**16.10.2025 │ Oldenburg, Hannover**

**Mit Maschinellem Lernen Formabweichungen unter Verschleiß vorhersagen**

**Die Wissenschaftler\*innen des Zukunftslabors Produktion setzen Maschinelle Lernverfahren (ML) ein, um verschleißbedingte Formabweichungen präzise vorherzusagen. Sie untersuchten die Unsicherheit der Modelle und nutzten Active Learning, um die Datenbasis autonom zu erweitern und die Produktionsqualität zu sichern.**

In Produktionslinien mit hohen Stückzahlen kommt es zum Verschleiß der Fertigungswerkzeuge. Dieser Verschleiß kann sich erheblich auf die Qualität der gefertigten Bauteile auswirken. Insbesondere in sicherheitskritischen Branchen wie der Automobilindustrie, die für Niedersachsen eine wichtige Rolle spielt, können schon minimale Abweichungen von der gewünschten Qualität enorme Schäden verursachen.

Daher untersuchen die Wissenschaftler\*innen des Zukunftslabors Produktion Methoden des Maschinellen Lernens (ML), die dabei helfen, Qualitätsmängel in der Produktion vorherzusagen und somit Produktionsprozesse zu optimieren. Der Anwendungsfall ist der Verschleiß eines Fräswerkzeuges. Die ML-Modelle sollen vorhersagen, wie sich der Verschleiß auf die gefrästen Bauteile auswirkt. Beim Fräsen wird Material von einem Bauteil abgetragen, um es in eine bestimmte Form zu bringen. Es wird vor allem in der Metall- und Holzverarbeitung eingesetzt.

**Erklärbarkeit und Zuverlässigkeit ML-basierter Vorhersagemodelle**

Die Erklärbarkeit und Zuverlässigkeit der Vorhersagemodelle ist wichtig, um das Vertrauen und die Akzeptanz der Nutzer\*innen zu steigern, Risiken zu minimieren und langfristig den Erfolg datengetriebener Ansätze in der Produktion zu sichern. Um die Erklärbarkeit und Zuverlässigkeit der Modelle zu untersuchen, analysierten die Wissenschaftler\*innen die Zusammenhänge von Eingangsdaten und Vorhersagen mit Partial Dependence Plots. Dabei handelt es sich um Diagramme, die die Abhängigkeit von Dateninput und Prognose aufzeigen. Die Wissenschaftler\*innen nahmen einen Wert (z. B. den Spindelstrom), variierten alle anderen Werte und prüften anschließend die Vorhersage. Auf diese Weise wurde der Zusammenhang zwischen einzelnen Dateninputs und Vorhersagen hergestellt. Mit diesem Vorgehen konnten auch die Grundzusammenhänge geprüft werden, die in den Modellen vorlagen, und festgestellt werden, ob die Modelle die richtigen Zusammenhänge gelernt haben. Des Weiteren betrachteten die Wissenschaftler\*innen die Modellunsicherheit, also die Frage, inwieweit das Modell sicher bzw. unsicher mit seinen Vorhersagen ist. Konkret untersuchten sie die Aussagekraft von Modellunsicherheitsmaßen im Hinblick auf die Genauigkeit der prognostizierten Formfehler.

Die Trainingsdaten der Modelle stammten aus einem umfangreichen Datensatz, den die Wissenschaftler\*innen erstellten. Dafür ließen sie einen Block aus Warmarbeitsstahl Ebene für Ebene abfräsen, wobei das Fräsen wellenförmig in verschiedenen Radien mit unterschiedlichen Bewegungen erfolgte (z. B. enge und weite Kurven). Nach jedem Fräsvorgang wurde ein Messtaster eingewechselt, der die Kontur des gefrästen Bauteils feinmaschig erfasste (0,05 mm bzw. 50 µm) und pro gefräster Ebene ca. 60.000 Messpunkte aufzeichnete. Insgesamt wurden fünf Fräswerkzeuge verschlissen und ein Datensatz von 306.456 Datenpunkten entstand.

**Auswahl der Daten durch Active Learning**

Wenn der Fall eintritt, dass die Datenbasis für eine sichere Prognose nicht ausreicht, können über Active Learning neue Datenpunkte zugeführt werden. Beim Active Learning wählt das Modell selbstständig die Daten (also einzelne Messungen am Bauteil) aus, die es für die Prognose der Formabweichungen benötigt. Es informiert den Messtaster, an welchen Stellen er die Form(abweichung) messen soll. Die Wissenschaftler\*innen führten unterschiedliche Experimente durch, um die Vorteile dieser modellbasierten Datenauswahl mittels Active Learning zu prüfen. Hierfür variierten sie u. a. die Gewichtung verschiedener Faktoren zur Auswahl der Daten. Ein wichtiger Faktor war die Modellunsicherheit bei einer Vorhersage des Formfehlers an der entsprechenden Stelle, wobei bevorzugt Stellen mit erhöhter Modellunsicherheit gemessen werden sollten.

„Active Learning macht es möglich, dass das Modell selbstständig die wichtigsten Messpunkte auswählt, um noch bessere Prognosen zu Formfehlern zu liefern. Damit können wir effizient zusätzliche Daten gewinnen und die Prozessüberwachung in Echtzeit verbessern – ein großer Vorteil für präzise Fertigung“, erklärt Markus Rokicki, Leibniz Universität Hannover (Forschungszentrum L3S).

**Ansprechpartnerin für redaktionelle Rückfragen:**Kira Konrad B. A.
Marketing & Kommunikation
Zentrum für digitale Innovationen Niedersachsen (ZDIN)
Am OFFIS – Institut für Informatik, Escherweg 2, 26121 Oldenburg – Germany
Tel: 0441 9722-435
E-Mail: kira.konrad@zdin.de
**www.zdin.de**