

Teil II: Eingehende Darstellung

1. Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse

1.1 Arbeiten im AP1 „Digitaler Zwilling“

Das Arbeitspaket AP1 behandelte den Aufbau einer digitalen Zwillingstruktur für den Werkzeugentstehungsprozess (WEP). Das IWF nahm in diesem Arbeitspaket eine unterstützende Rolle wahr, insbesondere für die Ermittlung und Analyse des IST-Zustands des WEP. Hierfür wurden die derzeitigen Prozesse unter Zuhilfenahme von Workshops intensiv erarbeitet und dokumentiert. Ein Ausschnitt aus dem erarbeiteten Strukturgramm ist in Abbildung 1 zu sehen. Mit dem Strukturgramm konnten neben der Identifikation der Arbeitsabläufe auch die eingebundenen Akteure, sowie die jeweiligen Datenbedarfe, -formate und -ströme hervorgehoben werden, damit diese Strukturen entsprechend auch in der Umsetzung des digitalen Zwillings berücksichtigt werden.

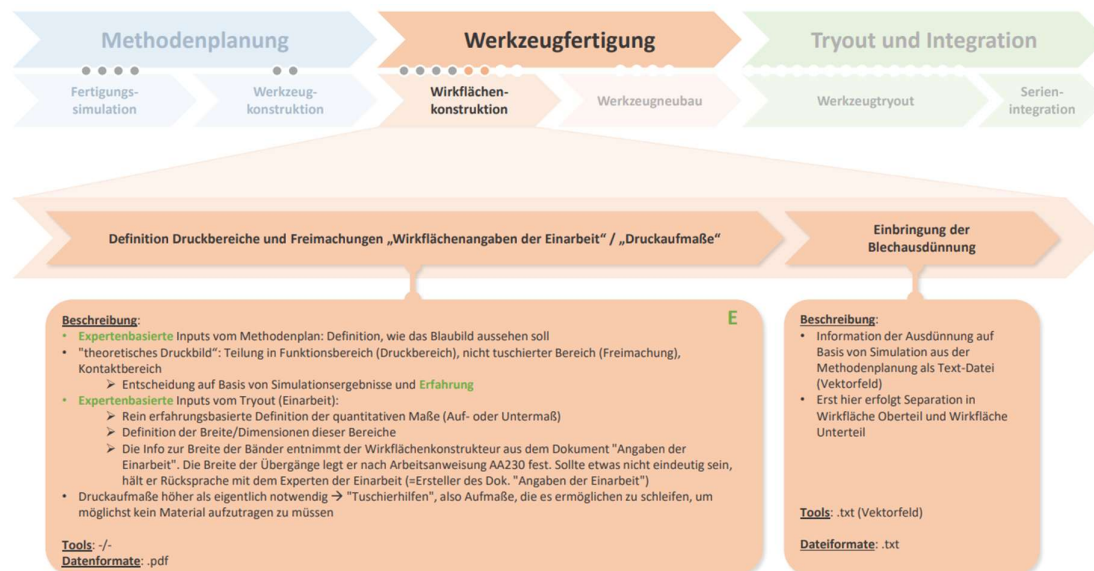


Abbildung 1: Ausschnitt aus dem erarbeiteten Strukturgramm der expertenbasierten Arbeitsabläufe im WEP

1.2 Arbeiten im AP2 „Digitalisierung von Expertenwissen“

Das Arbeitspaket AP2 behandelte Untersuchungen, inwieweit Expertenwissen entlang des Werkzeugentstehungsprozesses (WEP) vermehrt digitalisiert werden kann. Es wurde dazu, aufbauend auf den Ergebnissen aus AP1.1 zu dem IST-Ablauf des Werkzeugentstehungsprozesses, weitergehend untersucht, an welchen Stellen Expertenwissen auftritt. Dabei wurde der WEP in die Teilbereiche

„Methodenplanung“, „Werkzeugfertigung“ und „Tryout und Integration“ unterteilt. Das Expertenwissen wurde zusätzlich unterteilt in die Klassen „Strategie- und Planungswissen“, „Hinweise und Annotationen“ und „handwerkliche Fertigkeiten“. Es ist direkt erkennbar, dass die verschiedenen Arten des Expertenwissens sehr heterogen sind und jeweils andere Strategien zur Digitalisierung erfordern. Darüber hinaus wurde auch diskutiert, wieviel Potenzial in der Erschließung der Expertenwissensarten liegt. Diese Diskussionen wurden unterstützt mit verschiedenen formulierten Anforderungskriterien an ein mögliches Digitalisierungskonzept. Diese Kriterien können unterteilt werden in: soziale (z.B. Benutzerfreundlichkeit), technische (z.B. Empfindlichkeit gegenüber Staub und Beleuchtung), wirtschaftliche (z.B. Entwicklungskosten) und allgemeine (z.B. rechtliche Unwägbarkeiten bei Verwendung des Konzeptes) Kriterien. In Abbildung 2 sind verschiedene Konzeptideen für die Digitalisierung von Expertenwissen zu sehen, die dann auch hinsichtlich der Bewertungskriterien analysiert wurden. Hieraus entstanden Konzeptkataloge mit den jeweils identifizierten Vor- und Nachteilen. Mithilfe des Konzeptkatalogs wurden die für eine weitere Umsetzung infrage kommenden Konzepte immer weiter ausdetailliert.

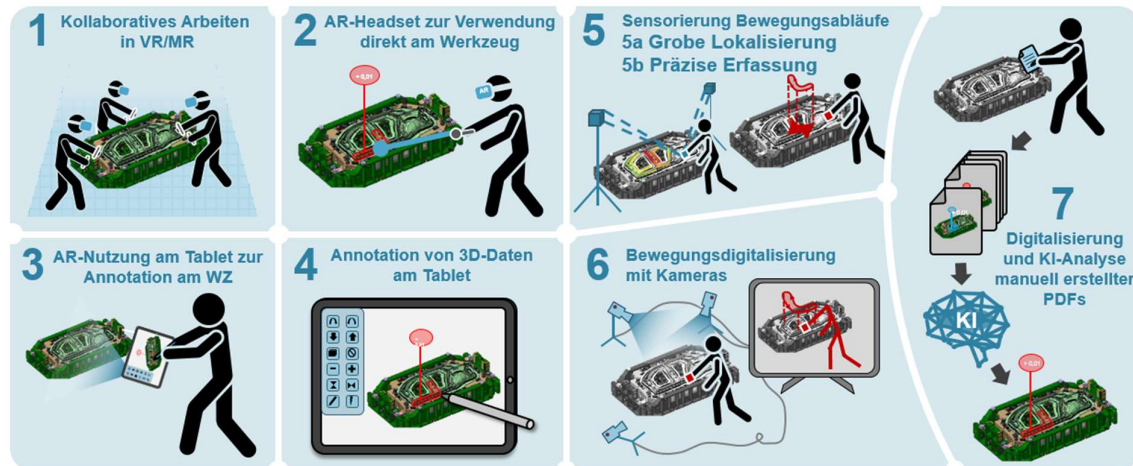


Abbildung 2: Vereinfachte Darstellung der diskutierten Konzeptideen

Es ist erkennbar, dass die Konzepte an verschiedenen Stellen des WEP ansetzen und darüber hinaus auch verschiedene Arten des Expertenwissens adressieren. Das Konzept 4 „Annotation von 3D-Daten am Tablet“ adressiert beispielsweise vornehmlich das Expertenwissen „Hinweise und Annotationen“. Grundlage für dieses Konzept ist dabei die Erkenntnis aus den Workshops, dass Anmerkungen, die direkt an dem 3D-Modell angebracht wurden, bisher nur unzureichend vorliegen, wenngleich diese Anmerkungen einen hohen Wert für die spätere Fertigung des Werkzeuges hätten. Umgekehrt wurden bei Konzept 5 „Sensorierung der Arbeitsabläufe“ und 6 „Bewegungsdigitalisierung mit Kameras“ vermehrt das handwerkliche Expertenwissen adressiert. Hier war der Gedanke, dass die adäquate sprachliche, sowie schriftliche Vermittlung des handwerklichen Expertenwissens besonders herausfordernd ist, sodass diese Konzepte das Ziel verfolgten, das Expertenwissen direkt aus der handwerklichen Tätigkeit durch eine entsprechende Sensorierung der Bewegungsabläufe (z.B. mithilfe von Beschleunigungssensoren) beziehungsweise einer bildgestützten Aufnahme über Kameras zu extrahieren. So hätten längere Bearbeitungszeiten an bestimmten Stellen des Werkzeuges später in einer Postprozessierung mit der Werkzeuggeometrie überlagert werden können, um

Schlussfolgerungen zu ziehen, welche Geometrien eine höhere Nacharbeit erforderten. Bedenken bei diesen Konzepten gab es jedoch hinsichtlich der Sicherung der Privatsphäre der Mitarbeitenden. Das Aufstellen von Kameras in der Werkstatt/dem Technikum ist mit nennenswerten Herausforderungen hinsichtlich der regulatorischen Anforderungen an den Datenschutz verbunden. Die Sensorierung der Bearbeitungswerkzeuge ist in der Hinsicht weniger problematisch, aber auch dort ist eine indirekte Überwachung des Personals möglich, da aufgezeichnet würde, wann die Bearbeitungswerkzeuge bewegt wurden. Des Weiteren ist die technische Realisierung dieses Konzeptes mit einem höheren Arbeitsaufwand in der Postprozessierung verbunden, da nur eine genaue Zuordnung der Bewegungsabläufe zu der Werkzeuggeometrie den entsprechenden Erkenntnisgewinn verspricht.

Im Folgenden wurde daher der Fokus auf das Expertenwissen „Hinweise und Annotationen“ und insbesondere auf das Konzept 4 gelegt. Dies begründet sich darin, dass das Konzept 4, anders als beispielsweise die Konzepte 2 „AR-Headset zur Verwendung direkt am Werkzeug“ und Konzept 3 „AR-Nutzung am Tablet zur Annotation am Werkzeug“ örtlich getrennt von dem Werkzeug verwendet werden kann. Dies wurde als Feedback an die Arbeitsgruppe zurückgespielt, da ein Verlassen des Büroarbeitsplatzes für die Verwendung eines AR-Konzeptes zeitlich sehr ineffizient ist. Gleichzeitig wurde auch angemerkt, dass die tatsächliche Verwendung eines Tablets nicht unbedingt notwendig ist und auch die vorliegenden Standardarbeitsrechner/Laptops ersatzweise verwendet werden können, sodass die wirtschaftliche Hürde dieses Konzeptes relativ gering ist. Nach der Auswahl des Konzeptes 4 für die weitere Umsetzung wurde mithilfe der Domain Story Telling-Methode der Arbeitsablauf eines von dem Konzept betroffenen Druckbereichexperten detailliert abgebildet (siehe dazu vergleichend Abbildung 3). Somit konnte besser erfasst werden, mit welchen Daten der Experte arbeitet, welche Schritte in welcher Reihenfolge durchlaufen werden und ergänzend, welche dieser Schritte von der Digitalisierungslösung betroffen werden. Die Darstellung in dem Domain Story Telling wurde dazu vor dem Hintergrund erstellt, dass die identifizierten Daten, aber auch die zusätzlichen Informationsströme durch das Digitalisierungskonzept vereinbar sind für den in AP1 entwickelten digitalen Zwilling für den WEP.

Entwicklungsassistenten auch die Abhängigkeit von Unternehmen von einzelnen Fachkräften reduzieren, indem neue Fachkräfte mithilfe dieses mit der Zeit entstehenden KI-Assistenten schneller in die hochspezifischen Arbeitsgebiete eingearbeitet werden können. Dieser zweite Aspekt, neue Fachkräfte schneller in hochspezifische Arbeitsgebiete einarbeiten zu können, ist vor allem mit dem aktuell beobachteten demografischen Wandel ein weiterer Aspekt, der die Notwendigkeit für die Umsetzung von Digitalisierungskonzepten auch über den in dem ToolING-Projekt betrachteten WEP hervorhebt.

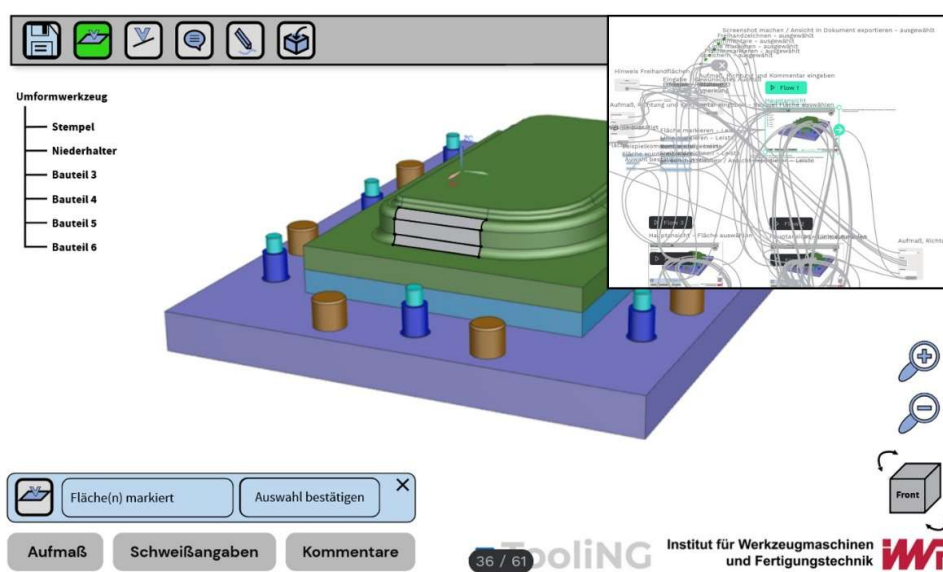


Abbildung 4: Konzeptionelle Benutzeroberfläche zur Annotation an 3D-Daten. In grau sind beispielhaft ausgewählte Flächen auf einem Beispielwerkzeug zu sehen. Im eingblendeten Ausschnitt oben rechts sind die im Hintergrund implementierten Elementbeziehungen zu sehen

1.3 Arbeiten im AP6 „Skalierter Werkzeugentstehungsprozess“

Werkzeugentwicklung und Bau

Im Rahmen des Projektes wurde zunächst eine Bauteilgeometrie erstellt, die unterschiedliche Radien und Übergänge aufweist, wie sie an realen Fahrzeugblechteilen zu finden sind. Das Beispielbauteil ist dabei an die Geometrie eines realen Kotflügels angelehnt (siehe vergleichend Abbildung 5). Hierzu wurde anhand verschiedener miteinander verknüpfter Ansichten eines Beispielfahrzeugs ein Flächenmodell eines Kotflügels konstruiert. Aus diesem Modell wurde ein repräsentativer Ausschnitt mit besonders markanten geometrischen Merkmalen extrahiert, der als Grundlage sowohl für die Durchführung von Umformsimulationen als auch für die Konzeption der Geometrien der Werkzeugeinsätze dient. Die erstellten Flächenmodelle der Bauteilgeometrien wurden anschließend im STEP-Dateiformat exportiert und in die Umformsimulationssoftware AutoForm überführt. Mittels der numerischen Simulationen wurden die erforderlichen Presskräfte sowie das Rückfederungsverhalten des Bauteils nach dem Umformprozess bestimmt. Die aus der Simulation abgeleiteten Daten zur Rückfederungskompensation wurden exportiert und in die konstruktive

Auslegung des Werkzeugs zurückgeführt. Die dabei generierten Flächendaten und Simulationsergebnisse stehen zudem für die Erprobung des zu entwickelnden KI-Assistenten zur Verfügung.

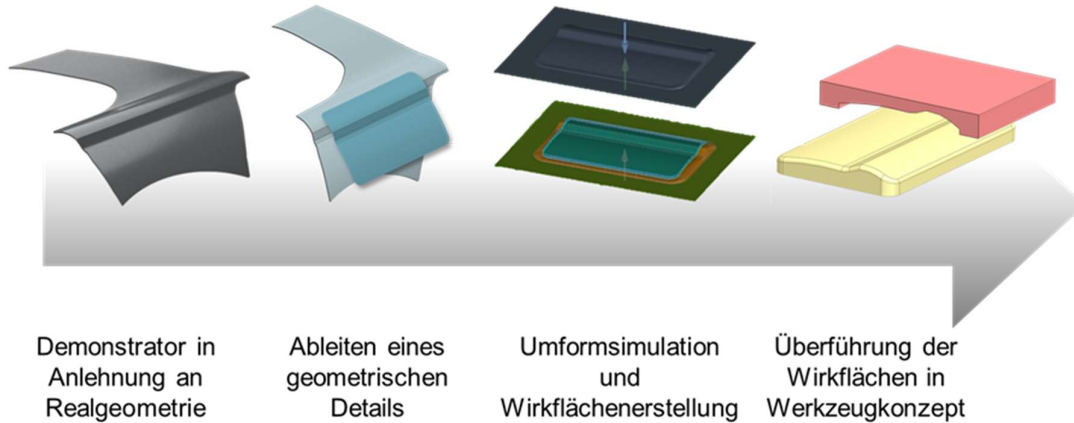


Abbildung 5: Ableitung einer Werkzeuggeometrie für den skalierten WEP

Parallel dazu wurden die Anforderungen an ein modulares Basisumformwerkzeug definiert und hierarchisiert. Auf dieser Grundlage konnten die wesentlichen Funktionen abgeleitet werden, die das Werkzeug erfüllen soll. Darauf aufbauend entstanden mehrere Konzeptentwürfe, die beispielhaft in Form von 3D-CAD-Modellen ausgearbeitet wurden. Bei der Konstruktion wurde insbesondere darauf geachtet, die maximal mögliche Größe der vorhandenen Hydraulikpresse auszunutzen. Zudem ist das Werkzeug an die Bauweise von Serienumformwerkzeugen zur Herstellung von Blechteilen angelehnt und bildet deren relevante Funktionen im verkleinerten Maßstab ab. Ein zentrales Entwicklungsziel war die Gewährleistung einer hohen Variabilität bei der Prozessdurchführung. Daher wurde das Werkzeug modular gestaltet, sodass sämtliche Komponenten austauschbar und anpassbar sind (siehe Abbildung 6). Besonders hohe Priorität hatte dabei die einfache Austauschbarkeit der Geometrieinserts: Die formgebenden Kavitäten sind entnehmbar, wodurch unterschiedliche charakteristische Bauteilgeometrien flexibel mit dem konstruierten Werkzeug abgebildet werden können. Neben Stempel und Matrize können auch Teile des Niederhalters ausgetauscht und somit alle formgebenden Geometrien variabel angepasst werden. Alle im Entwicklungsprozess entstandenen Versionen des Werkzeugs liegen als 3D-CAD-Modelle im STEP-Dateiformat vor und dokumentieren die schrittweise Ausgestaltung sowie die Nachvollziehbarkeit des gesamten Konstruktionsprozesses.

Das gefertigte Werkzeug ist mit acht Stickstoffdruckfedern versehen, die mit dem Niederhalter des Werkzeugs verbunden sind. Der Niederhalter dient im Umformprozess dazu, das Blech zu fixieren und wirkt einer Faltenbildung im Bauteil entgegen. Die 8 Stickstoffdruckfedern wurden gemeinsam an einer Leitung verschlaucht und ihre Haltekraft kann mittels einer Kontrollarmatur variiert werden (siehe Abbildung 7). Trotz der aufgebrachtten Haltekraft des Niederhalters, kam es bei den Umformversuchen zu einer Faltenbildung in den Randbereichen des Blechteils (siehe Abbildung 8). Das Bauteil selbst war jedoch Faltenfrei und die Bauteiloberflächen wiesen im Kontext der Versuche eine hohe Qualität auf. Beim Erhöhen der Verfahrensgeschwindigkeit der Presse kam es zu Blechreißen an den Rändern des Bauteils. Dem konnte dadurch entgegengewirkt werden, dass ab dem Zeitpunkt der Berührung des Werkzeugs mit dem umzuförmenden Blech die Verfahrensgeschwindigkeit verringert

wurde. Obwohl die Umformversuche mit Aluminiumblech durchgeführt wurden, waren nach wenigen Bauteilherstellungen erste Abriebstellen an der Werkzeugoberfläche zu erkennen. Diese traten in den Bereichen auf, in denen es auch bei schnellen Verfahrensgeschwindigkeiten zu Blechreißen kam.

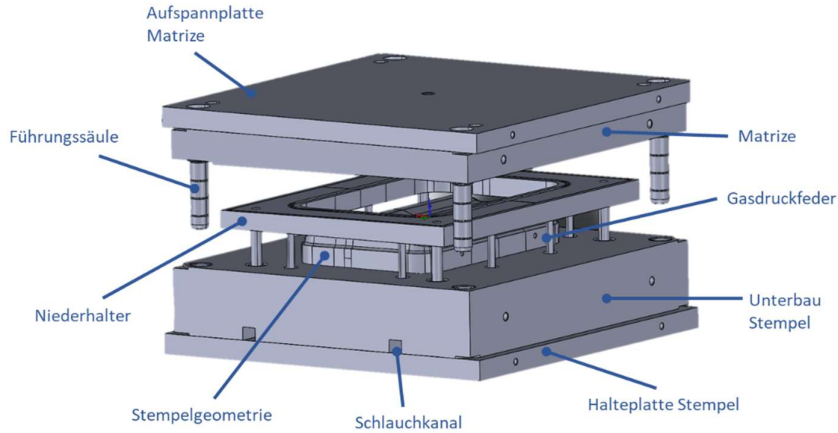


Abbildung 6: CAD-Darstellung des skaliertes Umformwerkzeugs mit modularen, austauschbaren Formgeometrien



Abbildung 7: Eingebautes Werkzeug in der Presse (Fa. Röcher, 160 t Hydraulikpresse)



Abbildung 8: Pressbauteil nach dem Umformen

Parameterstudien Umformsimulation

Um eine automatisierte Trainingsdatenerzeugung zu ermöglichen, wurde für diese Arbeitspakete die Software LS-Dyna verwendet. Nach der erfolgreichen Implementierung der Umformsimulation in LS-Dyna und der Erzeugung eines Umformdatensatzes für eine vereinfachte Geometrie wurde das Ziel formuliert, den Umformdatensatz mit einer höheren geometrischen Komplexität und Vielfalt anzureichern. Dazu war es erforderlich, eine geeignete Methodik zu entwickeln, mit der die Presswerkzeuggeometrievariation automatisiert durchgeführt werden kann.

Dazu wurde ein Spline-basierter Freiformansatz mit Randbedingungen gewählt, da mit diesem Ansatz eine Neuvernetzung des Finite-Elemente-Netzes bei der angestrebten Geometrievariation nicht erforderlich wird. Das Vorgehen und die resultierenden Geometrievariationen werden anhand an einer komplexen Bauteilgeometrie beispielhaft dargestellt. In Abbildung 9 ist zu sehen, dass vorerst drei Kontrollpunkte verwendet werden, über die dann eine Verformung des Netzes gesteuert werden kann. In Abbildung 10 ist dazu schematisch dargestellt, wie sich die Geometrievariation über die Kontrollpunkte auswirkt. Die Kontrollpunkte werden dabei zwischen den Werten 0-10 variiert, wobei 0 keine Verschiebung und 10 die größte erlaubte Verschiebung bedeuten. Eine Verschiebung der Kontrollpunkte führt dazu, dass die umgebenden Knoten über sogenannte beschränkende Elemente proportional zu der Verschiebung der Kontrollpunkte verformt werden.

Für die Erstellung dieses umfangreicheren Datensatzes wurden die Kombinationsmöglichkeiten der Kontrollpunkte vollfaktoriell in der in LS-Dyna implementierten Umformsimulation berechnet und abgespeichert. Vor allem die Kombinationen, an welchen den Kontrollpunkten unterschiedliche Verschiebungen zugeordnet werden, sollen an dieser Stelle noch einmal besonders hervorgehoben werden, da dort auch die Krümmung des Bauteils stark beeinflusst werden kann (siehe dazu vergleichend Abbildung 11).

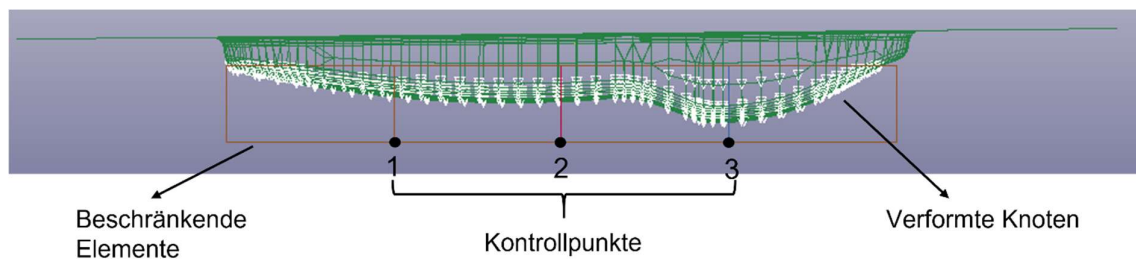
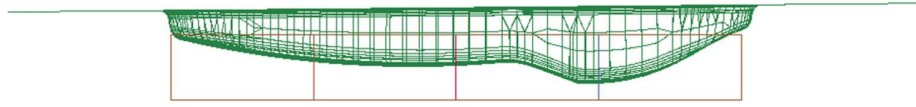


Abbildung 9: Darstellung der Kontrollpunkte zur Geometrievariation

0,0,0)



Kombinationen

(0,0,0)
(1,0,0)
(0,1,0)
(0,0,1)
(1,1,0)
(0,1,1)
(1,0,1)
(1,1,1)
.....
(10,10,10)

10,10,10)

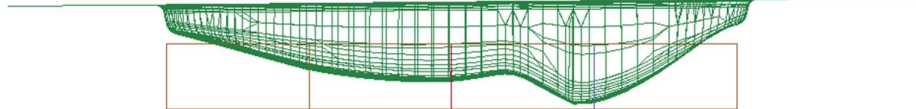


Abbildung 10: Ausgangsnetz (oben) und maximal erlaubte Netzverformung (unten)

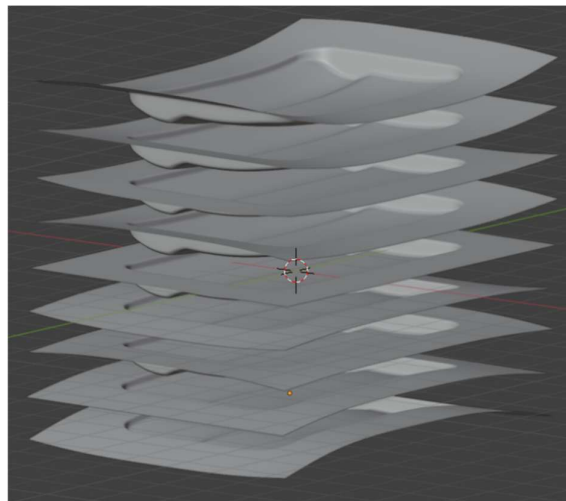


Abbildung 11: Beispielhafte Geometrievariation für ein Presswerkzeug zur Rückfederungskompensation

Datenerfassung Fräsoperationen

Die Datenbasis für die Fräsoperationen wurde systematisch erstellt. Sie beinhaltet sowohl die Header-Dateien, die an die Steuerung der hausinternen Fräsmaschine gesendet wurden, als auch die variierten Prozessparameter (Drehzahl, Zustellung, Vorschub), die während des Fräsprozesses entstandenen Kräfte (Kräfte in die drei Koordinatenrichtungen) und die Gesamtenergiebedarfe. Hinzu kommen die mit vielen Radien und Neigungen versehenen Zielgeometrien der Testblöcke. Nach den Fräsversuchen wurden die Oberflächen optisch mit einem GOM ATOS System vermessen. Somit besteht die Möglichkeit, die aus den Fräsprozessen resultierenden Oberflächengüten mit den variierten Eingangsparametern, Radien und den aufgenommenen Kräften und Energiebedarfen zu koppeln und auszuwerten. Die Prozessparametervariationen, die technischen Zeichnungen der beiden Testteile und ein Bild von der optischen Vermessung sind beispielhaft in den Abbildungen 12-14 zu sehen.

Vorschub in mm/min	Drehzahl in U/min	Zustellung in mm
0	781.25	13437.5
1	1718.75	19062.5
2	1343.75	15312.5
3	1906.25	7812.5
4	1156.25	5937.5
5	593.75	9687.5
6	1531.25	11562.5
7	968.75	17187.5

Abbildung 12: Systematische Prozessparametervariation. Für die Versuchsplanung wurde das "Latin hypercube sampling" verwendet

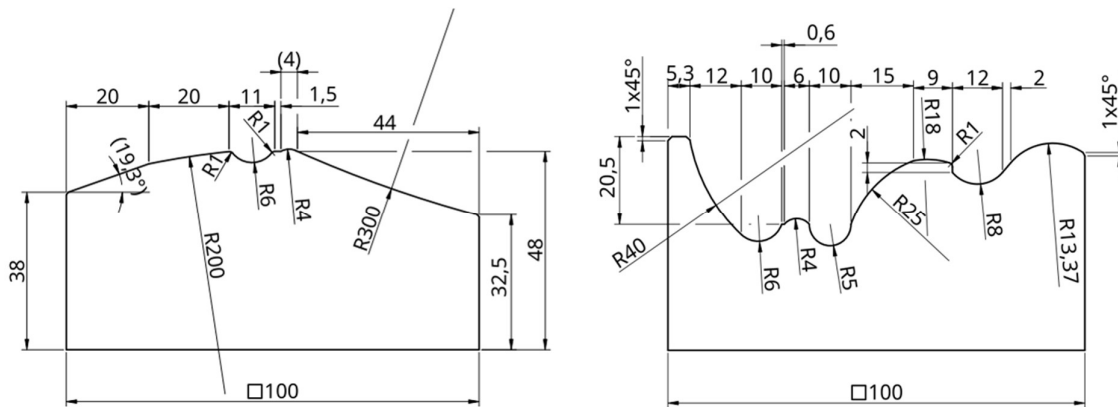


Abbildung 13: Technische Zeichnungen der Testgeometrien. Mit diesen Testgeometrien wird eine Vielzahl an Radien abgebildet, die für Untersuchung der Fräsoperationen zur Verfügung stehen



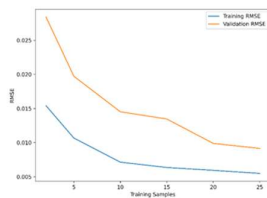
Abbildung 14: Optische Vermessung mit GOM ATOS. Die Testgeometrie wurde vorher mit Kreidespray eingesprüht, um die Reflexion bei der Vermessung zu minimieren

Surrogate Modelling

Die Idee des Surrogate-Modells ist es anhand von Simulationen ein großen Datenbasis zu erschaffen, die in der Auslegung genutzt werden kann um gezielt Wirkflächen- und Prozesse zu optimieren. Da die Simulationen auf physikalische Gesetzmäßigkeiten beruhen, kann somit das Systemverhalten gut abgebildet werden.

Für die Erstellung der Datenbasis wurden die Umformparameter (z.B. Niederhalterkraft, Pressgeschwindigkeit und Reibungskoeffizient) systematisch variiert. Auf Basis dieser Simulationsdaten wurde ein Machine-Learning Modell trainiert, welches in der Lage ist, das Umformergebnis in wenigen ms für eine Prozessparameterkombination vorherzusagen.

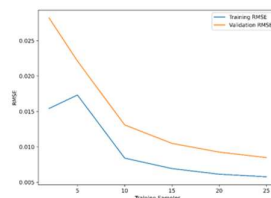
Zunächst wurden unterschiedliche Modell getestet. Hierbei wurden Entscheidungsbaumregressoren (Decision Tree), Zufallswaldregressoren (Random Forest) und neuronale Netze betrachtet. Die jeweils entscheidenden und modellabhängigen Hyperparameter wurden mithilfe einer Gittersuche (Grid-search) auf eine geeignete Parameterwahl untersucht. Mit den trainierten und optimierten Surrogatmodellen konnten bereits sehr gute Ergebnisse bei der Vorhersage der nach der Umformung resultierenden Zielgeometrie erzielt werden (gerundet je ein “Root Mean Square Error” von 0,009 bei dem Testdatensatz). In dem Lernverlauf unseres “Entscheidungsbaum-Regressors” hat sich gezeigt, dass der verbleibende Fehler sowohl der Trainings-, als auch der Validierungskurve mit steigender Datenmenge abfällt. Somit konnte sichergestellt werden, dass sich die verwendeten Modelle prinzipiell für die Surrogatmodellierung eignen und es nicht zu einem “Overfitting” kommt.



Learning Curve –
Decisiontree Regressor

Score (RMSE): 0,0090

Optimiertes Parameterset:
{'max_depth': None,
'min_samples_leaf': 1,
'min_samples_split': 5}



Learning Curve –
RandomForest Regressor

Score (RMSE): 0,0085

Optimiertes Parameterset:
{'max_depth': 30,
'min_samples_leaf': 2,
'n_estimators': 100}

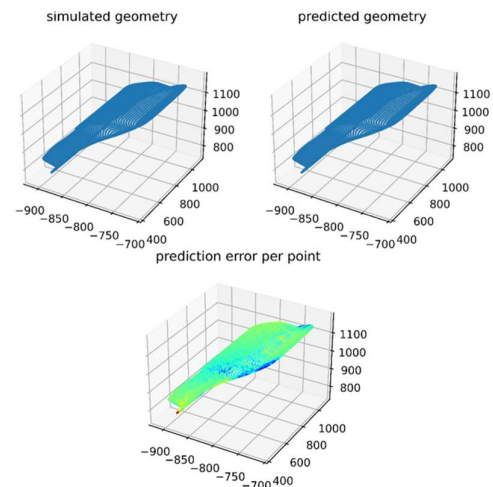


Abbildung 15: Übersicht für die Parameter und das Lernverhalten für die Methoden des maschinellen Lernens

Für die Digitalisierung des Werkzeugentwicklungsprozesses wurde eine inverse Modellierungsstrategie untersucht. Im Projekt kam ein Ansatz zum Einsatz, der ursprünglich aus der KI-gestützten Videogenerierung stammt (Bastek und Kochmann 2023; Ho et al. 2022). Er unterstützt rechenintensive Finite-Elemente-Umformsimulationen, die zu Beginn des Entwicklungsprozesses zur Analyse von Rückfederung und Maßgenauigkeit durchgeführt werden. Ziel ist es, die effektive Werkzeugoberfläche bereits vor der Herstellung möglichst präzise zu konstruieren und so zeitaufwändige Korrekturschleifen zu vermeiden (Birkert et al. 2013). Aufgrund der hohen Auflösung können Umformsimulationen mehrere Stunden bis Tage dauern; zudem hängt der Umfang der

Korrekturen stark von der gewählten Ausgangskonstruktion ab (Birkert et al. 2013). Der inverse Modellierungsansatz soll deshalb einen ersten plausiblen Entwurf für die physikalische Simulation liefern. Diffusionsmodelle erweisen sich dabei als vielversprechend, wenn die Zielgeometrie des Pressteils bekannt ist, die zugehörige Werkzeugoberfläche jedoch erst bestimmt werden muss. Dieser inverse Ansatz unterscheidet sich von der bisherigen Literatur, die vor allem Verfahren zur effizienteren und robusteren Umformsimulation untersucht, etwa Surrogatmodelle (Zimmerling et al. 2022) oder Unsicherheitsanalysen (Huang et al. 2016), die eine gegebene Werkzeuggeometrie voraussetzen.

Diffusion Models bzw. Diffusionsmodelle wurden ursprünglich entwickelt, um realistisch wirkende Bilder aus der realen Welt zu generieren (Jascha Sohl-Dickstein et al. 2015; Ho et al. 2020). Sie bestehen typischerweise aus zwei Schritten: einem *forward diffusion step* und einem *reverse denoising step*. Im ersten Schritt werden die Originaldaten schrittweise durch Hinzufügen von Rauschen von ihrer komplexen Datenverteilung in eine einfachere und bekannte Verteilung, beispielsweise eine Normalverteilung, transformiert (Bastek und Kochmann 2023; Ho et al. 2022; Jascha Sohl-Dickstein et al. 2015). Dieser Prozess lässt sich formal als feste Markov-Kette beschreiben (Jascha Sohl-Dickstein et al. 2015). Im zweiten Schritt wird dieser Rauschprozess umgekehrt, sodass aus den verrauschten Daten wieder ein plausibles Ausgangssignal rekonstruiert wird. Die Prozessabfolge eines Diffusion Modells ist in Abbildung 16 dargestellt.

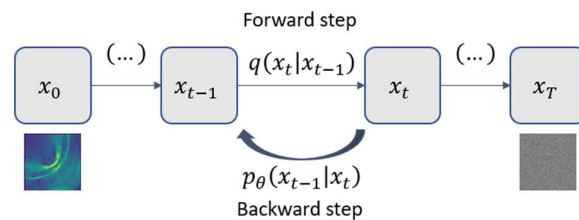


Abbildung 16: Funktionsweise Diffusionsmodell

Für das vorliegende Projekt ist dieser Modelltyp deshalb interessant, weil sich sein reverser Schritt auf inverse Problemstellungen übertragen lässt: Ausgehend von bekannten Zielgrößen (z. B. der Bauteilgeometrie) kann schrittweise eine passende Eingangsgeometrie (z. B. Werkzeugoberfläche) rekonstruiert werden. Damit eröffnet sich das Potenzial, hochaufwändige Simulations- und Optimierungsschleifen im Werkzeugentwicklungsprozess deutlich zu verkürzen.

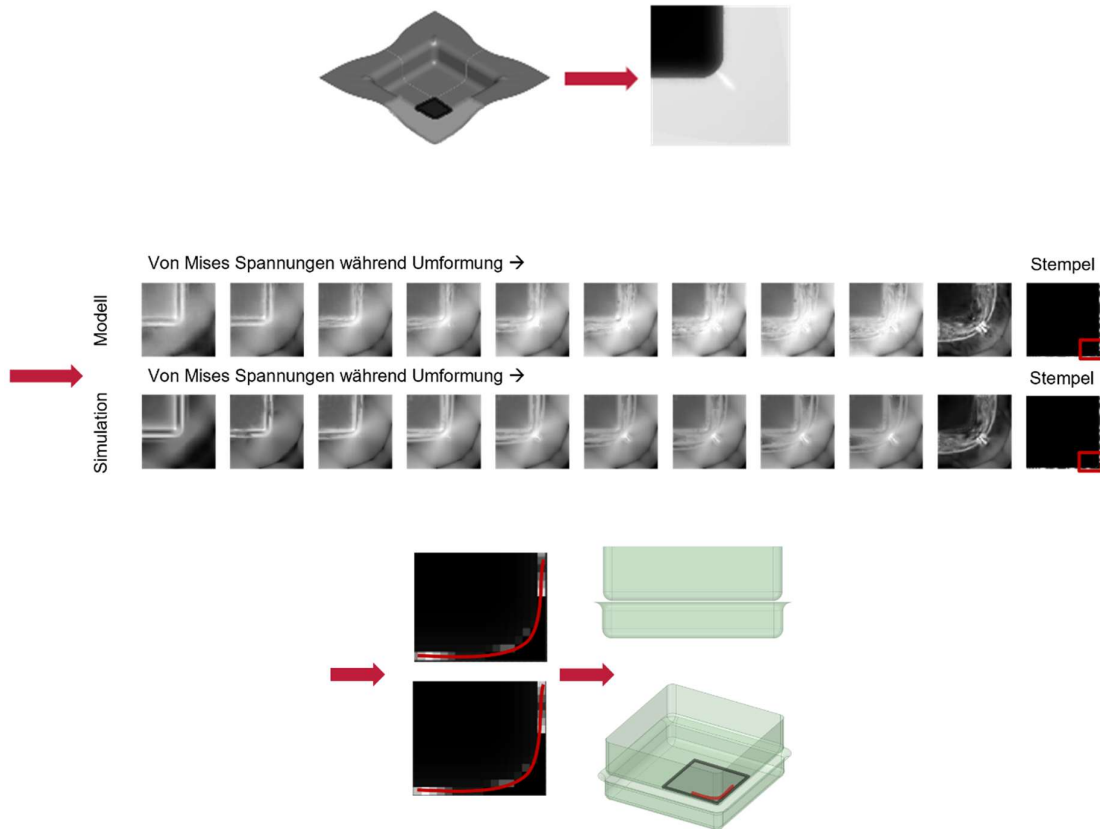


Abbildung 17: Vorgehensweise zur inversen Ermittlung der Werkzeugwirkfläche mittels Denoising Diffusion

Die Zielgeometrie der vereinfachten Geometrie ist jeweils an der horizontalen und vertikalen Achse symmetrisch, sodass das Problem auf ein Viertel der ursprünglichen Größe reduziert werden konnte. Dies ist bei geometrisch komplexeren Oberflächen nicht mehr der Fall. Darüber hinaus wurde mit dem Diffusionsmodell ursprünglich ein Ansatz über Bilddateiformate gewählt (siehe Abbildung 18). Die Parameter n_h und n_w beschreiben dabei jeweils die Anzahl an Pixeln in Richtung der Breite und Höhe, während n_c stellvertretend die Anzahl der Informationskanäle je Pixel beschreibt. Der Parameter n_{steps} wird dann relevant, wenn eine Reihe Bildern betrachtet und vorhergesagt werden soll und beschreibt die Anzahl an Bildern in dieser Bilderreihe. Die Ergebnisse wurden dazu öffentlichkeitswirksam in den *Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics* veröffentlicht (Hupfeld et al. 2024). Ergänzend wurde eine weitere Veröffentlichung dazu eingereicht, um die verbleibenden erkennbaren Abweichungen in Abbildung 17 weiter zu reduzieren. Diese befindet sich zum Berichtszeitpunkt im Begutachtungsprozess.

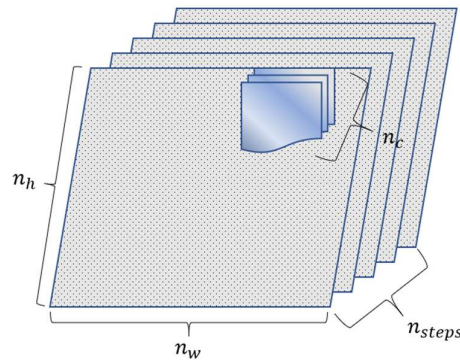


Abbildung 18: Schematische Darstellung einer Bildsequenz

Die Verwendung von Bilddaten erschwert die Übertragbarkeit des trainierten Modells auf andere Werkzeuggeometrien, da die gewählte Architektur trainingsbedingt eine feste Bildgröße erwartet. Dies würde bei größeren Werkzeugdimensionen bedeuten, dass mehr Information auf das relativ kleinere Bild projiziert werden muss. Um diesem Problem vorzubeugen, wurde neben dem Diffusionsmodell auch der auf Graphstrukturen basierende Ansatz über Graph-neuronale Netze (GNN) untersucht (Pfaff et al. 2020). Hierbei wurde die Fragestellung auf die Entwicklung eines vorwärtsgerichteten Ersatzmodells der Umformsimulation gelegt. In Abbildung 19 ist dazu schematisch die Funktionsweise eines GNN gezeigt. Das physikalische Netz wird in einer Vorverarbeitung in eine Graphstruktur übersetzt und anschließend mit weiteren Merkmalen angereichert. Dieser entstehende Multigraph enthält neben den aus dem Netz übertragenen Knoten und Kanten auch sogenannte ‚Welt‘-Kanten, die vor allem in dicht vernetzten Bereichen den Transport der Information unterstützen können. In der Verarbeitungsphase, in dem sogenannten ‚Message Passing‘ wird die in den Knoten enthaltene Information für jeden Knoten an die mit Kanten verbundenen Nachbarknoten übertragen. Je nach Netzwerktiefe kann dies mehrmals wiederholt werden und die Information der ursprünglichen Knoten entsprechend weiter durch den Graphen transportieren. Anschließend wird der verarbeitete Multigraph zurück in die physikalischen Koordinaten dekodiert. Bei der Trainingsphase kann damit ein Abgleich zu den aus der Simulation verfügbaren Netze entlang der Zeitkoordinate erfolgen, um die GNN-Parameter kontinuierlich zu optimieren. Ein trainiertes GNN kann das dekodierte Netz wieder als Eingang verarbeiten und so autoregressiv die zeitliche Entwicklung des Netzes bis zum Ende der Umformung vorhersagen. In Abbildung 20 ist beispielhaft dargestellt, wie sich die Abweichung zwischen GNN und Simulation nach 97 Zeitschritten verhält. Sichtbar ist die grundsätzliche Eignung des trainierten GNN, die Umformsimulation nachzubilden - mit einer einer deutlich verringerten Interferenzzeit (hier: Simulationszeit etwa 1h und Interferenzzeit des GNN etwa 50s). Es ist jedoch auch zu erkennen, dass teilweise noch örtlich begrenzte Fehlerspitzen vor allem an den Randbereichen auftreten können, sodass eine weitere Verfeinerung des Ansatzes angestrebt werden sollte.

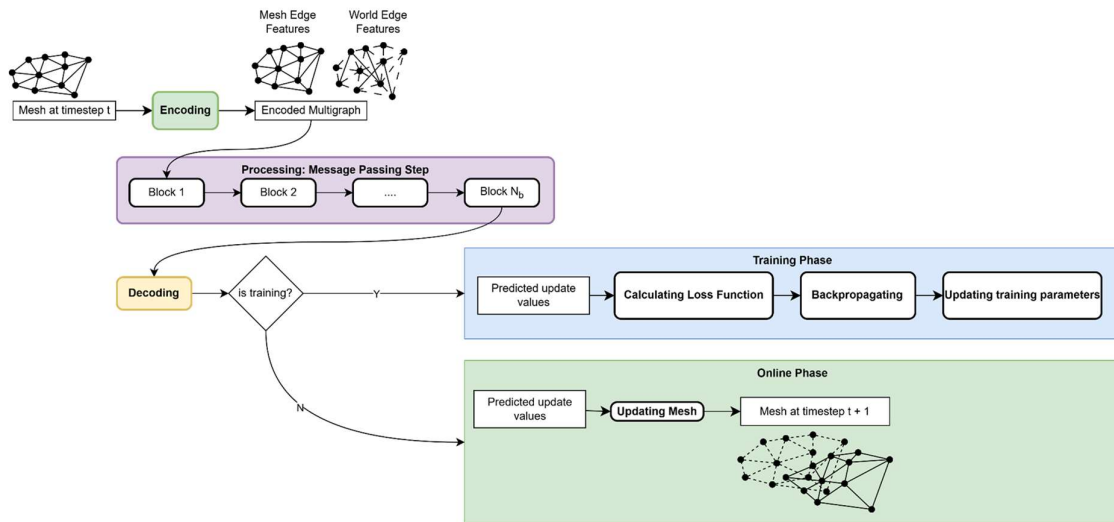


Abbildung 19: Schematische Darstellung der Funktionsweise des graphneuronales Netzes

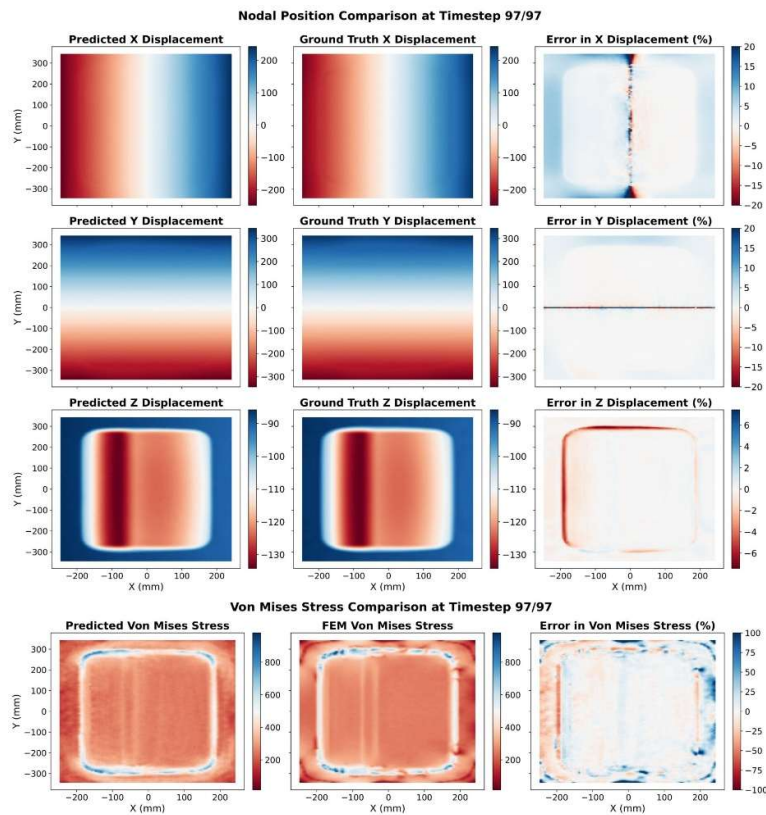


Abbildung 20: Vergleich der autoregressiven Vorhersage des trainierten GNN mit der zugehörigen Simulation

2. Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Zur Analyse des skalierten Werkzeugentstehungsprozesses in der industrienahen Forschungsumgebung der Open Hybrid Lab-Factory wurde ein Tiefziehwerkzeug geplant und ausgearbeitet. In Zusammenarbeit mit externen Lieferanten und eigener Expertise wurde dieses Werkzeug gefertigt und in Betrieb genommen. Die Ergebnisse mit dem Werkzeug sind in Abschnitt 1 beschrieben. Zum Erstellen der Wirkflächen und zur Auslegung des Prozesses wurde die FEM Software AutoFormEngineering verwendet, gemeinsam mit der aufgebauten Recheninfrastruktur (Server sowie dezentrale Recheninfrastruktur).

3. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleiteten Arbeit

Das Forschungsvorhaben erforderte ein hohes Maß an interdisziplinärer Zusammenarbeit zwischen Industrieunternehmen und Forschungsinstituten aus unterschiedlichen Fachgebieten. Im Rahmen des Projektes mussten zum Teil erhebliche Herausforderungen bewältigt werden.

Um die gesetzten Projektziele zu erreichen, war eine Vielzahl von Arbeitspaketen sowie eine umfangreiche Koordination erforderlich, die den Austausch und die Zusammenarbeit zwischen Partnern aus Wissenschaft und Industrie voraussetzten. Die Komplexität der zu bearbeitenden Fragestellungen erforderte nicht nur die Expertise im Bereich der industriellen Produktion, sondern auch den Einsatz spezifischer wissenschaftlicher Methoden zur Ausarbeitung von Spezialtechnologien sowie die Methodenentwicklung zum Aufbau digitaler Infrastrukturen und die Bewertung und Optimierung der Ergebnisse.

Die forschungsbasierte und freie Zusammenarbeit zwischen den Industriepartnern und beteiligten Forschungsinstituten wurde durch das BMWK über einen Zeitraum von etwas mehr als drei Jahren unterstützt. In diesem Kontext wurden Ergebnisse erzielt, die in den jeweiligen Fachbereichen validiert und für das übergeordnete Projektziel zusammengetragen wurden. Die erzielten Ergebnisse tragen wesentlich dazu bei, die zukünftige Leistungsfähigkeit industrieller Produktionsprozesse durch die Automatisierungs- und Optimierungsstrategien zu verbessern, was wiederum einen langfristigen Beitrag zur Stärkung der Wettbewerbsfähigkeit und zur nachhaltigen Transformation des deutschen Industriesektors leisten wird.

4. Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere Verwertbarkeit des Ergebnisses

Das IWF bzw. die TU Braunschweig verfolgt keine direkte wirtschaftliche Verwertung der Projektergebnisse. Der Schwerpunkt liegt auf der Weiterentwicklung des Wissens im Bereich der Digitalisierung von Datenströmen in dem komplexen Werkzeugentstehungsprozess. Die Ergebnisse der Forschung wurden durch Publikationen in wissenschaftlichen Fachzeitschriften sowie durch Beiträge auf Konferenzen der Fachwelt zugänglich gemacht und in geeigneter Form in die Lehre integriert (z.B. im Kontext der Vorlesung „Simulationsmethoden der Produktionstechnik“).

Das Hauptaugenmerk des Anwendungsfalls bestand in der Stärkung der Wettbewerbsfähigkeit und Innovationskraft für den Werkzeugbau im Standort Deutschland. Des Weiteren eröffnen die Ergebnisse die Möglichkeit, neue Unternehmen als langfristige Partner für zukünftige

Forschungsprojekte und Kooperationen zu gewinnen. Auf Basis der im Projekt erzielten Ergebnisse lassen sich zudem weitere Optimierungsansätze sowie neue Projektideen ableiten, welche eine Fortsetzung und Vertiefung der bisherigen Forschungsarbeiten ermöglichen.

5. Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens

Während der Projektlaufzeit sind keine direkt mit dem Vorhaben konkurrierenden Fortschritte oder F&E-Tätigkeiten anderer Stellen auf diesem Gebiet bekannt geworden.

6. Erfolgte oder geplante Veröffentlichung des Ergebnisses

1. Persch, Christoph; Hupfeld, Henning Karsten; Ossowski, Tim; Mennenga, Mark; Dröder, Klaus; Herrmann, Christoph. Digitalisierungskonzepte für Expertenwissen in der Werkzeugentstehung. Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, vol. 119, no. 4, 2024, pp. 269-273. <https://doi.org/10.1515/zwf-2024-1039>.
2. Hupfeld, Henning Karsten; Teshima, Yuta; Ali, Syed Sarim; Dröder, Klaus; Herrmann, Christoph; Hürkamp, André. Accelerating the design of the effective surface of pressing tools with probabilistic inverse modeling approaches. PAMM 24 (2) (2024), <https://doi.org/10.1002/pamm.202400177>.
3. Ali, Syed Sarim; Hupfeld, Henning Karsten; Dröder, Klaus; Hürkamp, André. Denoising Diffusion Model with Pixel-Adaptive Convolutions for Sheet Metal Forming Analysis. Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics. (Eingereicht)

7. Literatur

Bastek, Jan-Hendrik; Kochmann, Dennis M. (2023): Inverse design of nonlinear mechanical metamaterials via video denoising diffusion models. In: *Nat Mach Intell* 5 (12), S. 1466–1475. DOI: 10.1038/s42256-023-00762-x.

Birkert, Arndt; Haage, Stefan; Straub, Markus (2013): Umformtechnische Herstellung komplexer Karosserieteile. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Ho, Jonathan; Chan, William; Saharia, Chitwan; Whang, Jay; Gao, Ruiqi; Gritsenko, Alexey et al. (2022): Imagen Video: High Definition Video Generation with Diffusion Models. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2210.02303.pdf>.

Ho, Jonathan; Jain, Ajay; Abbeel, Pieter (2020): Denoising Diffusion Probabilistic Models. Online verfügbar unter <https://arxiv.org/pdf/2006.11239>.

Huang, Changwu; Radi, Bouchaïb; Hami, Abdelkhalak El (2016): Uncertainty analysis of deep drawing using surrogate model based probabilistic method. In: *Int J Adv Manuf Technol* 86 (9-12), S. 3229–3240. DOI: 10.1007/s00170-016-8436-4.

Hupfeld, Henning Karsten; Teshima, Yuta; Ali, Syed Sarim; Dröder, Klaus; Herrmann, Christoph; Hürkamp, André (2024): Accelerating the design of the effective surface of pressing tools with

probabilistic inverse modeling approaches. In: *Proc Appl Math and Mech* 24 (2), Artikel e202400177, e202400177. DOI: 10.1002/pamm.202400177.

Jascha Sohl-Dickstein; Eric Weiss; Niru Maheswaranathan; Surya Ganguli (2015): Deep Unsupervised Learning using Nonequilibrium Thermodynamics. In: *International Conference on Machine Learning*, S. 2256–2265. Online verfügbar unter <https://proceedings.mlr.press/v37/sohl-dickstein15.html>.

Persch, Christoph; Hupfeld, Henning; Ossowski, Tim; Mennenga, Mark; Dröder, Klaus; Herrmann, Christoph (2024): Digitalisierungskonzepte für Expertenwissen in der Werkzeugentstehung. In: *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 119 (4), S. 269–273. DOI: 10.1515/zwf-2024-1039.

Pfaff, Tobias; Fortunato, Meire; Sanchez-Gonzalez, Alvaro; Battaglia, Peter W. (2020): Learning Mesh-Based Simulation with Graph Networks. In: *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. Online verfügbar unter <https://arxiv.org/pdf/2010.03409>.

Zimmerling, Clemens; Poppe, Christian; Stein, Oliver; Kärger, Luise (2022): Optimisation of manufacturing process parameters for variable component geometries using reinforcement learning. In: *Materials & Design* 214, S. 110423. DOI: 10.1016/j.matdes.2022.110423.