

Selbstlernende Bedienerassistenzsysteme in Verarbeitungsmaschinen

Schult, Andre¹; Klaeger, Tilman¹; Carsch, Sebastian¹; Oehm, Lukas¹

Kurzzusammenfassung

Die Effizienz von Verarbeitungs- und Verpackungsmaschinen hängt ganz wesentlich vom Erfahrungs- und Prozesswissen der Bediener ab. Unerfahrenen Bedienern ist nur selten möglich, Störungen im Prozess mit einer fundierten Ursachenanalyse nachhaltig zu beseitigen. Die Folge sind sich häufig wiederholende Mikrostörungen und eine geringe Anlageneffizienz. Um den Bediener bei der Ursachenfindung zu unterstützen setzt das Fraunhofer IVV Dresden auf ein selbstlernendes Bedienerassistenzsystem. Dieses erfasst die aktuelle Situation aus vorhandener Sensorik, anhand kooperativer Dialoge mit dem Bediener und über Kamerasysteme. In Verbindung mit einer wachsenden Datenbank zu möglichen Störungen und Ursachen wird dem Bediener ein virtueller Kollege zur Seite gestellt, welcher mit Erfahrungswissen aller Mitarbeiter in der richtigen Situation unterstützen kann.

1 Ausgangssituation

Im Rahmen der vierten industriellen Revolution und aufgrund steigender Endkundenanforderungen bezüglich Variantenvielfalt und Produktverfügbarkeit wird Maschinen und Anlagen, auch im Verpackungsmaschinenbau, eine immer größer werdende Flexibilität abverlangt [1]. Daraus resultieren hohe Anforderungen an Ausbringung, Sicherheit und Effizienz der zu entwickelnden Maschinen [2], die Komplexität der Anlagen steigt. Der reale Anlagenwirkungsgrad erreicht, trotz dieser steigenden Komplexität, dabei nur selten die technischen Möglichkeiten. Vielmehr ist er in hohem Maß abhängig vom jeweiligen Anlagenbediener und dessen Erfahrungs- und Prozesswissen [3]. Das *Prozesswissen* meint dabei das Verständnis über den Prozessablauf bzw. die Prozessgestaltung [4]. *Erfahrungswissen* hingegen ist eine Mischung aus explizitem und implizitem Wissen und bezieht sich auf die Kenntnis vieler ähnlicher Anwendungsfälle, vergleichbarer Situationen sowie vergangener Erfahrungen eines Bedieners während der Arbeit an einer Maschine [5]. Die beiden Wissensarten sind dabei nicht losgelöst voneinander zu betrachten, sondern können einander bedingen. Folgende, nicht vollständige Liste von bedienerspezifischen Erfahrungen kann dabei beispielhaft zur Steigerung des Prozesswissens der einzelnen Bediener beitragen:

¹ Fraunhofer IVV Dresden

- Welche Störungen wurden in der Vergangenheit wodurch verursacht und welche Lösungen haben das Problem beseitigt?
- Welche Prozess- und Einstellparameter sind für einen störungsfreien Maschinenbetrieb zu wählen und wovon hängen diese ab?
- Wie kann auf Schwankungen im Prozess oder in den Eigenschaften von Packgut und Packmittel reagiert werden?

Aktuell kann sowohl das Prozess- als auch das Erfahrungswissen in der Praxis von den Bedienern meist nur in ungenügendem Umfang aufgebaut werden. Grund dafür ist ein sich bedingender und in sich geschlossener Kreislauf, welcher mit der Überforderung von unerfahrenen Bedienern beginnt. Dieser kann Störungen an Anlagen häufig nicht in ihren Ursachen beheben, sondern entwickelt vielmehr oft oberflächliche Lösungsstrategien, welche nur die Symptome der Störung adressieren und diese so nur temporär beseitigen. Untersuchungen in [6] haben gezeigt, dass 66% der Störungen Mikrostörungen, also kürzer als zwei Minuten, sind. Abbildung 1 bildet diesen Sachverhalt ab.

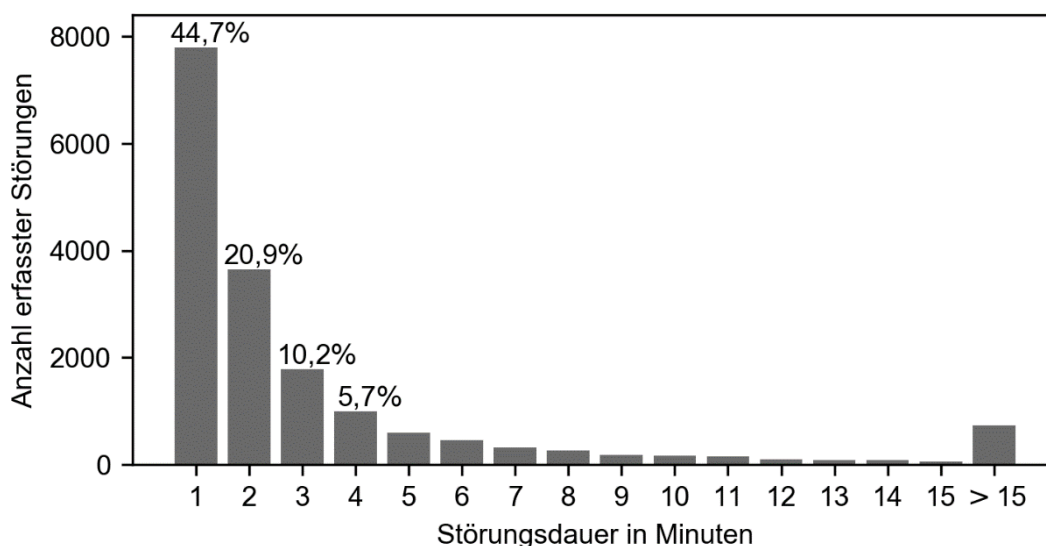


Abbildung 1: Histogramm ungeplanter Maschinenstillstände nach [6].

Industrie sowie Wissenschaft reagieren darauf in der Regel mit einem wiederum verbesserten Anlagendesign [2], wodurch Bediener noch weniger Prozesswissen und Erfahrung aufbauen und demnach keine passenden mentalen Modelle der zu bedienenden Maschine aufbauen können. Inadäquate mentale Modelle können dabei teilweise schwerwiegende Folgen haben [7]. Zusätzlich erschweren eng getaktete Produktionszeitfenster, eine Vielzahl von durch einen Mitarbeiter zu bedienenden Maschinen sowie eine hohe Mitarbeiterfluktuation im Bereich der Anlagenbedienung den Erfahrungswissensaufbau. Da dieses Erfahrungswissen jedoch eine vom Unternehmen nutzbare Informationsquelle ist [1], muss die bessere Nut-

zung der menschlichen Fähigkeiten ein zentrales Element zukünftiger Forschung und Entwicklung im Bereich der Anlageneffizienz darstellen.

2 Ableitung des Bedarfs an Bedienerassistenzsystemen

Eine Datenbank als Wissens- und Erfahrungsspeicher stellt dabei einen möglichen Lösungsansatz für die aufgezeigte Ausgangssituation dar und kann in Verbindung mit einer geeigneten Benutzerschnittstelle als Assistenzsystem den Bediener beim Aufbau von Wissen unterstützen. Folgende, zentrale Fragestellungen müssen jedoch bei der Entwicklung eines solchen Bedienerassistenzsystems berücksichtigt werden:

- Wie kann implizites Wissen explizit gemacht und gespeichert werden und
- in welcher Situation soll welches Wissen aus einer Datenbank angeboten werden?

Ein potientiell System muss demnach Störungen der technischen Anlage automatisch erkennen und den richtigen Datenbankeintrag in kürzester Zeit zur Verfügung stellen. Aufgrund dieser Anforderungen können manuelle Suchvorgänge nicht im Lösungsfeld der Aufgabenstellung vorhanden sein, da diese zu zeitintensiv, aufwändig und, mit Blick auf die kurzen Stillstandszeiten, auch als nicht praktikabel einzustufen sind.

In einer denkbaren, technischen Umsetzung könnte ein System mit Sensoren und programmierten Störungsmeldungen in der Maschinensteuerung Störungen erkennen und dem Bediener spezifisch vorprogrammierte Lösungsvorschläge präsentieren. Dies könnte ggf. durch in einer Datenbank gespeichertes Erfahrungswissen ergänzt werden.

Die Ursachen für eine Vielzahl von Störungen können durch diesen Ansatz jedoch nicht erkannt werden, da kein Informationsrückfluss häufig auftretender Maschinenstörungen von dem Maschinenbediener zum jeweiligen -entwickler stattfindet. Außerdem kann die Diagnose von Störungen auch deutlich komplexer sein und erweitertes Prozesswissen vom Bediener verlangen [8]. Das potentielle System sollte demnach schon mit spezifischen, von den Entwicklern beschriebenen Lösungen für potentielle Fehler angelernt und mit Erfahrungswissen von Bedienern bereichert werden.

Um mögliche Reaktanzen bei Unternehmen sowie Bedienern vorzubeugen sollte es weiterhin universell einsetzbar sein und geringe infrastrukturelle Anforderungen stellen.

3 Vision des Fraunhofer IVV Dresden

Das Fraunhofer Institut für Verfahrenstechnik und Verpackung (IVV) in Dresden entwickelt auf Grundlage des aufgespannten Problemfeldes ein Selbstlernendes Assistenzsystem für Maschinen (SAM). Dieses soll selbstständig und ohne den Bedarf an zusätzlicher Sensorik Störungen wiedererkennen und fallspezifisch präzise Lösungsvorschläge präsentieren. SAM agiert dabei als virtueller, passiv beratender „Kollege“ und unterstützt so den Maschinenbediener. Die Unterstützung besteht dabei nicht aus einem aktiven Eingreifen in Maschinenabläufe, sondern aus Ratschlägen basierend auf einer Situationsanalyse und einem verknüpften Datensatz. Dazu beobachtet SAM die Maschinenzustände und baut auf dieser Grundlage eine Wissensdatenbank auf. Diese Datenbank kann lokal an einer Maschine, über das unternehmensinterne Netzwerk an einem speziellen Produktionsstandort oder standortübergreifend (cloudbasiert) genutzt werden, jeweils abhängig von der technischen und konstruktiven Analogie zu anderen Maschinen. Die Anzahl an sich ähnlichen Maschinen ist dabei proportional zu der Genauigkeit der Vorhersagen, da bei mehreren Maschinen auch ein größerer Datensatz in der Wissensdatenbank vorhanden ist. Durch die Einbindung in bestehende Feldbus-Systeme ist SAM sowohl an Neu- als auch an Bestandsmaschinen nutzbar. Für die dargelegte Situationsanalyse der Lagerepräsentation werden aktuell verschiedene Ansätze verfolgt, darunter die Beschäftigung mit unterschiedlichen Methoden der Datenanalyse sowie die Entwicklung eines kooperativen Dialogsystems.

4 Nutzen von vorhandenen Sensordaten zur Situationsbeschreibung

Eine wesentliche Komponente des Assistenzsystems ist die Ermittlung der aktuellen Situation bzw. des Maschinenzustands. In modernen Maschinen ist eine Vielzahl von Sensoren verbaut, die teilweise zur Prozessüberwachung und Fehlerdetektion eingesetzt werden. Häufig treten jedoch im Betrieb Störungen auf, die bei der Maschinenentwicklung nicht berücksichtigt wurden oder werden konnten. Eine vollumfängliche Störungsmeldung durch die Steuerung ist deshalb nicht immer möglich. Wird jedoch wenigstens ein Sensor durch eine Störung tangiert ist es möglich die Störungen in den Schaltmustern der Sensoren wieder zu erkennen. Dafür werden die relevanten Merkmale aus den Sensorsignalen extrahiert und mit Methoden des maschinellen Lernens Modelle generiert, die eine Zuordnung von Mustern zu Störungen ermöglichen [3]. Das Ziel muss dabei sein, die Anzahl erforderlicher Wiederholungen zum Anlernen von neuen Störungen zu reduzieren. Hier wird von einer Merkmalsextraktion profitiert, die auf den jeweiligen Prozess angepasst ist, siehe Abbildung 2. Wird als Eingangsgröße bspw. lediglich das Schaltmuster als Zeitreihe verwendet liegt die erreichba-

re Genauigkeit niedriger als bei einer manuellen Extraktion der relevanten Schaltzeitdifferenzen zwischen den Sensoren und Aktoren. Für eine solche Extraktion ist ausreichendes Wissen über den Prozess und die Signalverläufe erforderlich, um entsprechende Extraktionsmethoden entwickeln zu können.

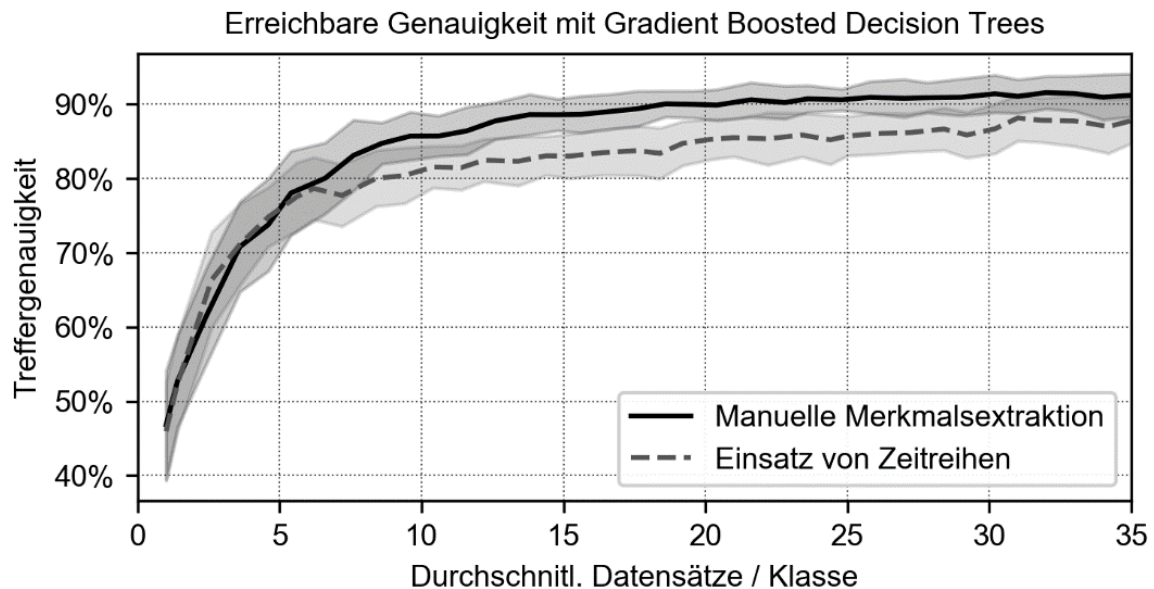


Abbildung 2: Vergleich der erreichbaren Modellgenauigkeit bei zwei Varianten zur Merkmalsextraktion.

Für die gezeigten Daten wurden Experimente an einer Fischertechnik® Modellfabrik, ausgestattet mit einer industrietypischen Steuerung, durchgeführt. Der Vorteil liegt dabei in einer einfachen Reproduzierbarkeit von Störungen und kostengünstigen Versuchen, da im vorliegenden Kreislaufprozess keine Materialumwandlung stattfindet. Die Signale von Sensoren und Aktoren wurden über eine universelle Schnittstellenkarte aus dem Feldbus in den PC eingelesen und dort in einer Datenbank abgelegt.

Für die aufgezeichneten Daten werden mit verschiedenen Algorithmen des überwachten Lernens, u. a. Ensemble-Methoden, Modelle zur Klassifizierung erstellt. Als besonders genau erwiesen sich dabei Gradient Boosted Decision Trees, mit denen Treffergenauigkeiten über 90 % erreichbar sind. Alle eingesetzten Algorithmen arbeiten stochastisch, d. h. es werden nur Wahrscheinlichkeiten ausgegeben und beim Anlernen haben Zufallsgrößen einen Einfluss. Schon die Aufteilung der Daten in Trainingsdaten und Testdaten zur anschließenden Kreuzvalidierung beeinflusst die Treffergenauigkeit. In Abbildung 2 ist die empirische Standardabweichung für 50 unterschiedliche Teilungen schattiert dargestellt.

Nach ersten Laborversuchen wird derzeit am Aufbau von Industriedemonstratoren gearbeitet. Bei zwei Partnern werden Systeme an eine Verpackungsmaschine angeschlossen und im laufenden Betrieb die Daten erfasst. Zur Klassifizierung der Störungen wird ein Tablet zur

Verfügung stehen, mit dem ein Bediener aufgetretene Störungen eintragen kann. Je häufiger eine Störung klassifiziert wurde, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit die Störung wieder zu erkennen und dem Bediener festgelegte Handlungsempfehlungen zu geben.

Das System wird regelmäßig per Fernwartung mit Updates versehen, um durch bessere Merkmalsextraktion und bessere Parameter bei der Modellerstellung die Vorhersagegenauigkeit weiter zu steigern.

Geplant ist außerdem die Nutzung digitaler Anlagenzwillinge zum Training der Modelle. Eine Simulation mit hohem Detaillierungsgrad ist schneller und günstiger zu betreiben als eine reale Maschine. So können bereits vor der Inbetriebnahme der realen Maschine potentielle Störungen gefunden und dargestellt werden [9, 10]. Gleichzeitig wird eine Datenbasis für das Assistenzsystem aufgebaut, mit dem es bereits vortrainiert in die Produktion übergeben werden kann. Auch ein Pretraining von tiefen neuronalen Netzen ist so mit weniger Aufwand als an realen Anlagen möglich.

5 Kooperatives Dialogsystem

Da die verbaute Sensorik in Abhängigkeit der jeweiligen Maschine sehr unterschiedlich ausgeprägt sein kann, soll auch das (Prozess- sowie Erfahrungs-) Wissen des Bedieners von dem System zur Situationsbeschreibung genutzt werden. Bei dem Ansatz des kooperativen Dialogsystems wird deshalb ein Dialog zwischen Mensch und Assistenzsystem zur Beschreibung der aktuellen Situation genutzt. Dabei werden Prinzipien der zwischenmenschlichen Kommunikation und Dialogführung auf die Mensch-Maschine-Interaktion übertragen und Erkenntnisse aus dem Bereich der Ingenieurspsychologie berücksichtigt. Durch eine situationsbedingt implizite oder explizite Formulierung der Intention in den Fragestellungen des Dialogs oder durch gezielte Rückfragen auf Grundlage der vom Bediener gegebenen Antworten auf zuvor gestellte Fragen kann die aktuell vorliegende Situation sukzessive abgebildet und ein Konsens zwischen dem menschlichen sowie technischen Situationsverständnis geschaffen werden. Dieser Konsens ist die Grundlage zur Suche nach potentiellen Ursachen und damit auch nach mit dem Problembild korrelierenden Lösungsmöglichkeiten aus der Datenbank.

Dieser skizzierte Ansatz wird seit dem 1.12.2017 in dem vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) finanzierten Projekt „KoMMDia – Kooperativer Mensch-Maschine-Dialog“ bearbeitet. In diesem Rahmen arbeitet das Fraunhofer IVV Dresden mit den Praxispartnern Theegarten-Pactec GmbH & Co. KG und Elco Industrie Automation GmbH, den Forschungspartnern der Prozessleittechnik sowie der Ingenieurspsychologie und angewand-

ten Kognitionsforschung der Technischen Universität Dresden und den assoziierten Partnern der August Storck KG und der JR Die Schokoladenfabrik GmbH das dargelegte Konzept interdisziplinär bis 2020 aus.

6 Einsatz von Kamerasystemen zur Situationserkennung

Da der Mensch in seiner Wahrnehmung begrenzt ist – spätestens dann, wenn der Ort der Störung nicht mehr im Blickfeld ist – wird eine Bewertung der Situation erschwert. Hier können Kamerasysteme helfen, die Trajektorien von Packgut und Arbeitsorganen erfassen. Diese Trajektorien und mögliche, erkannte Anomalien können dann mit Situationen verknüpft werden und so das Assistenzsystem bei der Zustandsidentifikation unterstützen. Auf diese Weise entsteht eine zusätzliche Datenquelle, neben den Maschinendaten und den Eingaben des Benutzers. Der große Vorteil kamerabasierter Lösungen ist die Unabhängigkeit von den verschiedenen Steuerungen und Bussystemen auf dem Markt.

Zum Verfolgen (Tracken) von Objekten existiert eine Vielzahl von Verfahren, die jedoch in der realen Anwendung häufig nicht trivial in der Umsetzung sind [11]. Bei Versuchen am Fraunhofer IVV Dresden konnten bereits erste Ergebnisse erzielt werden. Dabei zeigte sich, dass beim Einsatz der Verfahren Meanshift und Camshift die Beleuchtung einen erheblichen Einfluss hat. Beide Verfahren setzen darauf, dass die im ersten Bild (Frame) gewählte Farbe eines Ausschnitts in den folgenden Frames maximal erhalten bleibt. Dafür wird der Ausschnitt aus dem ersten Frame im zweiten solange bewegt, bis das Ergebnis ein Optimum erreicht hat. Gerät das Objekt jedoch aus dem Blickfeld der Kamera oder ändert es seine Farbe, weil es bspw. in den Schatten bewegt wird, verlieren diese Methoden das Objekt. Ein weiteres, klassisches Verfahren ist der Optical Flow. Hier werden nicht Farben sondern Kanten verfolgt. Solange die spezifische Kante im Sichtfeld bleibt können häufig gute Ergebnisse erzielt werden. Nach einer Verdeckung des Objekts findet der Algorithmus das Objekt jedoch in der Regel nicht wieder. Häufig entstehen auch durch Reflexionen Kanten im Bild, die vorher nicht vorhanden waren und zu Fehlerkennungen führen.

Zielführend scheint derzeit v. a. der Ansatz des Object Tracking, bei dem gezielt Objekte mit Methoden des maschinellen Lernens erkannt werden. Dazu wurden kurze Videosequenzen in der Modellfabrik aufgenommen und Einzelbilder mit und ohne Packgut (Holzzylinder) als Trainingsdaten für den Einsatz mit Deep Learning (Convolutional Neural Networks) genutzt. Ziel ist die Erkennung, ob in einem gewählten Bildbereich Packgut zu finden ist oder nicht. Eine Erkennungsrate von fast 90% reichte jedoch nicht aus, um mit einem Sliding Window²

² Beim Sliding Window wird ein Ausschnitt schrittweise über den gesamten Frame geschoben und an jeder Position ausgewertet.

rauschfreie Trajektorien zu erzeugen. Hier muss das Ziel sein, ähnlich der Analyse der Maschinendaten, mit wenigen Datensätzen auszukommen. Vielversprechend ist hier der Ansatz eine große Menge Bilddaten über CAD Modelle zu generieren [12, 13]. Perspektivisch können sich auch vortrainierte Netzwerke eignen, sobald diese für die speziellen Anwendungsfälle existieren [14].

7 Zusammenfassung und Ausblick

Durch die Kombination des Ansatzes der Datenanalyse mit dem kooperativen Dialog basiert SAM auf unterschiedlichen, sich ideal ergänzenden Möglichkeiten der Lagerepräsentation. Perspektivisch werden diese Ansätze weiter verfolgt und um zusätzliche Elemente ergänzt.

Auch im Bereich der Datenvisualisierung wird weiter geforscht. So soll bspw. geprüft werden, in welcher Situation welchem Bediener welche Daten angezeigt werden können, um ihn bei der Lösungsfindung zu unterstützen ohne eine Informationsüberflutung auszulösen. Dadurch wird bspw. auch eine individuelle Anpassung an die Kompetenz des jeweiligen Bedieners angestrebt.

Hardwareseitig werden Ansätze des Augmented Reality und der Gestenerkennung sowie verschiedene Ein- und Ausgabegeräte auf die Nutzbarkeit für SAM untersucht.

Das Thema Datensicherheit wird über die komplette Entwicklung von SAM als Querschnittsthema betrachtet. Das System ist grundsätzlich in der Lage lokal zu arbeiten, mit einem Computer direkt an der Maschine und ohne Internetverbindung. Vielversprechend sind jedoch Ansätze, die eine Übertragung des Erfahrungswissens von einer Maschine zu weiteren, baugleichen Maschinen ermöglicht. Zur Wahrung der Datensicherheit sind Lösungen wie der Fraunhofer Industrial Dataspace geeignet, der sich intensiv mit den Themen Datensicherheit, Eigentum an Daten (Data Ownership) und Vernetzung heterogener Cloud-Systeme beschäftigt [15].

Abschließend sollen auch weitere Anwendungsfelder für SAM identifiziert und dabei der Einsatz bei der Generierung von Schulungsinhalten, der Optimierung und Weiterentwicklung von Anlagen- und Produktionsprozessen sowie die Verwendung im Rahmen von Predictive Maintenance und Condition Monitoring evaluiert werden

Danksagung

Das beschriebene Projekt „KoMMDia – Kooperativer Mensch-Maschine-Dialog“ wird vom BMBF gefördert. Die Autoren danken dem BMBF für die großzügige Unterstützung der in der vorliegenden Publikation beschriebenen Arbeit.

Literatur

- [1] Reinhart, G. Hrsg (2017): Handbuch Industrie 4.0. Carl Hanser Verlag, München.
- [2] Oehm, L. et. al. (2016): Kooperative Störungsdiagnose durch Bediener und Assistenzsystem für Verarbeitungsanlagen. Gehalten auf der Zweite Transdisziplinäre Konferenz Technische Unterstützungssysteme, die die Menschen wirklich wollen. Hamburg, 12.12.2016
- [3] Klaeger, T., Schult, A., Majschak, J.-P. (2017): Lernfähige Bedienerassistenz für Verarbeitungsanlagen. Industrie 4.0 Management. Ausgabe 33 S. 25–28.
- [4] Nägele, R., Schreiner, P. (2002): Potenziale und Grenzen von Business Process Management Tools für geschäftsprozessorientiertes Wissensmanagement. Geschäftsprozessorientiertes Wissensmanagement. Springer, Berlin, Heidelberg. S. 25–46.
- [5] Plath, H.-E. (2002): Erfahrungswissen und Handlungskompetenz - Konsequenzen für die berufliche Weiterbildung. In: Kleinhenz, G. (Hrsg.) IAB-Kompendium Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Beiträge zur Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg. S. 517–529.
- [6] Dziuba-Kaiser, L. (2017): Ermittlung der Wiederholcharakteristik von im Produktionsbetrieb von Verarbeitungsanlagen auftretenden Störungen. Großer Beleg, TU Dresden.
- [7] Müller, R. (2017): Mensch-Maschine-Kooperation in hochautomatisierten Systemen. Gehalten auf dem VVD-Anwenderforum: Bediener-Assistenzsysteme für Verarbeitungsanlagen – Konzepte & Visionen, Dresden.
- [8] Embrey, D. (2009): A human factors approach to managing competency in handling process control disturbances. Symposium Series No. 155: Hazards XXI., Manchester. S. 440–446.
- [9] Wunsch, G. (2007): Methoden für die virtuelle Inbetriebnahme automatisierter Produktionssysteme. Dissertation, Technische Universität München.
- [10] Lacour, F.-F. (2011): Modellbildung für die physikbasierte Virtuelle Inbetriebnahme materialflussintensiver Produktionsanlagen. Dissertation, Technische Universität München.
- [11] Yilmaz, A., Javed, O., Shah, M. (2006): Object tracking: A survey. ACM Computing Surveys. Ausgabe 38/4, Artikel 13.
- [12] Pishchulin, L. et. al. (2011): Learning people detection models from few training samples. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011. IEEE. S. 1473–1480.
- [13] Peng, X. et. al. (2015): Learning deep object detectors from 3d models. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. S. 1278–1286.
- [14] Rothe, R. (2017): Applying deep learning to real-world problems. Verfügbar unter <https://medium.com/merantix/-ba2d86ac5837>, abgerufen 20.12.2017.
- [15] Otto, B. et. al. (2016): Industrial Data Space – Digitale Souveränität über Daten. White Paper, Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e.V., München.