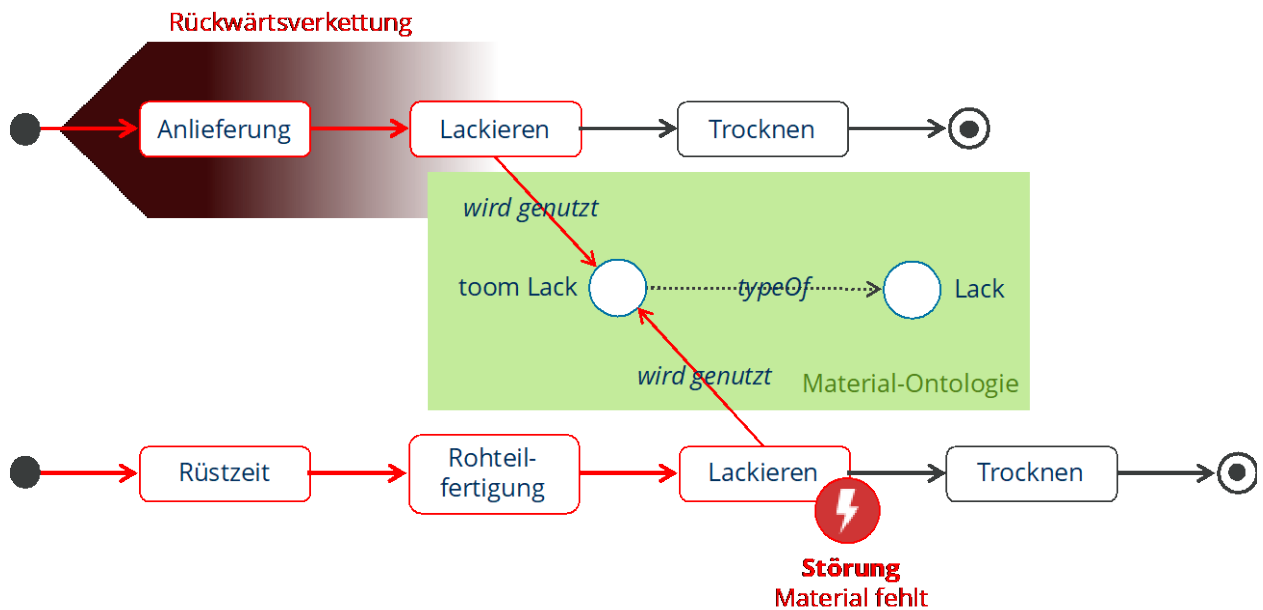


Abb. 10 Aufdeckung von Störungsursachen anhand erweiterter Rückwärtsverkettung in parallelen/vorhergehenden Prozessketten durch Ontologie-Beziehungen

BI-Gesamtsystem

Das Gesamtsystem wurde um weitere Komponenten erweitert, die insbesondere die Auswertung von aufgenommenen Prozessketten sowie die Anpassung der Prozessaufnahme betreffen. Die Oberfläche zur interaktiven Prozessvisualisierung ist in Abb. 11 abgebildet und besteht aus den folgenden Bestandteilen:

1 – Darstellung der Prozessketten

Im Hauptbereich werden die aufgenommenen Prozessketten dargestellt. Per Tooltip werden Start- und Endzeitpunkt und die aufgenommenen Prozessparameter bei Bedarf angezeigt. Die Prozessketten können anhand der Prozessparameter gebildet werden (vgl. Beschriftung 4).

2 – Legende

Legende zur aktuellen Farbgebung der Prozesse.

3 – Einfärbung der Prozesse

Die Prozesse können anhand ihrer Prozessparameter eingefärbt werden, sodass ähnliche Prozesse ersichtlich werden (und bspw. miteinander verglichen werden können). Zudem können gestörte und momentan laufende Prozesse hervorgehoben werden, um ein besseres Controlling zu ermöglichen.

4 – Anordnung der Prozessketten

Die Prozessketten bestehen immer aus Prozessen, die zeitlich aufeinander folgen (bzw. parallel verlaufen). Diese Prozessketten können anhand von Prozessparametern, so bspw. produktbezogen, arbeitsplatzbezogen oder mitarbeiterbezogen, angeordnet werden.

5 – Einfärbung der Störungsauswirkungen

Die Störungsauswirkungen können gemäß Abb. 11. eingefärbt werden. Dabei werden Ursachen durch ein Rückwärtsverkettung und Auswirkungen durch eine Vorwärtsverkettung gefunden und farblich hervorgehoben.

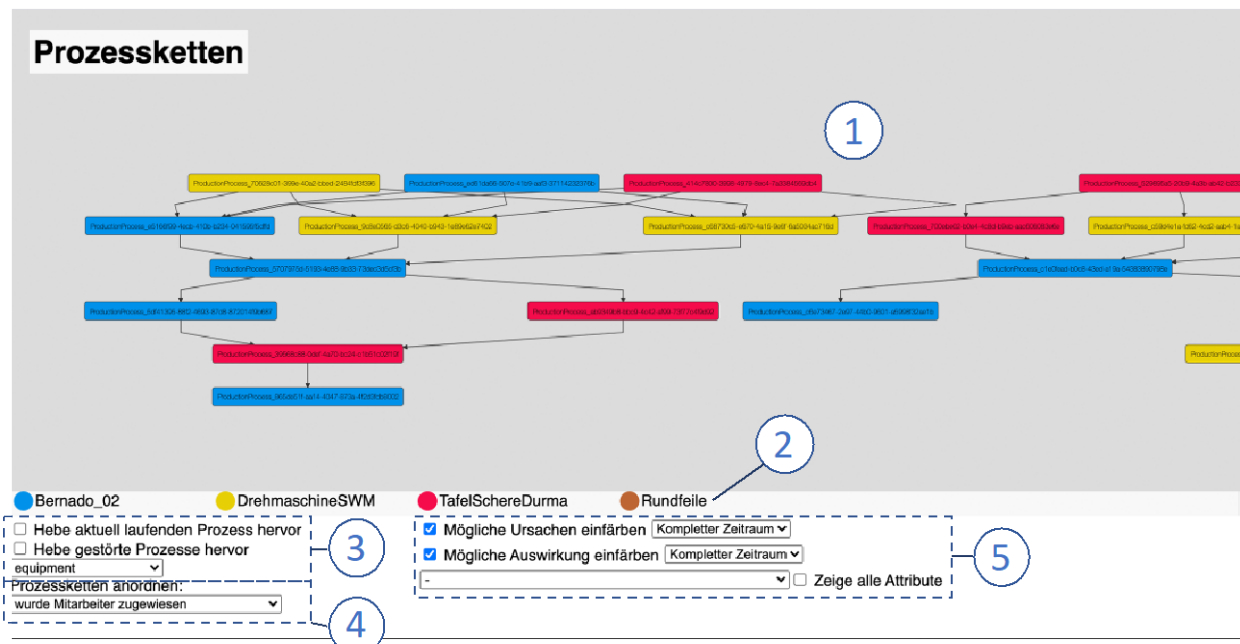


Abb. 11 Interaktive Visualisierung der aufgenommenen Prozessketten

Als Erweiterung zu dem statischen Aufnahmesystem wurde eine dynamische Komponente zur Steuerung der Häufigkeit der Prozessdatenaufnahme hinzugefügt. Die Grundlage dieser Lean-Datenaufnahme folgt dem Mantra „So wenig Datenaufnahmen wie möglich, so viele Datenaufnahmen wie nötig“. Dies wird auch noch einmal durch Anforderung RQ1 unterstrichen. Dabei werden systemseitig Vorschläge an den Produktionsplaner gegeben, inwiefern eine Anpassung der Aufnahmegranularität sinnvoll ist. In Rücksprache mit den Prozesspartnern haben sich dabei zwei verschiedene Aufnahmestrategien mit jeweiligen Anwendungsgebieten herausgebildet: Statisch und dynamisch.

Eine statische Prozessdatenaufnahme besitzt eine festgelegte Prozessaufnahmegranularität. Abb. 12 zeigt beispielhaft eine Aufnahmestrategie, mehrere Bearbeitungsschritte zusammenfasst. Diese ist dann anzuwenden, um einen allgemeinen Überblick über sämtliche Prozesse der Wertschöpfungskette zu erhalten und allgemeine Abläufe zu dokumentieren. Als Idee eines Projektpartners wurde auch eine Live-Tracking-Funktionalität zur Anzeige des Fertigungsstatus für die Kundenseite eingebracht. Diese Strategie wurde bereits im initialen Aufnahmesystem in AP2 umgesetzt.

Die dynamische Prozessdatenaufnahme basiert auf Fokuspunkten im Produktionsablauf, die genauer dokumentiert werden müssen und Abläufen, die in der Dokumentation vernachlässigt bzw. nur grob dokumentiert werden müssen. Dies kann insbesondere vorgefallene (wiederkehrende) Störungen als Ursache haben, also als retrospektiv ausgelöste Aktion. Auch vorausschauend kann erfahrungsbasiert eine Verfeinerung der aufzunehmenden Prozesse konfiguriert werden, bspw. bei störungsanfälligen Ramp-Up-Phasen von neuen Maschinen, Werkzeugen oder allgemein von Fertigungsprozessen. Auch eine qualifikationsabhängige

Aufnahmefrequenz ist denkbar, sodass bspw. die durchgeführten Prozesse neuer Mitarbeiter zu Trainingszwecken feingranularer auf Korrektheit überprüft werden, als bei erfahrenen Werkern.

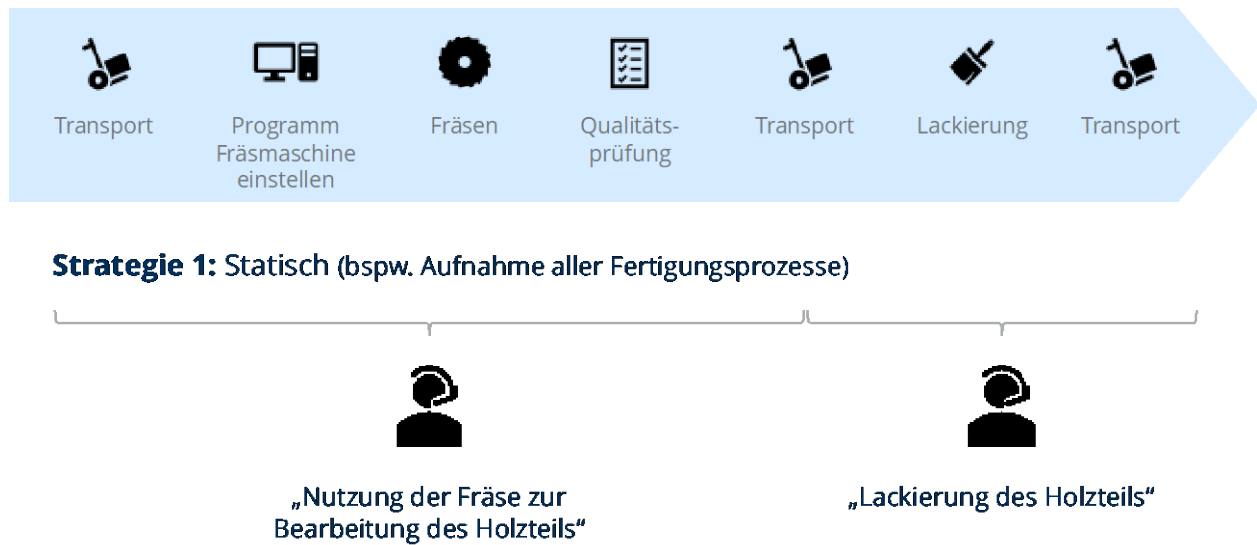


Abb. 12 Beispielhaft dargestellte statische Aufnahmestrategie

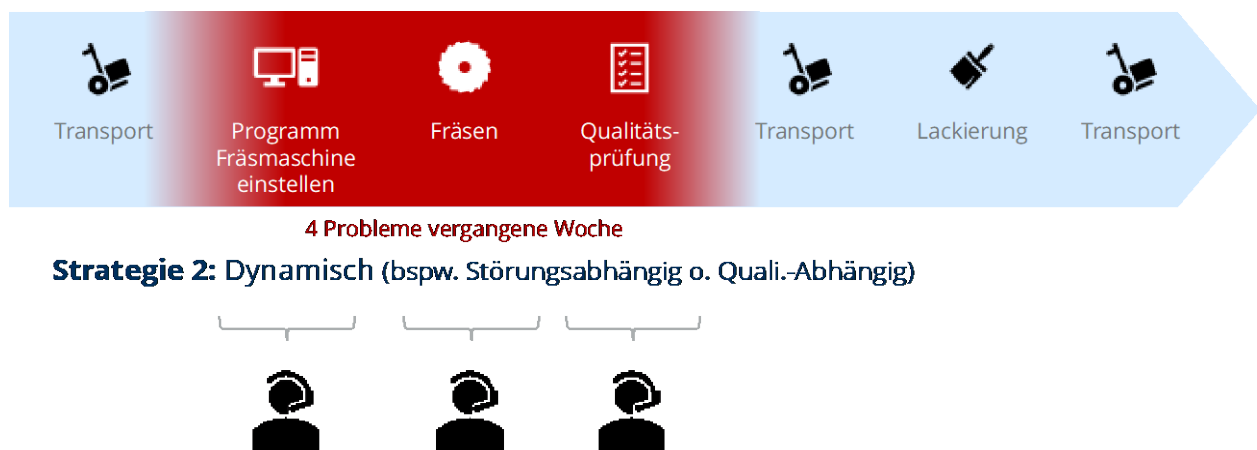


Abb. 13 Beispielhaft dargestellte dynamische Aufnahmestrategie

Zur Festlegung der aufzunehmenden Prozessparameter wurde ein weiteres Formular zum Dashboard hinzugefügt (vgl. Abb. 14). Dieses basiert auf der hinterlegten Ontologie-Struktur und dient zur Festlegung aufzunehmender Prozessparameter in Abhängigkeit der Prozessarten. Das Formular besteht aus den folgenden drei Bestandteilen:

1 – Übersicht über Prozessarten

Eine Auflistung aller Prozessarten nach Produktionsbereichen, wie sie in der Ontologie hinterlegt sind. Diese können hierarchisch strukturiert sein (sichtbar durch einen Pfeil vor dem Wort). Durch jeweiliges Klicken auf die Schaltfläche rechts neben dem Wort wird eine Detail-Konfiguration auf der rechten Seite des Dashboards geöffnet. Der Werker wird nur bei den Prozessstypen zur Datenaufnahme aufgefordert, die angekreuzt wurden.

2 – Festlegung der unterscheidenden Parameter

Für jeden Prozesstyp muss zur Aufnahme festgelegt werden, welcher sich ändernde Prozessparameter ausschlaggebend zum Beenden der momentanen Prozessaufnahme und zum Start des nächsten Prozesses ist. Dies kann bspw. der nächste Bearbeitungsschritt, eine neue Baugruppe oder der Wechsel des Arbeitsplatzes oder Betriebsmittels sein.

3 – Festlegung der Prozessparameter

Auswahl der aufzunehmenden Prozessparameter. Die Parameterauswahl zu den einzelnen Prozesstypen kann in der Ontologie restriktiert werden. Systemseitig aufgenommene Prozessparameter (hier Mitarbeiter, Prozessstart- und -endzeitpunkt) können nicht verändert werden. Durch die Nutzung der hierarchischen Struktur können hier Eingabeparameter je nach Anforderung genau konfiguriert werden. Zudem können konstante Prozessparameter festgelegt werden, sodass die Prozessdatenaufnahme weiter spezifiziert werden kann. Dies heißt, dass bspw. die Prozesse eines bestimmten Prozesstyps nur bei einem speziell festgelegten Betriebsmitteln aufzunehmen sind. Auch die Prozessparameter werden in der hinterlegten Ontologie hierarchisch definiert, sodass die Software flexibel an das Unternehmen angepasst werden kann.

Einstellungen Prozessdatenaufnahme per Sprachassistent

1

- Montageprozess ...
- Kundenprozess ...
- Entwicklungsprozess ...
- Logistikprozess ...
- Produktionsplanungs und -steuerungsprozess ...
- Fertigungsprozess ...
- Einkaufsprozess ...
- Qualitätssicherungsprozess ...
- Lagerprozess ...
- Lieferantenprozess ...

Daten hochladen

Montageprozess

Unterscheidender Parameter: **2**

Parameter:

- Mitarbeiter Automatisch durch das System hinzugefügt **3**
- Startzeitpunkt Automatisch durch das System hinzugefügt
- Endzeitpunkt Automatisch durch das System hinzugefügt
- Betriebsmittel**
- Maschine
- Transportfahrzeug
- Werkzeug

Auswahl hochladen

Abb. 14 Dashboard zur Konfiguration der aufzunehmenden Prozessparameter

Auf eine vollautomatische Anpassung der Granularitätsebene wurde von den Projektpartnern verzichtet. So werden dem Planer im Dashboard Hinweis-Meldungen mit Vorschlägen zur feineren bzw. größeren Auflösung der Prozessdatenaufnahme gegeben. Dabei existieren folgende Parameter zur Auslösung, die sich an typischen KPIs zur Störungsbewertung orientieren:

Absolute Anzahl Störungen A_t im Zeitraum t

Wird eine festgelegte Anzahl an Störungsmeldungen A_t in einem Zeitraum t über- bzw. unterschritten, erhöhe bzw. vermindere die Prozessaufnahmegranularität. So wird automatisch eine stufenweise Erhöhung der Aufnahmefrequenz eingeleitet, wenn die Anzahl an Störungen gleichbleibend ist.

Relative Anzahl Störungen R_t im Zeitraum t

Wird eine relative Anzahl R_t von gestörten Prozessen zu allen aufgenommen Prozessen über- bzw. unterschritten, erhöhe bzw. vermindere die Prozessaufnahmegranularität. Hierbei ist zu beachten, dass sich die Anzahl aller zurückgemeldeten Prozesse durch eine höhere Aufnahmefrequenz erhöht, sodass sich das System selbstständig „einpendelt“.

Absolute Anzahl Störungen A_{t_1} im Zeitraum t_1 verglichen mit absoluter Anzahl Störungen A_{t_2} im Zeitraum t_2

Über- bzw. unterschreitet die relative Änderung von Störungsauftritten innerhalb zweier Zeiträume eine festgelegte Grenze, erhöhe bzw. vermindere die Prozessaufnahmegranularität.

Zur besseren Steuerung der Wichtigkeit der Ursachenfindung im Störfall, können sowohl der Zeitraum, als auch die Anzahl auftretender Störungen systemseitig festgelegt werden, indem Betrachtungszeiträume länger bzw. kürzer festgelegt werden und Änderungen in der Anzahl an Störungen größer bzw. kleiner sind, um eine Änderung der Aufnahmefrequenz auszulösen. So ist bspw. bei wiederkehrend gestörten Produktionsabschnitten eine höhere Sensitivität zu empfehlen, also ein niedriges A_t in einem kurzen Zeitraum t .

Dialog-Design

The screenshot shows a dashboard for configuring dialog components. On the left, there is a dropdown menu labeled 'Für Fehler' with 'Leistungsverluste' selected. Below it are three buttons with 'X' icons: 'Stromquelle prüfen.', 'Maschine auf Verklemmungen untersuchen.', and 'Drehzahl pro Sekunde'. At the bottom left is a button 'Fehlerbehandlung abspeichern'. On the right, there is a panel titled 'Dialog Komponente Typ' with a dropdown menu showing 'Hinweis'. Below this is a text input field labeled 'Textuelle Ausgabe' and a button 'Komponente hinzufügen'.

Abb. 15 Dashboard-Oberfläche zum Hinterlegen von Dialogbausteinen für Störungen

Auch für das Hinterlegen von Dialogbausteinen im Störfall wurde das Dashboard erweitert (vgl. Abb. 15). Dafür können beliebige Handlungsempfehlungen und Fragen durch den Sprachassistenten an den Werker gestellt werden. Auf diese Weise sollen Unfälle vermieden werden und der Werker zur unmittelbaren Behebung befähigt werden. Die Dialogbausteine werden aneinandergereiht und entsprechen einem der folgenden Dialogtypen:

Aussage

Ein Hinweis wird an den Werker ausgegeben. Dieser kann bspw. Arbeitsschutzrichtlinien beinhalten (bspw. der Hinweis, dass die Maschine unmittelbar vom Strom zu trennen ist) oder auch Verantwortlichkeiten zur Störungsbehebung.

Ja/Nein-Frage

Dem Werker wird eine mit „Ja“ oder „Nein“ zu beantwortende Frage gestellt (bspw. „Leuchtet die Kontroll-Lampe?“).

Datenaufnahme – Text

Dem Werker wird eine Frage gestellt, die ihn dazu veranlasst, eine textuelle Antwort zu geben.

Datenaufnahme – Nummer

Dem Werker wird eine Frage gestellt, die ihn dazu veranlasst, eine Nummer als Antwort zu geben (bspw. Temperaturmessungen von Maschinen oder Umdrehungszahlen). Wird keine Zahl angegeben, weißt das System den Werker auf die Notwendigkeit einer solchen Angabe hin.

Wie in Abschnitt *Dynamische Bezugsstruktur* bereits beschrieben, werden alle Dialogbausteine in der Ontologie direkt mit jeweiligen Störungen bzw. Störungskategorien verbunden.

Da ein Projektpartner die Datenhaltungssoftware von IN-Form nutzt, wurde IN-Software als Partner geworben, sodass eine Schnittstelle zur Extrahierung von Prozessdaten für das Forschungsprojekt bereitgestellt wurde. Mittels der Schnittstelle können aus dem Programm IN-Form Daten exportiert und in unser System importiert werden. IN-Form ist ein ERP-System, welches vor allem im fertigen KMU-Bereich und bei Handwerksunternehmen weit verbreitet ist. Das Programm wird bei einem unserer Partnerunternehmen des PBA eingesetzt.

Mittels dieses Programms können Daten (z.B. zu Projekten, zu Störobjekten) mittels einer speziellen Schnittstellenfunktion (vgl. Abb. 16) in Excel exportiert werden (vgl. Abb. 17). Anschließend wurde ein Importer entwickelt (vgl. Abb. 18), der es erlaubt, Daten aus den Excel-Dateien in das Gesamtsystem und die Ontologiestruktur zu importieren. Diese Funktion ermöglicht eine schnelle Übertragung von größeren Datenmengen. Beispielsweise wird in IN-Form eine Materialliste für ein neues Projekt angelegt, diese kann in unser System exportiert werden und für die einzelnen Positionen der Materialliste können Störungen aufgenommen werden.



Aus dem ERP-System Inform können Daten exportiert werden

Abb. 16 Schnittstellen-Funktion im IN-Form-ERP-System

PROJEKT	IDENTIFIKATOR	PROJEKTSTART	INFOTEXT	HAUPTPROJEKT	PRODUKTGRUPPE
000001	738478100907826	02.09.2021		000001	
000002	738478101012692	02.09.2021		000002	
000003	738478101611551	02.09.2021		000003	
000004	738478101619756	02.09.2021		000004	
000005	738478102727892	02.09.2021		000005	
K000003	738478101103214	02.09.2021		K000003	
K000005	738478102518258	02.09.2021		K000005	
KA000005	738478101802092	02.09.2021		KA000005	

Abb. 17 Beispielhafter Excel-Export aus dem IN-Form-ERP-System

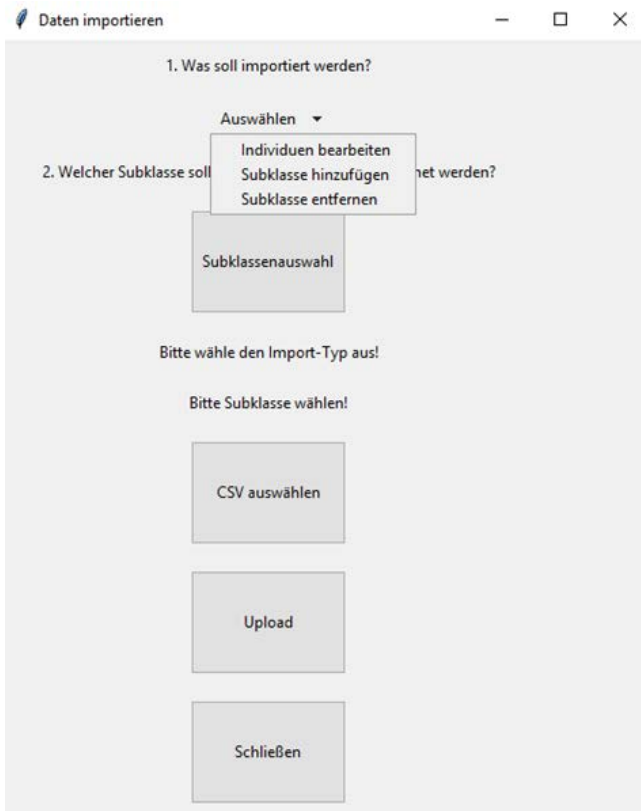


Abb. 18 Selbstentwickelte Applikation zum Import von Daten die Ontologiestruktur

Sprachassistentz

Das Sprachassistentz-System wurde weiterhin verbessert, um die natürliche Sprachdatenverarbeitung zu ermöglichen. Hierfür wurde das Retrieval-Verfahren ein weiteres Mal angepasst. Zum besseren Erkennen von Spitznamen von Maschinen und dem allgemeinen Problem der Aufnahme von ähnlich klingenden Begriffen wurde der Verarbeitung ein phonetischer Algorithmus hinzugefügt. Die *Kölner Phonetik* stellt ein Maß zur Bewertung des ähnlichen Klangs zweier Wörter zu Verfügung und ist, im Gegensatz zum *Russell-Soundex*-Verfahren, auf die Aussprache der deutschen Sprache angepasst.

Zudem wurde ein neuer Algorithmus zum Finden geeigneter Kandidaten in der Ontologie unter Einbezug der Hierarchie, Annotationen und Attributen implementiert, der weitestgehend auf einem einfachen Bewertungsverfahren basiert. Dieser Algorithmus hat sich in Tests als erfolgreich bewiesen und befindet sich momentan in einem Einreichungsprozess (vorr. unter dem Namen „Conversational Process Data Collection: An Ontology-Driven Conversation System for process data collection in manufacturing“).

Weitere Dialoge wurden dem Sprachassistenten hinzugefügt. Folgende Dialogstränge wurden in Absprache mit den Projektpartnern angelegt bzw. erweitert:

Störungen als behoben melden

Nachdem Störungen gemeldet werden können, soll auch deren Behebung rückgemeldet werden, da auf diese Weise die Ausfalldauer und auch das Vorgehen zur Behebung dokumentiert werden kann. Störobjekt gilt als dann behoben, wenn entweder die Behebung konkret gemeldet wird, oder aber das Störobjekt als Prozessparameter in einem späteren, ungestörten Prozess aufgenommen wird. Spricht der Werker seine durchgeführten Schritte zur erfolgreichen Lösung ein, wird diese direkt zur Verfügung gestellt, falls die selbe Störung erneut gemeldet wird.

Prozessdatenaufnahme erweitert

Der Dialog zur Prozessdatenaufnahme wurde um die dynamische Anpassung erweitert (vgl. Abschnitt BI-Gesamtsystem). Zudem wurde das vorherig genannte neue Retrieval-Verfahren eingebettet, sodass auch Schlussfolgerungen zur impliziten Aufnahme von Prozessparametern anhand bereits eingesprochener Parameter berücksichtigt werden.

Stördatenaufnahme erweitert

Ähnlich zur Prozessdatenaufnahme wurde ebenfalls die Stördatenaufnahme durch das verbesserte Retrieval-Verfahren erweitert.

Ausgabe aller Störungen, die in der letzten Schicht aufgetreten sind

Zur Adaption aus dem realen Produktionsumfeld wurde nach Rücksprache mit einem Partner ein Dialog hinzugefügt, der es dem Werker erlaubt, alle vorgefallenen Störungen aus der vorherigen Schicht abzufragen. Derzeit wird dies in mündlicher Absprache mit dem vorherigen Werker vorgenommen, sodass ein besserer Überblick gegeben und über mögliche, bisher nicht gelöste Probleme aufgeklärt wird.

Anhand der Erfahrungswerte wurde eine Klassifizierung zum Einsatz des Sprachassistenzsystems im Produktionsumfeld aufgestellt (vgl. Tabelle 3). Die Kriterien dienen ebenfalls als Vergleichsgrundlage zum Paper „Voice user interfaces in manufacturing logistics: A literature review“, das sich momentan im Reviewing-Prozess befindet.

Tabelle 3 Klassifizierungskriterien zum Einsatz von Sprachassistenz im industriellen Umfeld

Kriterium	Optionen	Auswirkung
Positionierung	Mobil, stationär	Laufwege, Anschaffungskosten, zusätzliche Nutzung der GUI
Internetzugang	Online (WLAN, mobile Daten), offline	Datenschutz, flächendeckendes WLAN, Empfangsqualität mobiler Daten
Kommunikation mit dem System	Unidirektional, Bidirektional	Rückfragen durch das System, Anforderungen weiterer Eingaben

Kombination mit weiteren Ein-/Ausgabemöglichkeiten	Alleinstehend genutzt, in Kombination genutzt	Einbezug Eingabemodalitäten Datenhandschuh Touchscreen weiterer wie oder
Spracheingabe	Festgelegtes Vokabular, Natürlich	Intuitivität, Präzision, Eingabegeschwindigkeit

Ein Problem durch die hohe Umgebungslautstärke ist, dass die Speech-to-Text Engine in manchen Fällen nicht automatisch die Sprachdatenaufnahme beendet, wenn der Sprecher fertig ist. Dies hindert einen schnellen Dialog und damit eine zügige Datenaufnahme (RQ1). Aus diesem Grund wurde das Wort „stop“ eingeführt. Wird dieses am Satzende gesprochen, wird dem System mitgeteilt, dass der Sprecher seine Dateneingabe beendet. Ein Spracheingabe lautet so bspw. „Ich leime Baugruppe B80 und B81 zusammen stop“.

2.4. Prognostische Analysekomponente (AP 4)

Aufbau einer geeigneten Lernbasis und Entwicklung Lernmodell

Die Lernbasis zur Implementierung der prognostischen Analysekomponente stellt eine essentielle Voraussetzung dar. Ziel ist die Extrahierung bestehender Massendaten, sodass verschiedene Modelle des Maschinellen Lernens (ML) angewandt werden können. Hierbei sind zwei Faktoren ausschlaggebend: Zum einen ist eine große Menge an Daten erforderlich, um ein adäquates Modell zu trainieren. Zum anderen sind nur die Daten sinnvoll, die über relevante Parameter verfügen. Insgesamt lagen bei keinem Projektpartner ausreichend Datenmaterial zum Training umfangreicher ML-Modelle vor, nichtsdestotrotz werden im Folgenden Handlungsvorschläge gegeben. Die folgenden Ansätze wurden näher betrachtet:

Klassifikation vs. Regression

Im Rahmen des Forschungsprojektes sind ML Algorithmen vor allem zur Klassifikation geeignet. Klassifikationsalgorithmen können genutzt werden, um tieferliegende Strukturen hinter Fehlerklassen zu identifizieren. („Überhitzung des Saugers“ und „Kratzer auf dem Material“ können so bspw. auf dieselbe Ursache zurückgeführt werden). Andererseits lassen sich auch unterschiedliche Fehlerklassen innerhalb eines Fehlers zurückführen: „Überhitzung des Saugers“ wird durch Überbeanspruchung oder durch Verwendung eines speziellen Modus ausgelöst).

Letztendlich sollte als Ziel eine nicht explorative Anwendung von Klassifikationsalgorithmen gelten, sondern eine vorhersagende (*predictive*). Hierbei wird anhand der Daten vorhergesagt, wann eine Störung (mit welcher Wahrscheinlichkeit) auftreten wird, sodass bevor der Störfall eintritt entsprechende Gegenmaßnahmen getroffen werden können.

Supervised learning vs. Unsupervised learning vs. Reinforcement learning

Im Rahmen des Forschungsprojektes ist besonders das *Supervised Learning* von Bedeutung. Hierbei wird anhand gegebener Zielgrößen ein Algorithmus trainiert. Gleichzeitig ist auch der Einsatz von *Unsupervised learning* denkbar, vor allem in dem explorativen Part. Hierbei werden Algorithmen ohne explizites Ziel genutzt, um in den Daten nicht direkt erkennbare Zusammenhänge aufzudecken (bspw. *association rule mining*). Dies kann genutzt werden, um die bereits erwähnten Zusammenhänge zwischen verschiedenen Fehlertypen oder innerhalb eines Fehlertypen zu analysieren.

Zeitreihenanalyse

Da es sich bei den gegebenen Daten um Zeitreihendaten handelt und bezüglich der Vorhersage von Fehlern der Zeitbezug eine essenzielle Rolle spielt, sind verschiedene Verfahren der Zeitreihenanalyse zu empfehlen. Dieser Zeitbezug ist auch bei der Auswahl von *Deep-Learning* Algorithmen zu beachten, weshalb sich die Verwendung von *Recurrent neural networks* (RNN) (bspw. ein LSTM) anbietet.

Allgemeines zu ML

ML lebt von iterativem Vorgehen sowohl innerhalb der Algorithmen als auch bei der Entwicklung dieser. Gleichzeitig ist eine genaue Fallbetrachtung sowie sehr gutes „Business Understanding“, also Verständnis der realen Gegebenheiten und Zusammenhänge, für ein verwertbares Ergebnis von Nöten. Welcher Algorithmus bei welchen Hyperparametern zu dem besten Erfolg führt lässt

sich in den meisten Fällen nicht vorhersagen und nur durch strukturiertes Entwickeln und Optimieren feststellen.

Mögliche sinnvolle Algorithmen

Support-Vector-Machine, Decision Tree, Random Forest, k-nearest neighbors, DB-SCAN, association rule mining (Apriori, Eclat, FP Growth), Deep-Learning Algorithmen wie Recurrent neural network oder 1D-Convolutional-Neural Network

Vorverarbeitung

Eine zentrale Rolle spielen hier Verfahren wie Feature Generation, Feature Selection und Feature Reduction (z.B. durch Methoden wie PCA) sowie allgemeine Datentransformationstechniken (z.B. Normalisierung). Generell wird vor der eigentlichen Modellbildung die Datenqualität bestimmt und mögliche Datenprobleme, wie Ausreißer oder fehlende Werte (Missing Values, kurz: MV) beseitigt.

Wichtig ist vor allem der Bezug zu dem Anwendungsfall, für den die Daten aufbereitet werden und mögliche Anpassungen innerhalb dieser Phase bei neuem Erkenntnisgewinn in späteren Phasen. Hier zählt eine der wichtigsten Faustformeln des ML: „Garbage in, garbage out“. Das Ergebnis kann nur so gut sein, wie die Daten, die für das Ergebnis verwendet wurden.

Struktur des möglichen Datensatzes

Störungsdaten

Die zu erfassende Zielgröße sind die aufgenommen Störungen im Betrieb (mittels der Spracherfassung). Sie werden zusammen mit dem Objekt, an dem sie stattfinden sowie der Uhrzeit, zu der sie aufgenommen werden, erfasst. Es handelt sich nicht wie in den meisten online zugänglichen Daten um eine binäre Größe, sondern um eine kategorische Erfassung des Störungstyps.

Sensordaten

Parallel zu den Störungsdaten können Sensordaten der verwendeten Maschinen geloggt werden. Diese stellen einen wichtigen Input dar, da ein Zusammenhang zwischen den von der Anlage erfassten Werte und den entstandenen Störungen sehr wahrscheinlich ist. Zudem existieren hier bereits größere Datenmengen bei einem Partner des projektbegleitenden Ausschusses. Gleichzeitig muss das Problem der unterschiedlichen „Zeittypen“ gelöst werden. Die Sensordaten sind zyklische Werte, welche ohne Unterbrechung oder stärkerer Verzögerung geloggt werden. Die Störungsdaten hingegen werden nur azyklische aufgenommen und sind zeitlich nicht exakt zuordenbar, da sie durch einen Menschen protokolliert werden, der abgelenkt oder aufgehalten werden kann. Wird also von Verzögerungen bei den Sensordaten gesprochen, dann handelt es sich um Werte im Millisekunden- bis niedrigen Sekundenbereich, während bei den Störungsdaten mindestens von Sekunden, wenn nicht eher Minuten ausgegangen werden muss. Hilfreich wäre es, wenn das Analgen selbst auch zumindest einzelne Fehlertypen loggen würde, um so die ungefähre zeitliche Abweichung der beiden Datensätze erfassen zu können. Dies ist allerdings nur über ein kostenpflichtiges Zusatzmodul bei den Maschinen eines Projektpartner möglich, das nicht angeschafft wurde.

ERP-Daten

Letztendlich sind potenziell auch die innerhalb des ERP-Systems gehaltenen Daten von Bedeutung. Hier können Informationen über die Auslastung der verschiedenen Anlagen sowie Unterschiede in Material und Produkte enthalten sein, welche vorrangig bei der Suche nach Fehlerquellen nützlich sein könnten, aber auch für das Erzeugen neuer Features. Auch hier gilt die unterschiedliche Kardinalität der Zeit zu beachten und zu lösen.

Diagnostische Unterstützung durch das Gesamtsystem

Ein Partnerunternehmen des PBA möchte Störungen dokumentieren und dann mit den Daten aus ihrem ERP-System kombinieren, um die Ursache für Störungen zu identifizieren und um Gegenmaßnahmen abzuleiten. Als Indikatoren für Störungen dienen bei dem Unternehmen Stückzahlabweichungen (d.h. es wurde mehr produziert werden als geplant) oder Zeitabweichungen (d.h. es dauert sehr lange bis zur Fertigung des nächsten Produktes, obwohl zwischen den zu fertigenden Stücken nur wenige Sekunden/ Minuten zur Neubestückung der Maschine liegen sollten). Die Log-Daten für zwei Maschinen wurden dafür ausgewertet (vgl. Abb. 19 – Hinweis: Daten sind anonymisiert und orientieren sich an Realdaten). Dabei haben wir folgende Untersuchungen vorgenommen und Erkenntnisse abgeleitet:

- Es konnte festgestellt werden, dass es bei den meisten Bearbeitungen keine Abweichungen gibt (siehe untere beiden Heatmaps). Dort ist die Position am Nullpunkt weiß hervorgehoben, das heißt dass bei fast allen Bearbeitungen weder eine Abweichung der Zeit zur nächsten Bearbeitung existiert, noch eine absolute Stückzahlabweichung.
- Mittels Cluster-Analyse konnten keine Muster erkannt werden (obere beiden Diagramme – in den Farben orange, rot und grau)
- Es wurden Mängel hinsichtlich der autom. Prozessdatenaufnahme gefunden, da teilweise negative Zeiten bis zur nächsten Bearbeitung und negative Stückzahlabweichungen aufgenommen werden (markiert in blauer Box 3)
- Das Unternehmen möchte wissen, welche Störungen zu der hohen positiven Stückzahlabweichung geführt haben (d.h. es musste mehr produziert werden als eigentlich geplant, um die richtige Menge an fehlerfreien Stücken zu erreichen). Ursachen dafür könnten Minderqualitäten des gelieferten Rohmaterials sein (markiert in roter Box 1)
- Das Unternehmen möchte wissen, welche Störungen zu den hohen Zeiten bis zur nächsten Bearbeitung führen (markiert in grüner Box 2)

Nach der Aufnahme einer größeren Menge an Störungen mit Hilfe der sprachbasierten Datenaufnahme kann das Unternehmen prüfen, ob es zum Zeitpunkt der Störungsaufnahme absolute Stückzahlabweichungen oder Zeitabweichungen bis zur nächsten Bearbeitung gab und damit Ursachenmuster für Störungen identifizieren und die Störungen quantifizieren (z.B. wie lange eine Störung eines bestimmter Störungstyps andauert bis das nächste Produkt gefertigt werden kann oder wie viel „Ausschuss“ bei einem bestimmten Störungstyp produziert wird).

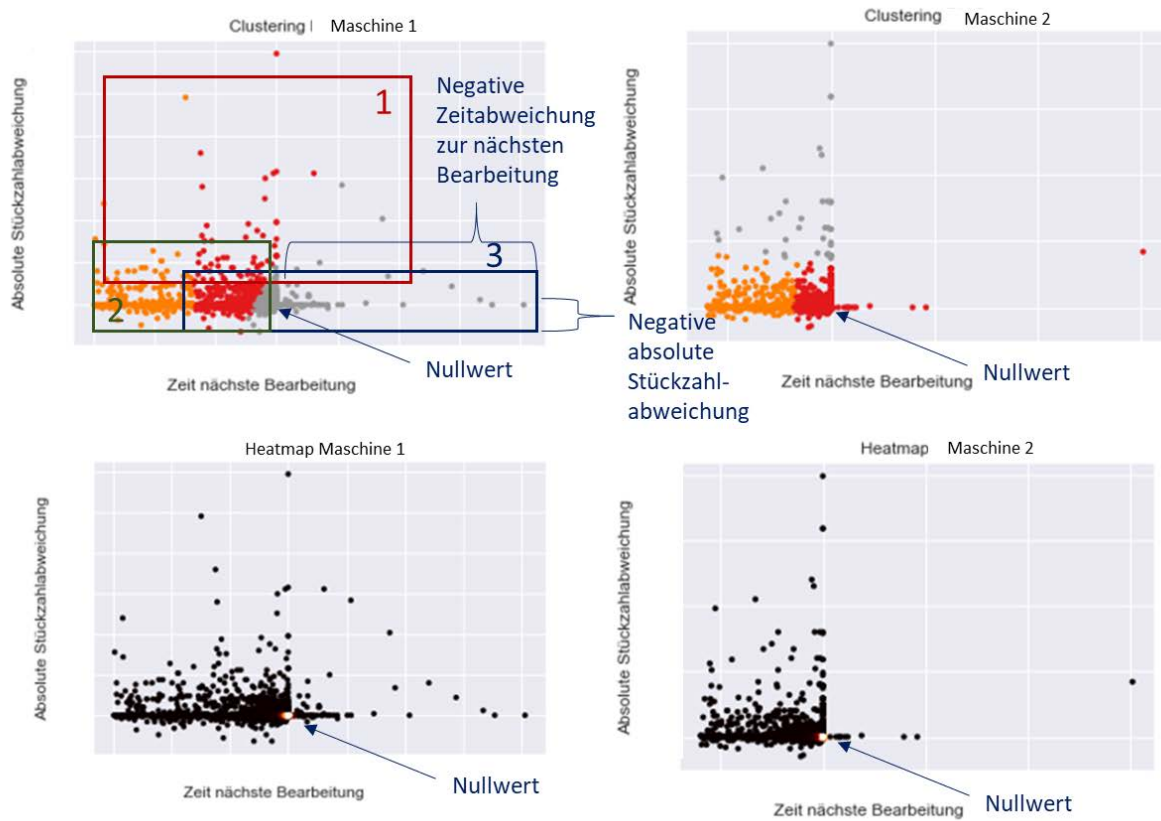


Abb. 19 Exemplarische Auswertung von Produktions-ERP-Daten (anonymisiert)

Implementierung des Gesamtsystems

Wie aus den vorhergehenden Abschnitten deutlich wurde, wurde das System während der gesamten Projektlaufzeit stetig weiterentwickelt und modifiziert. Insbesondere die App zur Sprachassistent als Grundlage der Datenaufnahme bedurfte intensiver Weiterentwicklung, sodass eine natürliche Sprachdatenauswertung möglich ist. Folgend soll eine bildliche Übersicht über das Erstellen und die Funktionsweise des Gesamtsystems dargestellt werden. Ein Video zum Zwischenstand des Demonstrators Ende 2021 wurde hochgeladen: <https://videocampus.sachsen.de/m/e1b33275e518fb6c82f2568309eccbd59ef68ae0bc32fc2452ed6719e67ad7bf06eb8309cf656982663e2e45e5892ce117310fdc34acd61556da319f054fefb6>. Covid-bedingt und aus Gründen des Datenschutzes wurden die Aufnahmen in der Versuchshalle der TU Dresden vorgenommen.

Sämtlicher Code aller Bestandteile wurde in Versionsverwaltungssysteme eingepflegt. Zum Zugriff auf die Repositories wenden Sie sich bitte an eine der Forschungsstellen.



Abb. 20 Impressionen der Tests in realer Industrieumgebung

3. Verwendung der Zuwendung

Tabelle 4 Tatsächlicher Personaleinsatz der Prof. Technische Logistik (TL) und Prof. Wirtschaftsinformatik – Business Engineering (BE)

4. Arbeitspaket (AP)	Beschreibung	Verwendung der Zuwendung	
		TL:	BE:
1	Unternehmensanalyse und Klassifikation Teillösungen	2,5 PM	0 PM
2	Deskriptive Analysekomponente	8 PM	4,44 PM
3	Diagnostische Analysekomponente	9 PM	8,25 PM
4	Prognostische Analysekomponente	3 PM	4 PM
5	Bewertung und Dokumentation	1,5 PM	1,31 PM
Summe		24 PM	18 PM

Aufgrund beantragter und gewährter Laufzeitverlängerung weicht für beide Forschungsstellen der tatsächliche Personaleinsatz vom Forschungsantrag ab.

4. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die durchgeführten Forschungsarbeiten waren notwendig und angemessen, da sie den Punkten im Arbeitsplan des Projektantrages entsprachen. Dadurch wurden alle im Arbeitsplan formulierten Aufgaben erfolgreich bearbeitet.

5. Darstellung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse insbesondere für KMU sowie ihres innovativen Beitrags und ihrer industriellen Anwendungsmöglichkeiten

Im Rahmen des Forschungsprojektes wurde in Zusammenspiel mit den Projektpartnern ein Demonstrator geschaffen, der KMU dazu befähigt, Prozesse und Störungen mit geringem Zeit- und Kostenaufwand per Spracheingabe aufzunehmen und anschließend auszuwerten. Dabei ist das System flexibel genug, dass in verschiedensten Domänen eingesetzt werden kann. Zudem kann das System als Ergänzung zu bestehenden Datenaufnahmesystemen agieren.

Durch Workshops wurde zudem die Wichtigkeit einer systematischen Störungsaufarbeitung hervorgehoben, indem bspw. durch die autom. Datenauswertung bestehender Maschinen-Logdaten Störungen hervorgegangen sind, die nie aufgearbeitet wurden.

Sowohl die Untersuchung der industriellen Nutzung der Sprachassistenten, als auch die Graph-basierte Datenhaltung sowie die automatische Steuerung zur Prozessdatenaufnahme haben einen klaren wirtschaftlichen Nutzen und sind aus wissenschaftlich-technischer Sicht in dieser Domäne als neuartig anzusehen.

6. Plan zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft

Durchgeführte Transfermaßnahmen

Maßnahme	Ziel	Ort/Rahmen	Zeitraum
Ansprache weiterer interessierter Unternehmen	Direktansprache weiterer Unternehmen, Gewinnung für PA	Telefonische Akquise	Ende 2019
Ansprache weiterer interessierter Unternehmen	Direktansprache weiterer Unternehmen, Gewinnung für PA	Akquise per Telefon und Mail	Ab Mai 2020
Präsentation	Information und Auftakt zum Projekt mit allen Teilnehmern, Vorstellung Kerninhalte und Einbindung der Unternehmen	PA-Kick-Off-Sitzung an der TU Dresden	14. Februar 2020
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Abstimmung über den Projektverlauf, Datenakquise hinsichtlich allgemeiner Produktionsabläufe und potenziellen Störungen	Treffen bei HiConform in Freital	12. Mai 2020
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Vorstellung Projektzwischenstand, konkrete Informationen über eingesetzte Softwaresysteme bei	Treffen bei HiConform in Freital	08. Juni 2020

	HiConform, Abstimmung Kopplung/Datenübermittlung		
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Gewinnung von VDT Vakuumtechnik Dresden GmbH für PA	Kick-Off-Sitzung bei VDT in Niedersedlitz	10. Juni 2020
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Abstimmung über den Projektverlauf, Datenakquise hinsichtlich allgemeiner Produktionsabläufe und potenziellen Störungen sowie Systemkopplung	Online-Konferenz mit Deutsche Werkstätte Hellerau GmbH	30. Oktober 2020
Internetpräsenz PA	Aufmerksamkeit auf Projekt steigern	Blog-Eintrag Website HiConform (https://www.hiconform.de/hiconform-blog/stoerungsfreie-produktion-mithilfe-eines-ki-systems-modellbau/)	Ab 03. November 2020
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Erklärung der Datenstrukturen und Abstimmung hinsichtlich allgemein vorhandener Daten, Abstimmung Datenübermittlung	Online-Konferenz mit Deutsche Werkstätte Hellerau GmbH	06. November 2020
Präsentation	Vorstellung Projektfortschritt in 2020	Online-Konferenz PA- Jahresabschluss-Sitzung	24. November 2020
PA und potenziell neuer PA-Partner	In-Software als neuer Partner	Online-Konferenz zur Vorstellung LeanBI4ProdLog-Projekt	25. November 2020
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Abstimmung Projektverlauf mit Linovag, Festlegung Datenschutzverordnung	Online-Konferenz mit Linovag	08. Dezember 2020
Ansprache weiterer interessierter Unternehmen	Direktansprache weiterer Unternehmen, Gewinnung für PA	Akquise per Telefon und Mail	Ab Januar 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Vorstellung Sprachdatenaufnahme und -verarbeitung, Gewinnung PA, evtl. ZIM- Projekt	Online-Konferenz mit Mimetik	15. Januar 2021
PA und potenziell neuer PA-Partner	Absprache IN-Software: Schnittstelle für ERP- System	Online-Konferenz mit IN-Software	18. Januar 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Datenextrahierung Unternehmensdaten, Vermittlung Projektfortschritt	Online-Konferenz mit IN-Software	18. Januar 2021
Präsentation	Vorstellung Projektzwischenstand	Treffen an der TU Dresden mit Mimetik	19. Januar 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Klärung weiterer Schnittstellen, Bereitstellung von Programm-Plug-Ins	Online-Konferenz mit IN-Software	19. Februar 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Übermittlung Maschinendaten,	Online-Konferenz mit Linovag	23. März 2021

	allgemeines Vorgehen zur Evaluation		
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Erste Auswertung Maschinendaten hinsichtlich Störungen mittels statistischer Verfahren	Online-Konferenz mit Linovag	28. Mai 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Brainstorming von Integrationsmöglichkeiten in Datenhandschuh	Online-Konferenz mit Mimetik	21. Juni 2021
PA und potenziell neuer PA-Partner	Vorstellung Projekt bei Alstom Group	Online-Konferenz mit Alstom Group	07. Juli 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Workshop zu Sprachassistenten im industriellen Umfeld und allgemeinem Störungsmanagement, Vorstellung der Auswertung von Maschinendaten	Vor Ort bei Linovag	08. Juli 2021
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Absprache Prozessdatenaufnahme und weitere Schritte	Online-Konferenz mit HiConform	03. August 2021
PA und potenziell neuer PA-Partner	Demonstrator-Workshop	Vor Ort bei HiConform	04. August 2021
Präsentation	Vorstellung Projektfortschritt in 2021	Online-Konferenz PA-Jahresabschluss-Sitzung	09. Dezember 2021
PA und potenziell neuer PA-Partner	Vorstellung Forschungsprojekt	Online-Konferenz mit Mitgliedern des VDMA	11. Februar 2022
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Vorstellung Projektstand	Online-Konferenz mit In-Software	04. März 2022
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Test Gesamtsystem in realer Produktionsumgebung	Vor Ort bei Linovag	22. März 2022
Präsentation	Aufmerksamkeitsgewinnung für Forschungsdomäne	UNI-TAG TU Dresden	21. Mai 2022
Präsentation	Aufmerksamkeitsgewinnung für Forschungsdomäne	Vortrag VDMA-Ost in Radebeul	28. Juni 2022
Projektbegleitender Ausschuss (PA)	Test Gesamtsystem in realer Produktionsumgebung	Vor Ort bei Linovag	02. August 2022

Publikationen und Lehre

Maßnahme	Beschreibung	Zeitraum
Publikationen	Scharfe, P., Ludwig, H., Bley, K., Wiener, M., Schmidt, T.: Data-driven Failure Management: An Ontology-based Speech Recognition App for Failure Capturing in Manufacturing Processes	Juni 2022
	Ludwig, H.: Voice user interfaces in manufacturing logistics: A literature review (eingereicht, in Review)	Juli 2022
	Ludwig, H.: Conversational Process Data Collection: An Ontology-Driven Conversation System for process data collection in manufacturing (in Erstellung)	Vorr. Oktober 2022
	Scharfe, P.: Development of a model with enabling and inhibiting factors for speech assistance in industrial environments (in Planung)	Vorr. Februar 2023
Studien- und Abschlussarbeiten	Bootz, T.: Entwicklung eines Vorgehensmodells zur Erarbeitung und Implementierung eines semantischen Datenmodells für die Projektfertigung	Dezember 2020
	Strietzel, T.: Recherche von Methodiken zur Störungsanalyse anhand von Prozessdaten	April 2021
	Nguyen, H.: Einsatzmöglichkeiten maschinellen Lernens im industriellen Störungsmanagement	Juli 2021
	Klingner, P.: Spracherfassung im industriellen Umfeld	Oktober 2021
	Klingner, P.: Entwicklung eines Modells mit Ermöglichungs- und Hemmfaktoren für die Einführung von Sprachassistenten im industriellen Umfeld	Mai 2022
Lehre	Ausbildung von Absolventen	fortlaufend
	Ergänzung des Themenkomplexes in Vorlesungen wie z.B. „Systeme der Intralogistik“, „Produktion & Logistik“ bzw. „Arbeitsorganisation“, „Ergonomie“	Ab Januar 2022
Internet	Internetseiten des Antragstellers	fortlaufend

Geplante Transfermaßnahmen

Maßnahme	Beschreibung	Zeitraum
Wissenschaftliche Qualifikation	Weitere Aspekte und Varianten der im Projekt identifizierten Problemstellung sollen im Rahmen einer Dissertation untersucht werden: Promotionsvorhaben Ludwig: Einsatz einer Sprachassistenten in der Produktionslogistik zur Unterstützung des Operator 4.0 (Arbeitstitel)	geplant
Information und Wissensvermittlung	Vorstellung Ergebnisse Forschungsvorhaben Forum Technische Logistik	08. September 2022
Produktiv-Einsatz des Gesamtsystems	Einführung des Gesamtsystems zur Störungsaufnahme bei einem min. einem Partner des projektbegleitenden Ausschusses	Vorbereitungsphase läuft, Einführung spätestens Ende 2022

Lehre	Aufnahme von wissenschaftlich gewonnenen Erkenntnissen zum Projektthema in die Lehrveranstaltungen	fortlaufend
-------	--	-------------

Quellen

- [1] Mcguinness, D.. (2001). Ontology Development 101: A Guide to Creating Your First Ontology. Knowledge Systems Laboratory. 32.
- [2] Yunianta, A., Basori, A., Prabuwono, A., Bramantoro, A., Syamsuddin, I., Yusof, N., Almagrabi, A., Alsubhi, K.. (2019). OntoDI: The Methodology for Ontology Development on Data Integration. International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA).
- [3] Mascardi, V., Cordì, V. & Rosso, P.. (2007). A Comparison of Upper Ontologies.. 55-64.
- [4] Haslwanter, J. D. H., Heiml, M. & Wolfartsberger, J., 2019. Lost in translation: machine translation and text-to- speech in industry 4.0. PETRA '19: Proceedings of the 12th ACM International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments, p. 333–342.
- [5] Costa, D. et al., 2019. Empowering Humans in a Cyber-Physical Production System: Human-in-the-loop Perspective. 2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems (ICPS), pp. 139-144.
- [6] Chakraborty, S., Mukherjee, S., Saha, S. K. & Saha, H. N., 2019. Autonomous Vehicle for IndustrialSupervision Based on Google Assistant Services & IoT Analytics. 2019 IEEE 10th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON), pp. 1061-1070.
- [7] Meyer, G., Knüppel, K.. (2015). StöGröM - Nachhaltiges Störgrößenmanagement in produzierenden KMU, IGF-Vorhaben
- [8] Weissweiler, Le., Fraser, A. (2018). Developing a Stemmer for German Based on a Comparative Analysis of Publicly Available Stemmers. GSCL 2017: Language Technologies for the Challenges of the Digital Age. 81–94.