

SCHLUSSBERICHT ZUM VERBUNDPROJEKT »AIARA« IM LUFTFAHRTFORSCHUNGSPROGRAMM VI-1

Teilbericht des Fraunhofer-Instituts für
Produktionstechnologie IPT

»AIARA«

KI-gestützte, hochadaptive Roboter für die
Luftfahrtindustrie 4.0

Artificial Intelligence Enabled Highly Adaptive Robots
for Aerospace Industry 4.0

Emre Erbil M.Sc., Heiko Baumann M.Sc.

Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie IPT, Aachen

Förderkennzeichen: 20D1926D

Laufzeit des Vorhabens: von 01.04.2020 bis 30.09.2023

Projektpartner:

- ZAL Zentrum für Angewandte Luftfahrtforschung GmbH, Hamburg
- Broetje-Automation GmbH, Rastede
- Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V., Köln



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz

Dieses Vorhaben erhielt Förderung vom Bundesministerium für
Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) im Rahmen des
Luftfahrtforschungsprogramm LuFo VI-1 unter dem
Förderkennzeichen 20D1926D

Inhalt

1	Kurze Darstellung	4
1.1	Aufgabenstellung sowie der wissenschaftliche und technische Stand an den angeknüpft wurde.....	4
1.2	Ablauf des Vorhabens.....	5
1.3	Wesentliche Ergebnisse.....	5
2	Eingehende Darstellung	7
2.1	Projektergebnisse.....	7
2.1.1	HAP 1 – Sensorik und Wahrnehmung.....	7
2.1.2	HAP 2 – Methodik für Virtuelles Lernen.....	12
2.1.3	HAP 3 – Industrielle Integrationskonzepte.....	15
2.1.4	HAP 4 – Demonstration & Evaluation.....	15
2.2	Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse.....	17
2.3	Bekannt gewordener Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens.....	17
2.4	Veröffentlichungen der Ergebnisse.....	17
3	Anlage: Erfolgskontrollbericht	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	
3.1	Beitrag der Ergebnisse zu den förderpolitischen Zielen	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	
3.2	Wissenschaftlich-technische Ergebnisse des Vorhabens, die erreichten Nebenergebnisse und die gesammelten wesentlichen Erfahrungen	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	
3.3	Fortschreibung des Verwertungsplans	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	
3.4	Arbeiten, die zu keiner Lösung geführt haben	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	
3.5	Präsentationsmöglichkeit für mögliche Nutzer	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	
3.6	Einhaltung der Kosten- und Zeitpläne	
	Fehler! Textmarke nicht definiert.	

1.1 Aufgabenstellung sowie der wissenschaftliche und technische Stand an den angeknüpft wurde

Die ständig steigenden Herstellungs- sowie Instandhaltungskosten (MRO) stellen eine große Herausforderung für die Luft- und Raumfahrtindustrie dar und behindern die Realisierung innovativer Flugzeugkonzepte sowie die Integration fortschrittlicher Materialien. Ein erhöhter Automatisierungsgrad wird im Allgemeinen als Lösung angesehen, um nicht nur Kosten zu senken, sondern auch die Qualität und Sicherheit zu verbessern. Allerdings sind die traditionellen Methoden der industriellen Automatisierung in der Luft- und Raumfahrtindustrie aufgrund kleiner Losgrößen, großer Bauteile und hoher Komplexität und Variabilität der Abläufe oft eingeschränkt. Der Einsatz von Robotern ist vielversprechend, obwohl ihr breiter Einsatzbereich eine umständliche und zeitaufwändige Generierung der expliziten Roboterprogrammierung mit sich bringt. Darüber hinaus basiert die Roboterprogrammierung typischerweise auf deterministischen Modellen und kann sich nicht gut an Unsicherheiten anpassen, die mit externen Störungen, unmodellierter Dynamik und Rauschen verbunden sind.

Das Projekt konzentriert sich stark auf das Anwendungspotenzial der adaptiven Robotik unter Einsatz von Techniken der künstlichen Intelligenz (KI) in der Luft- und Raumfahrtproduktion und MRO. Die Hauptgründe dafür sind eine hohe Anpassungsfähigkeit und strenge Qualitätsanforderungen. Im allgemeinen Kontext der Industrie 4.0 besteht ein hoher Bedarf an flexiblen und adaptiven Systemen. Adaptive KI-gestützte Roboter, die nicht für jede Bewegung manuell programmiert werden müssen, können den notwendigen Wettbewerbsvorteil gegenüber dem heutigen Kostendruck bieten.

Das Gesamtziel dieses Verbundprojekts war die Entwicklung von KI-gestützten, adaptiven Robotersystem für die Luftfahrtindustrie 4.0. Hierzu wurde der Fokus auf drei Kerninnovationen gelegt:

1. Die Erzeugung von synthetischen, aber sehr realistischen Roboter-Erfahrungsdaten in einer virtuellen Umgebung
2. Die Entwicklung eines Machine-Learning-Modells anhand einer Mischung von synthetisch generierten Daten und historischen Roboter-Aufzeichnungen
3. Die Überführung dieser Modelle aus der virtuellen Welt in ein reales Robotersystem

Die Zielstellung des Fraunhofer IPT erstreckt sich unter Betrachtung der drei Gesamtziele auf die Anwendung der Handhabung von Verstärkungstextilien für die Herstellung von Faserverbundkunststoffbauteilen (FVK-Bauteile).

Das Fraunhofer IPT hat jahrelange Erfahrung in der automatisierten Verarbeitung von Faserverbundwerkstoffen und hat in verschiedenen vorhergehenden Projekten zusammen mit Kooperationspartnern bereits verschiedenste Lösungen zur automatisierten Verarbeitung und dem Handling von Faserverbundwerkstoffen (FVK). In der Abteilung Faserbund- und Lasersystemtechnik des Fraunhofer IPT entstanden u.a. neben robotergestützten Tapewickel- und Tapelegesysteme innovative Greiferlösungen zur Handhabung von trockenen, textilen FVK-Halbzeugen. Fokus ist dabei stets die Weiterentwicklung der Anlagen- und Prozesstechnik zur Optimierung der Produktion von FVK-Bauteilen. Daher ist das Hauptziel des Fraunhofer IPT die automatisierte Ermittlung eines optimierten Handlingsprozesses für biegeschlaffe Materialien, wie z.B. Verstärkungstextilien. Hierzu werden im Rahmen der Gesamtzielsetzung realistische Daten an der Anlagentechnik des Fraunhofer IPT aufgenommen, ein Machine-Learning-

Modell zum robotergestützten Handling entwickelt sowie mit den Daten trainiert und schlussendlich validiert. Hierdurch wird ermöglicht, den Handhabungsprozess auf sich ändernde Umgebungen und Eingangsdaten, wie z.B. sich ändernde Materialien adaptiv zu gestalten. Durch die vorhandene Anlagentechnik und die Kompetenz des Fraunhofer IPT einen adaptiven, verbesserten Prozess zu entwickeln, hatte das Fraunhofer IPT die passenden Voraussetzungen für die Aufgaben im Projekt »AIARA«.

Das Fraunhofer IPT greift zur Erreichung der Zielstellung außerdem auf Kompetenzen aus dem Projekt »FOR 860«, in dem Greifertechnologien für die Handhabung von Preforms aus Verstärkungstextilien entwickelt wurden, sowie den Projekten »Sense4Tool« und »Glassist, in denen Machine-Learning Methoden angewendet wurden, um Vorhersagen in Zerspanprozessen bzw. über zerspannende Maschinen zu treffen und diese robuster zu gestalten, zurück.

1.2 Ablauf des Vorhabens

Für die erfolgreiche Bearbeitung des Projekts wurden die Aufgaben des Verbundprojekts auf die einzelnen Verbundpartner entsprechend ihrer Kompetenzen aufgeteilt. Jeder der Partner des Konsortiums verfolgte unter Berücksichtigung eines abgestimmten Zeitplans die zugewiesenen Aufgaben und erfüllte diese. Auf diese Weise konnte das Verbundprojekt erfolgreich abgeschlossen werden.

Das Fraunhofer IPT hat sich am Anfang des Projekts gemäß Arbeitsplan in Hauptarbeitspaket (HAP) 1 – Sensorik und Wahrnehmung – am AP 1.1 – Erfassung von Prozessdaten – beteiligt. Im Zuge des AP 1.1 wurde eine Vielzahl von Handhabungsversuchen von Verstärkungstextilien mit verschiedenen Greifersystemen an einer Roboterkinematik durchgeführt, um Prozessdaten aufzunehmen. In HAP 2 – Methodik für Virtuelles Lernen – war das Fraunhofer IPT an AP 2.1 – Vorverarbeitung von Prozessdaten für Machine Learning – und AP 2.3 – Training von Machine-Learning-Modellen – beteiligt. In AP 2.1 und AP 2.3 wurde die Datenverarbeitung der in AP 1.1 aufgenommenen Prozessdaten, sowie ein Machine-Learning-Modell entwickelt, welches mit diesen Daten trainiert wurde. Hierbei wurde darauf geachtet, dass das Machine-Learning-Modell sich dazu eignet, die Prozessparameter für den Handlingsprozess verschiedener Verstärkungstextilien (z.B. den Betriebsdruck von pneumatischen Greifern) adaptiv an Umgebungs- und Eingabeparameter, wie z.B. die benötigte Hebekraft, sowie Greifergeschwindigkeiten und -beschleunigungen anzupassen. In HAP 3 – Industrielle Integrationskonzepte – war das Fraunhofer IPT an AP 3.3 – Übertragung von ML-Modellen auf Automatisierungs-Controller – beteiligt. In diesem AP 3.3 wurde das entwickelte ML-Modell auf einen Industrie-PC übertragen, der zur Steuerung des robotergestützten Handhabungssystems eingesetzt wurde. In HAP 4 – Demonstration & Evaluation – war das Fraunhofer IPT an AP 4.1 – Robotik für die Schichtung von CFK-Verbundstrukturen – beteiligt. In AP 4.1 fand eine Validierung des in HAP 2 entwickelten Machine-Learning-Modells zum Handling von biegeschlaffen Textilien am Fraunhofer IPT statt. Hierbei wurden Handlingsoperationen am robotergestützten Handlingsystem des Fraunhofer IPT mit verschiedenen Textilien und verschiedenen Zielparametern durchgeführt, wobei das System selbstständig über das Machine-Learning-Modell die Prozessparameter bestimmt hat.

1.3 Wesentliche Ergebnisse

Die wesentlichen Projektergebnisse des Fraunhofer IPT setzen sich aus der Entwicklung des Machine-Learning-Modells (ML-Modell) für den Handhabungsprozess von biegeschlaffen Textilien und dessen Validierung zusammen.

Bei der Aufnahme der Prozessdaten in Handlingsversuchen und der nachgelagerten Datenauswertung wurde bestätigt, dass die Interaktion zwischen Prozessparametern, Materialeigenschaften, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen im Greifprozess in

Bezug auf die wirkenden Greifkräfte, so komplex sind, dass keine allgemeingültige Beziehung zw. Eingangs- und Ausgangsgrößen mit vertretbarem Aufwand hergeleitet werden kann, wodurch der Einsatz eines Machine-Learning-Modells für diese Anwendung als sinnvoll erachtet wird. Es wurden verschiedene Ansätze aus dem Gebiet des Machine-Learning für die Modellerstellung getestet, darunter z.B. künstliche Neuronale Netzwerke (KNN), der Decision Tree Ansatz und der Support Vector Machine Ansatz. Die Modellierung über KNN zeigte die beste Übereinstimmung und resultiert in einer Abbildung der Beziehung zwischen Eingangsgrößen und Ausgangsgrößen mit dem kleinsten Fehler unter den getesteten Ansätzen. Schlussendlich konnte für verschiedene Greifertypen ein validiertes ML-Modell entwickelt werden, mit dem sich Greifkräfte für eine große Varianz an Eingabeparametern vorhersagen lassen und adaptiv im Prozess einstellen lassen.

Kurze Darstellung

2 Eingehende Darstellung

2.1 Projektergebnisse

Der folgende Abschnitt beschreibt die wesentlichen Projektergebnisse, welche vom Fraunhofer IPT erzielt wurden.

2.1.1 HAP 1 – Sensorik und Wahrnehmung

Die Arbeiten des Fraunhofer IPT im Verbundvorhaben »AIARA« im Hauptarbeitspaket (HAP) 1 – Sensorik und Wahrnehmung – fanden im Arbeitspaket (AP) 1.1 – Erfassung von Prozessdaten – statt.

In AP 1.1 wurden zunächst eine Reihe von Textilien, deren Handhabung in AIARA untersucht werden sollte, sowie Greifertechnologien definiert. Diese sind in Abbildung 1 gezeigt. Dargestellt sind die beiden pneumatischen Greifertechnologien, Bernoulli-Greifer und Coanda-Greifer mit den unterschiedlichen gewählten Durchmessern. Es wurden pneumatische Greifer gewählt, da diese im Gegensatz zu z.B. Nadelgreifern, flächig an der Oberfläche die Greifkraft erzeugen und somit einen kleinen Einfluss auf die textile Struktur, z.B. durch Faserverschiebungen, haben. Von den Verstärkungstextilien wurde eine große Bandbreite von relevanten Materialien ausgewählt, die in Luftfahrtbauteilen Anwendung finden können. Sie unterscheiden sich im Verstärkungsmaterial, da sowohl Glasfaser- (GF) als auch Kohlenstofffasertextilien (CF-Textilien) ausgewählt wurden. Des Weiteren wurden verschiedene Textilarten (Gewebe, Gelege, Vliese) gewählt, die sich wiederum in ihren für den Greifprozess relevanten Eigenschaften, z.B. der Luftdurchlässigkeit im Falle des gewählten pneumatischen Greifprinzips, unterscheiden. Insgesamt wurden acht Textilien ausgewählt.



Abbildung 1: In AIARA angewendete Greifertechnologien und zu untersuchte Textilien

Zur Versuchsdurchführung und Ermittlung der Greifkräfte wurde ein Prüfstand aufgebaut, bestehend aus einem KUKA AGILUS sixx Sechs-Achs-Industrieroboter, der mit den ausgewählten Greifern als Aktuatoren ausgestattet wurde. Zusätzlich wurde ein Druckregelventil installiert, mit dem der Betriebsdruck der Greifer eingestellt werden kann. Des Weiteren ist ein wesentliches Ziel dieses Arbeitspaket Greifkräfte während des Greifprozesses unter verschiedenen Prozessbedingungen aufzunehmen. Hierzu wurde der Prüfstand noch mit Sensoren zur Aufnahme der Prozesskräfte ausgestattet. Es wurden zwei Ringtorsions-Kraftsensoren zur Aufnahme der Zug- und Scherkräfte, sowie ein Drehmomentsensor zur Aufnahme von Drehmomenten installiert, um die in Abbildung 2 schematisch dargestellten Versuche durchzuführen.

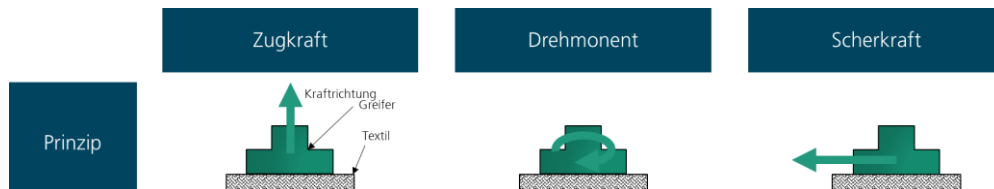


Abbildung 2: Schematische Darstellung der durchgeführten Versuchsarten

Zur Durchführung der in Abbildung 2 beschriebenen Versuche wurde ein System von drei gleichartigen Spannrahmen entwickelt, in die das Textil eingespannt wurde. Dieses ist in Abbildung 3 mit eingespanntem GF-Vlies und dem Aktuator beim Zugkraftversuch gezeigt. Es werden nacheinander Versuche zur Ermittlung der Zugkraft-, des Drehmoments und der Scherkraft durchgeführt.

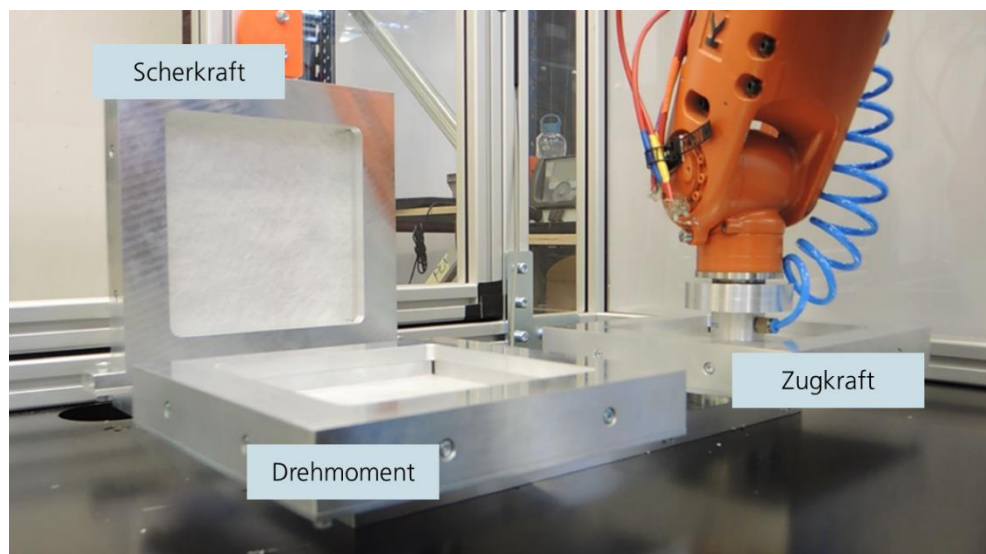


Abbildung 3: Spannrahmen zur Textilklemmung während Versuchsdurchführung

Abbildung 4 zeigt den gesamten Prüfstand in seiner Schutzhäuserung zum sicheren, automatischen Betrieb beim Drehmomentversuch an einem CF-Körpergewebe mit einem Coanda-Greifer.



Abbildung 4: Versuchsaufbau des Handhabungsprüfstandes

Da pneumatische Greifer als Aktuatoren für die Textilhandhabung verwendet wurden, stellte sich der naheliegende Zusammenhang heraus, dass die Luftdurchlässigkeit der Textilien einen starken Einfluss auf die sich einstellende Greifkraft bei gegebenem Betriebsdruck hat. Daher wurde ein Prüfstand gebaut, mit dem sich die Luftdurchlässigkeit als Materialeigenschaft der Textilien bestimmen lässt, um damit die Luftdurchlässigkeit als Materialeigenschaft für das spätere Training der Machine-Learning-Modelle (ML-Modelle) zu berücksichtigen. Der Prüfstand misst den Druckabfall einer senkrecht mit Luft durchströmten Textilprobe. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5 dargestellt. Es ist ersichtlich, dass sich die Luftdurchlässigkeiten abhängig vom Textiltyp und dem Fasermaterial stark unterscheiden. Speziell die Vliese zeigen um Größenordnungen höhere Luftdurchlässigkeiten.

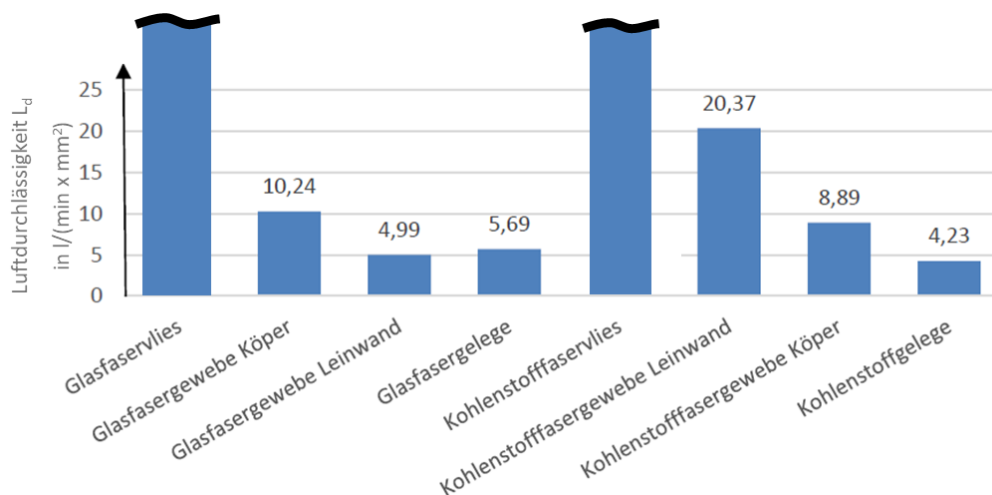


Abbildung 5: Luftdurchlässigkeit der untersuchten Textilien

Neben den beschriebenen pneumatischen Greifertechnologien wurden elektrostatische Greifer berücksichtigt. Hierzu wurden die vorhandenen, vom Fraunhofer IPT entwickelten elektrostatischen Geifpads betrachtet. Aufgrund von einer erschwerten

Datenakquisition bei der Verwendung der elektrostatischen Greifpads und eines großen Aufwandes zum elektrotechnisch sicheren Betrieb, wurde für die Entwicklung des Machine-Learning Modells im Weiteren nur die Verwendung von pneumatischen Greifern betrachtet.

Zunächst wurden mit dem Greifprüfstand einige Handhabungsversuche im halbautomatischen Betrieb durchgeführt, um dessen Funktionalität nachzuweisen und für die zu testenden Textilien erste Zusammenhänge zwischen Eingabegrößen und Greifkraft zu ermitteln. Aufgrund des hohen Versuchsaufwandes von 8640 Versuchen für den in Tabelle 1 dargestellten teil faktoriellen Versuchsplans, wurde eine Automatisierungsschnittstelle entwickelt, die zum einen ermöglicht einen Versuchsplan für eine Textil-Greiferkombination einzuladen und vollständig automatisiert abzufahren und zum anderen in folgenden Arbeitspaketen die Funktionalität bietet das ML-Modell zu integrieren und für den Handhabungsprozess anzuwenden.

Tabelle 1: Teilfaktorieller Versuchsplan zur Identifikation wesentlicher Interaktionen zw. Eingangs- und Ausgangsgrößen (mittlere Zeilen geben die Anzahl der Stufen an für den Faktor der entsprechenden Zeile an)

Greifprinzip	Bernoulli	Coanda	Parameterausprägung
Durchmesser	2	2	Bernoulli: 100 mm, 60 mm Coanda 60 mm, 40 mm
Greifgut	8	8	Gelege, Köpergewebe, Leinwandgewebe, Vlies jeweils aus GF und CF
Luftdurchlässigkeit	8	8	Abhängig von Greifgut
Geschwindigkeit	10	10	5 % – 50 % der max. Geschwindigkeit des Roboters
Beschleunigung	10	10	5 % – 50 % der max. Beschleunigung des Roboters
Stellgröße	10	10	0.5 bar – 5 bar
Wiederholung	3	3	-

Tabelle 1 und Tabelle 2 zeigen, dass sowohl Greifgut als auch Luftdurchlässigkeit als Parameter. Jedoch ist dies hier nur zur Darstellung mit aufgenommen. Die Luftdurchlässigkeit ist ein vom Greifgut direkt abhängiger Parameter und wird später als Eingangsparameter zur Repräsentation des Materials im ML-Modell verwendet. Der Versuchsplan aus Tabelle 2 wurde als vollfaktorieller Versuchsplan durchlaufen. Die Aufteilung auf die Versuchspläne erfolgte um aus dem teilfaktoriellen Versuchsplan in Tabelle 1, die Beziehungen zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen zu ermitteln. Das Versuchsplandesign wurde entsprechend gestaltet. Der Versuchsplan in

Tabelle 2 hatte zusätzlich zur Identifikation der Beziehung zw. Eingangs- und Ausgangsgrößen den Zweck Interaktionen zw. den Eingangsgrößen und deren Auswirkung auf die Ausgangsgrößen zu identifizieren. Hierzu eignen sich besonders voll faktorielle Versuchspläne. Insgesamt wurden 16 416 Versuche durchgeführt.

Tabelle 2: Vollfaktorieller Versuchsplan zur Identifikation wesentlicher Interaktionen zw. Eingangs- und Ausgangsgrößen unter besonderer Berücksichtigung der Interaktion der Eingangsgrößen untereinander (mittlere Zeilen geben die Anzahl der Stufen an für den Faktor der entsprechenden Zeile an)

Greifprinzip	Bernoulli	Coanda	Parameterausprägung
Durchmesser	2	2	Bernoulli: 100 mm, 60 mm Coanda 60 mm, 40 mm
Greifgut	8	8	Gelege, Köpergewebe, Leinwandgewebe, Vlies jeweils aus GF und CF
Luftdurchlässigkeit	8	8	Abhängig von Greifgut
Geschwindigkeit	3	3	15 %, 30 % und 50 % der max. Geschwindigkeit des Roboters
Beschleunigung	3	3	15 %, 30 % und 50 % der max. Beschleunigung des Roboters
Stellgröße	3	3	1.5 bar, 3 bar und 4.5 bar
Wiederholung	3	3	-

Um einen Eindruck über die Interaktion zw. den wirkenden Greifkräften und den Eingabeparametern zu gewinnen, fand eine Datenauswertung statt, wie sie exemplarisch in Abbildung 6 gezeigt ist. Dargestellt ist der Verlauf bei der Variation einer Größe (hier Geschwindigkeit, Druck und Beschleunigung) bei Festhalten aller anderer Eingangsgrößen.

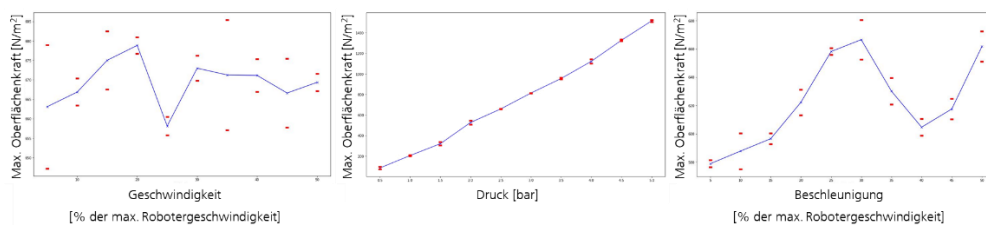


Abbildung 6: Exemplarische Ergebnisse aus Zugkraftversuchen für Coanda-Greifer mit 40 mm Durchmesser angewendet auf CF-Gelege

In blau in Abbildung 6 zu sehen ist das in AP 2.1 definierte Kraftfeature der max. Zugkraft in den Zugversuchen bezogen auf die Greiffläche und in rot die zum Datenpunkt gehörige Standardabweichung aus den drei Wiederholungen pro Versuchspunkt. Für die Variation des Drucks ist eine annähernd lineare Abhängigkeit der Kräfte vom Druck als Stellgröße der Greifer erkennbar. Die Beziehung zwischen der Geschwindigkeit und Beschleunigung des Aktuators auf die resultierende Kraft zeigt komplexere Zusammenhänge. Bei Berücksichtigung der Interaktion der in Abbildung 6 dargestellten Zusammenhänge deutet dies bereits auf ein komplexes System hin. Bestätigt wird dies bei Betrachtung der Interaktion zwischen verschiedenen Prozessparametern und deren Auswirkung auf die resultierende Kraft in Abbildung 7. Dargestellt sind in jedem Plot die max. Zugkraft, wie in AP 2.1 bei der Beschreibung der Kraftfeatures definiert. In den ersten beiden Zeilen wird jeweils der Bernoulli Greifer mit 60 mm Durchmesser auf ein

GF-Leinwandgewebe angewendet. In der ersten Zeile wird die Beschleunigung in den dargestellten Diagrammen variiert und der Druck konstant gehalten. Während in der zweiten Zeile die Beschleunigung konstant gehalten und der Druck variiert wird. In beiden Fällen, der Beschleunigungsvariation und der Druckvariation zeigt sich, dass die Veränderung eines Parameters eine Veränderung im Verhalten über die Variation eines anderen Parameters bewirkt. In der dritten Zeile ist die Auswirkung der Änderung des Greifers dargestellt. Auch hier zeigt sich, dass sich selbst bei gleichbleibendem Greifprinzip aber verändertem Durchmesser ein verändertes Verhalten der Greifer einstellt. Aus der Betrachtung der Prozessdaten lässt sich daher zusammenfassend festhalten, dass das Greifsystem unter Berücksichtigung aller in den Versuchsplänen aufgeführten Eingabeparametern ein komplexes, nichtlineares System ist. In den weiteren Arbeitspaketen sollte deshalb die Beschreibung der Beziehung zw. den Eingabe- und Ausgabegrößen für dieses komplexe System durch ML-Modelle entwickelt und die Funktionalität nachgewiesen werden.

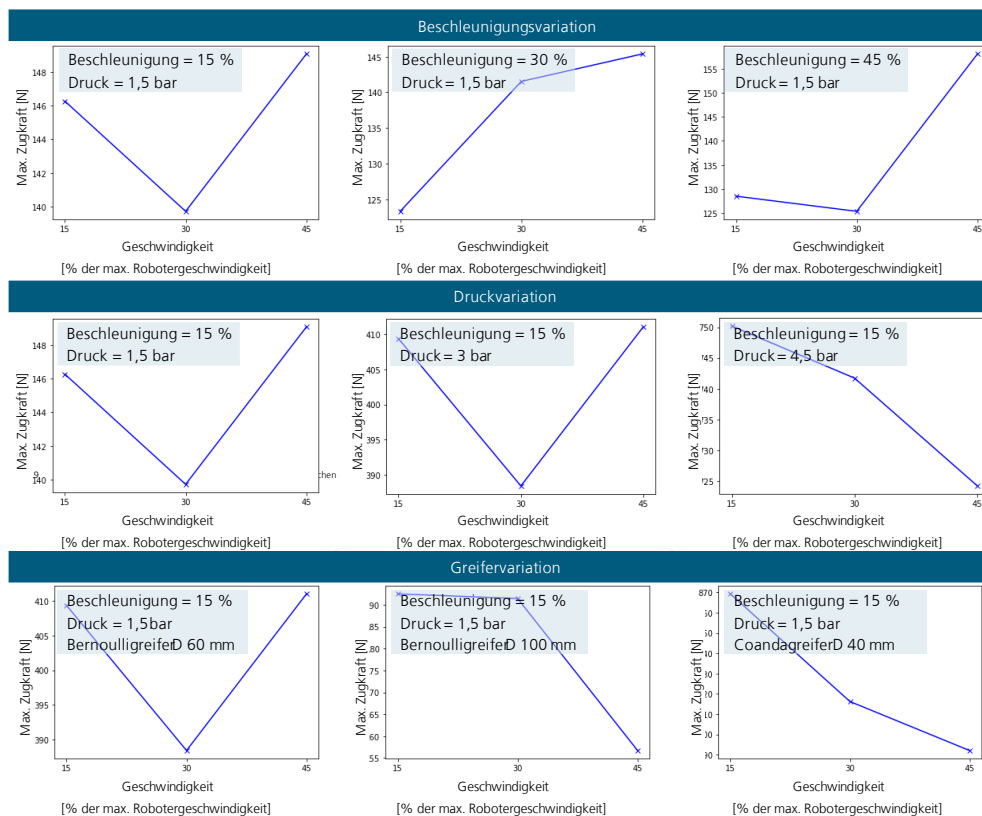


Abbildung 7: Darstellung der Interaktion zwischen den Eingabeparametern auf die resultierende Greifkraft

Zusammengefasst lässt sich festhalten, dass gemäß den ursprünglich definierten Zielen des Arbeitspaketes eine automatisierte Testzelle mit unterschiedlichen Greifertechnologien aufgebaut wurde, die aufzunehmenden Daten definiert wurden, entsprechende Sensorik integriert wurde und eine Vielzahl an realen Prozessdaten automatisiert anhand von durchgeführten Greifversuchen durchgeführt wurde

2.1.2 HAP 2 – Methodik für Virtuelles Lernen

Innerhalb des HAP 2 – Methodik für Virtuelles Lernen – war das Fraunhofer IPT an AP 2.1 – Vorverarbeitung von Prozessdaten für Machine Learning – und AP 2.3 – Training von Machine-Learning Modellen – beteiligt.

AP 2.1 – Vorverarbeitung von Prozessdaten

Abbildung 8 zeigt einen Rohdatensatz der aufgenommenen Kräfte bzw. des Drehmoments. Um diese Datensätze für die Entwicklung des ML-Modells verwenden zu können, müssen diese vorverarbeitet werden. Zu jedem Datensatz ist, wie in Abbildung 8 dargestellt, der Greiferstatus über die Zeit mit aufgenommen. Exemplarisch dargestellt ist dies nur für einen Zugversuchsdatensatz. Hierbei entspricht Status 1, dem Zustand vor dem Versuch und der Greifer ist aus. Während Status 2 wird der Greifversuch und die Greifbewegung durchgeführt und der Greifer ist mit dem gewählten Betriebsdruck beaufschlagt. Status 3 bezieht sich auf nach dem Versuch. Die Datenverarbeitung bezieht sich auf die Extraktion von Kraftfeatures während des Greifversuchs, also während Status 2 aktiv ist. Zunächst werden die zeitlichen Verläufe der Kraft- bzw. Momentendaten durch Filterung geglättet. Dann werden aus den Versuchen folgende Kraftfeatures bzw. Momentenfeatures ermittelt:

- Gemittelte Kraft [N] bzw. gemittelt Drehmoment [Nm] über die Versuchsdauer
- Max. Kraft [N] bzw. max Drehmoment [Nm] innerhalb der Versuchsdauer
- Gemittelte Kraft pro Greiffläche [N/m^2] bzw. gemittelt Drehmoment pro Greiffläche [N/m] über die Versuchsdauer
- Max. Kraft pro Greiffläche [N/m^2] bzw. gemittelt Drehmoment pro Greiffläche [N/m] innerhalb der Versuchsdauer

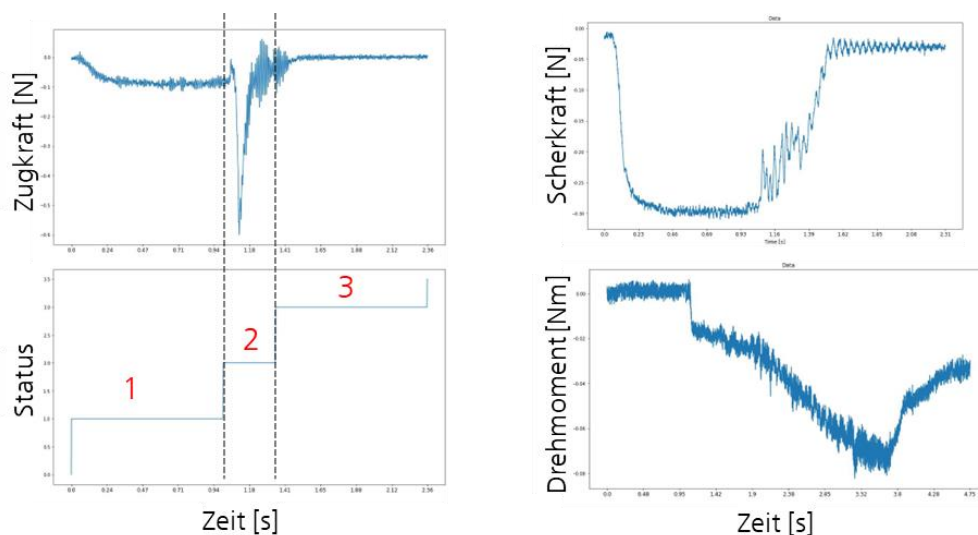


Abbildung 8: Rohdatensatz eines Versuchsdurchlaufs der Kraftsensoren bzw. des Momentensensors

Aus den extrahierten Kraftfeatures wird eine Feature-Matrix erstellt, die in jeder Zeile alle Eingabeparameter, sowie die gemessenen Kraftfeatures eines Versuchs enthält. So wurde ein reduzierter Datensatz generiert, der aussagekräftige Ausgabeparameter für die Versuche zum entsprechenden Eingabedatensatz enthält. Dieser Datensatz kann darauffolgend für das Training des ML-Modells verwendet werden.

AP 2.3 – Training von Machine Learning Modellen

In Abbildung 9 ist dargestellt, wie das ML-Modell im Handhabungssystem angewendet werden soll. Wie dargestellt, soll vom ML-Modell für eine Kombination an Eingabeparametern der Betriebsdruck der pneumatischen Greifer definiert werden, sodass eine definierte Soll-Kraft erreicht wird.

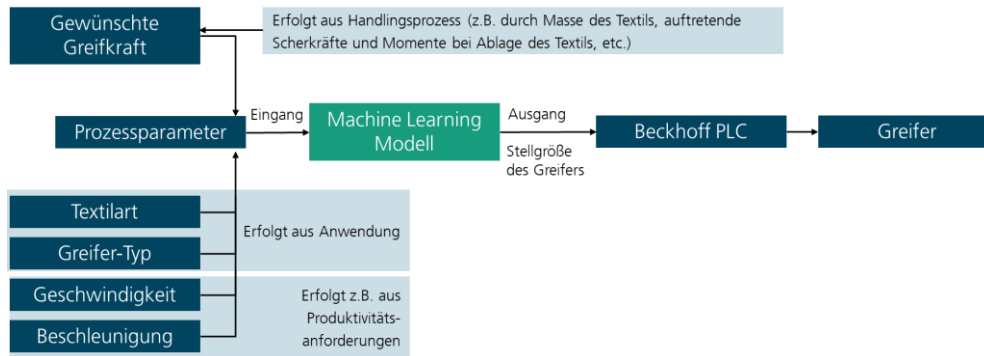


Abbildung 9: Schematische Darstellung der Einbindung des ML-Modells in die Steuerung des Greifersystems

Zur Generierung des ML-Modells wurden verschiedene Modellierungsansätze untersucht und Trainingsalgorithmen darauf angewendet. Diese Ansätze waren:

- Künstliche neuronale Netze (KNN)
- Lineare Regression
- Ridge Regression
- Decision Tree
- Support Vector Regression

Zum Training der Modelle wurden die Datensätze zunächst aufgesplittet in Trainings- und Testdaten. 80 % der generierten Datensätze wurden als Trainingsdaten verwendet, 20 % als Testdaten. Außerdem wurden nicht alle oben erwähnten Kraftfeatures für das Training verwendet. Für das Zugkraftmodell wurde die max. Kraft verwendet, da im Greifprozess davon ausgegangen werden kann, dass solange der Greifer eine größere Zugkraft aufbringt als die max. normal zur Greiffläche wirkende Kraft, das Greifgut am Greifer hält. Außerdem ist entsprechend den Kraftverläufen aus Abbildung 8 die max. Kraft ein charakteristischer Wert für den Versuch. Für die Scherkraft und das Drehmoment wurde der gemittelte Wert zum Training verwendet. Speziell bei den Scherkraftversuchen ist dies dadurch begründet, dass sich hier ein Plateau ausbildet und somit der Mittelwert des Plateaus sowohl einen charakteristischen Wert, als auch eine Größe für die maximal auftretende Scherkraft darstellt. Für den Drehmomentenverlauf zeichnet sich weder ein eindeutiges Maximum noch ein Plateau ab. Es wurde daher vereinfachend der Mittelwert der Verläufe als charakteristische Größe der Versuche herangezogen. Zur Beurteilung der Qualität des Trainings wurde der mittlere absolute Fehler (MAE (aus dem englischen mean average error) herangezogen. Dieser ist für die verschiedenen Modellierungsansätze zusammengefasst.

Tabelle 3: MAE für die verschiedenen trainierten Modelle

	Zugkraftmodell	Scherkraftmodell	Drehmomentmodell
KNN	<u>0,179 N/m²</u>	<u>0,49 N/m²</u>	<u>0,549 Nm/m²</u>
Lineare Regression	0,921 N/m ²	1,244 N/m ²	1,198 Nm/m ²
Ridge Regression	0,920 N/m ²	1,247 N/m ²	1,963 Nm/m ²
Decision Tree	<u>0,174 N/m²</u>	0,531 N/m ²	0,631 Nm/m ²
Support Vector Regression	0,391 N/m ²	1,070 N/m ²	0,929 Nm/m ²

Generell kann festgehalten werden, dass für das Zugkraftmodell eine bessere Approximation als für das Scherkraft- und das Drehmomentenmodell erreicht werden kann (auch unter Berücksichtigung des relativen Fehlers in Bezug auf die Absolutkräfte bzw. Absolutmomente). In der Datenauswertung in AP 1.1 wurde für die resultierende Scherkraft und das resultierende Drehmoment bereits eine stärkere Interaktion der Prozessparameter untereinander festgestellt, was zu einer komplexeren Interaktion zw. Ein- und Ausgangsgrößen führt. Es wird davon ausgegangen, dass dies der Grund für den höheren MAE in Scherkraft- und Drehmomentenmodell ist.

Des Weiteren kann festgehalten werden, dass die Modellierung mit einem Decision Tree und KNN-Ansatz zu deutlich geringeren MAE führen als die verbleibenden Ansätze. Auch hier wird angenommen, dass dies auf die Interaktion der Eingabeparameter untereinander zurückzuführen ist. Solche Interaktionen können in der Regel von KNN und Decision Tree in hoher Güte abgebildet werden. Da der Ansatz über KNN insgesamt den geringsten MAE zeigt, wenn alle drei Modelle gleichzeitig betrachtet werden, wurde das KNN basierte Modell für die Implementierung in den Handhabungsprüfstand ausgewählt.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass in HAP 2 entsprechend der Zieldefinition zunächst eine Aufbereitung der historischen Prozessdaten für das Training des ML-Modells erfolgte, woraufhin das ML-Modell selbst trainiert wurde. Hierzu wurde die in HAP 1 entwickelte Trainingsumgebung genutzt, eine ML-Methodik vorbereitet und genutzt, sowie die Prozessdaten des Handling-Systems so genutzt, dass sie den Handlingprozess möglichst gut nachbilden.

2.1.3 HAP 3 – Industrielle Integrationskonzepte

Innerhalb des HAP 3 – Industrielle Integrationskonzepte – war das Fraunhofer IPT an AP 3.3 – Übertragung von ML-Modellen auf Automatisierungs-Controller beteiligt. Die definierten Ziele des Arbeitspakets waren die Übertragung des trainierten Modells auf die Steuerung des Handlingsystems, das Aufbereiten und Komprimieren des Datensatzes des trainierten Modells und die Durchführung von Funktionstests.

Hierzu wurde das in AP 2.3 definierte KNN basierte Modell auf den Automatisierungs-Controller des Handhabungsprüfstands übertragen, das direkt mit der Steuerung des KUKA-Roboters verbunden ist und die Datensätze auf den entsprechenden Steuerungs-PC übertragen. Diese Arbeiten erfolgten teils parallel mit AP 2.3 und als direktes Ergebnis davon, da einige Aufgaben aus AP 2.3 und AP 3.3 direkt auf dem Steuerungs-PC des Prüfstands ausgeführt wurden und daher nicht vollständig trennbar waren.

Die grundsätzliche Funktionalität des in das System integrierten ML-Modells wurde implizit durch Anwendung des Modells in HAP 4 nachgewiesen und kann daher den folgenden Ausführungen entnommen werden.

2.1.4 HAP 4 – Demonstration & Evaluation

Die Arbeiten des Fraunhofer IPT innerhalb von HAP 4 – Demonstration & Evaluation fanden in AP 4.1 – Robotik für die Schichtung von CFK-Verbundstrukturen statt. Hierzu wurde das Prozessmodell validiert und anschließend Handlingsprozesse mit dem Prüfstand durchgeführt, um die Anwendbarkeit nachzuweisen.

Zunächst wurde eine Reihe von Validierungsversuchen durchgeführt mit zufällig generierten Parametersätzen in Bezug auf die Geschwindigkeit, die Beschleunigung und die Sollkraft für die verschiedenen Textilien und Greifer. Hierbei wurden neben dem Material und dem dafür hinterlegten Luftdurchlässigkeitswert, die Sollkräfte bzw. das Sollmoment, die Geschwindigkeit und die Beschleunigung dem ML-Modell übergeben und daraus die Stellgröße, also der Betriebsdruck ermittelt. Nach der Durchführung des Versuchs wurde durch Messung der Kräfte, bzw. des Moments während der Versuchsdurchführung, ein Abgleich zwischen Soll- und Istkraft bzw. -moment

durchgeführt. Es wurden insgesamt 100 Validierungsversuche mit zwei Kombinationen aus Textil und Greifer (Coanda-Greifer mit 40 mm Durchmesser angewendet auf CF-Köpergewebe und Bernoulli-Greifer mit 100 mm Durchmesser angewendet auf GF-Gelege) durchgeführt. Die Auswertung der Versuche ist in Tabelle 4 zusammengefasst. Es ist festzuhalten, dass die Zugkraft mit einer Genauigkeit von ca. +/- 12 % mit dem ML-Modell am genauesten vorhergesagt werden kann. Die Scherkraft kann mit ca. +/- 16 % und das Drehmoment kann mit ca. +/- 21 % vorhergesagt werden. Damit sind zwar noch Abweichungen in den wirkenden Kräften bei der Prozessauslegung zu berücksichtigen, das Modell eignet sich aber dafür Betriebsdrücke zu definieren, bei denen ein Ablösen, Verrutschen bzw. Verdrehen des Textils während des Handhabungsprozesses verhindert werden kann.

Tabelle 4: Ergebnisse der Validierungsversuche

	Zugkraftmodell	Scherkraftmodell	Drehmomentmodell
Mittlerer Fehler [N/m ²] bzw. [N/m]	39,0	0,6	11,3
Mittlerer relativer Fehler [%]	11,6	16,2	20,5

Zum Nachweis der Funktionalität des Handlingsprüfstandes mit integriertem ML-Modell und einer Vorbereitung zum Industrietransfer wurde ein Human-Machine-Interface (HMI) in Form einer graphischen Benutzeroberfläche entwickelt und angewendet, um erfolgreich Handhabungsversuche mit dem Prüfstand durchzuführen. Die HMI ist in Abbildung 10 zu sehen.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass entsprechend der Ziele des HAP 4 der mittels des ML-Modells optimierte Handlingprozess für die definierten Anwendungsszenarien demonstriert wurde und ein finales System, das auf Basis von historischen Prozessdaten Parameter für Handlingoperationen von einer Vielzahl an Materialien selbständig definieren kann, entwickelt wurde.

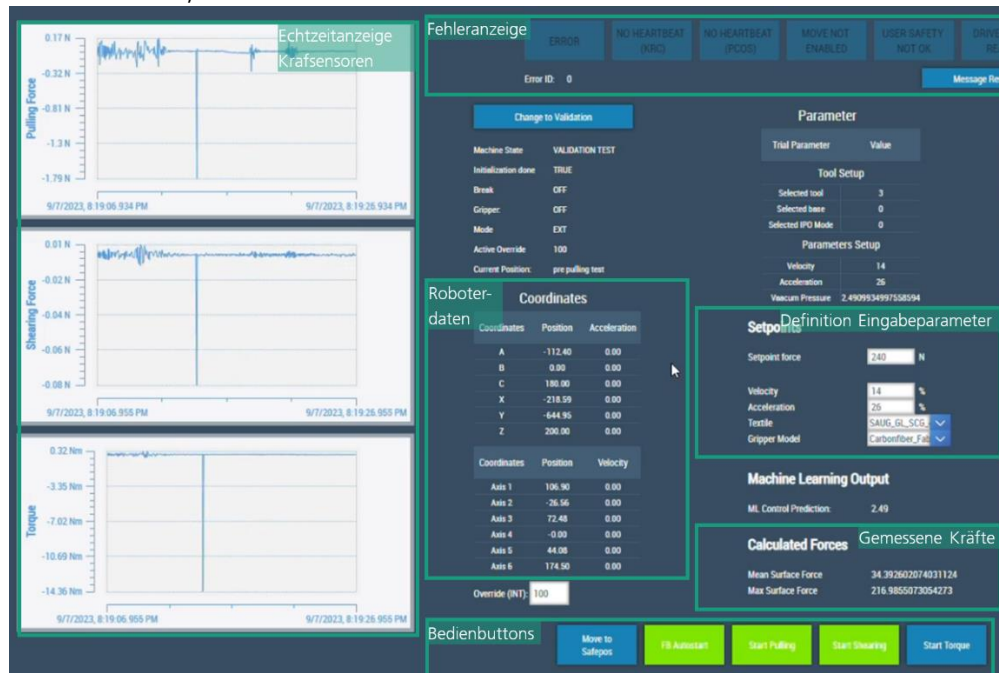


Abbildung 10: HMI zur Bedienung des Handlingprüfstandes mit integriertem ML-Modell

2.2 Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Das Projekt »AIARA« zeigt, wie ein Handhabungssystem unter Anwendung eines ML-Modells adaptiv an verschiedene Randbedingungen gestaltet werden kann. Durch Entwicklungen am Fraunhofer IPT konnte nachgewiesen werden, dass durch Anwendung eines ML-Modells eine Beziehung zwischen variablen Eingangsgrößen und Randbedingungen mit den gewünschten Greifkräften hergestellt werden kann. Damit ist das Greifsystem variabel einsetzbar und kann sich adaptiv an sich ändernde Randbedingungen anpassen. Dies stellt eine erhebliche Neuerung gegenüber den oft für einen Anwendungszweck (hier: ein Material, das immer entlang derselben Bahn gehandhabt wird) ausgelegten und betriebenen Handhabungssystemen dar. Einerseits eignen sich die Entwicklungen am Fraunhofer IPT Handhabungssysteme, mit vergleichbarer Systemtechnik, wie am im Projekt entwickelten Prüfstand, zu betreiben, bzw. diese auszulegen. Andererseits wurde eine Methodik zur Generierung von geeigneten ML-Modellen zur adaptiven Gestaltung neuer Handhabungssysteme entwickelt. Diese Methodik lässt sich auch auf andere industrielle Handhabungssysteme transferieren.

Im Sinne der wissenschaftlichen Verwertung wurde ein Teil der Ergebnisse in studentischen Abschlussarbeiten (Bachelor- und Masterarbeiten) erarbeitet, sodass das Projekt zur Ausbildung zukünftiger Ingenieure beiträgt. Aufgrund des generellen industriellen Interesses an den vom Fraunhofer IPT entwickelten Technologien ist auch eine Weiterentwicklung in nachfolgenden Forschungsprojekten denkbar.

2.3 Bekannt gewordener Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens

Es ist kein Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens bekannt geworden.

2.4 Veröffentlichungen der Ergebnisse

Messen:

- JEC World Composite, Paris: 2022, 2023, 2024