Gemeinsamer Sachbericht zum Verwendungsnachweis

Verbundprojekt

Intelligente Blasformmaschine in der Industrie 4.0

SmartBlow

in der Fördermaßnahme

BMBF-Richtlinie zur Förderung von Projekten zum Thema
„KMU-innovativ: Produktionsforschung“

Autor(en)

RIKUTEC Germany GmbH & Co. KG, Daniel Grotenburg, Graf-Zeppelin-Straße 1-5, 57610 Altenkirchen, d.grotenburg@rikutec.de

Dr. Reinold Hagen Stiftung, Prof. Dr. Olaf Bruch, Kautexstraße 53, 53229 Bonn, o.bruch@hagen-stiftung.de

si-automation GmbH, Dr. Martin Stein, Marienhütte 37, 57080 Siegen, stein@openinc.de

Projektlaufzeit: 01.08.2022 – 31.12.2024 (inkl. Projektzeitverlängerung)

Erstellungsdatum: 03.04.2025

Projektpartner

RIKUTEC Germany GmbH & Co.KG, Graf-Zeppelin-Straße 1-5, 57610 Altenkirchen
(Teilprojekt: Großblasartikel)

si-automation GmbH, Marienhütte 37, 57080 Siegen
(Teilprojekt: Entwicklung einer KI-basierten Steuerung für Extrusionsblasformmaschinen)

Dr. Reinold Hagen Stiftung, Kautexstr. 53, 53229 Bonn
(Teilprojekt: Kleine Verpackungen und technische Teile)

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wurde durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen und Autoren.

GEFÖRDERT VOM

Bundesministerium für Bildung und Forschung

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis 2
I. Teil I Kurzfassung 3
I.1 Aufgabenstellung 3
I.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens 3
I.3 Wesentliche Ergebnisse im Überblick 4
II. Teil II Eingehende Darstellung 6
II.1 Motivation und Aufgabenstellung 6
II.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens 7
Patentlage 8
II.3 Planung und Ablauf des Vorhabens 9
II.4 Erzielte Ergebnisse 10
AP 1 – Anforderungsanalyse 10
AP 2 – Ontologien 11
AP 3 – Datenerfassung 12
AP 4 – Datenanalyse 13
AP 5 - AI-Sensoren 14
AP 6 – Digitale Zwillinge 20
AP 7 – Smart Control 21
AP 8 & 9 – Optimierung und Validierung 23
II.5 Darstellung des während des Vorhabens bekannt gewordenen Fortschritts auf diesem Gebiet bei anderen Stellen 24
II.6 Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere die Verwertbarkeit der Ergebnisse 25
II.7 Zusammenarbeit mit anderen Stellen außerhalb des Verbundprojektes 28
II.8 Veröffentlichungen, Vorträge Referate, etc. 28
II.9 Literaturverzeichnis 29

I. Teil I Kurzfassung

Dieses Projekt befasste sich mit dem Extrusionsblasformen, einem wirtschaftlich bedeutenden Fertigungsverfahren für Kunststoffverpackungen und technische Teile. Eine zentrale Herausforderung in diesem Prozess ist die Erzielung einer hochpräzisen und reproduzierbaren Produktqualität, die durch eine Vielzahl von Prozessparametern sowie insbesondere durch Schwankungen im eingesetzten Rohmaterial beeinflusst wird.

Die derzeitige Praxis sieht Qualitätsprüfungen oft erst Stunden oder Tage nach der Produktion vor. Dies führt zu einer späten Fehlererkennung, die eine zeitnahe Anpassung der Maschinenparameter unmöglich macht. Im schlimmsten Fall kann das Nicht-Bestehen dieser Prüfungen das Verwerfen ganzer Materialchargen nach sich ziehen, was zu erheblichen finanziellen Verlusten im sechsstelligen Bereich führen kann. Bestehende Sensorsysteme werden hauptsächlich zur Überwachung und Dokumentation genutzt, während automatische Korrekturen selten und wenn auf einfachen Regeln basieren. Die komplexen Zusammenhänge zwischen Prozessdaten und Bauteilqualität sind weitgehend unbekannt oder intuitiv und daher schwer zu automatisieren.

I.1 Aufgabenstellung

Ziel des Projekts war es, diese Limitierungen zu überwinden und eine automatisierte Prozessüberwachung sowie eine frühzeitige, aussagekräftige Qualitätsvorhersage zu ermöglichen. Es sollte eine adaptive Steuerung für den Extrusionsblasformprozess auf Basis von Methoden des Maschinellen Lernens (ML) entwickelt werden. Dabei sollen unter Nutzung von Prozessdaten Störfaktoren frühzeitig erkannt und Prozessresultate vorhergesagt werden. Darauf aufbauend ist die automatisierte Anpassung der Prozessparameter vorgesehen. Ziel ist die Reduzierung von Ausschuss, die Optimierung der Prozessparameter und die Sicherstellung einer konstant hohen Produktqualität.

Das Projekt wurde erfolgreich abgeschlossen. Im Rahmen des Projekts konnten neue, datengestützte Zusammenhänge zwischen Prozessparametern und der resultierenden Produktqualität aufgedeckt werden. Aufbauend auf diesem Wissen wurden erste ML-basierte Werkzeuge entwickelt. Diese ermöglichen die frühzeitige Erkennung von Anomalien im Prozess und unterstützen die Vorhersage notwendiger Prozessparameteranpassungen. Dies erlaubt ein proaktives Eingreifen, minimiert den Ausschuss signifikant und trägt so maßgeblich zur Steigerung der Prozesseffizienz und Reduzierung von Kosten bei.

I.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens

Wie auch in anderen Industriefeldern hat das Thema “Industrie 4.0” auch die Blasformbrache erreicht, vgl. [Win17]. Insbesondere neue Blasformmaschinen, aber auch einzelne Komponenten (z.B. Extruder), werden mit zunehmend mehr Sensorik

und der Möglichkeit der standardisierten Erfassung von Produktions- und Prozessdaten ausgestattet [Trü18, Det22].

Über die reine Dokumentation von Prozess- und Qualitätsdaten hinaus gibt es Bestrebungen, diese zur Optimierung des Blasformprozesses zu nutzen [Det22]. Eine geeignete Datenauswertung in Verbindung mit Visualisierungswerkzeugen bietet die Möglichkeit, den Prozess und die im Blasformen sehr komplexen Zusammenhänge zwischen einzelnen Parametern und den Produkteigenschaften besser zu verstehen und Ansatzpunkte für Optimierungen zu finden. Mehrere Anbieter, wie das Fraunhofer SCAI [SCAI21] bieten Systeme zur frühzeitigen Fehlererkennung aufgrund von Anomalien an.

Außerhalb der Blasformbranche ist u.a. das Excellenz-Cluster “Internet of Production” der RWTH Aachen zu nennen [Ind16], mit Fokus auf eine zentrale Datenerfassung sowie einer Kopplung der realen Sensordaten mit virtuellen Prozessmodellen. Als Teilprojekt laufen darüber hinaus Untersuchungen zum Thema “Selbstoptimierende Spritzgießmaschine”. Basierend auf Parameterstudien an virtuellen Modellen des Spritzgießprozesses wurden “iterativ lernende und modellbasierte Regelungsstrategien für den Werkzeuginnendruck” entwickelt [Ikv24].

In einigen Domänen, wie beispielsweise der Heizungs- Lüftungs- und Klimatechnik (HLK) können KI/ML-Methoden bereits als Stand der Technik bezeichnet werden [Bos25, Rec25]. In der Kunststoffverfahrenstechnik, insbesondere beim Extrusionsblasformen, steht deren Einsatz jedoch noch am Anfang. Dieses Forschungsvorhaben überträgt etablierte Verfahren aus anderen Domänen auf das Extrusionsblasformen, um erstmalig automatisierte Produktionsschritte für dieses Verfahren zu entwickeln.

I.3 Wesentliche Ergebnisse im Überblick

- **AP1 Anforderungsanalyse:** Analyse des Blasformprozesses zur Identifikation wesentlicher Einflussgrößen, relevanter KI-Anwendungen (Korrelations-analyse, Anomalieerkennung, Empfehlungen, kleine Eingriffe) und geeigneter Use Cases (1.5l Flasche, 1000l IBC Innenblase) wurden definiert.
- **AP2 Ontologien:** Es wurde eine standardisierte Beschreibung des Blasformprozesses in Textform und Mindmaps erstellt, basierend auf Domänenwissen, um das Prozessverständnis der Partner zu fördern. Auf eine formelle semantische Beschreibung wurde verzichtet, da sie für die Projektwerkzeuge keine Vorteile bot.
- **AP3 Datenerfassung:** Maschinen wurden vorbereitet und notwendige Sensorik installiert. Produktionsversuche für Großbehälter und technische Teile/Kleinverpackungen wurden durchgeführt, um Datensätze als Grundlage für weitere Arbeiten zu erstellen. Eine Datenplattform auf Basis der open.SUITE wurde etabliert. Relevante Prozessparameter, insbesondere aus Schmelzeaufbereitung, -speicherung, Schlauchbildung und Extrusion, wurden identifiziert und automatisiert auf die Plattform übertragen. Artikelbezogene

Qualitätsdaten wurden definiert und (vorerst offline) übertragen. Virtuelle Sensoren und Simulationsdaten wurden einbezogen.

- **AP4 Datenanalyse**: Es wurde ein besseres Verständnis der Einflussfaktoren im Prozess gewonnen und relevante Parameter als Ausgangspunkt für KI-Analysen identifiziert. Methoden zur Visualisierung, Analyse (z.B. Korrelationsanalyse, PCA, Autoencoder) und Bereinigung von Prozess- und Qualitätsdaten wurden entwickelt.
- **AP5 KI-Sensoren**: Ein Low-Code-Werkzeugkasten zur Erstellung virtueller (KI-)Sensoren auf Basis von Node-RED wurde entwickelt, der eine niederschwellige Datenanreicherung ermöglicht. Durch den Einsatz externer Messsysteme (GOM) konnten Korrelationen zwischen Prozess- und Qualitätsparametern (Wanddickenverteilung, Schwindung/Verzug) aufgezeigt werden. Die Nutzung existenter KI-Lösungen zur Vermessung und Qualitätsbewertung wurde gezeigt. Ein optisches Vorformlingsmesssystem wurde konzipiert und ein Workflow entwickelt.
- **AP6 Digitaler Zwilling**: Das Konzept des Digitalen Zwillings als Sammlung kontextspezifischer Modelle wurde entwickelt. Werkzeuge zur Erstellung fertigungsspezifischer Modelle sowie Modellschemata für Anwendungsfälle wie Anomalieerkennung und Vorhersage wurden bereitgestellt.
- **AP7 Smart Control**: Ein Edge Device (basierend auf Rexroth Control X) mit direkter Softwareintegration in die Datenplattform wurde entwickelt.
- **AP8 Optimierung & AP9 Validierung**: Ein Werkzeugkasten zur flexiblen Erstellung von Kennzahlen und Messgrößen für die Fertigungsüberwachung wurde entwickelt. Aktuelle Forschung im Bereich KI (wie KAN-Netzwerke) wurde als vielversprechende Grundlage bewertet. Die Validierung im realen Einsatzfeld zeigte die Praxistauglichkeit der entwickelten Lösungskonzepte. Produktionsdashboards für Anlagen- und Performancemonitoring wurden aufgebaut.

II. Teil II Eingehende Darstellung

II.1 Motivation und Aufgabenstellung

Das Extrusionsblasformen ist ein sehr gängiges und umsatzstarkes Herstellungsverfahren für robuste Kunststoffverpackungen und technische Teile. Bei diesem Verfahren wird ein schlauchförmiger Schmelzestrang, genannt Vorformling, extrudiert und anschließend mit Druckluft in eine Hohlform hinein aufgeblasen. Der Herstellungsprozess unterliegt zahlreichen Einflussfaktoren, welche eine hochpräzise, reproduzierbare Produktqualität erschweren. So werden die Qualitätsmerkmale des Endprodukts maßgeblich von äußeren Prozessbedingungen wie z.B. Druck, Temperatur und Zykluszeit beeinflusst. Weitaus größere Einflüsse haben jedoch Chargen-Schwankungen und damit verbundene Eigenschaftsänderungen des eingesetzten Rohmaterials.

Sicherheitsrelevante Komponenten wie Verpackungen in der chemischen Industrie unterliegen strengen Anforderungen, welche z.B. von der Bundesanstalt für Materialforschung und -prüfung (BAM) festgelegt werden. Da einige Eigenschaften, wie z.B. die Stapelfähigkeit oder die Bauteilfestigkeit im Fallversuch erst einige Stunden oder Tage nach der Produktion überprüft werden können, werden Fehler in der Regel so spät erkannt, dass eine rechtzeitige Korrektur der Maschinenparameter nicht möglich ist. Ein Nicht-Bestehen der geforderten Produktprüfung kann dann dazu führen, dass die gesamte Produktion einer Materialcharge verworfen werden muss. Die entstehenden Kosten sind dabei bauteilabhängig und können unter anderem Ausschusskosten in Höhe sechsstelliger Summen verursachen.

In anderen Domänen, wie beispielsweise der Heizung- Lüftungs- und Klimatechnik (HLK) werden bereits heute Methoden des maschinellen Lernens (ML) zur automatischen Prozessüberwachung und -steuerung eingesetzt. Übertragen auf einen Produktionsprozess wie das Extrusionsblasformen bedeutet das, dass ein intelligentes Steuerungssystem selbstständig Fehler identifiziert und Lösungen vorschlägt bzw. Prozessparameter korrigiert.

Moderne Blasformanlagen verfügen bereits über integrierte Sensorsysteme (beispielsweise Temperatur- und Drucksensoren), die aktuell aber nur zur Prozessüberwachung oder zu Dokumentationszwecken genutzt werden. Automatische Korrekturen, z.B. eine Anpassung der Materialtemperatur, erfolgen nur in Ausnahmefällen und wenn, in einfachen regelbasierten Systemen.

Die genauen Zusammenhänge zwischen bestimmten Produktionsparametern (Steuerungs- und Sensordaten) und den hieraus resultierenden Qualitätsmerkmalen von Blasformteilen sind weitgehend unbekannt oder können nicht vollständig beschrieben werden. Das menschliche Experten- und Erfahrungswissen - da teils nur intuitiv -, lässt sich regelbasiert schwer festhalten und damit nicht in einfachen Systemen automatisiert nutzen. Es ist heute in den meisten Fällen nicht möglich, auftretenden Problemen in den frühen Phasen des Produktionsprozesses automatisch entgegenzuwirken. Es ergibt sich zusammengefasst das Problem, dass bisher ein

menschlicher Experte den Blasformprozess ständig beobachten und geeignete Maßnahmen ergreifen muss. Darüber hinaus ist eine verlässliche Vorhersage der Produktqualität aufgrund von Sensordaten bisher nicht möglich.

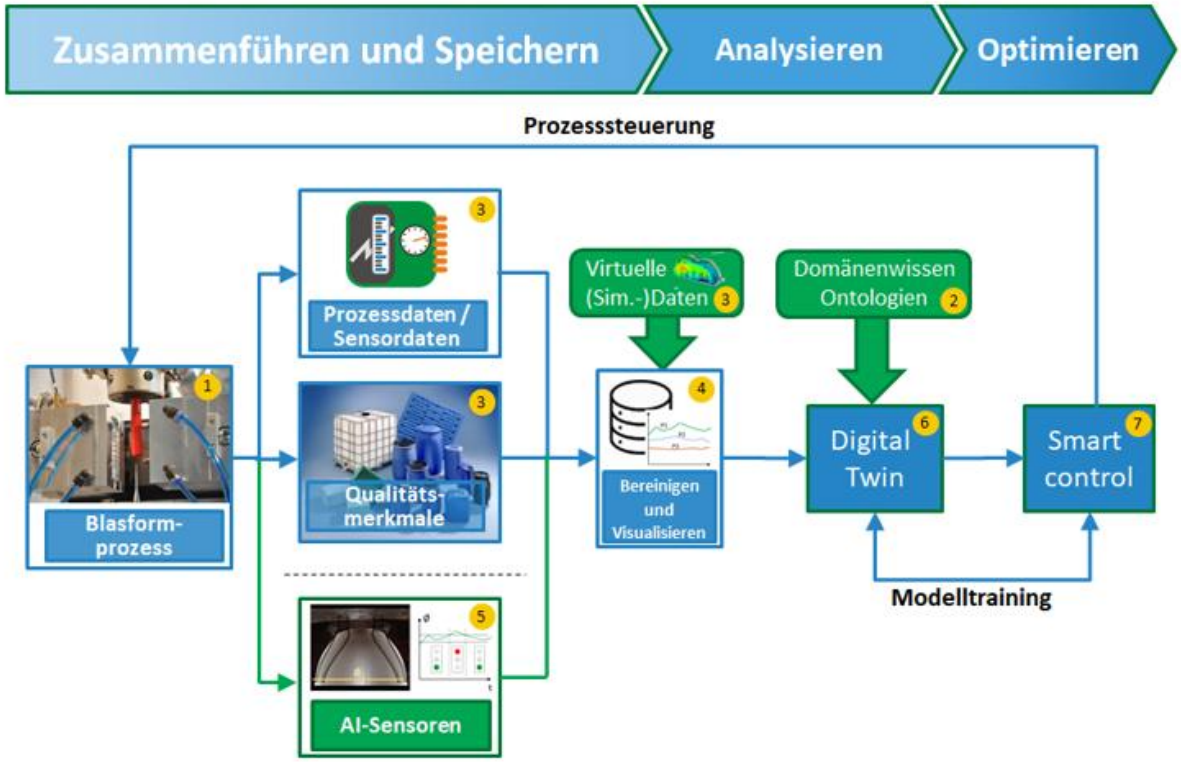


Abbildung 1: Darstellung des in SmartBlow verwendeten Workflows zur Prozesssteuerung

II.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens

Wie auch in anderen Industriefeldern hat das Thema “Industrie 4.0” auch die Blasformbranche erreicht (vgl. [Win17]). Insbesondere neue Blasformmaschinen, aber auch einzelne Komponenten (z.B. Extruder), werden mit zunehmend mehr Sensorik und der Möglichkeit der standardisierten Erfassung von Produktions- und Prozessdaten ausgestattet [Trü18, Det22]. Über Standardschnittstellen wie OPC-UA [OPC24] können diese Daten ausgelesen und datenbankbasiert zentral- oder in einer Cloud abgespeichert werden.

Über die reine Dokumentation von Prozess- und Qualitätsdaten hinaus gibt es Bestrebungen, diese zur Optimierung des Blasformprozesses zu nutzen [Det22]. Eine geeignete Datenauswertung in Verbindung mit Visualisierungswerkzeugen bietet die Möglichkeit, den Prozess und die im Blasformen sehr komplexen Zusammenhänge zwischen einzelnen Parametern und den Produkteigenschaften besser zu verstehen und Ansatzpunkte für Optimierungen zu finden. Mehrere Anbieter, wie das Fraunhofer SCAI [SCAI21], bieten Systeme zur frühzeitigen Fehlererkennung aufgrund von Anomalien an.

Die Firma BBM Maschinenbau und Vertriebs GmbH nutzt in Zusammenarbeit mit der IANUS Simulation GmbH KI zur Optimierung und Auslegung sog. Wendelverteiler für

ihre Extrusionsblasformmaschinen. Basierend auf einem digitalen Zwilling wird eine große Anzahl an Kopfwerkzeugvarianten erstellt und mit Hilfe einer KI eine optimale Fließkanalgeometrie im Wendelverteiler für unterschiedliche Materialzusammensetzungen, insbesondere beim Einsatz von Rezyklaten erzielt. [Ind16]. Im Gegensatz zum geplanten Vorhaben wird die KI dort im Entwicklungsprozess und nicht produktionsbegleitend eingesetzt.

Außerhalb der Blasformbranche ist u.a. das Excellenz-Cluster “Internet of Production” der RWTH Aachen zu nennen [Ikv24]. Der Schwerpunkt der Forschungsarbeiten liegt derzeit auf einer zentralen Datenerfassung sowie einer Kopplung der realen Sensordaten mit virtuellen Prozessmodellen. Als Teilprojekt laufen darüber hinaus Untersuchungen zum Thema “Selbstoptimierende Spritzgießmaschine”. Basierend auf Parameterstudien an virtuellen Modellen des Spritzgießprozesses wurden “iterativ lernende und modellbasierte Regelungsstrategien für den Werkzeuginnendruck” entwickelt [Ikv25]. Aufgrund grundlegender Verfahrensunterschiede lassen sich die Erkenntnisse aber nur ansatzweise auf das Extrusionsblasformen und somit das beschriebene Vorhaben übertragen.

Patentlage

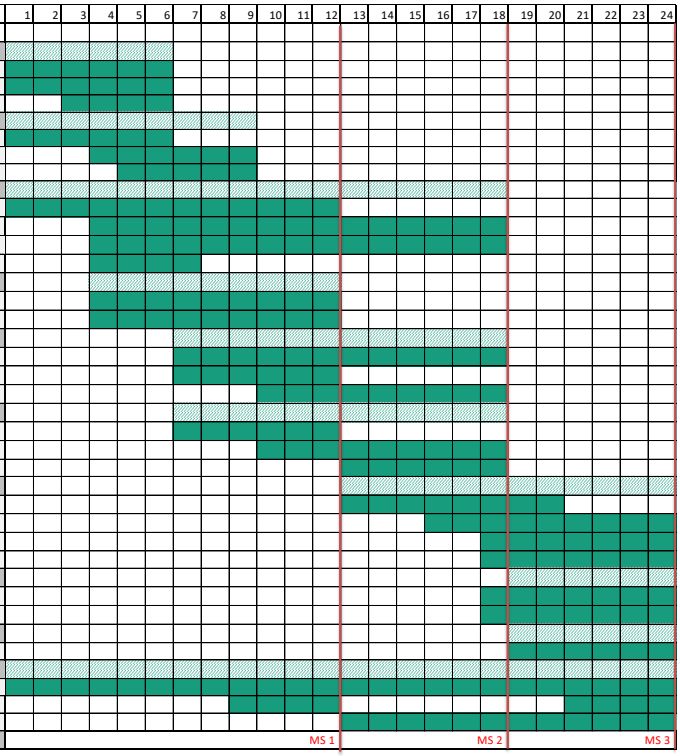
Bei den Methoden der künstlichen Intelligenz handelt es sich i.d.R. um mathematische Lösungen, die in Software realisiert sind, also um computerimplementierte Verfahren. Diese sind nur begrenzt dem Patentschutz zugänglich, da Computerprogramme an sich nicht patentfähig sind. [DPMA18].

Die Anbindung der entwickelten Steuerung an die jeweiligen Blasformmaschine und die vorhandene interne Software der Maschine erfolgt über offene Standardschnittstellen wie OPC-UA. Eine Veränderung des vorhandenen Steuerungscodes ist nicht erforderlich, lizenzrechtliche Beschränkungen sind nicht zu befürchten.

Es liegen also keine Schutzrechte oder Schutzrechtsanmeldungen vor, die einer späteren Ergebnisverwertung entgegenstehen.

II.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

		RIK	SI	RHS
	SmartBlow	PM Σ	PM Σ	PM Σ
1	**AP1 Anforderungsanalyse (RHS)**	**1**	**1**	**1**
1.1	Analyse der Blasformprozesses bzgl KI-Anwendungen	0,75	0	0,75
1.2	Bereitsstellung KI Know-How	0	1	0
1.3	Definition geeigneter Use Cases	0,25	0	0,25
2	**AP2 Ontologien (RHS)**	**4,75**	**1**	**3**
2.1	Konzeptentwicklung, Festlegung Ontologie-Sprache	1	1	1
2.2	Standardardisierte Beschreibung des Blasformprozesses	1,75	0	1
2.3	Erstellung der Ontologien	2	0	1
3	**AP3 Datenerfassung (NX)**	**5,5**	**6**	**4,5**
3.1	Maschinenvorbeitung; Installation Sensorik	1,5	2	1
3.2	Durchführung von Produktionsversuchen (Großbehälter)	3	0	0
3.3	D. v. Produktionsversuchen (Technische Teile, Kleinverpackungen)	0	0	2,75
3.4	Erstellung / Organisation Datenablage (u.a. SI Daten-Plattform)	1	4	0,75
4	**AP4 Datenanalyse M1 (NX)**	**1,5**	**6**	**1,5**
4.1	Visualiserung und Analyse der Daten	0,5	4	0,5
4.2	Bereinigung der Daten hinsichtlich AI-Anwendungen	1	2	1
5	**AP5 AI-Sensoren (NX)**	**2**	**3**	**3**
5.1	Definition und (Offline-)Ermittlung von Qualitätsparametern	1	0	1,5
5.2	Entwicklung/Konzeptionierung von AI-Sensoren	0,5	1	0,5
5.3	Modellerstellung und Training	0,5	2	1
6	**AP6 Digital Twin (NX)**	**3**	**4**	**3**
6.1	Entwicklung / Konzeptionierung des Digitalen Zwillings	1	1	1
6.2	Modellerstellung und Training	1	2	1
6.3	Bewertung und Anpassung des Modells (Digitaler Zwilling)	1	1	1
7	**AP7 Smart Control M2 (NX)**	**3,75**	**6,5**	**3**
7.1	Entwicklung / Konzeptionierung Smart Control	0,5	1	0,5
7.2	Modellerstellung und Training	0,5	2	1
7.3	Einbindung der Smart Control in reale Blasformmaschine	1	2,5	0,5
7.4	Durchführung von Versuchsreihen (Anwendung)	1,75	1	1
8	**AP8 Optimierung (Rikutec)**	**3,25**	**1**	**3**
8.1	Anwendung und iterative Anpassung der AI-Modelle	2,5	0,5	2
8.2	Entwicklung einer grafischen Ausgabe	0,75	0,5	1
9	**AP9 Validierung (Ricutec)**	**1,75**	**0,5**	**2**
9.1	Soll-/Ist-Vergleich: Bewertung der KI-Modelle	1,75	0,5	2
9	**AP 10 Projektmanagement**	**2**	**0**	**0**
10.1	Projektstundenerfassung & Kontrolle	1	0	0
10.2	Erstellung Zwischen/Abschlussberichte	0,5	0	0
10.3	Ergebnisverwertung und Öffentlichkeitsarbeit	0,5	0	0
	Gesamtanzahl PM	**28,5**	**29**	**24**



MS 1	Use Cases definiert und Daten vorhanden
MS 2	Erster Use Case in Erprobung
MS 3	Use Cases in allen Demonstratoren aktiv

Tabelle 1: Gant-Chart des Projektablaufs

Meilenstein	Ziel	**Kriterium**
M1	**Use Cases sind im Lastenheft definiert, und die benötigten Daten sind verfügbar.** Frage: Sind die gewünschten Problemstellungen als Use Cases im Lastenheft dokumentiert? Frage: Sind die benötigten Daten für eine Verarbeitung verfügbar?	Es sind mindestens 2 Use Cases definiert und bewertbar. Für alle definierten Use Cases werden alle notwendigen Daten erfasst
M2	**Erster Use Case in Erprobung** Frage: Ist ein erster Use Case bereits in Anwendung? Frage: Erfüllt der Use Case die Kriterien des Lastenhefts?	Erster Use Case ist umgesetzt und in Erprobung an der Blasformmaschine Der Use Case erfüllt die Kriterien des Lastenhefts zu 70%
M3	**Use Cases in allen Demonstratoren aktiv** Frage: Sind alle Use Cases aus dem Lastenheft erfüllt? Frage: Bis zu welchem Grad sind die Use Cases erfüllt?	Alle Use Cases sind umgesetzt und in Erprobung an den Blasformmaschinen Die Use Cases erfüllen die Kriterien des Lastenhefts zu 80%

Tabelle 2: Überblick über Meilensteine des Projekts

II.4 Erzielte Ergebnisse

AP 1 – Anforderungsanalyse

Ergebnisse Arbeitspaket 1 – Anforderungsanalyse

Ziel des Arbeitspakets 1 war die Identifikation und Priorisierung relevanter Anwendungsfälle (Use Cases) für den Einsatz von Methoden des maschinellen Lernens (ML) im Extrusionsblasformprozess. Der Fokus lag dabei auf industriell bedeutsamen Zielstellungen wie der Erhöhung des Durchsatzes, der Reduktion von Fehlteilen, der Minimierung des Energieverbrauchs sowie der Verbesserung der Prozessstabilität bei Material- oder Chargenwechseln. Das Arbeitspaket gliederte sich in die drei Unterarbeitspakete Analyse des Blasformprozesses (1.1), Bereitstellung von KI-Know-how (1.2) sowie Definition geeigneter Use Cases (1.3). Es leistete einen wesentlichen Beitrag zum Wissenstransfer zwischen den Projektpartnern und förderte zugleich eine intensive, gemeinsame Auseinandersetzung mit den technologischen und methodischen Grundlagen des Projektthemas.

Zu: Analyse des Blasformprozesses (1.1)

Die Analyse des Blasformprozesses erfolgte in enger Zusammenarbeit mit den Domain-Experten der Projektpartner RIK und RHS. In mehreren Workshops wurden die wesentlichen Prozessschritte, Maschinenkomponenten sowie relevante Prozessparameter und deren Abhängigkeiten detailliert erarbeitet. Dadurch konnte ein verbessertes gemeinsames Prozessverständnis aufgebaut werden, das die Grundlage für die spätere technische Umsetzung bildete.

Zentrale Fragestellungen waren unter anderem:

- Welche Parameter beeinflussen maßgeblich die Artikelqualität?
- Welche Korrelationen bestehen zwischen Maschinen-, Prozess- und Qualitätsparametern?
- Wie kann Qualität prozessbegleitend zuverlässig erfasst werden?

Im Ergebnis wurden konkrete Anwendungspotenziale für ML-Methoden abgeleitet, wie z. B.:

- Automatisierte Identifikation einflussreicher Prozessparameter mittels Korrelationsanalysen oder PCA
- Anomalieerkennung (z. B. durch Autoencoder)
- Toleranzüberwachung und Benachrichtigung bei Grenzwertabweichungen
- Handlungsempfehlungen oder automatisierte Eingriffe in die Steuerung (z. B. Extruderdrehzahlanpassung)

Der Analysefokus lag dabei auf dem Teilprozess der Schlauchbildung (Extruder, Speicher, Schlauchkopf, Düse), der als besonders geeignet für die Umsetzung datengetriebener Optimierung identifiziert wurde.

Zu: Bereitstellung von KI-Know-how (1.2)

Zur Bewertung und Umsetzung der identifizierten Use Cases wurde durch den Partner SI das notwendige KI-Grundlagenwissen bereitgestellt. Dies umfasste unter anderem Workshops zur Datenanalyse, zu Grundmethoden der künstlichen Intelligenz sowie zur Anwendung und Erweiterung der offenen Plattform open.DASH. Ein weiteres Ergebnis war die Entwicklung eines KI- und Datenanalyse-Widgets für das open.INC Dashboard sowie eine Masterarbeit zur nachhaltigen Datenverarbeitung und Analyse von Simulationsdaten zur Qualitätssicherung.

Zu: Definition geeigneter Use Cases (1.3)

Basierend auf der Analysephase wurden pro Anwendungsfeld mindestens ein priorisierter Use Case definiert:

RIKUTEC: Optimierung der Innenblase für IBC-Behälter, insbesondere zur Reduktion thermischer Entformungsfehler (Untersuchung zu Schwindung und Verzug (Qualitätsmerkmale) – Unterauftrag HBRS in AP5)

Hagen Stiftung: Optimierung der 1,5 l Vierkantflasche hinsichtlich TopLoad-Festigkeit, Innendruckbeständigkeit und Gewichtsreduktion

Ein weiterer zentraler Diskussionspunkt war die Frage, wer innerhalb der Unternehmen am besten geeignet ist, die Anforderungen der Use Cases aus Anwendersicht – also losgelöst von konkreten technischen Lösungsvorschlägen – zu definieren. Dabei stand weniger im Fokus, ob beispielsweise ein bestimmter Temperaturwert relevant ist, sondern vielmehr, welche Mitarbeitenden später konkret mit den entwickelten Lösungen interagieren werden und in welchem Maße diese Lösungen teil- oder vollautomatisiert ausgestaltet sein müssen.

Als wichtige Rollen im Anforderungsprozess wurden insbesondere folgende Gruppen identifiziert:

- Maschineneinrichter
- Maschinenbediener in der Serienproduktion
- Mitarbeitende der Prozessplanung
- Fachkräfte im Qualitätsmanagement
- Entwickler in der Produktentwicklung

Diese Perspektiven sind entscheidend, um praxisnahe, akzeptierte und wirksame ML-basierte Lösungen zu entwickeln.

AP 2 – Ontologien

Ziel des Arbeitspakets 2 war es, das bei den Projektpartnern RIK und RHS vorhandene Expertenwissen zum Extrusionsblasformprozess zu strukturieren und für den Einsatz in datengetriebenen Verfahren nutzbar zu machen. Das Wissen lag zunächst in sehr unterschiedlichen Formaten vor – darunter Maschinen- und Versuchsdaten, Simulationsergebnisse sowie langjähriges anwendungsbezogenes Erfahrungswissen.

Im Rahmen von AP2 wurde der Blasformprozess zunächst standardisiert beschrieben. Dabei stand insbesondere die Erfassung und systematische Darstellung von Einflussparametern auf den Prozess und die Produktqualität im Fokus. Durch diese strukturierte Aufarbeitung entstand eine für alle Projektbeteiligten verständliche Grundlage zur weiteren Nutzung in nachfolgenden Arbeitspaketen.

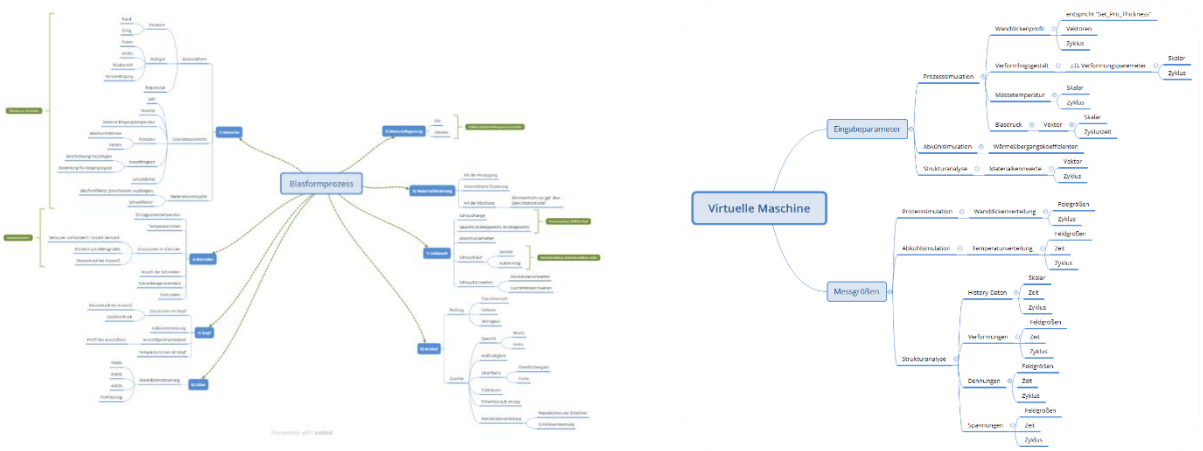


Abbildung 2: Formale Erfassung des Expertenwissens

Auf eine formal-semantische Wissensrepräsentation – z. B. in Form von Ontologien nach RDF oder OWL – wurde bewusst verzichtet. Eine solche formelle Beschreibung hätte im Hinblick auf die im Projekt entwickelten Werkzeuge keinen zusätzlichen Mehrwert erbracht. Stattdessen wurde Wert daraufgelegt, ein gemeinsames Prozessverständnis zwischen den IT- und Domain-Experten zu etablieren und die implizit vorhandene Praxiserfahrung in strukturierter Textform zu dokumentieren.

Die erarbeiteten Mindmaps und textbasierten Beschreibungen stellen jedoch eine belastbare Grundlage dar, auf die bei Bedarf in zukünftigen Projekten zurückgegriffen werden kann – etwa, um eine formelle Ontologie nachträglich zu erstellen. Besonders positiv hervorzuheben ist das Engagement der Domain-Experten, ihr Fachwissen offen zu teilen und in standardisierter Form zugänglich zu machen.

AP 3 – Datenerfassung

Im Rahmen des Arbeitspakets wurden die relevanten Prozess- und Maschinenparameter identifiziert und die Maschinen entsprechend vorbereitet und mit zusätzlicher Sensorik ausgestattet, um die benötigten Parameter an eine Datenplattform anbinden zu können. Nach erster Auswertung wurden die näher betrachteten Daten auf die Schritte Schmelzeaufbereitung, Schmelzespeicherung, Schlauchbildung und Extrusion beschränkt. Die gesammelten Messgrößen umfassen dabei u.a. Temperaturen (Extruder, Schlauchkopf etc.), Drücke, Status des Heizbands und die Steuerungsparameter der Wanddickensteuerung.

Die Datenerfassung selbst basiert auf der open.SUITE, die von SI bereitgestellt wurde. Diese umfasst die Anbindung der Maschinendaten, die über OPC-UA an das open.CONNECT Modul gesendet werden und dort über das MQTT-Protokoll an einen RabbitMQ-Broker gesendet werden. Per AMQP werden die Daten an die open.WARE

Middleware geschickt, wo die Persistierung in einer für Produktions- und Zeitserien optimierten Datenbank, sowie die Bereitstellung der Daten über verschiedenen Schnittstellen implementiert ist. Im Rahmen des Projekts wurde die Datenplattform um die Möglichkeit erweitert, neben den bisherigen rein zeitbasierten Datenformaten (→ kontinuierliche zeitbasierte Erfassungen von Sensordaten wie Temperaturen, Drücke etc.) produktbezogene Qualitätsparameter zu speichern. Hierzu gehören Netto- und Bruttomasse, über verschiedene Methoden ermittelt Wanddickenprofile (punktuell kapazitiv, 3D-Stereokorrelation und CT) [EvD25], aber auch relevante Messkurven aus nachträglich durchgeführten Produktstandardprüfungen (Top-Load, Innendruck) sowie statische Prozesslenkungsdaten in der Datenplattform erfasst und gesammelt werden. Darüber hinaus wurden im Rahmen einer Masterthesis [Oua24] Python-basierte Methoden entwickelt, die Ergebnisse virtueller Produktprüfungen, d.h. die Ergebnisse von FEM-Simulationen in die Datenplattform zu übertragen, mit den gleichen Methoden (AP 4) zu analysieren und mit den realen Daten zu vergleichen. Zukünftig soll dieser virtuelle Zwilling ergänzend genutzt werden, um die KI-basierte Analyse und Regelsysteme (AP 5 ff) zu trainieren.

AP 4 – Datenanalyse

Zentrales Element der Datenanalyse ist die Visualisierung und Bereitstellung der Daten über die grafische Benutzeroberfläche open.DASH. Diese ist direkt mit open.WARE verbunden und bietet die Möglichkeit alle erfassten Daten in individuellen Dashboards zu visualisieren. Zudem kann für jeden Mitarbeiter ein eigener Zugang angelegt werden und so der Zugriff und der Überblick über die Daten erleichtert werden. Dies ist die Grundlage für eine vereinfachte Überwachung und Fehlererkennung durch die Mitarbeiter, sowie eine Vorbereitung und Analyse der Daten für die KI-Auswertung in den folgenden AP.

Zusätzlich konnte durch die Schnittstellen der open.WARE detailliertere Analyseskripte auf die Daten zugreifen und so aufwendigere Datenanalysen, die über die Visualisierung und Analyse der Live-Daten hinausgehen, durchgeführt werden.

Dadurch ergab sich die Erkennung von Clustern in der Bruttomasse, sowie die Erkennung von Anstieg und Schwingung in der Nettomasse der Produkte.

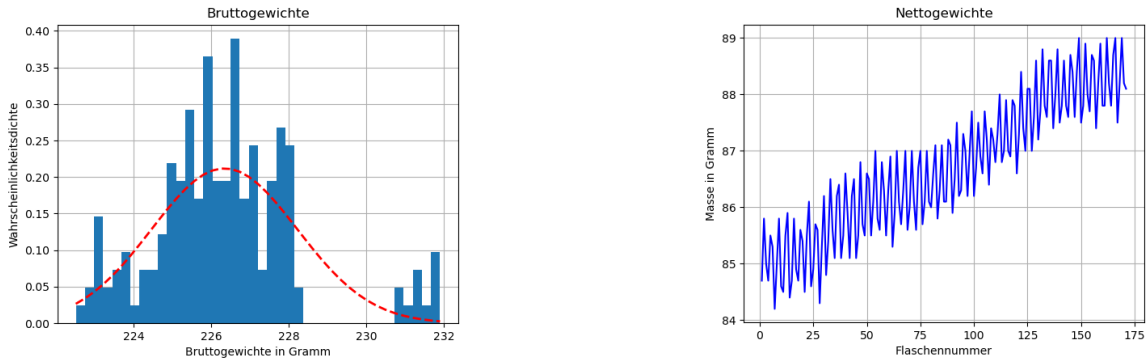


Abbildung 3: "Cluster" in Bruttogewicht (links) Schwingung und Anstieg im Nettogewicht über Flaschennummer (rechts) [Oua24]

Darauf basierend wurde die Korrelation der wichtigsten gesetzten (SET_) und realen (REAL_) Produktionsparameter über die Brutto- und Nettogewichte errechnet.

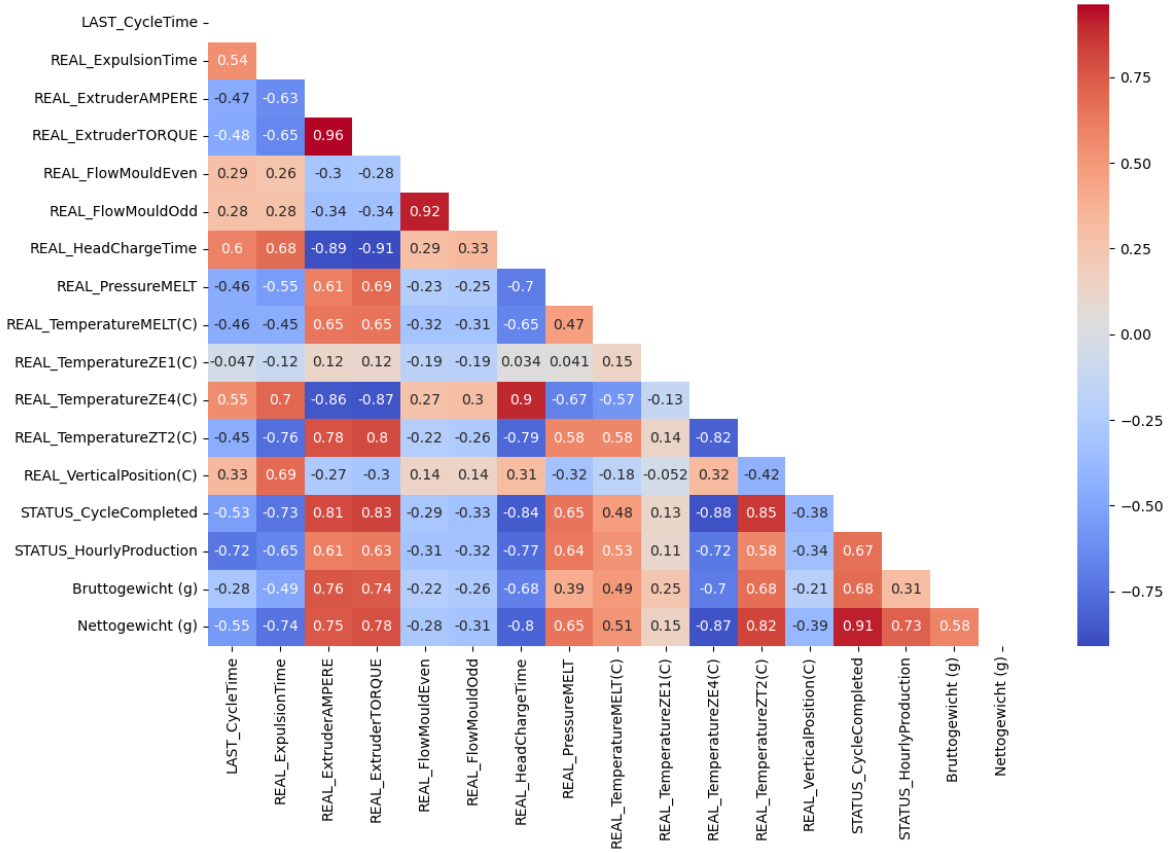


Abbildung 4: Korrelation Heatmap [Oua24]

Diese Analyse dient als Identifikation der relevanten Parameter als Ausganspunkt für die Entwicklung der AI-Sensoren in AP 5.

Zur kontinuierlichen Datenanalyse wurden zudem Funktionen für Regression, Principal Component Analysis (PCA) und Anomalie-Erkennung mittels neuronalem Autoencoder in das System integriert.

AP 5 - AI-Sensoren

Ziel dieses Arbeitspakets war die Entwicklung und Konzeptionierung intelligenter Sensorsysteme zur Erfassung qualitätsrelevanter Merkmale im Extrusionsblasformprozess. Im Mittelpunkt stand dabei die Definition zentraler Qualitätsparameter sowie die Entwicklung geeigneter Methoden zur (Offline-) Ermittlung dieser Merkmale. Darüber hinaus wurde ein Konzept für ein optisches Inline-Messsystem zur Erfassung des Vorformlings entwickelt. Dieses soll künftig eine kontinuierliche Überwachung und datenbasierte Bewertung der Produktqualität ermöglichen und bildet eine zentrale Grundlage für den Einsatz KI-basierter Auswertungs- und Regelmechanismen.

Entwicklung und Konzeptionierung von KI-Sensoren:

Entgegen der Annahme zu Beginn des Projekts, dass die Identifikation und Entwicklung der AI-Sensoren eine einmalige statische Aufgabe ist, ergab sich im Laufe der Datenanalyse und erster Prototypen, dass die Parameter, die für einzelne AI-Sensoren benötigt werden, stark von der zu analysierenden Fragestellung, dem Artikel und der Maschine abhängig sind.

Aus diesem Grund wurde im Rahmen von AP 5 ein Werkzeugkasten entwickelt, der es den Fachexperten ermöglicht über die Schnittstellen der open.WARE direkt auf die Daten zuzugreifen und für ihre jeweiligen individuellen Frage- und Problemstellungen AI-Sensoren zu definieren, trainieren und an die Datenplattform anzubinden.

Dabei basiert die Umgebung auf der Open-Source Low-Code/No-Code (LCNC) Umgebung Node-RED [Nod25]. Diese ermöglicht schnelle Umsetzung dank grafischer Programmierung, die Datentransformationen und Anbindungen können aber durch eine Vielzahl an möglicher Programm-Knoten (Nodes) beliebig komplex werden.

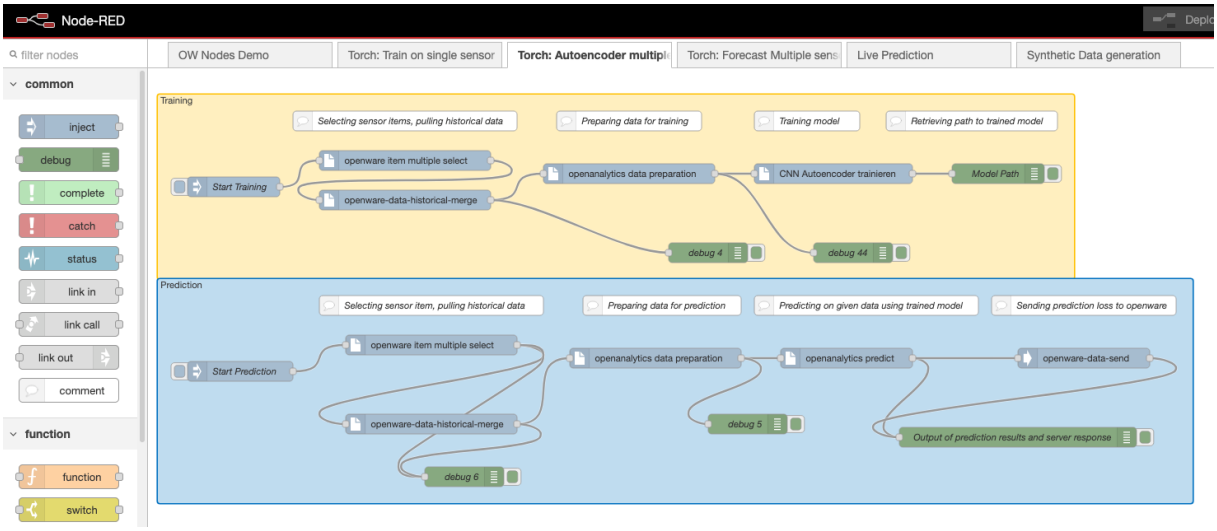


Abbildung 5: AI-Sensoren Werkzeugkasten (Node-RED)

Zur Anbindung an open.WARE wurden eigene Nodes entwickelt, die Live-Daten und historische Daten lesen und schreiben können. Zur Entwicklung der AI-Sensoren wurden Nodes zur Datentransformation und -vorbereitung, sowie zur Auswahl des KI-Modell-Typs implementiert.

Ein trainiertes Modell kann anschließend direkt als virtueller AI-Sensor ins System eingebunden werden und liefert die Ergebnisse der automatischen Analyse als neue Datenpunkte in die open.WARE Middleware. Auf diese Weise können die AI-Sensoren, wie alle Sensoren im open.DASH visualisiert, überwacht und analysiert werden.

Definition und (Offline-)Ermittlung von Qualitätsparametern:

Zur systematischen Erfassung und Bewertung qualitätsrelevanter Merkmale im Extrusionsblasformprozess wurden im Rahmen dieses Arbeitspakets zusätzlich zwei optische Messsysteme der Firma GOM – Aramis und TriTop – eingesetzt

Die Messungen erfolgten im Rahmen einer bei RIKUTEC durchgeführten Versuchsreihe, in der gezielt Prozessparameter wie Kühlzeit und Vorblasdruck variiert wurden. Ziel war es, den Einfluss dieser Parameteränderungen auf die Produktqualität zu untersuchen und mögliche Korrelationen zwischen Prozessführung und resultierenden Qualitätsmerkmalen aufzuzeigen.

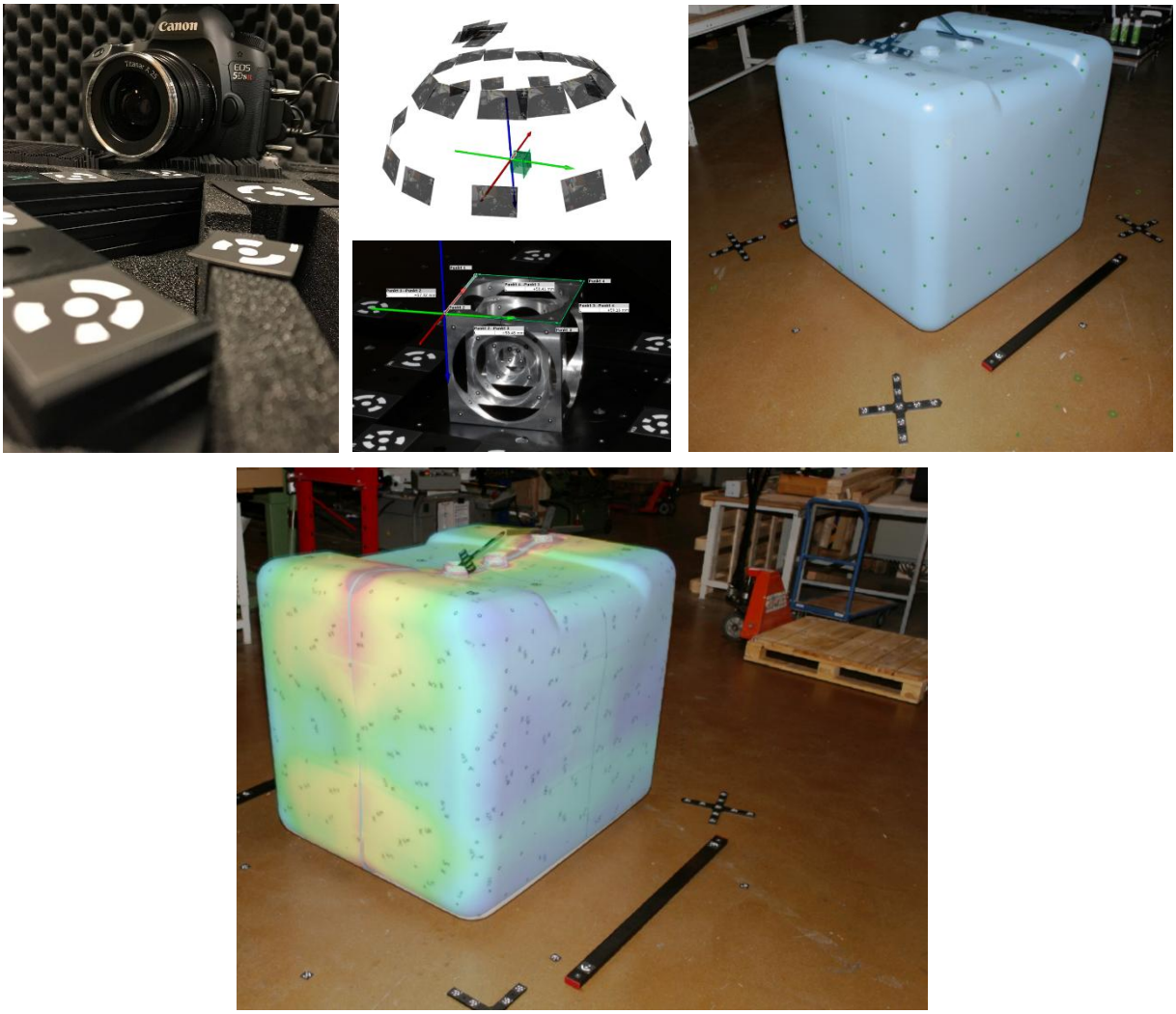


Abbildung 6: Qualitätsparameter: Offline-Erfassung der Wanddickenverteilung durch optische Messverfahren

	Kühlzeit [s]	Vorblasdruck [bar]
1. Versuchsreihe (Standardprozess)	150	0,8
2. Versuchsreihe (verkürzte Kühlzeit)	120	0,8
3. Versuchsreihe (verändertes Vorblasen)	150	0,6

Tabelle 3: Extrusionsversuche: Prozessparameter

Mithilfe der eingesetzten Messsysteme konnten zentrale Qualitätsparameter wie die Wanddickenverteilung, Schwindung und Verzug erfasst und ausgewertet werden. Die Ergebnisse zeigen, dass sich durch Variation des Vorblasdrucks Veränderungen in der Wanddickenverteilung ergeben. Ebenso konnten geometrische Veränderungen infolge längerer Lagerungszeiten bei erhöhten Temperaturen nachgewiesen werden. Die variierten Kühlzeiten führten darüber hinaus zu erkennbaren Unterschieden im Seitenverhältnis des IBC, während die Wandstärkenverteilung in diesem Zusammenhang weitgehend konstant blieb. Die innerhalb eines Versuchspunkts beobachtete Streuung der Messergebnisse verdeutlicht zudem, dass die Produktqualität nicht in allen Fällen konstant ist.

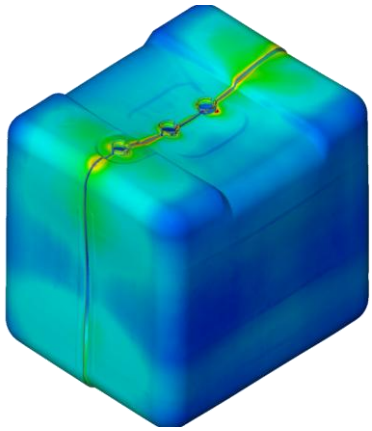


Abbildung 7: Gemessene Wanddickenverteilung

Zudem wurden auf Basis der Methoden aus [Mic22] und der gemessenen Wanddickenverteilungen im Anschluss numerische Simulationen zur Schwindung und zum Verzug der IBCs durchgeführt. Ziel war es, die real gemessenen Formänderungen mit den simulierten Verformungen zu vergleichen. Die Ergebnisse zeigten eine sehr gute Übereinstimmung zwischen Simulation und realen Messdaten, was die Aussagekraft der ermittelten Qualitätsparameter zusätzlich bestätigt. Damit steht nun eine Grundlage zur Verfügung, um Schwindung und Verzug in Abhängigkeit der Wanddickenverteilung und Entformungstemperatur vorhersagen zu können – ein wesentlicher Schritt hin zu einer modellbasierten Qualitätssicherung im Blasformprozess.

Experimentell: (Einzelmessung)

Simulation: Linear viskoelastisch (19 Prony), CTE isotrop

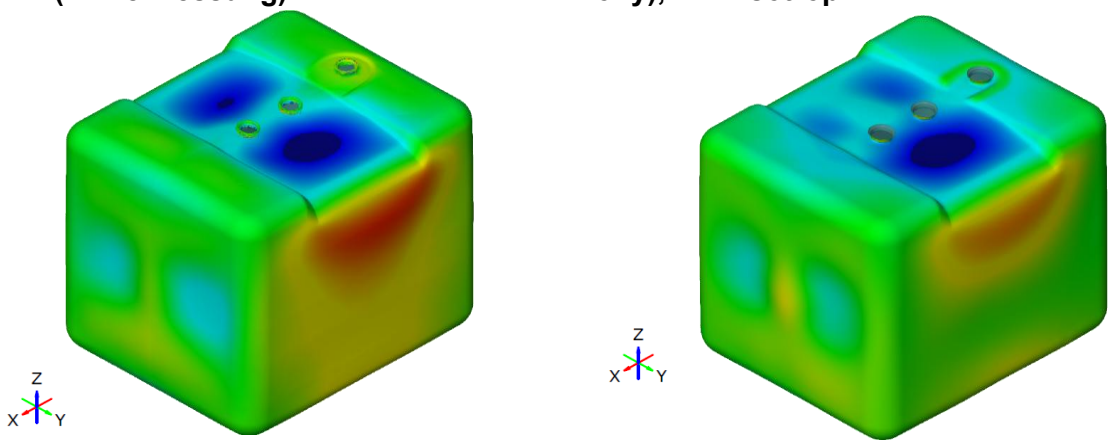


Abbildung 8: Vergleich von gemessener und simulierter Bauteilschwindung

Die Auswertung erfolgte in Zusammenarbeit mit der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg, die im Rahmen eines Unterauftrags die umfangreiche Analyse der Messergebnisse übernahm [EvD25]. Dabei zeigte sich, dass für die Vermessung der Außengeometrie und damit zur Erfassung von Formänderungen durch Schwindung und Verzug die Messungen mit TriTop als ausreichend einzustufen sind. Für die Ermittlung der Wanddickenverteilung hingegen ist weiterhin ein aufwändigerer Scan mittels Aramis oder Atos erforderlich, da TriTop diese Messgröße nicht erfassen kann. Für den weiteren Aufbau einer belastbaren Datenbasis sind weitere zusätzliche Versuchsdurchläufe in Planung.

Optisches inline Vorformlings-Messsystem:

Ein zentrales Teilziel dieses Arbeitspakets war die Entwicklung eines optischen Messsystems zur Inline-Erfassung des Vorformlings im Extrusionsblasformprozess. Dieses System soll eine frühzeitige und automatisierte Erkennung möglicher Abweichungen im Vorformling ermöglichen, um die Prozessstabilität und Produktqualität gezielt zu verbessern.

Ein Masterstudent beschäftigte sich im Rahmen seiner Abschlussarbeit intensiv mit dieser Aufgabenstellung. Im ersten Schritt wurde eine geeignete Kombination aus Hardware und Software evaluiert. Hierfür wurden verschiedene Sensortechnologien und Softwarelösungen getestet und miteinander verglichen – darunter eine 2D-Industriekamera mit OpenCV, die Bildverarbeitungssoftware ImageJ, Thermographiekameras mit FLIR-Software sowie Time-of-Flight-Kameras mit herstellereigener Software oder GOM Suite.

Als optimale Lösung für den konkreten Anwendungsfall erwies sich der Einsatz eines 2D-Kamerasystems in Kombination mit der Bildverarbeitungsbibliothek OpenCV. Dieses Setup überzeugte durch Zuverlässigkeit, Flexibilität und ein gutes Preis-Leistungs-Verhältnis.

Der entwickelte Workflow zur Inline-Erkennung des Vorformlings umfasst folgende Schritte:

1. Sensorerkennung des Vorformlings
2. Bildaufnahme mit definierter Auslöseverzögerung
3. Bildverarbeitung mittels OpenCV
4. Fehlererkennung durch Kantenerkennung und Auslenkungsanalyse
5. Speicherung der Ergebnisse als Log-Datei (optional inkl. Bilddatei)

Die Bildverarbeitung erfolgt über ein in Python implementiertes Programm, in dem relevante Parameter – wie Kameraeinstellungen, Auslöseoptionen, Kantenerkennungsalgorithmen und Speicherformate – individuell konfigurierbar sind. Die Software analysiert den Bildausschnitt, segmentiert diesen in definierte Zonen, erkennt Kanten (z. B. mittels Canny-Algorithmus) und berechnet geometrische Abweichungen anhand definierter Referenzpunkte. Eine Umrechnung der Pixelwerte in reale Maßeinheiten (z. B. Millimeter) ist ebenfalls möglich. Relevante produktabhängige Werte werden in einer Konfigurationsdatei (config.json) hinterlegt, um die Anwendung auf unterschiedliche Artikel zu erleichtern.

Abbildung 9: Optische Erfassung der Vorformlingsgeometrie (Angabe in Pixel)

Im Zuge der Entwicklung wurden auch alternative Sensorsysteme – etwa Ultraschallsensoren (HC-SR04) und Time-of-Flight-Sensoren (VL53L0X, VL53L1X) – getestet. Diese erwiesen sich jedoch unter den rauen Umgebungsbedingungen der

Produktion (Wärmestrahlung, Maschinenlärm, wechselnde Lichtverhältnisse) als unzuverlässig. Als mögliche Lösungsansätze werden der Einsatz von Laserlichtschranken sowie eine IoT-basierte Anbindung an das open.INC-System zur automatischen Erfassung des Startpunkts der Extrusion derzeit weiterverfolgt.

Aktueller Stand:

Das optische Inline-Messsystem wird derzeit im realen Produktionsumfeld getestet und kontinuierlich weiterentwickelt. Erste Messreihen bestätigen eine hohe Zuverlässigkeit im Zusammenspiel zwischen Hard- und Software, sodass mittelfristig eine robuste Integration in den Produktionsprozess angestrebt wird.

AP 6 – Digitale Zwillinge

Wie auch bei der Entwicklung der KI-Sensoren, hat sich bei der Entwicklung der digitalen Zwillinge gezeigt, dass eine Kombination mehrerer kleinerer, spezialisierter Modelle im tatsächlichen Betrieb deutlich effektiver ist als der Versuch, die gesamte Produktion mit allen Parametern in einem einzigen umfassenden Modell abzubilden.

Aus diesem Grund wurde der „Werkzeugkasten“ in Node-RED [Nod25] durch Nodes erweitern, die das Training und den Einsatz von neuronalen KI-Modellen vereinfachen, um die Erstellung und Nutzung digitaler Zwillinge für den Produktionsablauf in der Blasformextrusion durch eine Kombination aus spezialisierten Modellen zu ermöglichen. Durch die Bereitstellung in der Node-RED-Umgebung können die Modelle direkt mit den in AP 5 entwickelten Nodes kombiniert werden, und so in den bestehenden Datenprozess als virtuelle Sensoren integriert werden.

Zur Umsetzung von digitalen Zwillingen wurden zwei wichtige Aspekte identifiziert: Anomalie-Erkennung, in Form von modellbasierter Abbildung von optimalen Prozessabläufen, sowie Zukunfts-Vorhersage, um eine Simulation der nächsten Zeitpunkte in einem laufenden Produktionsprozess zu ermöglichen. Durch die Kombination bieten die digitalen Zwillinge eine virtuelle Repräsentation des realen Produktionsprozesses, die es ermöglicht, Prozessanomalien frühzeitig zu erkennen und zukünftige Entwicklungen vorherzusagen. Dies ist entscheidend, um proaktiv auf mögliche Störungen reagieren und die Effizienz der Produktion kontinuierlich verbessern zu können.

Zudem wurden zwei Modell-Typen identifiziert, die sich für beide Aspekte jeweils Vorteile bieten: Convolutional Neural Networks (CNNs) und Long Short-Term Memory (LSTM) [Hoc97]. CNNs sind bekannt für ihre Fähigkeit, Muster in Daten zu erkennen, indem sie lokale Merkmale innerhalb fester Fenstergrößen analysieren [Cho22]. Diese Eigenschaft macht sie besonders geeignet für die Modellierung von Zeitreihen, bei denen zeitliche Muster innerhalb konstanter Intervalle entscheidend sind. Ein weiterer Vorteil von CNNs ist ihre relative Leichtgewichtigkeit sowohl im Training als auch in der Ausführung. Dies ermöglicht eine effiziente Verarbeitung großer Datenmengen und eine schnelle Reaktion auf Änderungen im Produktionsprozess. LSTMs sind im Gegensatz zu CNNs darauf spezialisiert, langfristige Abhängigkeiten in Zeitreihen zu erkennen und zu modellieren. Diese Fähigkeit ist besonders wertvoll, wenn es darum

geht, ganze Prozessabläufe zu analysieren und Vorhersagen zu treffen, die auf einer längeren zeitlichen Entwicklung basieren. Obwohl LSTMs im Vergleich zu CNNs tendenziell aufwendiger im Training und in der Ausführung sind, bieten sie durch ihre komplexe Struktur die Möglichkeit, tiefere und umfassendere Einsichten in die Daten zu gewinnen.

Beide Modell-Typen wurden jeweils für Anomalie-Erkennung und Vorhersage auf Basis des Open-Source-Frameworks *pytorch* [Pyt25] implementiert und als Nodes im Node-RED-basierten „Werkzeugkasten“ bereitgestellt. Das stellt sicher, dass neue Modelle mit minimalem Aufwand hinzugefügt werden können, wodurch eine flexible Anpassung an die sich wandelnden Anforderungen der Produktion sichergestellt wird. Insgesamt ermöglicht dieser Ansatz eine dynamische und präzise Überwachung und digitale Abbildung der Blasformextrusion, die kontinuierlich optimiert werden kann.

AP 7 – Smart Control

Zur Verbindung des Werkzeugkastens mit den für Blasformextrusion typischen Anlagen wurde ein Edge Device in Form einer Basis Rexroth Control X Steuerung entwickelt. Dieser wurde prototypisch in Form eines Demo-Koffer (siehe Abbildung 10, Abbildung 11, Abbildung 12) konzipiert und entwickelt, eine schnelle und mobile Lösung zur Erfassung und Übertragung von Daten zu schaffen und gleichzeitig einen sicheren Transport der enthaltenen Komponenten zu gewährleisten. Die Spannungsversorgung des Demo-Koffers erfolgt über eine eingebaute Anschlussdose mittels eines herkömmlichen 230VAC Schuko-Steckers. Eine integrierte Sicherung schützt dabei die Zuleitung zum Netzteil, welches die Netzspannung von 230VAC in die für das System benötigten 24VDC umwandelt. Zum Schutz der internen und externen Komponenten sind nachgeschaltete elektronische 24VDC Sicherungen verbaut, die eine getrennte Überwachung der Versorgung ermöglichen. Dieser Aufbau bietet den entscheidenden Vorteil, dass bei einem externen Kurzschluss nicht die gesamte Steuerung ausfällt, sondern weiterhin Daten erfasst werden können. Für die Erfassung unterschiedlicher Sensortypen verfügt der Demo-Koffer über digitale Eingänge (1-4) für 24VDC Signale sowie analoge Eingänge (1-8) für 4-20mA Signale. Weiterhin ist ein Modem im Demo-Koffer enthalten, das einen Fernzugriff auf die Steuerung ermöglicht. Dieser Fernzugriff dient sowohl der Durchführung von Softwareupdates als auch dem Zugriff auf aktuelle Messwerte aus der Ferne. Als zentrale Steuerungseinheit ist die zuvor genannte Bosch Rexroth SPS verbaut, welche die eingehenden Daten entgegennimmt, verarbeitet und an übergeordnete Systeme weiterleiten kann.

Die zur Erfassung, Konsolidierung und Übertragung der Daten entwickelte Software besteht aus verschiedenen Komponenten, die in JavaScript implementiert wurden (s. Kapitel KI-Sensoren). Diese Software wird für die Integrationsplattform Node-RED bereitgestellt, wobei die entwickelten Knoten (Nodes) öffentlich zugänglich gemacht wurden. Die gesamte Datenkommunikation innerhalb des Systems basiert auf einem klar definierten Datenformat.

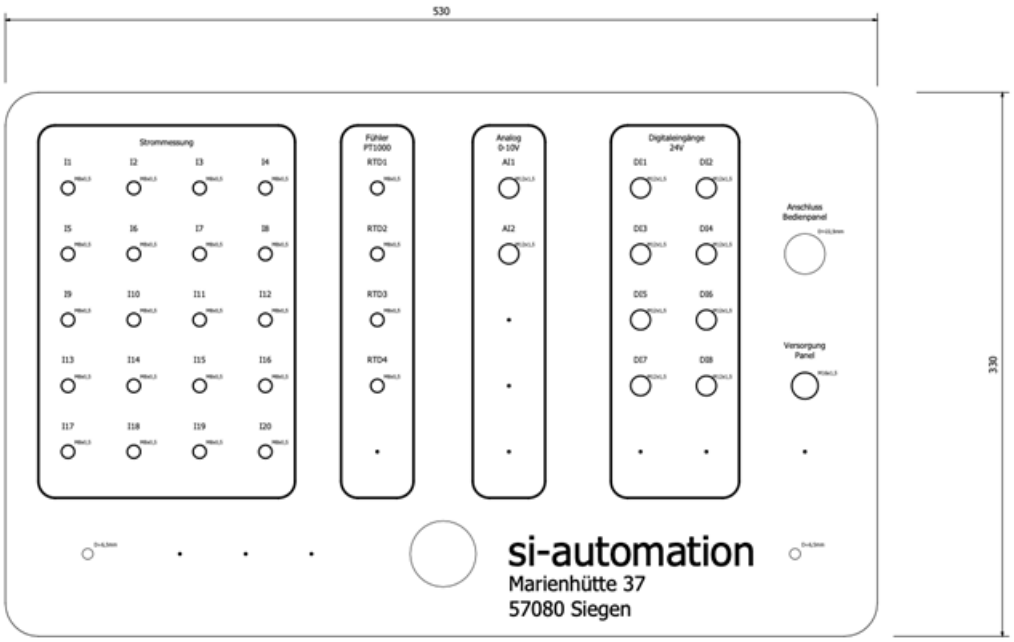


Abbildung 10: Entwurf Smart Control Prototyp

Abbildung 11: Umsetzung Smart Control Prototyp

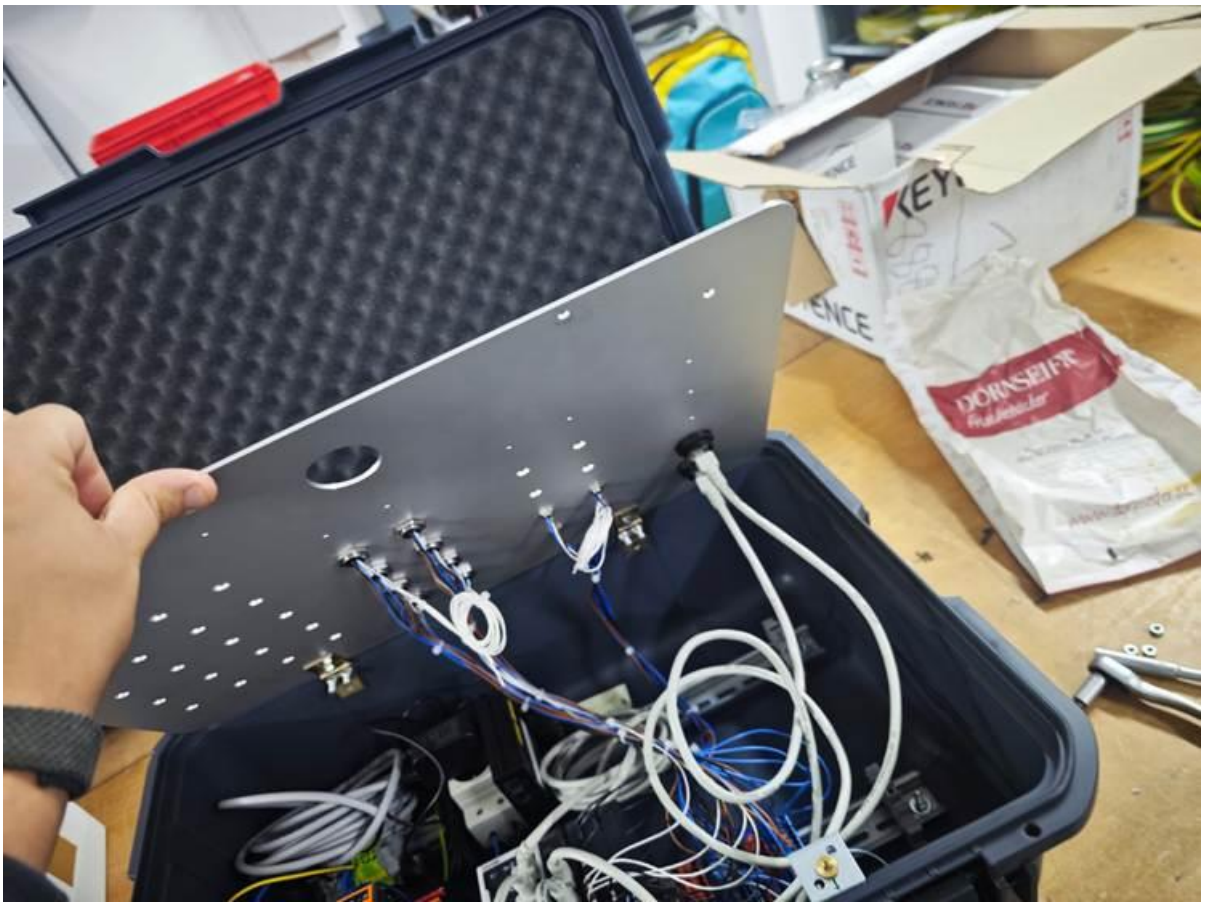


Abbildung 12: Aufbau Smart Control Prototyp

AP 8 & 9 – Optimierung und Validierung

Alle entwickelten Werkzeuge werden stetig weiterentwickelt. Die Nutzung von Node-RED ermöglicht eine kontinuierliche Weiterentwicklung und Updates der einzelnen Module.

Die Modellschablonen für die Abbildung der Produktion in den Digitalen Zwillingen wird zudem um weitere Modelltypen erweitert, sowie die Kombination verschiedener Modelltypen für robustere Modelle.

Ein Modelltyp, der zusätzlich eingebunden werden soll, ist das Kolmogorov-Arnold-Netzwerk (KAN). Dabei handelt es sich um eine sehr neue Weiterentwicklung neuronaler Netzwerke und eine Alternative zu den häufig verwendeten Multi-Layer-Perzeptoren (MLP). Bei KAN-Modellen werden nicht nur die Gewichte einer linearen Transformation trainiert, sondern direkt die nicht-linearen Funktionen an den Kanten des Netzwerks. Dadurch kann in den resultierenden Modellen mehr Komplexität mit weniger Rechenaufwand abgebildet werden. Zudem bietet die Analyse der Modell-internen Funktionen die Möglichkeit die nicht-linearen Zusammenhänge der einzelnen Datenpunkte zu analysieren. Auf dieses Weise wäre es möglich noch genauere

Analysen über die Prozessdaten zu erstellen und auch genauere Vorhersagen für die Steuervariablen zu treffen. Zudem ist es möglich die erlernten Zusammenhänge zu visualisieren und so die Ergebnisse der Modelle interpretierbar zu machen, was das Vertrauen in die Modelle durch Fachexperten erhöhen kann.

Im Rahmen von Arbeitspaket 9, lag der Fokus auf der praxisnahen Validierung der entwickelten Analyse- und Prognoseverfahren sowie dem Aufbau eines produktionsbegleitenden Monitoringsystems. Die Umsetzungsphase erstreckte sich von Monat 19 bis Monat 24 und baute auf den Ergebnissen vorangegangener Arbeitspakete auf.

Ein zentrales Ergebnis war die Entwicklung und Implementierung von Produktionsdashboards, mit denen eine übersichtliche und konfigurierbare Darstellung wichtiger Kennzahlen ermöglicht wird. Die Dashboards erlauben eine umfassende Zyklusüberwachung, OEE-Berechnung (Overall Equipment Effectiveness), sowie die Darstellung einfacher Kennzahlen zur Produktionsleistung und Maschinenverfügbarkeit. Ergänzt wird das System durch ein Anlagen- und Performancemonitoring, das auf der Erfassung und Auswertung realer Maschinendaten basiert.

Besonders hervorzuheben ist der Einsatz virtueller Sensorik (KI-Sensoren), die über das entwickelte System integriert und ausgewertet werden kann. Hierbei kam ein flexibler Werkzeugkasten zur Anwendung, mit dem anwendungsspezifische Messgrößen und Auswertelogiken dynamisch konfiguriert werden können – eine wichtige Grundlage für die Übertragbarkeit auf andere Prozesse oder Anlagentypen.

Insgesamt zeigt die Validierung unter realen Produktionsbedingungen, dass die entwickelten Konzepte praxisgerecht und belastbar sind. Die Anwendung aktueller Forschungsergebnisse im Bereich KI – beispielsweise Kolmogorov-Arnold-Netzwerke (KAN) – bietet zusätzlich ein vielversprechendes Potenzial für die zukünftige Weiterentwicklung intelligenter Steuerungs- und Überwachungssysteme in der Kunststoffverarbeitung.

Die Ergebnisse dieses Arbeitspakets unterstreichen damit die Relevanz und Umsetzbarkeit der entwickelten Ansätze und bilden einen soliden Ausgangspunkt für eine weiterführende industrielle Implementierung.

II.5 Darstellung des während des Vorhabens bekannt gewordenen Fortschritts auf diesem Gebiet bei anderen Stellen

Während der Laufzeit des Vorhabens wurden keine wesentlichen Fortschritte auf diesem Themengebiet bei anderen Stellen bekannt, die über den aktuellen Stand der Technik hinausgehen oder Einfluss auf die Zielsetzung des Projekts gehabt hätten.

II.6 Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere die Verwertbarkeit der Ergebnisse

RIKUTEC:

Die im Rahmen des Projekts erzielten Ergebnisse leisten einen wichtigen Beitrag zur Weiterentwicklung im Bereich der Digitalisierung innerhalb der Blasformtechnik. Insbesondere konnte durch die intensive Zusammenarbeit mit den Projektpartnern der aktuelle Wissensstand in Bezug auf Themen wie Digitalisierung, künstliche Intelligenz, wie auch den Blasformprozess als solchen deutlich erweitert werden. Das Wissen konnte im Bereich der Datenerfassung und -verarbeitung angewandt werden. Diese Ergebnisse sind in mehrfacher Hinsicht verwertbar.

Wirtschaftlicher Nutzen

Durch die entwickelten Prozess-/Maschinenüberwachung ergeben sich neue Möglichkeiten zur Prozessoptimierung, Produktverbesserung, Ausschussreduktion, sowie der Kostenreduzierung. Die während des Projekts gesammelten Daten und Ergebnisse, beispielhaft an der Maschine MD1, zeigen einen sehr positiven Einfluss auf die laufenden Produktionsprozesse in Hinblick auf eine frühzeitige Fehlererkennung. An der Ausweitung und weiteren Optimierung des im Projekt entwickelten Systems wird aktuell gearbeitet. Wir rechnen weiterhin mit einer erheblichen Kostenersparnis durch die Reduzierung von Ausfallzeiten und dem frühzeitigen Erkennen von mangelnder Produktqualität.

Wissenschaftlich-technischer Nutzen

Die gewonnenen Erkenntnisse erweitern den Stand der Technik und schaffen eine fundierte Basis für weiterführende Forschungsarbeiten. Geplant ist u. a. die Veröffentlichung zentraler Ergebnisse in einschlägigen Fachjournalen sowie die Präsentation auf wissenschaftlichen/technischen Konferenzen. Darüber hinaus sollen die entwickelten Methoden in zukünftige Forschungsvorhaben integriert und weiterentwickelt werden.

si-Automation:

Die im SmartBlow-Projekt entwickelte Lösung nutzt Node-RED als Low-Code-Umgebung, um virtuelle (KI-) Sensoren und Datenflüsse zu erstellen. Dieses "niederschwellige Werkzeug zur Datenanreicherung" ist direkt an die open.INC (Schwesterunternehmen der si-Automation) Datenplattform angebunden. Der entscheidende Vorteil ist, dass Fachkräfte im produzierenden Gewerbe (wie Maschineneinrichter, Bediener, Qualitätsmanager) komplexe Datenanalysen, Anomalieerkennung und sogar Vorhersagemodelle mit einer grafischen Oberfläche erstellen und konfigurieren können, ohne tiefgehende Programmierkenntnisse zu benötigen. Dies demokratisiert den Zugang zu KI-Funktionalitäten direkt am Prozess.

Wirtschaftlicher Nutzen

- **Kurzfristiges Potenzial:**

- Schnellere Kundenadoption: Die einfache Bedienbarkeit durch Fachkräfte ohne IT-Hintergrund senkt die Einstiegshürde und beschleunigt die Implementierung bei Kunden. Dies führt zu schnelleren Verkaufszyklen.
- Differenzierung vom Wettbewerb: Bietet ein einzigartiges Verkaufsargument gegenüber traditionellen, komplexeren BI- oder AI-Plattformen im Industrieumfeld.

- **Mittelfristiges Potenzial:**
  - Stärkere Kundenbindung (Vendor Lock-in): Kunden, die eigene Lösungen auf der Plattform erstellen, sind enger an das si-Automation /open.INC Ökosystem gebunden und generieren wiederkehrende Umsätze (Subscription-Modelle).
  - Umsatzsteigerung: Direkter Verkauf von Lizenzen für die Low-Code-Plattform als Erweiterung oder eigenständiges Produkt, das auf der bestehenden open.INC Datenplattform aufsetzt
  - Erweiterung der Anwendungsfälle: Kunden können die Plattform eigenständig für weitere Maschinen, Prozesse oder Standorte nutzen, was den Wert der si-Automation /open.INC Lösung für den Kunden steigert und Cross-Selling-Potenzial eröffnet.
  - Netzwerkeffekte/Community: Aufbau einer Anwender-Community, die Wissen und ggf. sogar Flow-Vorlagen teilt, was die Attraktivität der Plattform weiter erhöht.

- **Langfristiges Potenzial:**
    - Wertvolle Aggregierte Daten/Einblicke: Anonymisierte und aggregierte Daten über die Nutzung der Plattform und gängige Anwendungsfälle können wertvolle Markt- und Produktentwicklungs-Einblicke für si-Automation /open.INC liefern.
    - Basis für weiterführende Services: Die Plattform kann als Fundament für zusätzliche, höherwertige Services dienen, z. B. fortschrittliche KI-Modelle, Beratungsleistungen oder spezifische Industrielösungen, die si-Automation /open.INC anbieten kann.

Wissenschaftlich-technischer Nutzen:

Das Projekt erzielte signifikanten wirtschaftlich-technischen Nutzen. Technisch wurden Module zur Datenanalyse entwickelt, deren Aufbau und Methodik eine Anpassung auf weitere Kontexte im produzierenden Gewerbe ermöglichen. Dieser technische Vorteil schafft die wirtschaftliche Grundlage für eine breitere Anwendung und Skalierung der entwickelten Lösungen über den ursprünglichen Anwendungsfall hinaus. Gleichzeitig konnten durch die Projektarbeit offene Punkte bei zentralen Themen wie MLOps, der Gestaltung der Human-AI-Collaboration sowie der systematischen Integration von Nutzerexpertise in den Trainingsprozess identifiziert werden, die eine klare Basis für darauf aufbauende Produkte sowie für weitere Forschungs- und Entwicklungsvorhaben bilden.

Dr. Reinold Hagen Stiftung:

Aufgrund einer Neuausrichtung der Stiftungstätigkeit wird die Dr. Reinold Hagen Stiftung ab 2025 ihre eigene operative Tätigkeit einstellen und ausschließlich fördernd arbeiten. Projekte und Institutionen, aber auch einzelne Personen werden hierbei gezielt unterstützt. Insbesondere die Forschungstätigkeit im Themenumfeld Extrusionsblasformen wird schwerpunktmäßig in der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg durchgeführt [HBRS25], mit der Mai 2025 eine Fördervereinbarung unterzeichnet wurde. Die Anwendungsnähe wird durch enge Partnerschaften mit der lokalen Kunststoffindustrie gewährleistet.

Wissenschaftlich-technischer Nutzen

Im Rahmen des erfolgreich abgeschlossenen Projekts konnte das vorhandene Expertenwissen im Bereich Extrusionsblasformen – sowohl intern als auch bei den Projektpartnern – erstmals systematisch erfasst und strukturiert aufbereitet werden. Die Projektarbeiten führten zu einem deutlich vertieften Verständnis der komplexen Prozesszusammenhänge in diesem Fertigungsverfahren. Die gewonnenen Erkenntnisse und entwickelten Strukturen finden bereits Anwendung in der Lehre an der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg sowie in der Beratung der kunststoffverarbeitenden Industrie. Darüber hinaus bilden die im Projekt entwickelten Methoden und die geschaffene Infrastruktur eine solide Grundlage für zukünftige Forschungsvorhaben.

Wissenschaftliche und wirtschaftliche Folgeentwicklungen

In Zusammenarbeit mit der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg sowie industriellen Partnern sind derzeit mehrere Anschlussforschungsvorhaben in Vorbereitung, die direkt oder indirekt auf den Ergebnissen des Projekts aufbauen. Ein Schwerpunkt liegt auf der Weiterentwicklung KI-basierter bzw. KI-unterstützter Prozesssteuerungen. Parallel dazu verfolgt eine Forschungsgruppe an der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg das Ziel, einen digitalen Zwilling für das Blasformen zu realisieren. Zahlreiche Prozessschritte lassen sich bereits heute in simulationsgestützten Prozessketten abbilden. Umso bedeutender ist die enge Kopplung zwischen realem Prozess und virtuellem Abbild. Die im Projekt entwickelte Infrastruktur, eingesetzte Sensorik sowie die Messdatenerfassung auf der gemeinsamen Datenplattform bieten hierfür eine solide Grundlage.

Wirtschaftlicher Nutzen

Im Bereich technischer Blasformteile und kleiner Artikel konnten durch die Projektergebnisse bereits erste wirtschaftliche Potenziale realisiert werden. Die Prozessstabilität in der Kleinserienproduktion wurde erhöht, insbesondere bei Material- und Bauteilabmusterungen. Der Anfahrprozess konnte verkürzt und die Ausschussquote reduziert werden. Ziel war eine Reduktion der Ausschussquote um 5 % – dieses Ziel wurde durch die entwickelten Methoden unterstützt und als realistisch eingestuft.

II.7 Zusammenarbeit mit anderen Stellen außerhalb des Verbundprojektes

Im Verlauf des Projekts fand ein intensiver fachlicher Austausch mit der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg (HBRS) statt. Der Dialog ermöglichte eine vertiefte Diskussion der im Projekt gewonnenen Erkenntnisse sowie eine Weiterentwicklung der Inhalte im Bereich der optischen Messtechnik. Die erweiterten Erkenntnisse wurden bereits in internen Schulungen bei RIKUTEC weitergegeben und sollen künftig in die Lehre an der HBRS integriert werden. Damit trägt das Projekt auch zur nachhaltigen Wissensvermittlung und zur Qualifizierung künftiger Fachkräfte bei.

II.8 Veröffentlichungen, Vorträge Referate, etc.

Zur Verbreitung der Projektergebnisse wurden verschiedene Veröffentlichungs- und Präsentationsformate geplant und durchgeführt: Auf der VDI-Blasformtagung 2025 wurden Ergebnisse und technische Erkenntnisse aus dem Projekt in mehreren Fachvorträgen vorgestellt. Dabei war der Fokus auf den Messmethoden [EvD25, Üna25], sowie auf den Einsatz von KI und virtuellen Sensoren in der Blasformextrusion [Ste25]. Darüber hinaus ist eine wissenschaftliche Veröffentlichung eines Teilbereichs der Ergebnisse im renommierten Journal *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TIIS)* vorgesehen.

II.9 Literaturverzeichnis

[Bos25] https://www.boschbuildingsolutions.com/de/de/trends-und-themen/smart-buildings/kuenstliche-intelligenz-im-gebaeudemanagement/, Zugriff: 15.05.2025.

[Cho22] Choi, Taesung, Dongkun Lee, Yuchae Jung, and Ho-Jin Choi. "Multivariate Time-Series Anomaly Detection Using SeqVAE-CNN Hybrid Model." In *2022 International Conference on Information Networking (ICOIN)*, 250–53, 2022.

[Det22] https://www.detact.com/news/w-mueller-fuehrt-smart-factory-mit-kuenstlicher-intelligenz-software-ein/, Zugriff: 15.05.2025.

[DPMA18] DPMA: Künstliche Intelligenz und Schutzrechte. Die Zukunft und der künstliche Erfinder. Internetadresse: https://www.dpma.de/dpma/veroeffentlichungen/hintergrund/ki/kuenstlicheintelligenzukuenstlicheint/index.html, Zugriff: 15.05.2025

[EvD25] Evers-Dietze, B., Michels, P., Bruch, O.: Optische Messmethoden in der Prozesskette des Extrusionsblasformens, Vortrag auf der VDI-Fachtagung Blasformen 2025

[HBRS25] https://www.h-brs.de/de/tree/ag-strukturmechanik, Zugriff 26.05.2025

[Hoc97] Hochreiter, Sepp, and Jürgen Schmidhuber. "Long Short-Term Memory." *Neural Computation* 9, no. 8 (November 1997): 1735–80.

[Ikv25] https://ikv-aachen.de/forschung/leitthemen/#Digitalisierung, Zugriff:23.5.2025

[Ikv24] https://ikv-aachen.de/rp/exzellenzcluster-internet-of-production/, Zugriff:15.05.2025

[Ind16] https://www.ind-ai.net/newsarchiv/mit-kuenstlicher-intelligenz-und-digitalem-zwilling-ressourcen-sparen/, Zugriff: 15.05.2025

[Mic22] Michels, P., Bruch, O., Evers-Dietze, B., Grotenburg, D., Ramakers van Dorp, E., Altenbach, H: Shrinkage simulation of blow molded parts using viscoelastic material models, Materialwiss. Werkstofftech. 2022, 53, 449, doi 10.1002/mawe.202100350

[Nod25] https://nodered.org/, Zugriff: 15.05.2025

[Oua24] Ouali, Abdessamad, Effiziente Datenverarbeitung: Nachhaltige Speicherung, Visualisierung und statistische Analyse von Simulationsdaten zur automatisierten Qualitätssicherung, Thesis Hochschule Bonn-Rhein-Sieg, Fachbereich EMT, 01.02.2024

[OPC24] https://opcfoundation.org/about/opc-technologies/opc-ua/, Zugriff: 15.05.2025

[Pyt25] https://pytorch.org/, Zugriff: 15.05.2025

[Rec25] https://recogizer.com/, Zugriff: 15.05.2025.

[SCAI21] https://www.scai.fraunhofer.de/de/geschaeftsfelder/numerische-datenbasierte-vorhersage/projekte/madesi.html, Zugriff: 15.05.2025

[Ste25] Stein, M., Rilling, L.: KI-Einsatz in der Blasformextrusion, Vortrag auf der VDI-Fachtagung Blasformen 2025

[Trü18] Trübner A.: Digitale Integration mittels Intelligate. SKZ Fachtagung Blasformen, 2018.

[Üna25] Ünaler, T., Grotenburg, D.: Alternative Nachkühlmethoden am Beispiel des Spritzwasserkühlverfahrens, Vortrag auf der Fachtagung Blasformen 2025

[Win17] Winter, A, Industrie 4.0 … mehr als ein Hype! Herausforderungen an Kunden und Anbieter, Vortrag auf der Fachtagung VDI Blasformen 2017).