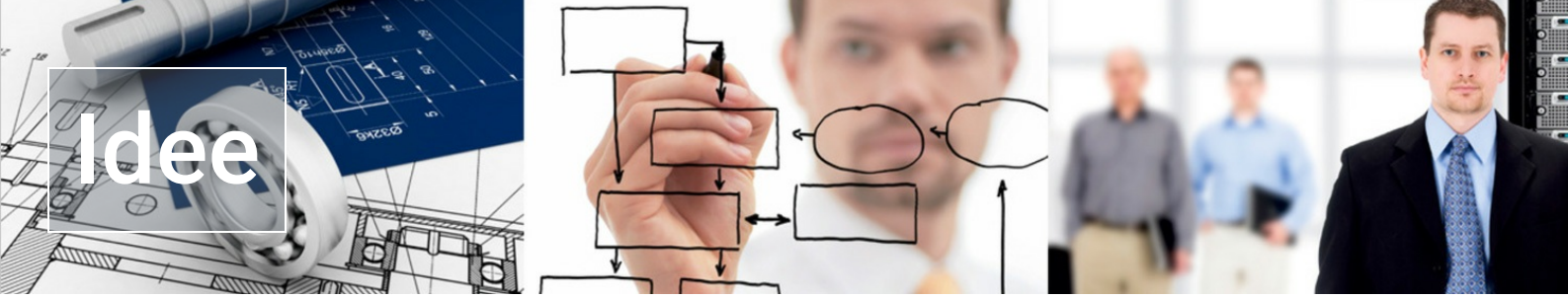


KME – Kompetenzzentrum Mittelstand GmbH

Zukunft durch Innovation und Forschung

IFM-X – INDUSTRIAL FOUNDATION MODEL FOR MANUFACTURING-X

Ein bereits erfolgreich erprobtes Industrial Foundation Model (IFM) für Zerspanungsprozesse soll in diesem Projekt auf artverwandte Fertigungsverfahren übertragen werden. Der Vorteil eines solchen Industrial Foundation Models sind erheblich verkürzte Entwicklungszyklen und gleichzeitig universell einsetzbare Prognose- und Optimierungsmöglichkeiten.

Problemstellung

Während Foundation Models in der Anwendung auf Text- und Bilddaten bereits in Form der alltäglich präsenten generativen KI einen hohen Reifegrad erreicht haben, sind vergleichbare Foundation Models für Produktionsdaten derzeit noch nicht etabliert. Der Begriff „Foundation Model" bezeichnet ein Modell des maschinellen Lernens, das auf großen Datensätzen trainiert wird und für eine Vielzahl von Anwendungsfällen eingesetzt werden kann. In vielen Produktionsbereichen werden KI-gestützte Lösungen derzeit aber isoliert auf einzelne Prozesse zugeschnitten – etwa für die Zerspanung, Rührreibschweißen (Friction Stir Welding – FSW) oder andere Fertigungsverfahren. Diese Insellösungen erschweren den Übergang auf neue Technologien, zumal sie oft stark an spezifische Maschinen, Materialien und Umgebungsbedingungen gebunden sind. Im Bereich der Zerspanung konnte gezeigt werden, dass generalisierte Modelle grundsätzlich möglich sind – sogenannte Industrial Foundation Models (IFM). Die Herausforderung liegt nun darin, diese Modelle so zu erweitern, dass neben ähnlichen Verfahren, wie z. B. Rührreibschweißen auch eine wachsende Bandbreite an anderen Fertigungsprozessen abgedeckt werden kann. Nur dann kann ein Industrial Foundation Model entstehen, welches dem Anspruch dieses Namens gerecht wird. Dabei müssen sämtliche Prozess- und Maschinencharakteristika so verallgemeinert werden, dass das Modell zuverlässig Vorhersagen liefert – unabhängig von klimatischen Schwankungen in der Fabrik, unterschiedlichen Werkstoffen oder diversen Anlagentypen. Mit dem Framework von Gaia-X und der hier relevanten Ausprägung in Form von Manufacturing-X bestehen bereits geeignete Rahmenbedingungen. Dazu zählen insbesondere die Schnittstellendefinition sowie das Konzept der Asset-Administration-Shells.

Zielsetzung

Ziel ist der Aufbau eines flexiblen, modularen Industrial Foundation Models für die Zustandsüberwachung, das zunächst Zerspanungsverfahren und FSW abdeckt und sukzessive für weitere Bearbeitungs- und Fügeverfahren skaliert werden kann.

Hierfür werden Einflüsse wie Temperatur oder Luftfeuchtigkeit bewusst berücksichtigt, sodass das Modell eine Resilienz gegenüber äußeren Einflussfaktoren entwickelt. Es muss darüber hinaus materialinvariant gestaltet werden, um von Aluminium über Stähle bis zur Verarbeitung von Verbundwerkstoffen konsistent verwertbare Ergebnisse zu liefern. Langfristig soll durch diese Generalisie-rung eine einheitliche Basis für Prozessanalyse, -steuerung und -optimierung entstehen – nutzbar für verschiedene Verfahren, Materialien und Maschinenhersteller. Hierzu sollen daher folgende Merkmale des Modells als Ziele nachgewiesen werden:

- Die Übertragbarkeit zwischen verschiedenen Anlagen wird nachgewiesen.
- Ein Modell für Zerspanung und FSW kann umgesetzt werden.
- Mindestens ein weiterer (stark unterschiedlicher) Prozess ist mit dem Modellkonzept kompatibel.

Durch den modularen Aufbau und passgenaues Verfeinern bleibt das Wissen im jeweiligen Unternehmen und kann fortlaufend in neue Produktionslinien, Anlagen oder Maschinen integriert und an neue Werkstoffe angepasst werden. Das Resultat ist eine robuste, zukunftsfähige KI-Plattform, die nachhaltig Stillstandzeiten reduziert, Ausschuss minimiert und die Produktivität in der Fertigung entscheidend steigert.

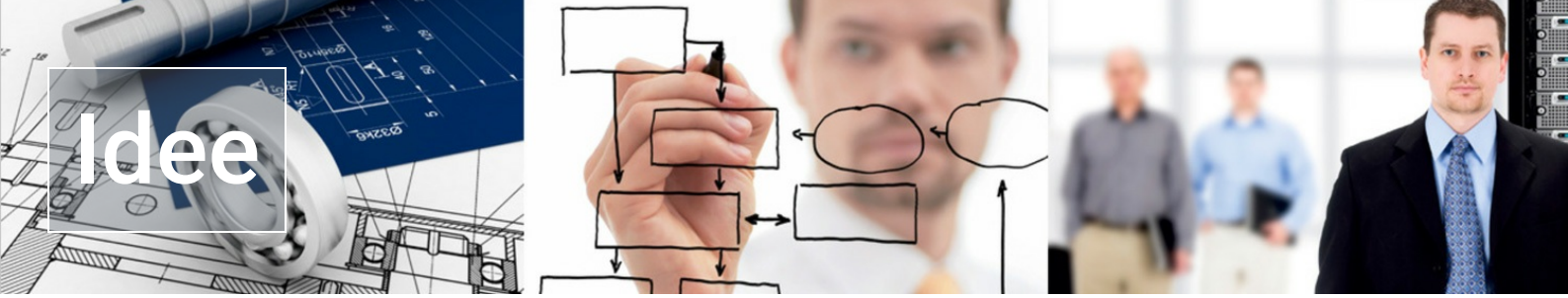
Vorgehensweise

In der Modellfabrik „Halle43" des KI-Produktionsnetzwerks sollen geeignete Testdaten generiert werden und mittels Datenfusion in eine geeignete Modellarchitektur überführt werden.

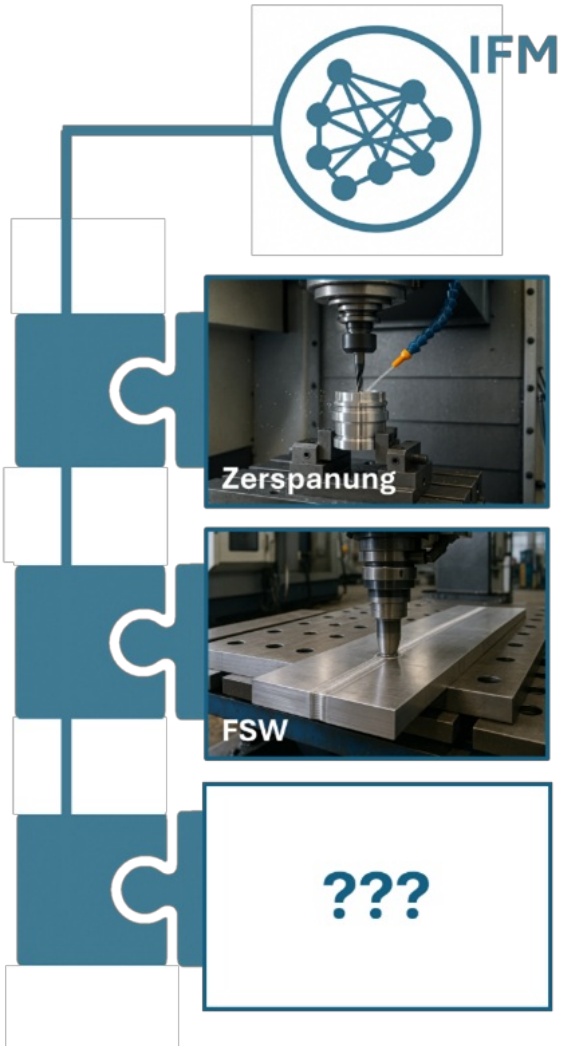
Zunächst wird hierzu ein großer Datensatz aus realen Zerspanungs- und FSW-Prozessen erzeugt und zusammengeführt, um ihn für ein *Self-Supervised-Learning* aufzubereiten. Dabei werden die Daten bereinigt, normalisiert und in einheitlichen Formaten abgelegt, um sowohl hohe Datenqualität als auch Kompatibilität sicherzustellen. Anschließend lernt das Modell grundlegende Zeitreihenmuster – beispielsweise über Ansätze wie *Maskierung*, *Segment-Prediction* oder kontrastives Lernen.

Für die Modellarchitektur kommen vorrangig drei Konzepte in Frage:

- Recurrent Neuronal Networks (RNN) für sequenzielle Abläufe und mittel- bis langfristige Abhängigkeiten,



- 1D-Convolutional Neuronal Networks (CNN) zur Erkennung lokaler Auffälligkeiten in kurzen Zeitabschnitten
- Transformer-Modelle mit Self-Attention-Mechanismen, die größere Zeithorizonte abdecken und parallel mehrere Zusammenhänge analysieren können.



Derzeit ist nicht abschließend klar, welcher Ansatz am Ende zielführend ist, sodass im Rahmen eines Screenings mehrere Ansätze parallel verfolgt werden sollen. Ein mehrstufiges Fine-Tuning schließt sich an, um pro Verfahren (z. B. FSW, Laserbearbeitung oder andere Fügetechniken) spezifische Prozessparameter zu erlernen. Dieser Schritt soll demonstrieren, dass auf Basis des Industrial Foundation Models kleinere, problemspezifische Modelle entwickelt werden, die auch den späteren industriellen Anwendungsfall abbilden können. Abschließend wird die KI-Lösung in produktionsnahen Szenarien getestet und weiter verfeinert, um Daten-Drift und zeitlich fluktuierende Anforderungen zu adressieren. So entsteht eine robuste Plattform, die schrittweise um zusätzliche Verfahren erweitert werden kann – ein wesentlicher Vorteil ge-enüber separaten KI-Lösungen für jede Prozessart.

Ergebnisse / Nutzen

Die Entwicklung eines Industrial Foundation Models bietet strategische Unabhängigkeit und ermöglicht die Integration neuer Prozesse oder Technologien, ohne erneut bei null anzufangen. Dank des modularen Aufbaus und der bereits vorhandenen Datenstrukturen beschleunigt sich zudem die KI-Entwicklungsgeschwindigkeit erheblich. Unternehmen stärken so ihre interne Daten- und KI-Kompetenz und können gezielter und schneller auf Marktentwicklungen reagieren. Das Projekt fügt sich nahtlos in die Initiativen von Gaia-X, Cathena-X und Manufacturing-X ein, die darauf abzielen, innovative und praxisnahe Anwendungen und Datenräume im digitalen Ökosystem zu implementieren, indem es sich an den vorhandenen Schnittstellen und Konzepten orientiert. Dies ist besonders wertvoll für kleine und mittlere Unternehmen (KMU), da es ihnen ermöglicht, KI-Lösungen zu nutzen, die speziell auf ihre Bedürfnisse zugeschnitten sind, und so ihre Wettbewerbsfähigkeit zu steigern. Konkret ergeben sich durch die damit nutzbaren KI-Lösungen folgende Vorteile:

- *Höhere Effizienz und geringere Ausfallzeiten* – Dank genauer Prognosen und Echtzeit-Analysen lassen sich Prozessparameter optimieren und Wartungsmaßnahmen frühzeitig einleiten.
- *Material- und anlagenunabhängige Anwendung* – Ein universelles Grundverständnis der Abläufe erlaubt schnelle Integration neuer Werkstoffe und Fertigungsmaschinen.
- *Reduzierter Datenaufwand* – Die gemeinsame Vorentwicklungsbasis vermeidet Doppelaufwände beim Sammeln und Aufbereiten von Trainingsdaten, wodurch die Entwicklungszyklen verkürzt werden.
- *Dauerhafte Kompetenzbündelung* – Durch den unternehmensinternen Aufbau und Betrieb bleibt das Know-how erhalten und kann kontinuierlich weiterentwickelt werden.
- *Schnellere Innovationsfähigkeit* – Neue Fertigungsverfahren können schneller integriert werden, ohne von externen Diensten oder proprietären Lösungen abhängig zu sein.

Forschungspartner

Prof. Dr. Markus Sause
Direktor KI-Produktionsnetzwerk, Universität Augsburg

Projektpartner

Hufschmied Zerspanungssysteme GmbH
Berger Holding GmbH & Co. KG
Grenzebach Maschinenbau GmbH
MT Aerospace AG