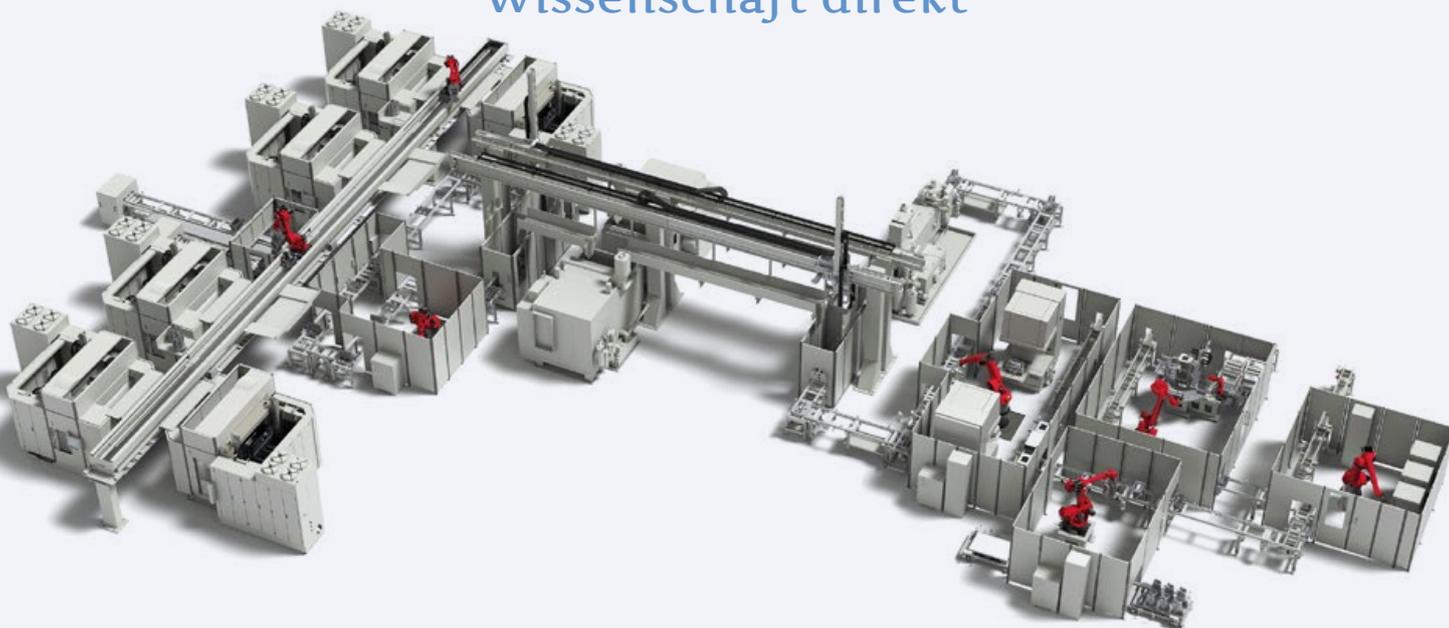


## Wissenschaft direkt



Causal AI kann Fertigungs-Fehlerursachen auch in komplexen Fertigungsumgebungen ermitteln. | Foto: Schwäbische Werkzeugmaschinen GmbH

## Mit Causal AI Fehlerursachen in der Fertigung finden

Interview Hendrik Jacobsen, Product Manager Industrial Data Services  
der Schwäbischen Werkzeugmaschinen GmbH

*Künstliche Intelligenz (KI) hat ihren Einzug in den Maschinen- und Anlagenbau gehalten: Die SW nutzt KI schon seit einiger Zeit. Bereits vor zwanzig Jahren hat man in diesem Unternehmen erkannt, dass Daten für ein ressourcenschonendes Vorgehen sehr wichtig sind. Seitdem sammelt und analysiert man Maschinendaten, um die Forschung an neuen Technologien und Innovationen voranzutreiben. »Damit können wir der Komplexität der modernen Fertigungswelt nachkommen«, sagt Hendrik Jacobsen, Product Manager Industrial Data Services bei SW. Im ifaa-Interview verrät er Details über diesen spannenden Ansatz.*

**Herr Jacobsen, was war der Anlass, sich generell mit dem Thema Künstliche Intelligenz auseinanderzusetzen?**  
**Jacobsen:** Gerade der Maschinen- und Anlagenbau bietet einen hervorragenden Einstieg für alle Aktivitäten rund um das Thema Künstliche Intelligenz: Es gibt unzählige Anwendungsfälle, der Kostendruck ist groß und wir haben eine hohe technische Komplexität. Dazu kommen riesige, sehr schnell anfallende Datenmengen; das sind ideale Bedingungen, die den Einsatz intelligenter Tools und Algorithmen erforderlich machen.

Der Markt ist heutzutage überflutet mit generischen – also von Dritten vorgefertigten – KI-Tools. Doch deren Wirksamkeit bleibt leider häufig hinter den Erwartungen zurück. Es ist ein Balanceakt: Nicht jeder Maschinenbauer kann sich plötzlich in eine »KI-Schmiede« verwandeln, aber auch die besten Algorithmen helfen nicht weiter, wenn wesentliche Informationen zum spezifischen Kontext fehlen.

SW hat sich dazu entschlossen, eigene Kompetenzen aufzubauen, eigene Lösungen zu entwickeln, aber vor allem auch Synergien mit den richtigen Partnern zu bilden.

**Wie kam es dazu, dass sich als Schwerpunkt die »Analyse von Ursache und Wirkung in Fertigungsdaten« entwickelt hat?** Dazu muss man ein wenig ausholen und vor allem die Bedeutung hinter dem Begriff »Ursache« klarstellen. Hier ein Beispiel: Menschen mit grauem Haar tragen häufig auch eine Brille. Wir müssen uns jedoch keine Sorgen machen, dass das häufige Tragen einer Brille womöglich das Ergrauen der Haare fördert. Es handelt sich hier also nicht um einen kausalen Zusammenhang, sondern lediglich um eine Korrelation.

Wir finden unzählige solcher Korrelationen in unserer Umwelt. Wenn Graphen einem ähnlichen Verlauf folgen oder Datenpunkte nah beieinander liegen, liegt es in unserer Natur, logische Schlussfolgerungen zu ziehen. Aber: Korrelationen implizieren keine Kausalität und sind in der Regel völlig bedeutungslos! Die Krux: Meist sind Korrelationen nicht so leicht zu durchschauen, wie das Beispiel mit den grauhaarigen Brillenträgern (hier ist übrigens das »Alter« ein kausaler Faktor, der beide Phänomene erklären kann).

Tatsächlich macht die Digitalisierung es mit der Menge und Geschwindigkeit an Informationen nicht unbedingt leichter, insbesondere in komplexen Umgebungen echte Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zu identifizieren. Warum das aber wichtig ist, lässt sich mit den unterschiedlichen Ebenen der Datenanalytik veranschaulichen:

### 1. Deskriptive Analytik: Was ist passiert?

Beschreibt die Auswertung historischer Daten mit einfachen statistischen Mitteln.

### 2. Prädiktive Analytik: Was wird passieren?

Extrapolieren historischer Daten, um zukünftige Entwicklungen vorauszusagen – hier kommen Korrelationen zum Einsatz! Wissen wir also, dass eine Person graue Haare hat, vermuten wir infolgedessen, dass sie mit erhöhter Wahrscheinlichkeit auch eine Brille benötigt. Hypothesen über zukünftige Entwicklungen helfen uns allerdings nicht dabei, wenn wir Einfluss nehmen und bestimmte Ergebnisse bewusst herbeiführen oder vermeiden möchten!

### 3. Causal Discovery: Warum passiert es?

Korrigierende Eingriffe erfordern zwangsläufig ein Verständnis über Ursache und Wirkung. Mit-

hilfe von Causal-Discovery-Verfahren lassen sich mögliche Einflussgrößen automatisiert und algorithmisch ermitteln. So ist es möglich, auch in komplexen Umgebungen gezielt auf Ursachenforschung zu gehen. Das wissenschaftliche Stichwort lautet »[Deep Search for Confounders](#)«, oder allgemein »[Causal AI](#)«.

**Erklären Sie uns bitte die Grundzüge des Analysetools für die Analyse von Ursache und Wirkung. Wie sind Sie darauf gekommen? Ergab sich das zufällig?** Der entscheidende Punkt ist: Wenn ich mit deskriptiven und auch prädiktiven Analysen an meine Grenzen stoße – wie lässt sich ein Ursache-Wirkungs-Zusammenhang belegen?

Der Nachweis von Ursache und Wirkung erfordert klassischerweise ein Experiment oder Laborstudien unter kontrollierten Bedingungen – das ist für die meisten Sektoren schlichtweg zu teuer und zeitintensiv.

Zusätzlich haben wir jedoch die Möglichkeit, mit sogenannten Beobachtungsdaten zu arbeiten: Diese Informationen stehen uns über Sensoren, bereits existierende Systeme und Datenbanken zur Verfügung; oder sie können verhältnismäßig leicht erfasst werden.

Hier kommt unser Technologiepartner ins Spiel. Die Münchner Firma »Xplain Data« ist ein Pionier im Bereich Causal AI; sie bietet die Verfahren, solche Beobachtungsdaten zusammenzuführen, um daraus ein analytisches Objekt zu bilden. Unabhängig vom spezifischen Szenario muss es den Anspruch geben, eine hinreichende Menge an relevanten Informationen bereitzustellen. Eine Ursache für ein bestimmtes Phänomen kann schließlich nur dann algorithmisch identifiziert werden, wenn sie überhaupt in Daten auffindbar ist.

Modernes Produktionsumfeld mit Robotern | Foto: Schwäbische Werkzeugmaschinen GmbH





Henrik Jacobsen | Foto: privat

### Interviewpartner

**Hendrik Jacobsen**, Master of Science, Information Systems and Operations Management, ist Produktmanager für Industrial Data Services bei der Schwäbische Werkzeugmaschinen GmbH (SW). SW ist Hersteller von ein- und mehrspindligen Bearbeitungszentren sowie Fertigungslösungen inklusive Automation. Das digitale Portfolio von SW umfasst Anwendungen zur Maschinendatenanalyse in der Cloud, zur Werkstückrückverfolgbarkeit entlang der Fertigung oder Materialflusssimulation. Zusätzlich pflegt SW engen Kontakt mit verschiedenen Forschungseinrichtungen und Technologiepartnern, um die Leistungsfähigkeit von Maschinen und Anlagen mithilfe von Daten stets weiterzuentwickeln.

**Können Sie uns ein Beispiel dafür nennen, wie Ihnen Causal AI geholfen hat, Schwachstellen in der Fertigung zu finden?** Causal AI findet Anwendung in unterschiedlichsten Branchen – zum Beispiel bei der Untersuchung der Nebenwirkungen von Medikamenten. Kausale KI hat inzwischen aber auch den Weg in die Fertigung gefunden. Gemeinsam mit einem langjährigen SW-Kunden aus dem Automobilsektor haben wir eine Produktionslinie untersucht, auf der in den vergangenen Jahren bereits mehr als eine Million Werkstücke bearbeitet worden sind. Neben mehreren SW-Maschinen kommen dort noch weitere Drittmaschinen zum Einsatz – beispielsweise für Reinigungs- und Prüfschritte. Dank unseres digitalen Portfolios konnten wir hier auf umfangreiche Fertigungsinformationen zurückgreifen: Produktionsdaten von den Maschinen selbst, aber vor allem auch Prozessparameter über jedes Werkstück aus unserer Traceability-Software.

Nach der Datenaufbereitung setzten wir die Algorithmen darauf an, potenzielle Ursachen dafür zu suchen, wieso Werkstücke dieser Anlage die Qualitätsprüfung nicht bestehen – sie also nachbearbeitet werden müssen, oder direkt Ausschuss sind.

Die Ergebnisse waren verblüffend: So zeigte sich etwa, dass das Prüfergebnis maßgeblich von der Werkstücktemperatur nach dem Waschvorgang beeinflusst wird und dass möglichst wenig Wartezeit zwischen diesen Schritten liegen sollte. Diesen Verdacht hatten wir bereits zuvor – nun konnte er mit konkreten Zahlen belegt werden. Wir wussten jetzt, wie viele Teile davon betroffen waren und welche Temperaturbereiche kritisch sind.

Zudem fielen deutliche Qualitätsunterschiede in den Gussnestern der zugelieferten Rohteile auf – ein Einflussfaktor, der sich aufgrund der Anlagenkomplexität zuvor nur schwer prüfen ließ und auch nicht durchweg in allen Prozessschritten ersichtlich war.

**Wo lohnt sich Causal AI? Und was empfehlen Sie Interessierten für den Einstieg?** Den größten Hebel haben Causal-Discovery-Algorithmen bei Anlagen mit hoher Komplexität beziehungsweise hoher Fehlerrate. Mithilfe dieser Technologie können wir auf Einzelstückbasis bewerten, wie viele Werkstücke von einem bestimmten Eingriff profitieren würden. Und anschließend können wir live nachverfolgen, wie sich die Fehlerrate verändert. Die Einsparungen hängen logischerweise davon ab, wie »wertvoll« ein Teil ist oder wie hoch die Stückzahlen sind. Produktionsverantwortliche wissen genau, welche Kosten mit Nacharbeit oder Ausschuss einhergehen – insofern lassen sich Erfolge auch ganz konkret und monetär beziffern.

Ich empfehle Interessierten, sich intensiv mit Causal AI zu beschäftigen und Einsatzmöglichkeiten zu evaluieren. Eine prozessnahe und gut strukturierte Datenbasis ist die einzige Voraussetzung, um selbst auf Ursachenforschung zu gehen! ●

### Autoren



+49 211 542263-27



#### Dipl.-Arb.-Wiss. Veit Hartmann M. A. →

Wissenschaftlicher Mitarbeiter  
Fachbereich Arbeitszeit und Vergütung  
ifaa – Institut für angewandte  
Arbeitswissenschaft e. V.

*Causal AI bietet für Veit Hartmann große Potenziale zur Fertigungsoptimierung.*



+49 211 542263-31



#### Dr. phil. Catharina Stahn →

Wissenschaftliche Mitarbeiterin  
Fachbereich Arbeits- und Leistungsfähigkeit  
ifaa – Institut für angewandte  
Arbeitswissenschaft e. V.

*Catharina Stahn glaubt, dass Kausale KI zur Fehlerursachenerkennung hohe Kosten sparen kann.*