

Entscheidungsfindung zur Rekonfiguration von Umformwerkzeugen mit Künstlicher Intelligenz

Maximilian Schmidt^{1, a *} und Bernd Engel^{2, b}

^{1,2}Lehrstuhl für Umformtechnik (UTS), Universität Siegen, Breite Straße 11, 57076 Siegen, Deutschland

^{a*}maximilian.schmidt@uni-siegen.de, ^bbernd.engel@uni-siegen.de

Keywords: fuzzy-logic, case-based reasoning, decision-making, reconfiguration

Abstract. Unsicherheiten und Störungen an Umformwerkzeugen wirken sich negativ auf die Produktion aus. Um eine robuste und flexible Produktion sicherzustellen, werden resiliente und rekonfigurierbare Fertigungssysteme benötigt. Die vorliegende Arbeit präsentiert ein bereits getestetes Vorgehen mit Fuzzy-Logik und Case-Based Reasoning (CBR) für Umformwerkzeuge, in diesem Fall ein mehrstufiges Werkzeug einer Transferpresse. Diese zugrunde liegenden Methode erkennt Fehlersituationen und schlägt dem Bediener Maßnahmen zur Rekonfiguration vor, um angemessen auf die jeweilige Situation reagieren zu können. Die Nutzung von Maschinen- und Sensordaten in Verbindung mit Expertenwissen, das beim Aufbau von Zugehörigkeitsfunktionen, Fuzzy-Regeln und Case-Based Reasoning eingesetzt wird, ermöglicht die frühzeitige Erkennung, Identifikation und Beseitigung von Fehlern im Produktionsprozess. Die Leistungsfähigkeit des Dienstes wird anhand eines Benchmarks quantifiziert.

Einführung

Durch die Covid-19-Pandemie kam es zur schnellen und weitreichenden Störung der industriellen Produktion. Infolgedessen entstanden Engpässe bei der Verfügbarkeit von Arbeitskräften und Materiallieferungen, und die Produktnachfrage veränderte sich. Im Maschinen- und Fahrzeugbau sowie in der metallverarbeitenden Industrie berichteten 77 % der Unternehmen über erhebliche Produktionsverluste [1]. Diese Unsicherheiten und Störungen haben die Notwendigkeit resilienter und rekonfigurierbarer Systeme auf den Ebenen der industriellen Produktion verdeutlicht [2].

Resilienz beschreibt dabei die Fähigkeit eines Produktionssystems, Störungen frühzeitig zu erkennen, deren Auswirkungen zu begrenzen und den Produktionsprozess möglichst schnell in einen stabilen Betriebszustand zurückzuführen. Rekonfigurierbare Systeme ermöglichen darüber hinaus eine gezielte Anpassung von Prozessen, Ressourcen oder Parametern, um flexibel auf veränderte Randbedingungen oder Fehlersituationen reagieren zu können. Damit bilden Resilienz und Rekonfigurierbarkeit zentrale Voraussetzungen für eine robuste und wandlungsfähige Produktion [2].

Die Rekonfiguration von Produktionsprozessen ist eine komplexe Aufgabe, die ein hohes Maß an spezifischem Prozesswissen erfordert. Dieses Wissen nimmt bekanntermaßen mit der Erfahrung zu und hängt stark von der jeweiligen Person sowie von der Komplexität der Aufgabe ab [3].

Im Kontext der Metallumformung stellt die Einstellung von Werkzeugen einen komplexen Prozess dar, dessen Dauer und Vorgehensweise von der individuellen Erfahrung und den Fähigkeiten der Arbeitskraft abhängen [4]. Diese Erfahrung ist auch bei tiefgezogenen napfförmigen Produkten aus kaltgewalztem Blech erforderlich, die in mehreren Tiefziehstufen hergestellt werden. Das Tiefziehen ist ein weit verbreitetes Umformverfahren zur Herstellung von Blechbauteilen. Dabei wird ein Blech auf die Matrize gelegt und durch den Niederhalter eine definierte Kraft aufgebracht [5]. Die Formgebung erfolgt indem ein Stempel das Blech durch die Matrize zieht. Das Erkennen des Bedarfs für Rekonfiguration (z. B. die Detektion

von Fehlern) sowie die Rekonfiguration eines solchen Systems selbst sind komplexe Aufgaben. Der Ansatz kombiniert die sprachliche Interpretierbarkeit der Fuzzy-Logik mit der systematischen Wissensspeicherung durch Case-Based Reasoning nach Kolonder [6]. Durch die Verwendung transparenter, für Menschen lesbarer Regeln zusammen mit einer strukturierten Fallbasis liefert die Methode klare und vertrauenswürdige Entscheidungsbegründungen, während Expertenwissen für zukünftige Rekonfigurationen erfasst und erhalten wird. Diese Studie untersucht, ob ein System auf Basis von Fuzzy-Logik und Case-Based Reasoning Fehlerszenarien im industriellen Umfeld einer Transferpresse mit mehrstufigen Tiefziehwerkzeug einem Erfüllungsgrad von über 50% erkennen und Rekonfigurationen empfehlen kann, die die Resilienz der Anlagen stärken.

Ziel

Diese Studie widmet sich der Erprobung des bereits im Labormaßstab getesteten Fuzzy-CBR [7] zur Identifizierung von Fehlern und Unterstützung zur Findung von Maßnahme zur Behebung (Rekonfiguration). Der Vorgang beim Case-Based-Reasoning wird in der Abbildung 1 dargestellt. Wissensbasierte Ansätze wie Case-Based Reasoning (CBR) sind dagegen auf die Wiederverwendung dokumentierter Erfahrungsfälle ausgelegt und erlauben eine schrittweise Erweiterung der Wissensbasis. Durch die Kombination mit Fuzzy-Logik können harte Schwellwerte vermieden und Unsicherheiten in Messwerten linguistisch (z.B. „niedrig“, „normal“, „hoch“) interpretiert werden.

Während rein datengetriebene Verfahren häufig eine hohe Klassifikationsleistung erreichen können, ist ihre Entscheidung für Fachpersonal nicht immer unmittelbar prüfbar. Durch die Anwendung der genannten Methoden im industriellen Umfeld der Produktion von zylindrischen Bauteilen aus kaltgewalztem Stahl mit einem mehrstufigen Pressenwerkzeug soll der regelbasierte Ansatz mit linguistischen Termen eine direkte fachliche Diskussion erlauben: Welche Merkmale sind relevant? Welche Grenzbereiche sind plausibel? Welche Maßnahme zur Rekonfiguration folgt aus dem Fehlerbild? Und damit die Entscheidungsfindung zur Rekonfiguration aktiv und nachvollziehbar unterstützen.

Stand der Technik

Rekonfiguration in mehrstufigen Umformprozessen. Rekonfiguration kann allgemein als Anpassung eines Produktionssystems an veränderte interne oder externe Bedingungen verstanden werden. In mehrstufigen Umformprozessen betrifft dies typischerweise die Korrektur von Werkzeug- und Prozesszuständen, um Maßhaltigkeit, Bauteilqualität und Prozesssicherheit wiederherzustellen. Auf Ressourcenebene steht dabei nicht die globale Produktionsplanung, sondern die konkrete Wechselwirkung zwischen Werkzeug, Maschine, Material und Bedienhandlung im Vordergrund [3].

Typische Auslöser einer Rekonfiguration sind Bauteilversatz, Verschleiß an aktiven Werkzeugflächen, Änderungen im Schmierzustand, Druckverlust in Gasdruckfedern, geometrische Abweichungen einzelner Werkzeugelemente oder veränderte Materialeigenschaften. In der Praxis werden solche Abweichungen zunächst über Bauteilfehler oder Maschinenmeldungen sichtbar. Ohne zusätzliche Prozessinformationen ist die Rückführung auf die Ursache jedoch oft mehrdeutig. Daraus ergibt sich der Bedarf an einer prozessnahen Fehlererkennung, die Messdaten und Expertenwissen kombiniert.

Interpretierbare KI für industrielle Entscheidungsunterstützung. Datengetriebene Klassifikatoren wie Random Forest, Support Vector Machines oder Gradient-Boosting-Verfahren können Prozesszustände auf Basis gelabelter Daten klassifizieren. Ihre Leistungsfähigkeit hängt jedoch von repräsentativen Trainingsdaten ab. Gerade seltene Fehlerzustände sind in industriellen Produktionsumgebungen oft nur begrenzt verfügbar, da sie aus Qualitäts- und Sicherheitsgründen nicht beliebig provoziert werden können [8]. Zusätzlich können Modellgüte und Entscheidungsgrenzen durch Prozessdrift beeinflusst werden [9].

Interpretierbare wissensbasierte Verfahren verfolgen einen anderen Schwerpunkt. Sie bilden Expertenwissen explizit ab und erlauben die Nachvollziehbarkeit einzelner Entscheidungen. Fuzzy-Logik ist für unscharfe technische Grenzbereiche geeignet, weil sie graduelle Zugehörigkeiten anstelle harter Schwellen modelliert [5]. Case-Based Reasoning adressiert die Wiederverwendung dokumentierter Erfahrungsfälle und unterstützt die schrittweise Erweiterung einer Wissensbasis [6,7]. Die Kombination beider Ansätze ist daher für industrielle Rekonfigurationsentscheidungen geeignet, bei denen sowohl Unsicherheit als auch Erfahrungswissen eine zentrale Rolle spielen.

Methodik: Fuzzy Case-based Reasoning

Prozessdaten. Ausgangspunkt des Ansatzes sind zyklusbezogene Prozessdaten eines instrumentierten Umformwerkzeugs. Die Rohsignale werden vorverarbeitet, segmentiert und zu Merkmalen verdichtet. Beispiele sind maximale Umformkräfte, Rückhubkräfte, Druckniveaus in Gasdruckfedern, Druckanstiege, charakteristische Signalbereiche sowie zeitliche oder hubbezogene Positionen von Signalereignissen. Die Merkmalsbildung reduziert die Komplexität der Zeitreihen und stellt prozessnahe Eingangsgrößen für die Fuzzifizierung bereit.

Die Auswahl der Merkmale erfolgt nicht rein statistisch, sondern auf Basis des physikalischen Prozessverständnisses. Für einen Druckverlust in einer Gasdruckfeder sind beispielsweise druckbezogene Kennwerte und die daraus resultierenden Kraftsignaturen relevant. Für geometrische Abweichungen können hingegen Signalform, Kraftanstieg, Phasenlage oder Residuen gegenüber einem erwarteten Normalverlauf entscheidend sein. Die Merkmalsdefinition ist damit ein wesentlicher Bestandteil des Engineering-Prozesses.

Fuzzifizierung und Zugehörigkeitsfunktionen. Ein Sensor- oder Maschinenmerkmal x wird über eine Zugehörigkeitsfunktion μ in einen Zugehörigkeitsgrad zwischen 0 und 1 überführt. Dadurch können scharfe Grenzwerte durch linguistische Terme wie „niedrig“, „normal“, „erhöht“ oder „hoch“ ersetzt werden [10]. Für industrielle Prozessdaten ist dies vorteilhaft, weil Messwerte durch Materialstreuung, Schmierung, Temperatur und Werkzeugzustand natürliche Übergangsbereiche aufweisen.

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1], x \rightarrow \mu_A(x) \quad (1)$$

Die Zugehörigkeitsfunktionen können initial aus Messdaten abgeleitet und anschließend durch Expertenwissen angepasst werden. In der Anwendung sind trapezförmige Funktionen zweckmäßig, da sie stabile Plateau-Bereiche und definierte Übergangszonen abbilden. Damit wird verhindert, dass geringe Messwertschwankungen unmittelbar zu instabilen Klassenwechseln führen. Gleichzeitig bleiben die Grenzen für Prozessexperten nachvollziehbar und können im Betrieb gezielt nachgeschärft werden.

Regelbewertung Fallauswahl. Ein Fall wird als Fuzzy-Regel formuliert. Die Regel kann beispielsweise lauten: WENN Druckniveau niedrig UND maximale Kraft erhöht UND Rückhubsignatur verändert, DANN Störungsklasse Druckverlust mit zugehöriger Rekonfigurationsaufgabe. Für jede Regel i wird der Erfüllungsgrad F_i konservativ über den min-Operator aus den Zugehörigkeitsgraden der gewählten Terme berechnet:

$$F_i = \min(\mu_{i,1}, \mu_{i,2}, \dots, \mu_{i,n}) \quad (2)$$

Die Diagnose ergibt sich aus der Regel bzw. dem Fall mit dem höchsten Erfüllungsgrad. Ein Mindest-Erfüllungsgrad kann zusätzlich als Plausibilitätsgrenze genutzt werden. Anders als bei klassischen Fuzzy-Reglern wird kein scharfes Ausgangssignal defuzzifiziert; die Regelbewertung dient hier als Entscheidungsunterstützung und als Begründung der empfohlenen Rekonfiguration [11].

Case-Based-Reasoning. Case-Based Reasoning beschreibt das Wiederverwenden dokumentierter Erfahrungsfälle nach dem Zyklus von RETRIEVE, REUSE, REVISE UND RETAIN [6]. Im vorliegenden Ansatz besteht ein Fall aus (i) der fuzzyfizzierten Beschreibung relevanter Prozessmerkmale, (ii) einer Regel zur Bewertung der Störungsklasse und (iii) einer Rekonfigurationsaufgabe. Neue Beobachtungen können nach Expertenprüfung in die Fallbasis übernommen werden. Die Fallbasis wird damit als Living Knowledge Base verstanden, die Normalvarianten und zusätzliche Fehlerbilder im Betrieb schrittweise integriert (siehe Abbildung 1).

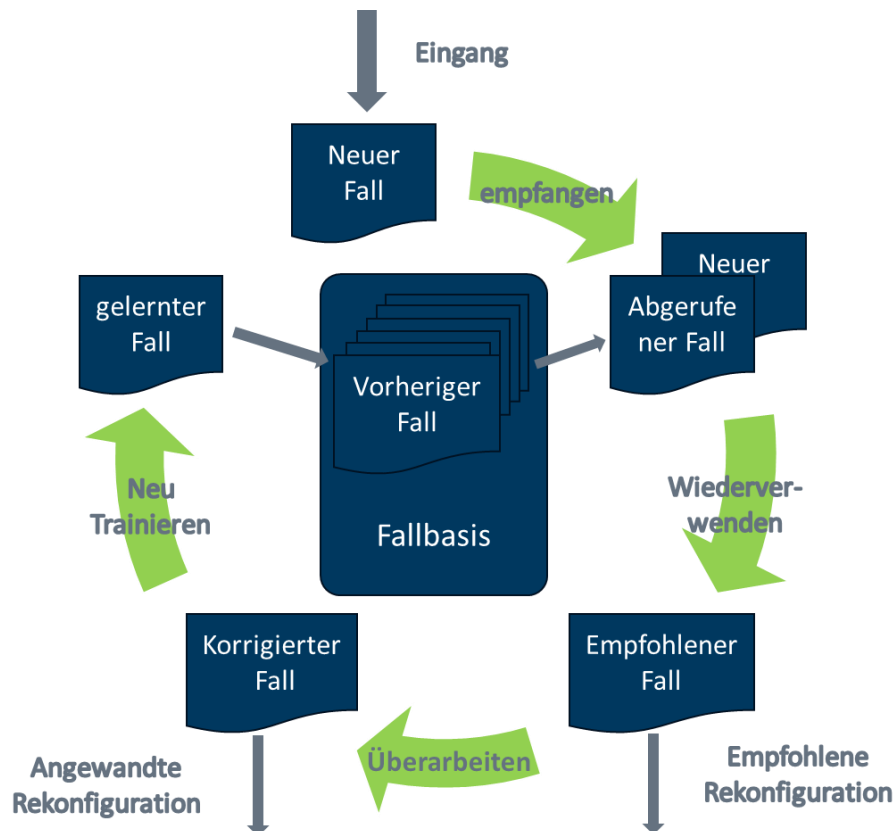


Abbildung 1: Fallbasierter Entscheidungszyklus nach Kolonder[6]

Entscheidungslogik und Schwellenwerte. Die Ausgabe des Systems besteht aus der wahrscheinlichsten Diagnose, dem zugehörigen Erfüllungsgrad und einer Rekonfigurationsempfehlung. Für die operative Nutzung ist zusätzlich eine Entscheidungslogik erforderlich, die zwischen freier Fortsetzung, Warnung, Expertenprüfung und Produktionsstopp unterscheidet. Ein solcher Mechanismus verhindert, dass jeder geringe Regelunterschied unmittelbar eine harte Reaktion auslöst.

Eine mögliche Logik ist dreistufig: Liegt der maximale Erfüllungsgrad eines Normalfalls hoch und deutlich über allen Störfällen, wird der Prozess nicht unterbrochen. Liegt eine Störregel oberhalb einer definierten Warnschwelle, wird ein Hinweis mit Rekonfigurationsaufgabe ausgegeben. Liegt keine Regel eindeutig vor oder konkurrieren mehrere Fälle mit ähnlichen Erfüllungsgraden, wird der Zustand als unbestimmt markiert und an eine Expertenprüfung übergeben. Diese Zwischenklasse ist für industrielle Systeme wichtig, weil sie Fehlentscheidungen bei unbekannten Zuständen reduziert.

Versuchsaufbau

Die Validierung erfolgte an einer industriellen Transferpressenlinie mit mehrstufigem Umformwerkzeug mit folgenden Verfahren: Stanzen, Tiefziehen, Prägen und Abstreckgleitziehen. Das Werkzeug wurde mit zusätzlicher Sensorik instrumentiert, um relevante Prozessgrößen während des Umformvorgangs zu erfassen. In der ersten Tiefziehstufe

wurde an der Aufnahme des Umformstempels eine DMS-Vollbrücke des Typs HBM 1-XY71-6/350 angebracht. Zusätzlich wurde in einer mittleren Tiefziehstufe ein Kraftmessring des Typs HBM K-KMR+-300K-05M0-Y unter dem Umformstempel eingebaut. In dieser Stufe ist die Einbauhöhe besonders relevant, da sie die resultierende Bauteilgeometrie sowie den Prozessverlauf beeinflusst. Ergänzend wurden Drucksensoren in ausgewählten Gasdruckfedern der Niederhalter und Auswerfer eingesetzt, um die Druckverläufe während des Prozesses zu erfassen. Die Messdaten wurden zyklusbezogen aufgezeichnet, vorverarbeitet und zu charakteristischen Merkmalen verdichtet. Dazu zählen unter anderem Maximalwerte, Rückhubanteile, Druckanstiege und relevante Signalbereiche. Diese Merkmale dienen anschließend als Eingang für die Fuzzifizierung und die Fallbewertung.

Die Validierung umfasste drei Szenariogruppen. Während der Normalproduktion wurden mehrere Produktionstage ohne gezielten Eingriff erfasst. Für definierte Störungen wurde der Druck einzelner Gasdruckfedern schrittweise reduziert (siehe Abbildung 2). Zusätzlich wurden geometrische Abweichungen durch eine definierte Höhenveränderung eines Umformstempels erzeugt (siehe Tabelle 1). Alle Eingriffe wurden so gewählt, dass keine Schädigung des Werkzeugs provoziert wurde.

Tabelle 1: Übersicht der gewählten Szenarien

Szenario	Normalproduktion	Druckreduktion Gasdruckfeder	Geometrische Abweichung
Eingriff / Störung	Keine gezielte Störung	Schrittweise Druckreduktion von Gasdruckfedern	Definierte Höhenabweichung des Umformstempels +/- 0,5 mm
Ort	-	Sensorstufe 1 bis 4	Sensorstufe Nr. 2
Umfang	3 Produktionstage	12 x 30 min	2 x 30 min
Ziel der Auswertung	Bewertung fehlerfreier Prozessvarianten	Bewertung klarer stufenspezifischer Signaturen	Bewertung schwächer ausgeprägter geometrischer Effekte

Für den Benchmark wurden die Daten je Szenario klassifiziert und mit datengetriebenen Verfahren verglichen. Als Bewertungsgröße dient der Anteil korrekter Klassifikationen. Für Fuzzy-CBR wird zusätzlich der mittlere Regelerfüllungsgrad angegeben. Dieser Wert ist für die Interpretation wichtig, weil eine korrekte Klassifikation mit niedrigem Erfüllungsgrad auf unzureichend modellierte Normalvarianten oder eine schwache Trennschärfe hinweisen kann. Die Validierung wurde bewusst auf Störungen begrenzt, die unter Produktionsbedingungen sicher provoziert werden konnten. Damit bildet der Versuchsplan nicht alle möglichen Fehlerzustände eines Umformwerkzeugs ab, erlaubt aber eine belastbare Bewertung der Machbarkeit unter realen Randbedingungen. Die Übertragbarkeit auf weitere Fehlerbilder hängt von der jeweiligen Sensorik, der Merkmalsbildung und der Erweiterung der Fallbasis ab.

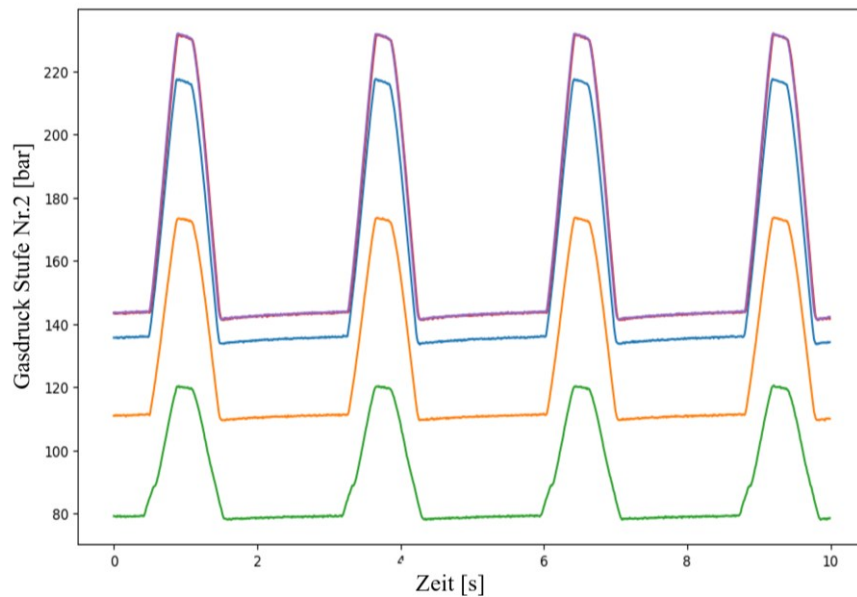


Abbildung 2: Exemplarischer Auszug der Sensordaten der Stufe Nr.2 bei dem Szenario zur Gasreduktion

Ergebnisse

Als Bewertungsgröße wird der Anteil korrekter Klassifikationen verwendet. Darüber hinaus wird der mittlere Regelerfüllungsgrad angegeben, da dieser eine Aussage über die Stärke der passenden Regel und damit über die diagnostische Sicherheit ermöglicht (siehe Tabelle 2).

Tabelle 2: Ergebnisbereiche für die verschiedenen Szenarien mit dem Anteil an korrekten Klassifikationen und dem durchschnittlichen Erfüllungsgrad

Test	Korrekte Klassifikation	Ø Erfüllungsgrad
Normalproduktion 1	1,00	0,49
Normalproduktion 2	1,00	0,44
Normalproduktion 3	1,00	0,46
Druckreduktion Nr.1 1	1,00	0,79
Druckreduktion Nr.1 2	1,00	0,89
Druckreduktion Nr.1 3	1,00	0,85
Druckreduktion Nr.1 4	1,00	0,87
Druckreduktion Nr.2 1	1,00	0,86
Druckreduktion Nr.2 2	1,00	0,80
Druckreduktion Nr.2 3	1,00	0,83
Druckreduktion Nr.3 1	1,00	0,86
Druckreduktion Nr.3 2	1,00	0,76
Druckreduktion Nr.3 3	1,00	0,65
Druckreduktion Nr.4 1	1,00	0,79
Druckreduktion Nr.4 2	0,92	0,60
Geometrische Abweichung + 0,5 mm	0,76	0,70
Geometrische Abweichung – 0,5 mm	0,58	0,45

Im Normalbetrieb klassifiziert Fuzzy-CBR alle Testabschnitte korrekt. Die mittleren Erfüllungsgrade zwischen 0,44 und 0,49 zeigen jedoch, dass der fehlerfreie Prozesszustand in der aktuellen Fallbasis eher konservativ modelliert ist. Dies ist methodisch relevant: Eine korrekte Klassifikation mit mittlerem Erfüllungsgrad kann auf fehlende Normalvarianten oder zu enge Zugehörigkeitsfunktionen hinweisen. Für den Betrieb bedeutet dies, dass

Normalzustände aus unterschiedlichen Material-, Schmier- und Werkzeugzuständen systematisch nachgeführt werden sollten.

Bei der Gasfeder-Druckreduktion erreicht Fuzzy-CBR in nahezu allen Einzeltests eine perfekte Klassifikation; lediglich ein Test liegt mit 0,92 geringfügig darunter. Gleichzeitig sind die Erfüllungsgrade mit 0,60 bis 0,89 deutlich höher als im Normalbetrieb. Dies weist darauf hin, dass der Druckabfall eine klare stufenspezifische Signatur in den verwendeten Merkmalen erzeugt.

Die geometrische Abweichung stellt die anspruchsvollste Fehlerklasse dar. Fuzzy-CBR erreicht in den zwei Tests Klassifikationsraten von 0,76 bzw. 0,58. Daraus folgt, dass die aktuell gewählten Merkmale geometrische Abweichungen nur eingeschränkt eindeutig abbilden. Für diese Fehlerklasse sind zusätzliche stufenbezogene Kenngrößen, Residuen zu erwarteten Signalverläufen oder eine feinere Beschreibung lokaler Signalformen erforderlich.

Diskussion

Die Ergebnisse zeigen, dass Fuzzy-CBR für die Entscheidungsfindung auf Ressourcenebene insbesondere dann geeignet ist, wenn Störungen charakteristische Signaturen in den verfügbaren Prozessmerkmalen erzeugen. Dies trifft im vorliegenden Validierungsumfang besonders auf die Gasfeder-Druckreduktion zu. Die hohe Klassifikationsleistung ist dabei nicht allein entscheidend; wesentlich ist, dass die zugrunde liegenden Regeln explizit vorliegen und von Prozessexperten geprüft werden können.

Gegenüber rein datengetriebenen Klassifikatoren besitzt der Ansatz drei praktische Vorteile. Erstens ist die Entscheidung interpretierbar, da die erfüllten Terme und Regeln nachvollzogen werden können. Zweitens kann die Fallbasis auch bei begrenzter Menge an Fehlerdaten initialisiert werden, weil Expertenwissen direkt in Regeln und Zugehörigkeitsfunktionen einfließt. Drittens können neue Fälle nach dem Retain-Prinzip gezielt ergänzt werden, ohne das gesamte Modell neu zu trainieren.

Diese Vorteile ersetzen jedoch nicht die Notwendigkeit einer systematischen Modellpflege. Die mittleren Erfüllungsgrade im Normalbetrieb verdeutlichen, dass die Abdeckung fehlerfreier Prozessvarianten ein eigenständiger Engineering-Schritt ist. Eine zu enge Modellierung des Normalzustands kann zu unnötigen Warnungen führen; eine zu breite Modellierung kann die Sensitivität gegenüber schleichenden Fehlern reduzieren. Für den industriellen Einsatz ist daher eine versionierte Fallbasis mit dokumentierten Änderungen an Merkmalen, Grenzbereichen und Regeln erforderlich.

Die geometrischen Abweichungen markieren die aktuelle Grenze des Ansatzes. Ursache ist nicht zwingend die Fuzzy-CBR-Logik selbst, sondern die Merkmalsrepräsentation: Wenn ein Fehlerbild in den Eingangsdaten nur schwach oder mehrdeutig sichtbar ist, können weder regelbasierte noch datengetriebene Verfahren zuverlässig trennen. Methodisch ergibt sich daraus die Notwendigkeit, die Feature-Extraktion enger an die physikalischen Wirkzusammenhänge des Umformprozesses zu koppeln. Mögliche Erweiterungen sind stufenspezifische Energie- oder Weg-Kraft-Kenngrößen, Signalformvergleiche, zeitliche Phasenmerkmale sowie robuste Normalisierungen gegenüber Hubzahl- und Chargeneinflüssen.

Der betriebliche Nutzen einer solchen Fehlererkennung hängt zudem vom Integrationsgrad ab. Eine Diagnose allein verkürzt noch keine Stillstandszeit, wenn die Reaktionskette nicht definiert ist. Erforderlich sind eindeutige Schwellen für Warnung, Stopp oder Freigabe, eine dokumentierte Rekonfigurationsanweisung sowie eine Rückmeldung, ob die Maßnahme erfolgreich war. Erst diese Rückmeldung schließt den CBR-Zyklus und ermöglicht die Verbesserung der Fallbasis.

Fazit und Ausblick

Der Beitrag hat einen Fuzzy-CBR-basierten Ansatz zur Entscheidungsfindung bei der Rekonfiguration von Umformwerkzeugen vorgestellt und anhand einer industriellen

Validierung untersucht. Die Kombination aus Fuzzy-Logik und Case-Based Reasoning erlaubt es, unscharfe Prozessdaten in nachvollziehbare Regeln zu überführen und diese Regeln mit konkreten Rekonfigurationsmaßnahmen zu verknüpfen.

Die Validierung zeigt sehr hohe Klassifikationsraten für Normalproduktion und Gasfeder-Druckreduktionen. Besonders bei Störungen mit klarer stufenspezifischer Signatur stellt Fuzzy-CBR eine robuste und interpretierbare Entscheidungsunterstützung dar. Gleichzeitig zeigen die Ergebnisse zu geometrischen Abweichungen, dass die Merkmalsbasis und die Fallabdeckung erweitert werden müssen, wenn schwach ausgeprägte oder mehrdeutige Fehlerbilder zuverlässig erkannt werden sollen.

Für die weitere Entwicklung ergeben sich drei Schwerpunkte. Erstens sollte eine strukturierte Normalfallbibliothek aufgebaut werden, die Material-, Schmier-, Temperatur- und Verschleißvarianten berücksichtigt. Zweitens sollten Zugehörigkeitsfunktionen regelmäßig anhand neuer Prozessdaten und Expertenfeedbacks nachgeschärft werden. Drittens ist die Kopplung der Diagnose an eine definierte Shopfloor-Reaktionskette erforderlich, damit aus der Fehlererkennung eine wirksame und reproduzierbare Rekonfiguration wird.

Literaturverzeichnis

- [1] Lerch, Christian; Jäger, Angela; Horvat, Djerdj; :unav (2021): Resilient in der Krise. CONFERENCE 2016, LNCS, vol. 9999, pp. 1–13. Springer, Heidelberg (2016).
- [2] Alexopoulos, Kosmas; Anagiannis, Ioannis; Nikolakis, Nikolaos; Chrysosolouris, George (2022): A quantitative approach to resilience in manufacturing systems. In: International Journal of Production Research 60 (24), S. 7178–7193. DOI: 10.1080/00207543.2021.2018519.
- [3] Caesar, Birte; Tilbury, Dawn M.; Barton, Kira; Fay, Alexander (2022): Requirements for Reconfiguration Management for Manufacturing Systems. In: IFAC-PapersOnLine 55 (10), S. 3214–3219. DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.10.147.
- [4] Essig, Peter; Liewald, Mathias; Bolay, Christian; Schubert, Thomas (2019): Digital process support in toolmaking by using optical metrology. In: IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 651 (1), S. 12026. DOI: 10.1088/1757-899X/651/1/012026.
- [5] Lange, Kurt (1990): Umformtechnik. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [6] Kolodner, Janet. (1995). Promoting Transfer through Case-Based Reasoning: Rituals and Practices in the Learning by Design Classroom and Evidence of Transfer. San Mateo, CA:Morgan Kaufmann.
- [7] Schmidt M, Engel B. Fault Detection and Reconfiguration on Resource Level with Fuzzy-Logic and Case-Based Reasoning. In: Martin M, editor. New Paradigms for Anticipated Uncertainty. Cham: Springer International Publishing; 2026, in press.
- [8] Krawczyk, B.: Learning from imbalanced data: open challenges and future directions. Progress in Artificial Intelligence, 5, 2016, S. 221–232. DOI: 10.1007/s13748-016-0094-0.
- [9] Gama, J.; Žliobaitė, I.; Bifet, A.; Pechenizkiy, M.; Bouchachia, A.: A Survey on Concept Drift Adaptation. ACM Computing Surveys, 46(4), Article 44, 2014. DOI: 10.1145/2523813.
- [10] Kruse, R. Borgelt, C. Braune, C. Klawonn, F. Moewes, C. Steinbrecher, M. (2015): Computational Intelligence. Computer Science book series, Springer Vieweg.
- [11] Mamdani, E. H.; Assilian, S.: An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. International Journal of Man-Machine Studies 7 (1), 1975, 1-13.