

Einsatz von künstlicher Intelligenz zur Vorhersage von Prozesskräften beim Bandsägen

Einsatz von KI bei der Prozessvorhersage für Bandsägen

T. Tandler, T. Hirth, R. Eisseler, T. Stehle, H.C. Möhring

Häufig ist der Trennprozess von Halbzeugen mittels Bandsägen der erste Schritt in der Teilefertigung. Aufgrund bisher fehlender simulativer Untersuchungen wurden die Bearbeitungsparameter für diesen Prozess meist aufwendig experimentell ermittelt. Mit Analogieversuchen, die den zugrunde liegenden Prozess weitestgehend abdecken und mit viel geringerem Aufwand durchgeführt werden können, kann dies effizienter gestaltet werden. Der Beitrag untersucht, wie diese Versuche durch künstliche Intelligenz (KI) unterstützt und sich die Anzahl notwendiger Versuche reduzieren lassen.

Use of AI in process prediction for band saws – Artificial intelligence in predicting process forces in band sawing

The cutting process of semi-finished products by means of band saws is often the first step in producing parts. So far, the lack of simulative investigations usually meant that machining parameters for this process had to be determined experimentally at great expense. This can be done more efficiently by means of analogy tests. They cover most of the underlying process and are more easily executed. This article examines the extent to which artificial intelligence (AI) can be used to support these experiments and reduce the number of experiments required.

STICHWÖRTER

Sägen, Simulation, Künstliche Intelligenz

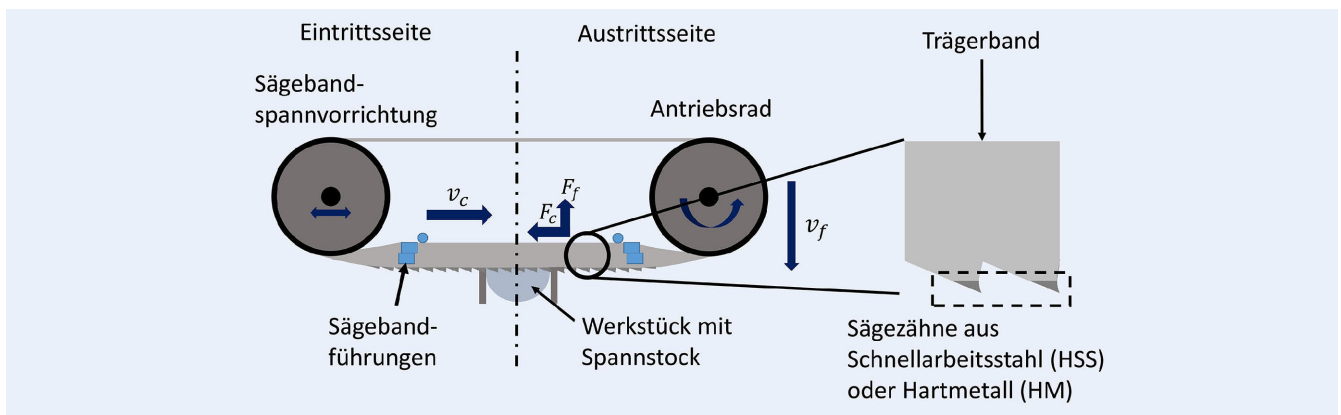


Bild 1. Schematische Darstellung einer horizontalen Bandsägebearbeitung mit Festlegung der Richtung der Zerspankräfte. Grafik: angelehnt an [1]

1 Stand der Technik

Bei der Digitalisierung und Automatisierung von Fertigungsprozessen spielen Sägeprozesse bisher eine untergeordnete Rolle, obwohl sie oft der erste Arbeitsschritt in der Prozesskette sind. Sowohl aufgrund steigender Materialkosten als auch aus ökologischen Gründen wird eine ressourcenschonende Produktionsweise entlang der gesamten Prozesskette immer wichtiger. Daher stehen auch Trennprozesse im Fokus von Forschungsarbeiten zur Verfahrensoptimierung und -weiterentwicklung [1–3]. Gerade im Bereich des Bandsägens zeigen Erfahrungen aus der praktischen Anwendung ein großes Potenzial für eine werkstoff- und ressour-

schonende Fertigung durch Einsparung von Werkstoff im Sägespalt und einer Erhöhung der Werkzeugstandzeit.

Auf Bandsägemaschinen eingesetzte Werkzeuge sind geschlossene Sägebänder mit einer geringen Eigenstabilität und einer Vielzahl von Zähnen aus Hartmetall (HM) oder Schnellarbeitsstahl. Das Sägeband wird über zwei Umlenkrollen geführt und mittels dieser gespannt sowie mithilfe einer Umlenkvorrichtung um bis zu 90° in die Arbeitsebene beziehungsweise Zerspanzone gedreht. Bild 1 zeigt schematisch das Beispiel einer horizontalen Maschinenbauweise mit der hierfür typischen Kinematik in Vorschub- und Schnittrichtung.

Der Umlauf des Sägebandes kann so außerhalb des Arbeitsraumes der Maschine erfolgen und erlaubt die Bearbeitung von



Bild 2. Aufbau Leistendrehtest. Foto: IfW Stuttgart

großen Werkstückquerschnitten. An der Umlenkvorrichtung der Sägemaschine befinden sich Führungselemente zur Ausrichtung und Stabilisierung des Sägebandes. In Bild 1 sind die positive Richtung der Prozessgeschwindigkeiten sowie Kräfte dargestellt oder festgelegt, welche im weiteren Verlauf der Untersuchungen verwendet werden. Die Richtung der Passivkraft bildet mit den anderen Größen ein rechtshändiges Koordinatensystem

Durch die besondere Geometrie des Werkzeuges - im Vergleich zu den klassischen Zerspanwerkzeugen beim Fräsen oder Drehen - spielt neben den bekannten Winkeln an der Schneide und anderen Parametern auch die Geometrie des Trägerbandes eine große Rolle. So beeinflusst etwa die Breite und Höhe des Trägerbandes die Torsionssteifigkeit und damit den Verlauf des Sägeschnittes. Eine geringe Torsionssteifigkeit führt zu einem größeren Schnittverlauf, was eine höhere Materialverschwendung und einen größeren Schneidenverschleiß zur Folge hat [4].

Die Kenntnisse über die Prozesskräfte dienen als Grundlage zur Auslegung neuer Werkzeuge und Maschinen [5]. Zusätzlich können die Kenntnisse über geeignete Prozesskräfte genutzt werden, um das Verhältnis aus Vorschubgeschwindigkeit und Schnittgeschwindigkeit durch eine Veränderung des Vorschubes an die sich aktuell im Eingriff befindenden Schneidezähne anzupassen [6]. Einige Bandsägen haben dafür Vorschubsteuerungen, bei denen eine konstante Vorschubkraft eingestellt werden kann. Der Schnittverlauf, also die Abweichung des Sägeschnitts zum idealen Schnitt, wird zudem maßgeblich von der Passivkraft beeinflusst [7].

Beim Bandsägen werden die Prozessparameter meist experimentell ermittelt oder aus Erfahrungswerten erstellt, da kaum analytische Methoden zur Vorhersage von optimierten Prozessen für einen geringen Schnittverlauf und Schneidenverschleiß existieren. Häufig wird dabei die Schnittfläche visuell betrachtet und die Geräusentwicklung während des Prozesses als Grundlage zur Einstellung der Prozessparameter genutzt, also rein subjektive Kenngrößen für die Bewertung herangezogen. Auch können aufgrund des labilen Werkzeuges Formeln zur Kraftberechnung, wie die Viktor-Kienzle-Formel, nur näherungsweise eingesetzt werden, da diese beispielsweise den Einfluss des Zahneingriffsimpuls, der Schwingungen oder der Sägebandspannung und somit den Einfluss auf die Torsionssteifigkeit nicht betrachten [2, 6–8]. Die Prozessstabilität und die Qualität können auf diesem Weg nicht genau bestimmt werden. Eine mögliche Alternative, um schnell und effizient verschiedene Parameterkonfigurationen mit Blick auf die Ermittlung von Zerspankräften zu untersuchen, sind Analogieversuche mit Sägeblattsegmenten. Ein solcher Analogieversuch ist der Leistendrehtest (Bild 2) Dabei handelt es sich im vorliegenden Fall um Einstechversuche an einer Drehmaschine mit unterbrochenem Schnitt [9].

Die daraus gewonnenen Kraftverläufe können unter Betrachtung verschiedener Randbedingungen, wie der Anzahl der im Eingriff befindenden Zähne im Moment der Betrachtung, zu einem ganzheitlichen Kraftverlauf aufsummiert werden (Bild 3).

Gepaart mit einer Simulation zur Betrachtung des Sägeblatverlaufs aufgrund der Passivkraft lässt sich der Prozess realitätsnah prognostizieren [7]. Jedoch sind viele Versuche notwendig, um eine sinnvolle Datenbasis aufzubauen, da die Parameter kleinschrittig variiert werden müssen, um zuverlässige Werte extrahieren zu können.

Im Rahmen eines Forschungsprojektes wird untersucht, wie maschinelles Lernen dem Anwender in der Produktion helfen kann, Reststandzeiten von Werkzeugen effizienter zu nutzen und dabei Kenntnisse von einem Prozess in einen ähnlichen, verwandten Prozess via „Transfer Learning“ zu übertragen [10, 11]. Es geht auch darum, den Werkzeugverschleiß zuverlässig vorherzusagen zu können und damit den Zerspanprozess zu optimieren, Oberflächengüten zu optimieren und maschinen- und prozessübergreifende Modelle zu erstellen [12]. Auch werden Künstliche-Intelligenz (KI)-Ansätze genutzt, um Ausfallwahrscheinlichkeiten von Maschinen besser vorherzusagen zu können und durch rechtzeitige Wartung und Reparatur Ausfälle zu reduzieren oder zu vermeiden [13]. Des weiteren werden KI-Ansätze bereits zur

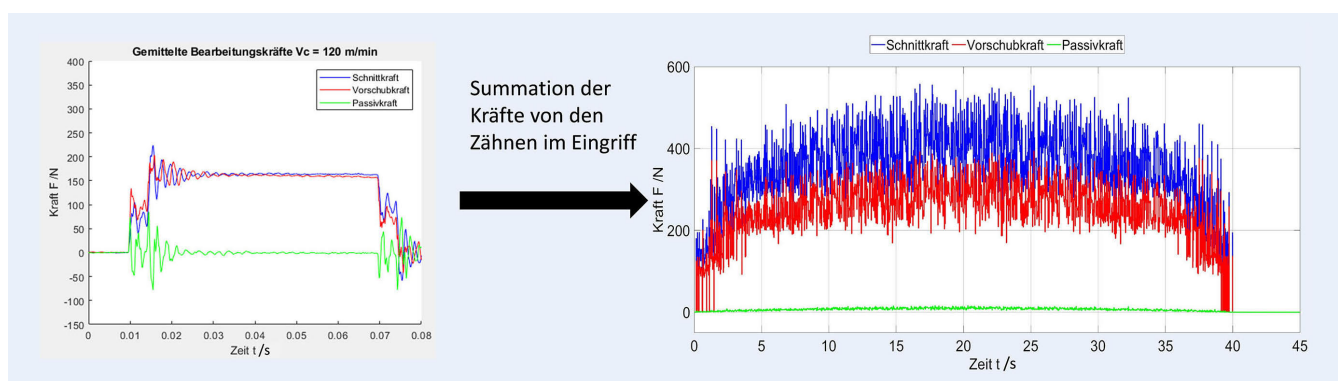


Bild 3. Bildung des gesamten Kraftverlaufes mithilfe von Kraftverläufen aus Analogieversuchen am Beispiel von Einstechversuchen an einer Drehmaschine. Grafik: IfW Stuttgart

Vorhersage von Fertigungstoleranzen oder zur Modellierung von Maschinen und Prozessverhalten genutzt [14].

In diesem Beitrag wird untersucht, inwiefern sich ein KI-Ansatz eignet, die Prozesskräfte des Analogieversuchsaufbaus zu prognostizieren. Ziel soll es sein, für neue Werkzeuge, Schneidengeometrien und Werkstoffkombinationen den Versuchsaufwand zu reduzieren und mit weniger Messungen hinreichend genaue Ergebnisse zu erzielen.

Der Begriff „künstliche Intelligenz“ umfasst ein ganzes Feld verschiedener Methoden und lässt sich in „Machine Learning“ und „Deep Learning“ weiter unterteilen (**Bild 4**) [15].

Die drei Hauptgruppen des Machine Learnings sind überwachtes (Supervised Learning), unüberwachtes (Unsupervised Learning) und bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning) [16]. Beim überwachten Lernen werden die Trainingsdaten vor dem Training analysiert und beschriftet und die Eigenschaften benannt, beim unüberwachten Lernen werden lediglich die Rohdaten genutzt und die KI lernt selbst, die zugrunde liegenden Eigenschaften zu erkennen und in Gruppen einzuteilen oder Muster in den Daten zu erkennen [17]. Das verstärkte Lernen ist an Prozesse und Vorgänge aus der Psychologie angelehnt und beruht vereinfacht auf Belohnungen bei richtigen und Bestrafung bei falschen Antworten [16].

2 Zielsetzung und Vorgehensweise

Um den Versuchsaufwand zur Ermittlung der Prozessverläufe, vor allem der Zerspankräfte, bei bestimmten Einstellgrößen zu reduzieren, wird im Folgenden der mögliche Einsatz von künstlicher Intelligenz untersucht. Anhand der gewonnenen Erkenntnisse aus den Prozessverläufen lassen sich anschließend geeignete Parameter für den Einsatz des untersuchten Sägebandes für die jeweilige Zerspannsituation ermitteln. Damit könnten in Zukunft bereits erste Schätzungen zur möglichen Standzeit des Sägebandes unter diesen Bedingungen getroffen werden und damit der Werkzeugwechsel geplant werden. Grundbedingung hierfür ist, dass die Kraftverläufe der einzelnen Zähne hinreichend genau vorhergesagt werden können.

Dazu werden im Folgenden zunächst die Eingabeparameter für die KI festgelegt, welche später vom Anwender vorgegeben werden müssen und für welche die Anwendung die Prozesskräfte ermitteln soll. Da für das Training einer künstlichen Intelligenz möglichst viele Daten benötigt werden, werden mit dem festgelegten Eingangsparameter Versuche durchgeführt. Aufgrund des großen Versuchsaufwandes und der vielen geplanten Parametervariationen werden die Versuche nicht mit dem normalen Bandsägeprozess, sondern mittels des Analogieversuchs Leistendrehtest durchgeführt. Dieser kann deutlich schneller und kosteneffizienter genutzt werden. Ein weiterer Vorteil beim Einsatz des Analogieversuchs ist, dass Einflussfaktoren, wie etwa Form des Werkstücks (beispielsweise Rohr/Vollmaterial, Rechteck/Rund, T/H-Träger) oder Abstand der Führungselemente, keine Rolle für das KI-Training und die Kraft am einzelnen Zahn spielen. Sie müssen erst später bei der mechanischen Simulation des Sägebandes berücksichtigt werden. Dadurch reduzieren sich die Eingangsparameter und somit auch der Versuchsaufwand.

Mit den gewonnenen Messdaten wird die KI trainiert und getestet. Später kann mit Kraftverläufen aus den Einzahnversuchen mithilfe der oben genannten Methode der Verlauf des eigentlichen Sägeprozesses bestimmt werden. Ferner soll mit der sich

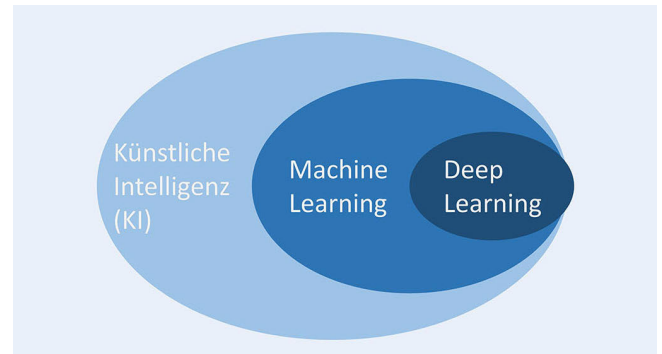


Bild 4. Einordnung von Deep Learning in den Bereich Machine Learning. Grafik: in Anlehnung an [3]

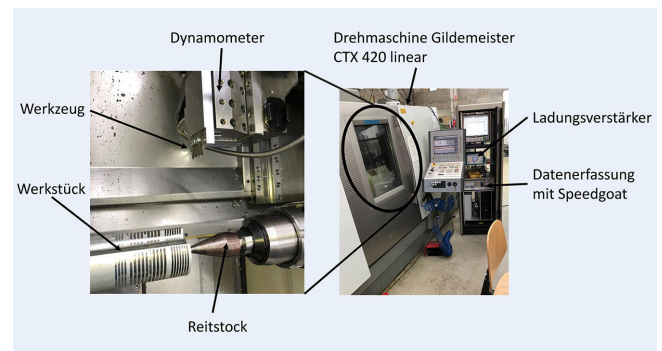


Bild 5. Versuchsaufbau und Messkette. Foto: IfW Stuttgart

ergebenen Datenbasis der Versuchsaufwand für neue oder andere Werkzeuge und Werkstückkonstellationen reduziert werden.

Als Versuchsdrehmaschine wird eine „Gildemeister CTX 420 linear“ gewählt. Am Werkzeugrevolver wird ein Dynamometer der Firma Kistler eingebaut, an welchem das Sägewerkzeug befestigt wird. So können die Zerspankräfte in den drei Hauptrichtungen Vorschub-, Schnitt- und Passivkraft gemessen werden. Die Messdaten werden mit einem Speedgoat-System mit einer Takt rate von 10 kHz aufgenommen. Der Versuchsaufbau ist in **Bild 5** dargestellt.

Im Folgenden werden aus Gründen der Übersichtlichkeit nur Ergebnisse für die Berechnung und Auswertung der Schnittkraft gezeigt. Die künstliche Intelligenz soll in diesem Stadium der Untersuchungen zunächst nur die Durchschnittskraft und den Maximalwert der jeweils gesuchten Prozessgröße ermitteln. Auf Basis vorangegangener Untersuchungen und der Eingabeparameter lässt sich der Kraftverlauf eines Einzahnversuchs bis zu einem gewissen Grad rekonstruieren. Beispielsweise ergibt sich aus der Schnittgeschwindigkeit und einer gewählten Eingriffslänge des Werkzeuges die Zeit für den Kraftverlauf vom Zahneintritt bis Zahnaustritt. Die Länge des Eintrittsimpulses hängt unter anderem von Faktoren wie Stärke des Impulses und Dämpfung des Systems ab und wird im Folgenden vereinfacht zur Visualisierung mit 10% der gesamten Schnittdauer in den Bildern dargestellt.

3 Auswahl der Ein- und Ausgangsparameter, Aufbau der künstlichen Intelligenz und Versuchsaufbau

Zunächst werden die Versuchsparameter und die dazugehörigen Parameterfenster festgelegt, in denen die Versuche und somit

Tabelle. Versuchsparameter.

Schnittgeschwindigkeit	20 – 130 m/min (in 5 m/min Schritte)
Vorschub	0,002 – 0,011 mm (in 0,001 Schritten)
Material	42CrMo4 mit $kc_{1.1} = 2500 \text{ N/mm}^2$ 7075 Alu mit $kc_{1.1} = 540 \text{ N/mm}^2$ C45 mit $kc_{1.1} = 1600 \text{ N/mm}^2$
Schnittbreite	1,1, 1,8 und 2,6 mm
Zahnart	Normalzahn
Spanwinkel	0°
Schränkung	Neutral und Rechts-/ Linksschränkung
Schneidstoff	Hartmetall und HSS
Beschichtung	unbeschichtet und beschichtet
Kühlung	trocken und KSS
Verschleißkenngrößen	Schneidkantenverrundung, wird nicht aktiv beeinflusst, sondern nur messtechnisch erfasst

die Vorhersage der KI erfolgen soll. Dafür werden zunächst zehn Parameter identifiziert, welche einen maßgeblichen Einfluss auf die Kräfte haben. Die gewählten Parameter und die dazugehörigen minimalen und maximalen Werte sind der **Tabelle** zu entnehmen. Der Spanwinkel und die Zahnart sind ergänzend eingetragen, aber bei allen Versuchen konstant gehalten. Anhand der Tabellenangaben wurden über 900 reale Versuche durchgeführt und die jeweiligen Größen aufgenommen.

In **Bild 6** sind der gewählte Versuchsaufbau des Leistendrehtests und die eingesetzten Versuchswerkzeuge dargestellt. Für die Versuche wurden vier verschiedene Sägebandtypen verwendet. Dabei kamen verschiedene Schneidstoffe sowie zwei verschiedene Bandhöhen und damit einhergehend andere Schnittbreiten zum Einsatz.

4 Trainingsmodelle und Ergebnisse der KI

Im ersten Schritt ist die Wichtigkeit beziehungsweise die Gewichtung und der Einfluss der einzelnen Parameter auf das Ergebnis zu bestimmen. Dadurch können weniger relevante Größen für die folgenden Schritte ausgeklammert und somit die Dimension der Daten reduziert werden. Das Aufarbeiten und die Auswahl der Daten gehören zu den wichtigsten Schritten in der Entwicklung von KI-Projekten [16], da so direkt Einfluss auf die Berechnungsgenauigkeit einerseits sowie auf die Rechenzeiten anderer-

seits genommen wird. Durch die Reduktion der Daten wird die Effizienz der Berechnung erhöht.

Es gibt mehrere Vorgehensweisen zur richtigen Findung und Gewichtung der Parameter. Eine Möglichkeit ist der F-Tests einer Varianzanalyse (Anova), mit dessen Hilfe der Einfluss der Parameter und deren Ausprägung nachgewiesen werden kann. Dabei wird aber nicht der Einfluss der Parameter untereinander betrachtet. Wenn aus Gründen der Datenmenge bestimmte Parameter ausgeschlossen werden sollen, können anhand von „Minimal-Optima-Methoden“ die einflussreichsten Parameter gefunden und ausgewählt werden [18]. Im vorliegenden Fall wurde mit dem F-Test die Relevanz ermittelt, um ein Gefühl für die vorliegenden Parameter zu bekommen. Dabei war zu sehen, dass der Zahnvorschub den größten Einfluss auf die Schnittkräfte hat, gefolgt vom Material des Werkstücks und der Beschichtung des Werkzeugs. Die Schnittgeschwindigkeit hingegen hat nach diesem Vorgehen nur einen geringen Einfluss. Der Einfluss des Standweges beziehungsweise des Schneidkantenradius fällt gering aus, da in den ausgewerteten Daten zunächst keine Verschleißversuche durchgeführt wurden. Dementsprechend variierte der Schneidkantenradius nur in einem geringen Parameterfenster (**Bild 7**). Er unterscheidet sich aber jeweils schon im Auslieferungszustand der Versuchswerkzeuge.

Diese Beobachtungen lassen sich auch mit der Berechnungsformel nach Kienzle und Viktor näherungsweise bestätigen. So fließt beispielsweise der Spanungsquerschnitt (lässt sich hier aus Vorschub und Schnittbreite berechnen) linear in die Berechnung der Schnittkraft ein, während die Schnittgeschwindigkeit nur über einen Korrekturfaktor berücksichtigt wird [19].

Im ersten Ansatz wurden für das Training alle genannten Eingangsparameter genutzt. Im weiteren Verlauf konnten mithilfe des F-Tests die Parameter um die Schnittgeschwindigkeit und den Standweg reduziert werden, da diese im aktuellen Datensatz nur einen verschwindend geringen Einfluss auf die Schnittkraft haben und damit die Rechenzeit für das Training reduziert wird.

Von den insgesamt 939 Versuchen wurden 15 % als Testdaten für das Validieren nach dem Ende des Trainings genutzt. Das Training der KIs erfolgte durch eine 5-fach-Kreuzvalidierung mit den restlichen Daten. Dabei wurden jeweils 80 % der Daten zum Training und 20 % zum Testen genutzt. Die Optimierung der Modelle wurde nach dem „Bayesian-Optimization-Prozess“ durchgeführt. Da die spätere Anwendung der trainierten KI innerhalb der gewählten Parametergrenzen liegen soll, konnte aufgrund der Einfachheit ein Regressionsalgorithmus verwendet werden. Aus dieser Gruppe hat sich die „Gaussian Process Regression“ (GPR)-Methode als geeignet erwiesen. Nach der Optimierung wurde mit den gewählten Daten und Parametern

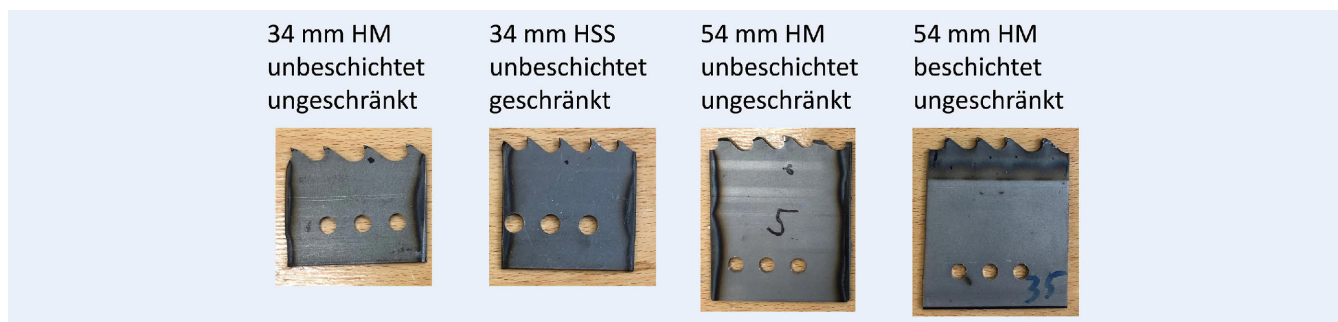


Bild 6. Versuchswerkzeuge. Foto: IFW Stuttgart

eine Fehlerabweichung nach „Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers“ (RMSE) von 7,46 N bei den Validierungsdaten und dem gewählten Modell erreicht. In **Bild 8** ist dieser Wert als Vergleichswert zwischen den verschiedenen Modellen dargestellt. Für das GPR-Modell ergab sich für die R^2 -Validierung ein Wert von 0,95. Dieser Wert gibt an, wie die Variation der Ergebnisse anhand der Eingabeparameter erklärt werden kann. Dabei ist 1 der beste zu erzielende Wert und 0 der schlechteste.

Da die Schnittkräfte im realen Prozess erfahrungsgemäß zwischen 100 und 200 N liegen, entspricht dies einer Abweichung von 3,5 bis 7 % und ist somit hinreichend genau. Die Verteilung und Abweichung ist beispielhaft für die Schnittkraft F_c in **Bild 9** dargestellt.

In dem Diagramm sind auf der X-Achse der tatsächlich gemessene Wert und auf der Y-Achse der mit KI ermittelte Wert aufgetragen. Im Idealfall befinden sich alle blauen Punkte auf einer geraden Linie. Im unteren Kraftbereich ist die Streuung verhältnismäßig gering im Vergleich zu den größeren Kraftwerten. Dies kann unter anderem daran liegen, dass im oberen Bereich weniger Trainingsdaten zur Verfügung standen, da diese Kräfte bei den getesteten Parametern seltener auftraten und es in diesem Bereich teilweise große Streuungen bei den Messdaten gab. Dadurch konnte das Modell im oberen Kraftbereich nicht genug trainiert werden.

Mit dem trainierten Modell können nun Werte erzeugt und mit den realen Messwerten verglichen werden. In **Bild 10** ist der Vergleich beispielhaft für die Schnittkraft F_c bei einer Schnittgeschwindigkeit von 60 m/min und einem Zahnvorschub von 0,005 mm im Werkstoff 42CrMoV4 und einem unbeschichteten 54 mm hohen HM-Sägebandabschnitt dargestellt.

Die Parameter wurden aus dem mittleren Bereich der untersuchten Parameterfenster gewählt. Es ist gut erkennbar, dass der Maximalwert und der folgende Durchschnittswert relativ gut übereinstimmen. Zum Bild ist anzumerken, dass die erste Schwingung der dargestellten Messung durch den KI-Verlauf überdeckt ist und der Maximalwert der Messung knapp 194 N beträgt. Die Verläufe unterscheiden sich aber unter dem Aspekt der Schwingungen, da diese beim Training der KI nicht berücksichtigt wurden. Ein Grund für die Unterschiede liegt in den Überlagerungen der Systemschwingungen des Analogieversuchsaufbaus mit den Schwingungen aus dem realen Zerspanprozess

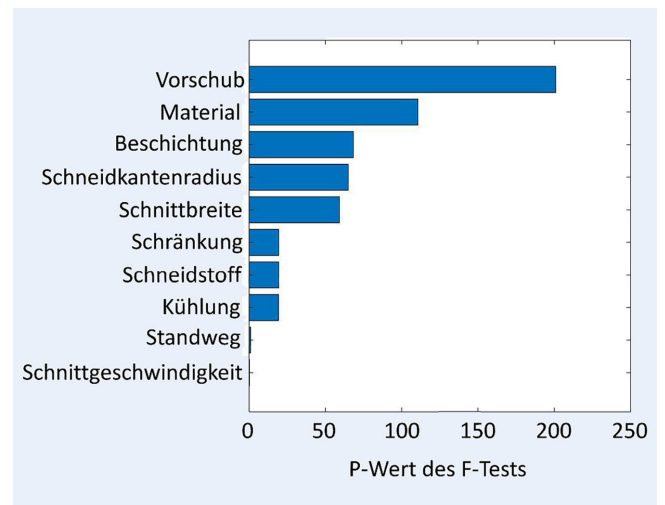


Bild 7. Parametereinfluss nach dem F-Test auf die Schnittkraft. Grafik: IFW Stuttgart

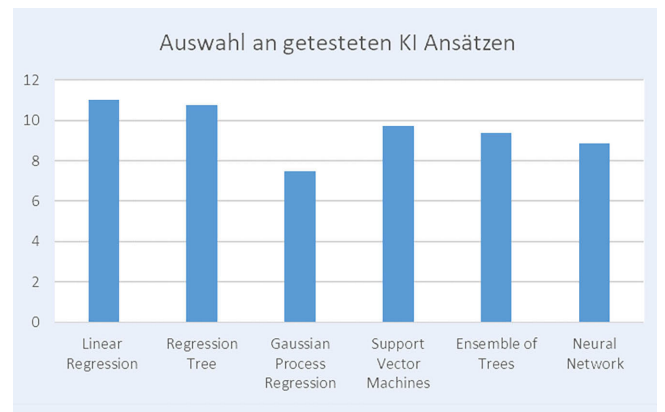


Bild 8. Auswahl an getesteten KI-Ansätzen. Grafik: IFW Stuttgart

heraus. Ein weiterer Grund ist die getroffene Vereinfachung der Datengrundlage.

Als nächstes wurde der Vergleich im Grenzbereich von einem der Parameter durchgeführt. Dazu wurde eine Zustellung von 0,002 mm gewählt, da diese als minimaler, sinnvoll nutzbarer

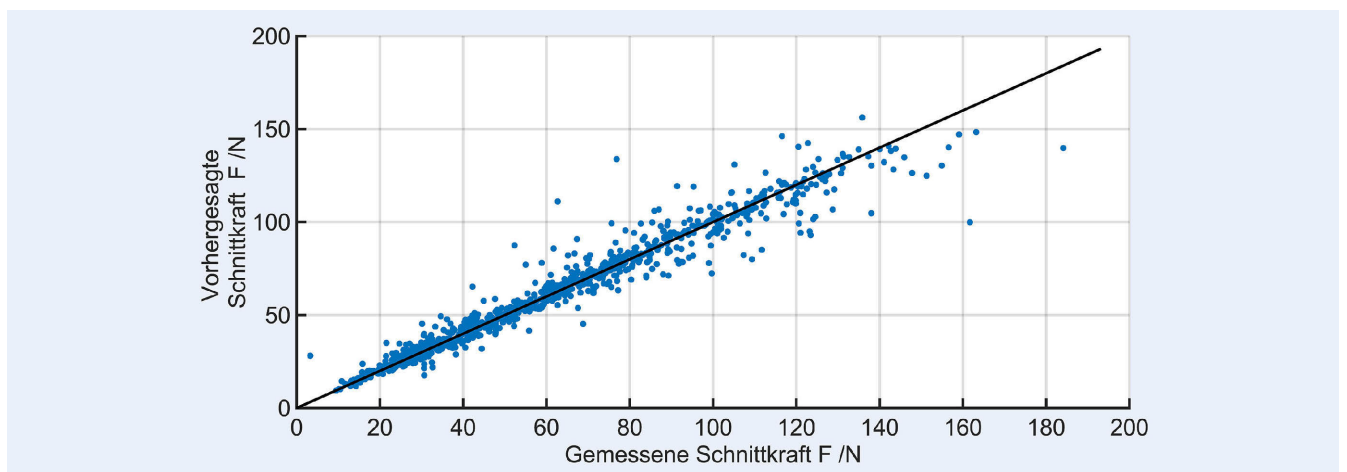


Bild 9. Vergleich zwischen Messwerten zu vorhergesagten Werten Beispiel der F_c . Grafik: IFW Stuttgart

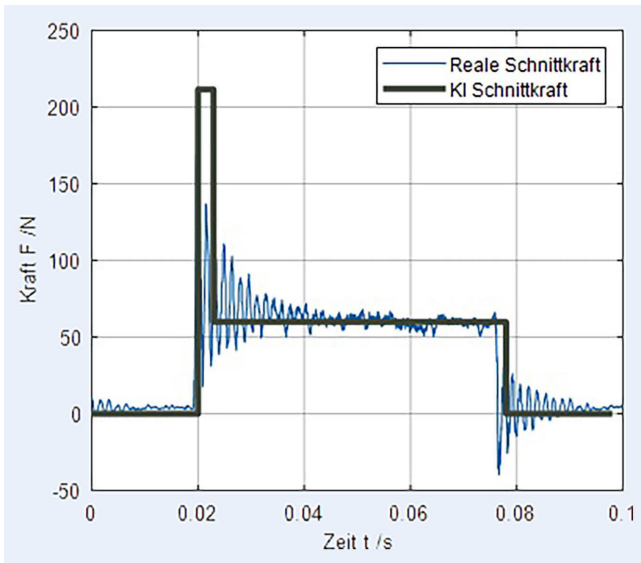


Bild 10. Vergleich realer Versuchswerte und der KI-Prognose für $v_c = 60$ m/min und $f_z = 0,005$ mm. Grafik: IfW Stuttgart

Vorschub an der realen Säge erachtet wird. **Bild 11** zeigt einen Ausschnitt des realen Kraftschriebs des Leistendrehtests.

Jede Erhebung stellt dabei einen Zahneingriff und Schnitt im Material dar. Wie erkennbar ist, sind die einzelnen Schnitte unterschiedlich. Ein möglicher Grund könnte im vorliegenden Beispiel die geringe Zustellung von 0,002 mm sein. Dies hatte zur Folge, dass das Material nicht bei jedem Schnitt gleichmäßig geschnitten wurde, sondern das Werkzeug nur teilweise durch das Material pflügte und dabei Werkstoff verdrückt wurde. In diesem Fall kann die Vorhersage der KI nicht mit einem einzigen Schnitt eines realen Versuches übereinstimmen, sondern erst näherungsweise über mehrere gemittelte Verläufe. Da im realen Prozess mehrere Zähne gleichzeitig im Eingriff sind, reicht der vorhergesagte Verlauf aus, um, durch Aufsummieren der Kräfte den Gesamtkraftverlauf des Prozesses zu ermitteln. Jedoch kann die Vorhersage nicht für die Vorhersage der Standzeit in der weiteren geplanten Verwendung des KI-Modells genutzt werden, da die Differenz zu den einzelnen gemessenen Verläufen zu groß

ausfällt und somit der Ausfall einzelner Zähne nicht prozesssicher vorhergesagt werden kann.

5 Fazit und Ausblick

Es konnte gezeigt werden, dass künstliche Intelligenz (KI) die Prozesskräfte eines Bandsägeprozesses (hier am Beispiel der Schnittkräfte F_c) in den untersuchten und praxisrelevanten mittleren Bereichen sicher und mit einer hohen Genauigkeit vorhergesagen kann. Dadurch lässt sich der ansonsten notwendige Versuchsaufwand für die Analogieversuche reduziert werden.

Es zeigte sich auch, dass weitere Versuche, vor allem in den Grenzbereichen der jeweiligen Parameter, durchgeführt werden müssen, um die Qualität der Vorhersage der künstlichen Intelligenz in diesen Grenzbereichen zu verbessern. Zusammen mit der genannten Simulation und der Berechnungsmethodik zur Übertragung der Ergebnisse aus den Einzahnversuchen und deren Kraftverläufe in eine Simulation des realen Prozesses ergibt sich mit der hier vorgestellten KI die Möglichkeit zu einer hybriden Modellierung des Bandsägeprozesses.

Nachdem die ersten Ansätze, mit einer KI die benötigten Kraftverläufe zu generieren, vielversprechend wirken, sollen die Trainingsdaten in Zukunft um Verschleißmessungen erweitert werden. Damit können auch bei einem gegebenen Verschleißzustand des Sägebandes die Kräfte weiterhin genau vorhergesagt und die erwartete Reststandzeit des Sägebandes bei den gewählten Parametern prognostiziert werden. So kann auch eine rekursive Optimierung des Sägeprozesses hinsichtlich der Standzeit erfolgen.

FÖRDERHINWEIS

Die Arbeiten wurden im Rahmen des von der Deutschen Forschungsgemeinschaft DFG geförderten Vorhabens STE 1563/18-1 „Entwicklung eines Prozessmodells zur Simulation von adaptiven Regelungskonzepten für das Metallbandsägen“ durchgeführt. Die Autoren danken der DFG für die finanzielle und technische Unterstützung.

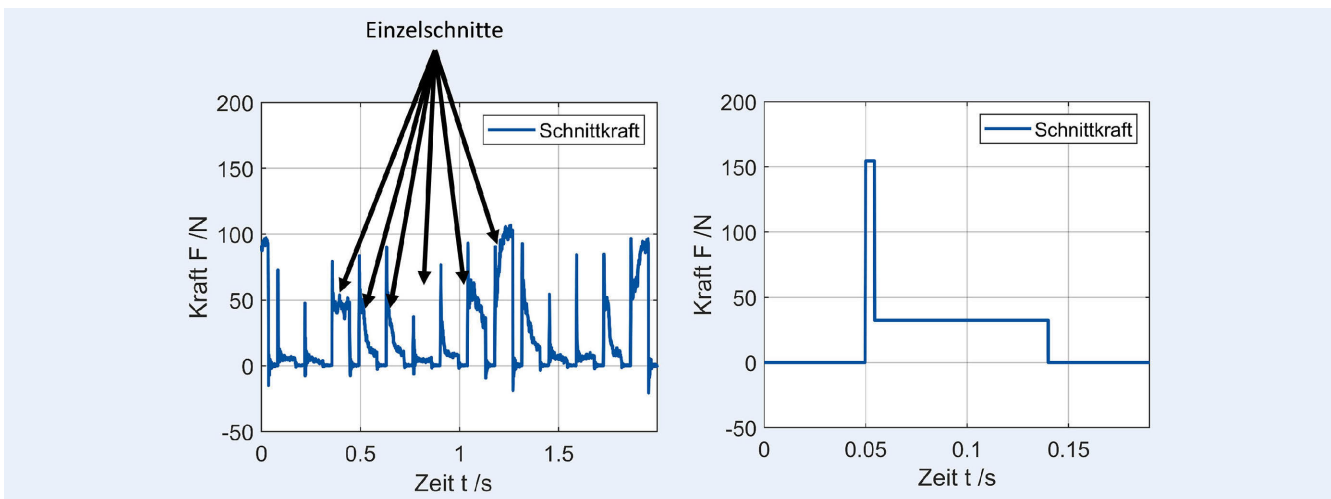


Bild 11. Realer Verlauf der Schnittkraft F_c bei $v_c = 40$ m/min und $f_z = 0,002$ mm im Werkstoff 42CrMoV4 mit unbeschichteten 54 mm HM-Sägebandabschnitt (links) sowie einzelner, mit KI simulierter Kraftverlauf (rechts). Grafik: IfW Stuttgart

Literatur

- [1] Heisel, U. (Hrsg.): Handbuch Spanen. München: Carl Hanser Verlag 2014
- [2] Albrecht, D.; Möhring, H.-C.: Potentials for the optimization of sawing processes using the example of bandsawing machines. *Procedia Manufacturing* 21 (2018) 3, pp. 567–574
- [3] Albrecht, D.; Löffler, S.: Intelligent sägen. *WB Werkstatt+Betrieb* (2016) 6, S. 74–76
- [4] Albrecht, D.; Stehle, T.: Influence of Saw Blade Tension on the Stability of Sawing Processes. *Advanced Materials Research* 1140 (2016), pp. 189–196
- [5] Denkena, B.; Tönshoff, H. K.: Spanen. Heidelberg: Springer-Verlag 2011
- [6] Gleim, P.: Untersuchungen zum Bandsägen mit diamantbeschichteten Werkzeugen. Dissertation, Universität Kassel, 2006
- [7] Lund, D.: Leistungssteigerung beim Metallbandsägen durch prozessabhängige Regelung der Sägebandspannung. Dissertation, Universität Stuttgart 2020
- [8] Albrecht, D.; Stehle, T.: A New Approach for Calculating the Analytical Resultant Force of Sawing Processes Considering the Tooth Impact Momentum. *WGP Kongress*, Aachen, 2017, pp. 443–450
- [9] Möhring, H.-C.; Eisseler, R.; Weiland, S.: Mit Einzahltests schneller zu neuen Sägewerkzeugen. Stand: 15.01.2019. Internet: mav.industrie.de/fertigung/werkzeuge/mit-einzahltests-schneller-zu-neuen-saegewerkzeugen/. Zugriff am 15.12.2022
- [10] K.H. Müller Präzisionswerkzeuge: TransKI untersucht die Übertragbarkeit von KI-Modellen. *IT & Produktion online* Stand: 07.02.2022. Internet: www.it-production.com/news/maerkte-und-trends/transki-unter-sucht-die-uebertragbarkeit-von-ki-modellen/. Zugriff am 10.01.2023
- [11] K. H. Müller Präzisionswerkzeuge GmbH: Transfer Learning für mehr Effizienz. Stand: 08.02.2022. Internet: www.zerspanungstechnik.de/blog/2022/02/08/transfer-learning-fuer-mehr-effizienz/. Zugriff am 10.01.2023
- [12] Nachrichten Kaiserslautern: Einsatzdauer von Zerspanwerkzeugen durch transferierbare KI erhöhen und Prozesskosten senken. Stand: 14.05.2022. Internet: <https://www.nachrichten-kl.de/2022/05/14/einsatz-dauer-von-zerspanwerkzeugen-durch-transferierbare-ki-erhoehen-und-prozesskosten-senken/>. Zugriff am 10.01.2023
- [13] Schäfer, R.; Metzger, D.: Big Data und KI sorgen für eine effizientere Fertigung. Stand: 02.11.2022. Internet: www.maschinenmarkt.vogel.de/big-data-und-ki-sorgen-fuer-eine-effizientere-fertigung-a-950461/. Zugriff am 15.12.2022
- [14] N. N.: Mit KI den richtigen Dreh finden. Stand: 12.07.2022. Internet: www.zerspanungstechnik.de/blog/2022/07/12/mit-ki-den-richtigen-dreh-finden/. Zugriff am 10.01.2023
- [15] datasolut GmbH: Künstliche Intelligenz einfach erklärt! Definition, Arten und wo KI eingesetzt wird. Stand: 28.10.2021. Internet: [datasolut.com/wiki/kuenstliche-intelligenz/#:~:text=Definition%2C%20Arten%20und%20wo%20KI%20eingesetzt%20wird&text=K%C3%BCnstliche%20Intelligenz%20\(KI\)%20ist%20ein,verbessern%20und%20Entscheidungen%20zu%20automatisieren](https://www.datasolut.com/wiki/kuenstliche-intelligenz/#:~:text=Definition%2C%20Arten%20und%20wo%20KI%20eingesetzt%20wird&text=K%C3%BCnstliche%20Intelligenz%20(KI)%20ist%20ein,verbessern%20und%20Entscheidungen%20zu%20automatisieren.). Zugriff am 10.01.2023
- [16] Wennker, P.: Künstliche Intelligenz in der Praxis. Wiesbaden: Springer Fachmedien 2020
- [17] Hahn, P.: Künstliche Intelligenz und Maschinelles Lernen. *Handchirurgie, Mikrochirurgie, plastische Chirurgie* 51 (2019) 1, S. 62–67
- [18] Mazzanti, S.: „MRMR“ Explained Exactly How You Wished Someone Explained to You. Stand: 12.02.2021. Internet: towardsdatascience.com/mrmr-explained-exactly-how-you-wished-someone-explained-to-you-9cf4ed27458b. Zugriff am 10.01.2023
- [19] Pausch, E.; Holsten, S.; Linß, M. et al.: Zerspantechnik. Prozesse, Werkzeuge, Technologien. Wiesbaden: Vieweg + Teubner 2008



Tobias Tandler , M.Sc.
Foto: IfW Uni Stuttgart

Thomas Hirth, B.Sc.

Dr.-Ing. Dipl.-Gwl. **Rocco Eisseler**

Dr.-Ing. **Thomas Stehle**

Univ.-Prof. Dr.-Ing. **Hans-Christian Möhring**

Institut für Werkzeugmaschinen (IfW)
der Universität Stuttgart
Holzgartenstr. 17, 70174 Stuttgart
Tel. +49 711 / 685-84306
tobias.tandler@ifw.uni-stuttgart.de
www.ifw.uni-stuttgart.de

LIZENZ



Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons
Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)