

Schlussbericht

»hyPro«

Integration hybrider Intelligenz in die Prozesssteuerung von Produktionsanlagen der Glasumformung

Autoren

A. Vazhynskyi¹, S. Biniaminov², V. Haas², J. Stanke³, R. Töne⁴

Berichtszeitraum 01.11.2022 bis 30.10.2024

Laufzeit des Vorhabens 01.11.2022 bis 30.10.2024

Zuwendungsempfänger	Förderkennzeichen (FKZ)
<i>Koordination</i> ¹ Vitrum Technologies GmbH	01IS22053A
² HS Analysis GmbH	01IS22053B
³ dataMatters GmbH (ehemals Senseering GmbH)	01IS22053C
⁴ Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie IPT	01IS22053D

Das diesem Bericht zugrunde liegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 01IS22053A gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei der Autorin/beim Autor.

Danksagung

Das Konsortium bedankt sich beim Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) für die Förderung im Rahmen des Projekts »hyPro«, sowie beim DLR Projektträger für die administrative Unterstützung



I Inhaltsverzeichnis

I	Inhaltsverzeichnis	i
1	Einleitung	3
1.1	Methodik	3
1.2	Modellübersicht	4
2	Prozessmodellierung der Glasumformung	6
2.1	Prozesskette der Dünnglasumformung	6
2.2	Entwicklung eines Modells des Prozesses	9
2.2.1	Stell-, Ziel- und Störgrößen	9
2.2.2	Empirisches Modell	11
2.3	Modellvalidierung	14
2.4	Übersicht der Herausforderungen und mögliche Lösungen	17
3	Experimenteller Versuchsaufbau	19
3.1	Setup der Versuchsreihe	19
3.2	Versuchsplanung	21
3.3	Auswertung / Datenexport	22
4	Simulationsmodell	25
4.1	Simulationsumgebung Abaqus	25
4.2	Thermo-mechanisches Modell	25
4.3	Ergebnis und Datenexport	27
5	Datengetriebene Modellierung	29
5.1	Definition der Modellparameter	29
5.2	Auswahl des Modelltyps	32
5.3	Ergebnisse der Modellentwicklung	32
5.4	Implementierung des hybriden Modells	33
5.5	Auswahl und Implementierung der Schnittstellen	33
6	Hardware-Implementierung	36
6.1	Auswahl von Schnittstellen und Protokollen für Datenaustausch	36
6.1.1	Hauptbestandteile der Architektur	36
6.1.2	Innovative Ansätze	37
6.1.3	Nutzen für das Vorhaben	37

6.1.4	Requirements Engineering	38
6.1.5	Herausforderungen und deren Lösungen	39
6.1.6	Tech-Stack Entscheidungen.....	40
6.1.7	Beschreibung der App und ihrer Features	41
6.2	Entwicklung der Glasumformmaschine	44
7	Zusammenfassung	48
8	Vergleich mit den ursprünglichen Zielen	49
9	Die wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises.....	52
10	Notwendigkeit und Angemessenheit des Projekts	53
11	Fortschreibung des Verwertungsplans.....	54
11.1	Vitrum Technologies GmbH	54
11.2	HS Analysis GmbH	55
11.3	dataMatters GmbH.....	56
11.3.1	Beschreibung einer möglichen skalierbaren Datenpipeline.....	56
11.3.2	Verwertungsmöglichkeiten und Zeitrahmen.....	57
11.4	Fraunhofer IPT	59
12	Während der Durchführung des Projekts bekannt gewordenen Fortschritt von Dritten	61
13	Veröffentlichungen	62
14	Anhang.....	63

1 Einleitung

Das Projekt verfolgt das Ziel, die Prozesse bzw. die Prozessauslegung der Heißformgebung von Glas mit Hilfe eines hybriden Modells effizienter zu gestalten. In Anbetracht der wachsenden Anforderungen an präzise optische Komponenten und Abdeckgläser in Märkten wie der Automobilindustrie, der Unterhaltungselektronik oder im Halbleiterbereich sind effiziente Prozesse essenziell. Das Modell kombiniert datengetriebene Modellierung (Black-Box-Modell) mit erklärbaren Modellen (White-Box-Modell), um relevante Einflussparameter wie temperatur- und kraftabhängige Größen besser zu interpretieren. Der Black-Box-Anteil des Modells wird mittels Sensordaten trainiert wohingegen der White-Box-Anteil mit Expertenwissen, Finite-Element-Methode-(FEM)-Simulationsmodellen oder analytischen Modellen gebildet wird. Das hybride Modell soll anschließend in die Steuerung einer Glasumformmaschine implementiert werden.

1.1 Methodik

Im Kontext der Methodikfindung ist es von Bedeutung, die Anforderungen an die Entwicklung eines hybriden Modells sowie eines dazugehörigen Softwaretools zu definieren. Der Ansatz integriert die Ergebnisse von FEM-Simulationen mit den Erkenntnissen von Machine Learning (ML)-Modellen. Die Grundlage für die Modellentwicklung bilden umfassende Daten, die durch eine am Fraunhofer IPT aufgebaute Datenbank bereitgestellt werden. Diese IPT-Datenbank umfasst etwa 20 Millionen Datensätze, die aus rund 10.000 nicht-isothermen Umformversuchen stammen, die sowohl aus öffentlichen Forschungsprojekten wie EFFEKT (BMWK-Förderkennzeichen 03ET1360A) und EFFICIENTlight (BMBF-FKZ: 13N14965) als auch aus Industriekooperationen resultieren.

Die definierten Ziele der Modellentwicklung des hybriden Modells sind:

- **Anforderungen:** Identifikation wesentlicher Anforderungen für die Entwicklung des Modellierungsansatzes
- **Modellentwicklung:** Kombination der Ergebnisse aus FEM-Simulationsmodellen mit den Erkenntnissen der ML-Modelle, inkl. Validierung

Die Etablierung einer Modellierungsstrategie für Glasumformmaschinen stellt einen signifikanten Fortschritt dar, indem traditionelles Prozesswissen mit innovativen Methoden des maschinellen Lernens kombiniert wird. Um die Effektivität dieser Methode zu gewährleisten, müssen spezifische Anforderungen identifiziert und erfüllt werden.

Anforderungen

Zunächst ist die **Implementierung von Datenerfassungssystemen** erforderlich, die Echtzeit-Prozessparameter wie Temperatur, Druck und Materialeigenschaften erfassen. Die Qualität und Quantität dieser Daten sind relevant für die Entwicklung robuster ML-Modelle.

Die Bereitstellung einer gemeinsamen **Datenaustauschnittstelle** von entscheidender Bedeutung, um die verschiedenen Technologien erfolgreich zu integrieren. Simulationsergebnisse wie Temperaturverläufe oder Umformverhalten können zum Training und Validierung von ML-Modellen herangezogen werden. Diese Methodik verbessert das Verständnis des Prozesses und steigert die Vorhersagegenauigkeit.

Zudem ist eine **leistungsfähige Recheninfrastruktur** erforderlich, um die intensiven Berechnungen, die mit der Modellierung verbunden sind, zu bewältigen.

Modellentwicklung

Die **Kombination von Simulationsmodellen und ML-Ansätzen** ist der entscheidende Schritt für die Entwicklung des hybriden Modells in der Glasumformung. Diese Kombination zielt darauf ab, die Genauigkeit physikbasierter Simulationen mit der Anpassungsfähigkeit und Vorhersagekraft von ML-Methoden zu verbinden. FEM-Simulationen ermöglichen ein tiefes Verständnis des Glasumformprozesses, während ML-Modelle Muster und Korrelationen in großen Datensätzen erkennen, was zu schnellen Vorhersagen führt.

Fachwissen von Glasumformexperten in den Modellierungsrahmen (als White-Box-Modell) zu integrieren ist unerlässlich. Experten aus den Bereichen Prozessautomatisierung, maschinelles Lernen, Materialwissenschaften und Maschinenbau müssen gemeinsam arbeiten, um sicherzustellen, dass das hybride Modell sowohl technisch einwandfrei als auch praktikabel ist. Dies umfasst ein tiefes Prozessverständnis in den Bereichen Thermodynamik und Materialwissenschaften.

Eine **Validierungsstrategie** wird entwickelt, um die Genauigkeit, Zuverlässigkeit und Anwendbarkeit des Modellierungsansatzes in der Glasumformung sicherzustellen. Die vorgestellte Strategie bietet einen systematischen Rahmen zur Evaluierung und Validierung der Leistungsfähigkeit von FEM-Simulationen und ML-Modellen sowie deren integrierter Ergebnisse in praktischen Anwendungen.

1.2 Modellübersicht

Die angesprochene Integration numerischer Simulationsmodelle in Kombination mit ML wurde zu Beginn des Projektes als die Möglichkeit gesehen, hybride Modellierung in der Glasumformung weiterzuentwickeln. Hybride Modelle des ML haben das Potenzial gute Performance in Ihrer Vorhersage zu erreichen, da sie auf Basis von Daten lernen und zusätzlich vorhandenes Wissen, in diesem Fall in Form von Simulationen, einbeziehen. Die Kombination von parametrischen und nicht-parametrischen Modellen vereint deren Stärke. Parametrische Modelle halten sich an vordefinierte Strukturen auf der Grundlage von Vorwissen, wie mechanistische oder phänomenologische Modelle (z. B. ein rheologisches Modell, eine Simulation oder Expertenwissen). Im Gegensatz dazu wird die Struktur nichtparametrischer Modelle - wie z.B. neuronaler Netze - aus Daten abgeleitet. Die Hybridisierung erhöht die Aussagekraft von Modellen, indem sie sowohl physikalische Erkenntnisse als auch ein tieferes Verständnis der zugrundeliegenden Prozesse nutzt. Außerdem wird die Interpretierbarkeit erhöht und die Abhängigkeit von umfangreichen Datensätzen verringert.

Hybride Modelle können durch verschiedene Kombinationen parametrischer und nichtparametrischer Teilmodelle gestaltet werden und bieten so Flexibilität in Struktur und Anordnung. Diese Strukturen sind grundsätzlich parallel oder seriell, aus denen weitere Kombinationen erstellt werden können. Serielle Strukturen sind von Vorteil, wenn bestimmte Aspekte des mechanistischen Modells unbekannt sind und das nichtparametrische Modell diese fehlenden Informationen ergänzt. Parallele Strukturen werden verwendet, um Fehlprognosen eines Modelltyps zu korrigieren. Die Wahl der optimalen Struktur – serielle, parallele, oder Mischstrukturen - hängt stark von dem Anwendungsfall, den verfügbaren Kenntnissen und der Qualität der von den einzelnen Teilmodellen gewonnenen Informationen ab.

Für den speziellen Fall, in dem parametrische Modelle in Form von Simulationen vorliegen, werden serielle Verschaltungen der Modelle als simulationsgestütztem ML und ML gestützter Simulation bezeichnet. Simulationsgestütztes ML verbessert die Modelle des ML durch die Erstellung zusätzlicher Trainingsdaten in einer kontrollierten Umgebung. Die durch ML unterstützte Simulation verbessert den Simulationsprozess, indem sie ML-Techniken einsetzt, um Surrogatmodelle zu erstellen, Parameter zu optimieren, numerische Methoden zu beschleunigen und Muster in Simulationsergebnissen zu erkennen. Für parallele oder kombinierte Verschaltungen von einer Hybriden Methodik gesprochen, siehe Abbildung 1.1.

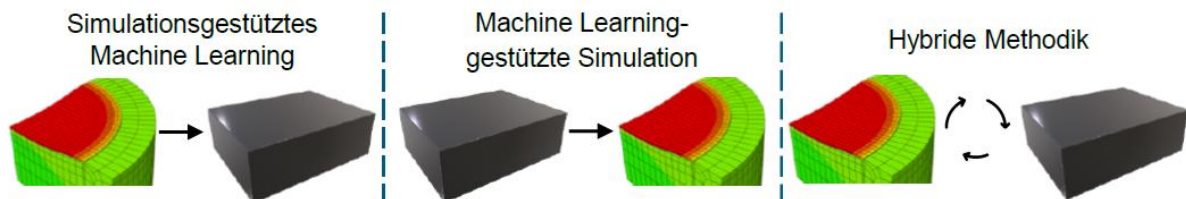


Abbildung 1.1: Modellübersicht

2 Prozessmodellierung der Glasumformung

2.1 Prozesskette der Dünnglasumformung

Prozesskette

Der Glasumformprozess ist ein Verfahren, mit dem Glasrohlinge in komplexe Geometrien umgeformt werden. Der Prozess ist in mehrere Schritte unterteilt, von denen jede für die Qualität und Genauigkeit der Endgeometrie von Bedeutung ist. Die Übersicht der Prozesskette ist in Abbildung 2.1 dargestellt.

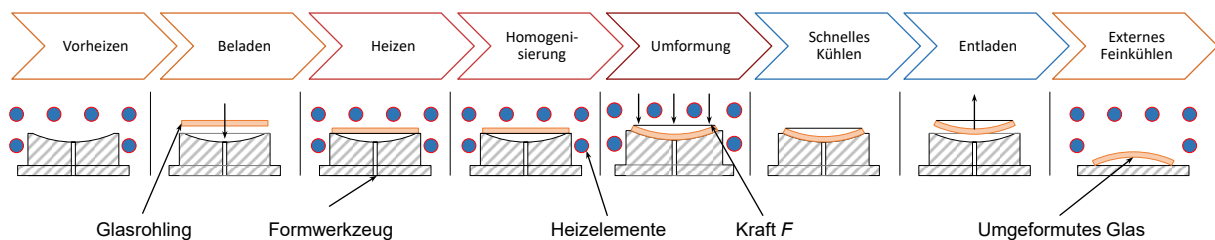


Abbildung 2.1: Prozesskette Dünnglasumformung

Der Prozess startet mit dem Vorwärmen des Glasrohlings auf eine definierte Temperatur (siehe Abbildung 2.2). Eine gleichmäßige Erwärmung ist entscheidend, um thermische Spannungen zu minimieren. Anschließend wird das Glas auf das Formwerkzeug beladen. Die Oberfläche des Werkzeugs ist so gestaltet, dass die finale Geometrie des Endprodukts repliziert werden kann.

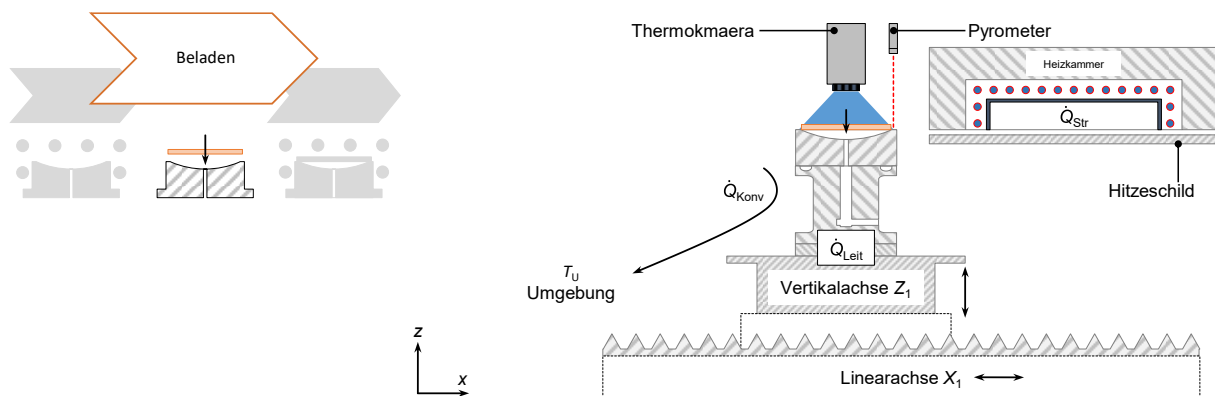


Abbildung 2.2: Beladen

Nach dem Beladen des Glases folgt der Heizschritt (siehe Abbildung 2.3), bei dem Formwerkzeug und Glas zeitgleich erwärmt werden. Danach folgt ein Homogenisierungsschritt (siehe Abbildung 2.3), während dieses Prozessschritts wird eine gleichmäßige Temperaturverteilung über den Glasrohling und Werkzeugsystem angestrebt. Während der Homogenisierung wird die Temperatur konstant gehalten. Dieser Schritt eliminiert Temperaturgradienten, die zu ungleichmäßiger Formgebung oder Spannung im Endprodukt führen könnten.

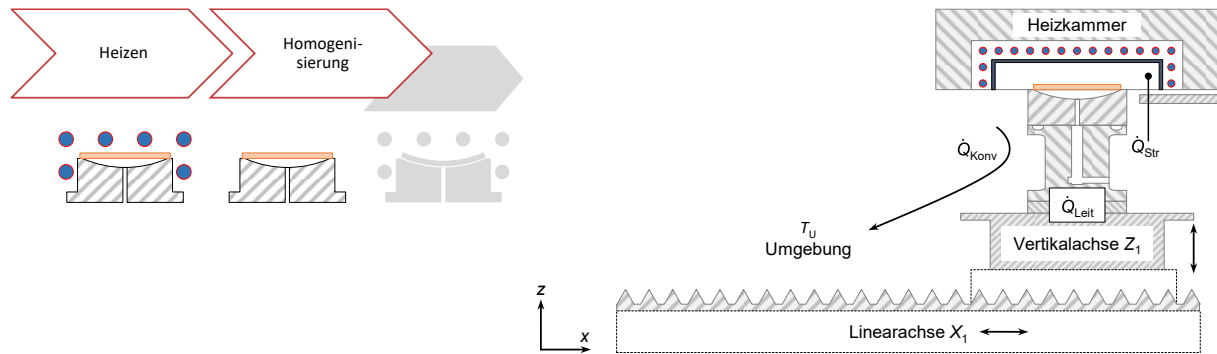


Abbildung 2.3: Heizen und Homogenisierung

Es folgt der Prozessschritt Umformen (siehe Abbildung 2.4), bei dem ein Unterdruck angelegt wird, sodass eine Kraft auf das niedrig viskose Glas ausgeübt wird, die eine schnelle und hochpräzise Umformung befähigt. Dieser Schritt ist von hoher Bedeutung, da er einen Einfluss auf die finale Geometrie hat und Oberflächeneigenschaften des Glases definiert. Die ausgeübte Kraft muss kontrolliert werden, um Glasbruch zu vermeiden.

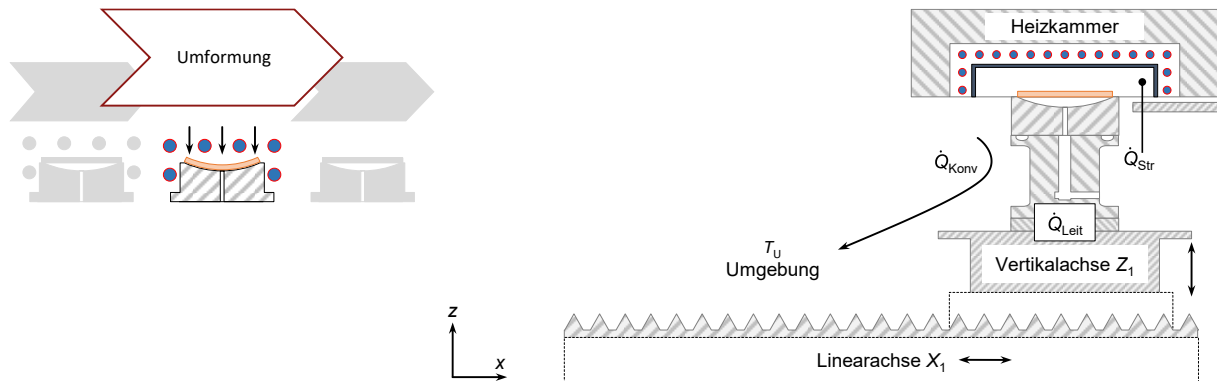


Abbildung 2.4: Umformung

Sobald die Umformung abgeschlossen ist, wird das Glas schnell abgekühlt (siehe Abbildung 2.5). In diesem Prozessschritt erstarrt das Glas. Durch die Reduzierung der Belegungszeit des Formwerkzeugs ist die Abbildung eines industrienahen Prozesses möglich.

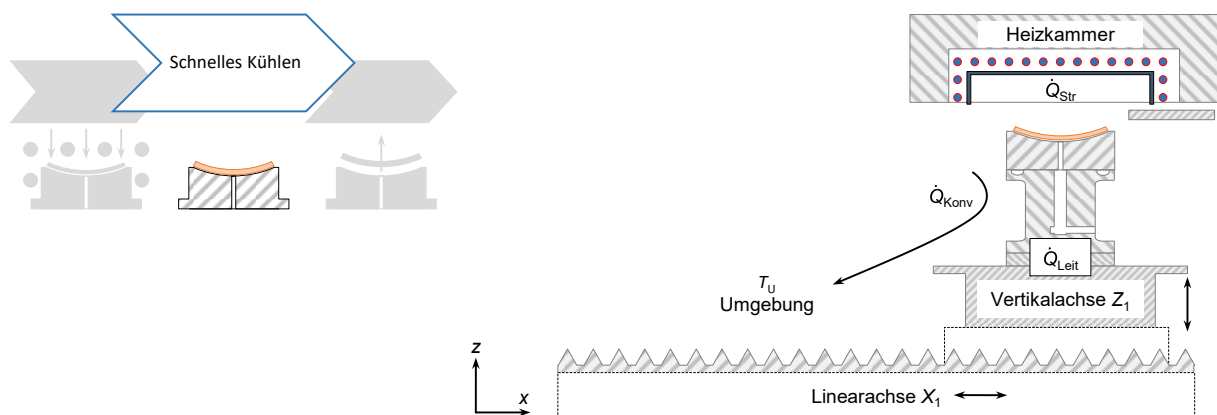


Abbildung 2.5: Schnelles Kühlen

Das umgeformte Glas wird anschließend aus dem Werkzeug entnommen (siehe Abbildung 2.6). Das korrekte Handling während dieses Schritts ist wichtig, um Schäden am Glasbauteil zu vermeiden.

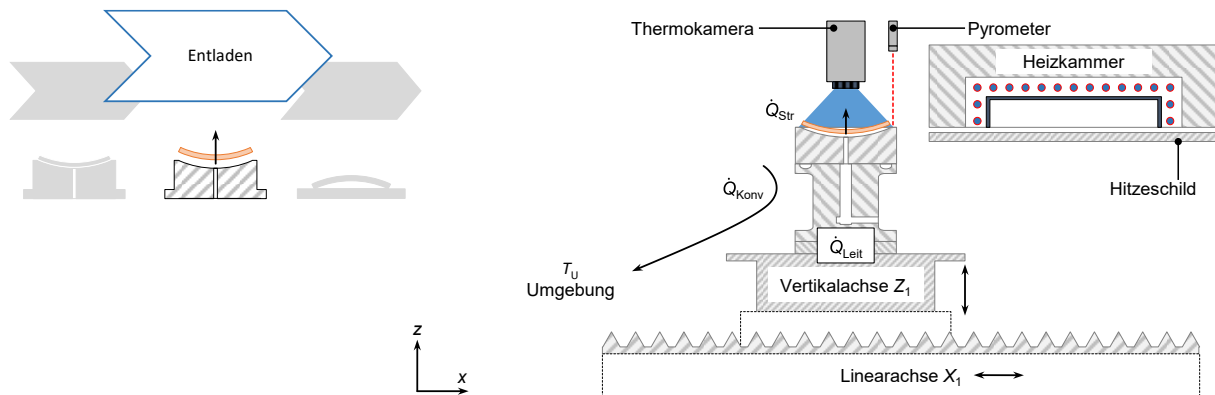


Abbildung 2.6: Entladen

Das Glas wird als finalen Prozessschritt einer externen Kühlung (Annealing) unterzogen, einem kontrollierten Prozess, der Restspannungen abbaut, die insbesondere durch das schnelle Kühlen eingebracht werden.

Prozesseffizienz

Die Beziehung (vgl. Abbildung 2.7) zwischen Umformzeit und -temperatur unterstreicht die Bedeutung der Vermeidung der kritischen Temperatur T_{cr} , um Glasadhäsion während eines reinen Schwerkraftsenkprozesses zu verhindern. Dabei gilt zu beachten, dass die kritische Temperatur von der Viskositätskurve der genutzten Glassorte abhängt. Das *vakuumunterstützte* Senken wird als Methode zur Reduzierung sowohl der Prozesszeit als auch der Prozesszeit angesehen, was einen wirtschaftlicheren und effizienteren Umformprozess ermöglicht.

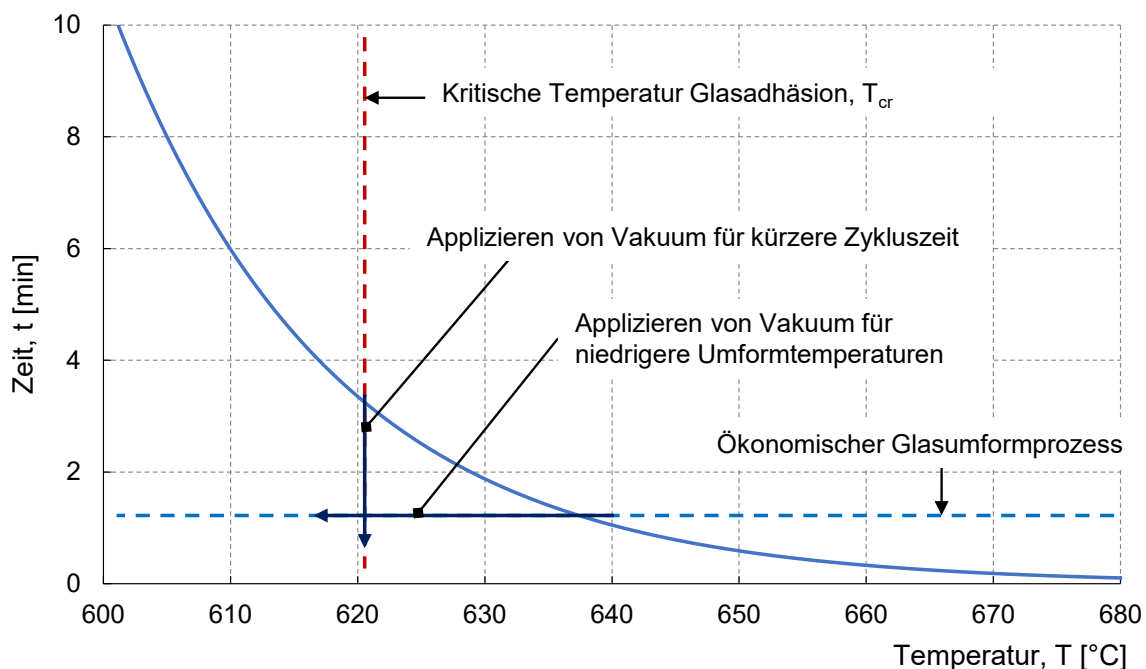


Abbildung 2.7: Zeit über Temperatur

Diese Abfolge von Arbeitsschritten ermöglicht die präzise Herstellung von Glaskomponenten mit hoher Qualität und eignet sich daher für anspruchsvolle Anwendungen in diversen Branchen, beispielsweise für Head-Up-Display Spiegelsubstrate im Automotive-Bereich oder für Verkapselungen im Halbleiter-Sektor.

2.2 Entwicklung eines Modells des Prozesses

2.2.1 Stell-, Ziel- und Störgrößen

Die Entwicklung des Modells eines vakuumunterstützten nicht-isothermen Glasumformprozesses beruht auf der Identifizierung von relevanten Prozessparametern, um die gewünschten Zielgrößen zu erreichen. Das skizzierte Modell integriert empirische und prozessgesteuerte Ansätze, um Eingangparameter (*Stellgrößen* x_k) mit gewünschten Ergebnissen (*Zielgrößen* y_n) zu verbinden und so eine hohe Genauigkeit und Effizienz sicherzustellen.

Die Formgebung wird durch Stellgrößen beeinflusst, die die Zielgrößen beeinflussen, in Abbildung 2.8 ist die Übersicht dieser Größen dargestellt.

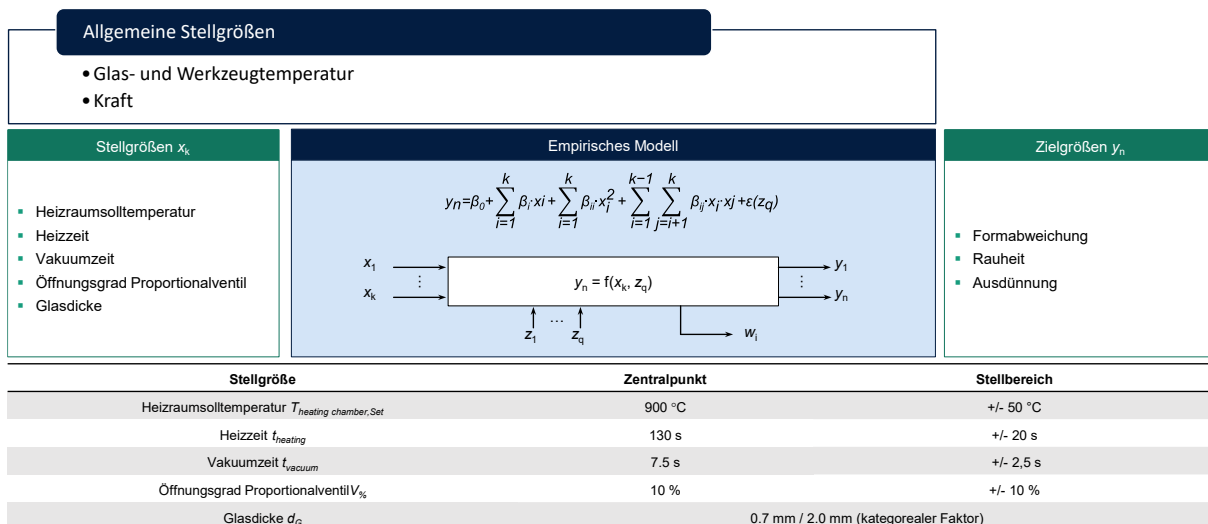


Abbildung 2.8: Übersicht des analytischen Modells

Stellgrößen x_k

- Die Solltemperatur der Heizkammer ($T_{heating\ chamber, set}$) beeinflusst die thermische Energie, die dem Glas und dem Werkzeug zugeführt wird. Die Temperatur in der Heizkammer spielt eine Rolle bezüglich der erreichbaren Viskosität des Glases und folgend dessen Möglichkeit, sich unter den anliegenden Kräften umzuformen. Höhere Temperaturen führen zu einer Verringerung der Viskosität, wodurch das Glas leichter umzuformen ist. Jedoch können übermäßige Temperaturen unerwünschte Effekte wie übermäßige Umformung oder sogar Schmelzen hervorrufen. Aus diesem Grund ist eine präzise Kontrolle der Solltemperatur der Heizkammer von wesentlicher Bedeutung.
- Die Heizzeit ($t_{heating}$) definiert die Dauer, die der Glasrohling der Wärme in der Ofenkammer ausgesetzt wird. Die Dauer des Heizprozesses beeinflusst die Homogenität

der Temperaturverteilung innerhalb des Glasrohlings. Die optimale Heizzeit ist abhängig von der Glasdicke, der gewünschten Formkomplexität sowie dem angestrebten Temperaturgradienten innerhalb des Glases.

- Die Vakuumzeit (t_{vacuum}) definiert die Dauer, während die externe Kraft (Vakuum) anliegt. Die Anwendung von Vakuum ist ein entscheidender Schritt im Umformprozess, die das Glas effizienter in die gewünschte Geometrie repliziert. Die Dauer der Vakuumanwendung hat einen direkten Einfluss auf den Grad der Formgebung. Längere Vakuumzeiten führen in der Regel einer verbesserten Formgebung. Allerdings können übermäßige Vakuumdauern unerwünschte Effekte wie Glasbruch hervorrufen.
- Der Öffnungsgrad des Proportionalventils ($V_{\%}$) regelt die Stärke des anliegenden Vakuums und damit die anliegende Kraft.
- Die Glasdicke (d_G) bezieht sich auf die Dicke des Rohlings, die je nach Anforderung der Anwendung variieren kann. Die anfängliche Dicke des Glasstücks stellt einen Faktor dar, die den gesamten Prozess beeinflusst. Eine höhere Glasdicke erfordert längere Heizzeiten und kann Anpassungen anderer Eingangsvariablen notwendig machen, um die gewünschte Formabweichung zu erreichen. Daher ist es unerlässlich, die Glasdicke bei der Gestaltung der Prozessstellgrößen zu berücksichtigen.

Zielgrößen y_n

Die Ergebnisse des Prozesses werden anhand der folgenden Hauptziele gemessen:

- Die Formabweichung bewertet die Endgeometrie durch einen Soll-Ist-Vergleich. Sie ist entscheidend für die Gewährleistung der Funktionalität der endgültigen optischen Komponenten. Abweichungen von der gewünschten Form können beispielsweise zu Aberrationen bei der Lichtdurchlässigkeit führen oder die Leistung des optischen Systems beeinträchtigen. Zur Quantifizierung der Formabweichung wird üblicherweise der Peak-to-Valley-Formfehler (P-V) herangezogen. Diese Metrik misst die maximale Abweichung vom idealen Formprofil.
- Die Oberflächenrauheit (R_a) ist eine Zielvariable, die üblicherweise durch den arithmetischen Mittelrauhheitswert quantifiziert wird. Oberflächenfehler können Licht streuen, die Bildqualität beeinträchtigen und die strukturelle Integrität der Komponente gefährden. Daher ist es von Bedeutung, einen niedrigen R_a -Wert auf der gesamten Oberfläche des umgeformten Glases aufrechtzuerhalten.

Störgrößen z_q

Störgrößen sind externe Faktoren, die den Prozess beeinflussen und möglicherweise zu Abweichungen von den gewünschten Zielwerten führen können. Diese Variablen können in folgende Kategorien eingeteilt werden:

- **Statische Variablen** beziehen sich beispielsweise auf Variationen in der chemischen Zusammensetzung sowie den physikalischen Eigenschaften des Glases, die dessen Verhalten während des Umformprozesses beeinflussen. Unterschiede in der Viskosität, den Wärmeausdehnungskoeffizienten und dem Spannungsrelaxationsverhalten können die endgültige Form und die Oberflächenqualität des Glases beeinflussen. Darüber hinaus können Umweltfaktoren wie Umgebungstemperatur, Luftfeuchtigkeit und

Luftdruck die Heiz- und Kühlraten des Glases beeinflussen und möglicherweise zu Abweichungen im Endprodukt führen.

- **Dynamische Variablen** beziehen sich auf die Heiz- und Kühlzyklen innerhalb der Kammer, die zeitabhängige Abweichungen im Verhalten des Glases bewirken können. Schnelle Temperaturänderungen können beispielsweise thermische Spannungen hervorrufen, die möglicherweise zu Glasbruch führen.

Betriebsvariabilität bezieht sich beispielsweise auf Abweichungen beim Anliegen vom Vakuum, dem Zeitpunkt des Anliegens sowie anderen Betriebsverfahren, die zu Variationen im Endprodukt führen können. Darüber hinaus können Abweichungen in der Bewegung oder Positionierung auf dem Werkzeug während des Prozesses zu Fehlern in der endgültigen Form führen.

Das Verständnis des Einflusses dieser Störvariablen ist für eine robuste Prozessmodellierung und das Erreichen einer gleichbleibenden Produktqualität von entscheidender Bedeutung.

2.2.2 Empirisches Modell

Modellbildung

Die Beziehung zwischen den Prozessstellgrößen und den gewünschten Ergebnissen wird mithilfe einer empirischen Gleichung modelliert:

$$y_n = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i \cdot x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} \cdot x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \beta_{ij} \cdot x_i \cdot x_j + \varepsilon(z_q)$$

Hier:

- x_k : Stellgrößen

- z_q : Störgrößen

- $\varepsilon(z_q)$: Residuumsterm

Ziele des Modells

- **Parameteroptimierung:** Die festgelegten Bereiche der Prozessstellgrößen für jede Prozessvariable bieten die notwendige Flexibilität für experimentelle Auslegungen und gewährleisten, dass das Modell auf verschiedene Anforderungen adaptiert werden kann.
- **Vernetzte Abhängigkeiten:** Durch die Berücksichtigung von Wechselwirkungen $x_i \cdot x_j$ und (x_i^2) sowie nichtlinearen Effekten kann das Modell den Glasumformprozess abbilden.
- **Zielorientiertes Design:** Der Fokus auf wichtige Zielgrößen richtet den Prozess auf spezifische Qualitätsstandards aus und stellt sicher, dass das Endprodukt strenge Standards bezüglich Formabweichung und Oberflächengüte erfüllt.

- **Vielseitigkeit:** Durch die Einbeziehung sowohl kategorischer (Glasdicke) als auch kontinuierlicher Stellgrößen kann das Modell mit unterschiedlichen Fertigungsszenarien und Produkthanforderungen umgehen.

Dieses Modell stellt einen systematischen Rahmen zur Analyse und Optimierung des Glasumformprozesses bereit. Es nutzt empirische Beziehungen zwischen Eingangs- und Ausgangsparametern, um eine präzise Steuerung, eine verbesserte Produktqualität und eine höhere Prozesseffizienz zu gewährleisten. Die Anpassungsfähigkeit des Modells ermöglicht es, den sich wandelnden Anforderungen der Glasumformung gerecht zu werden.

In Abbildung 2.9 sind die wechselseitigen Einflüsse zwischen verschiedenen Faktoren veranschaulicht, die den Glasumformprozess beeinflussen. Nachfolgend werden die Elemente des Flussdiagramms im Detail erläutert:

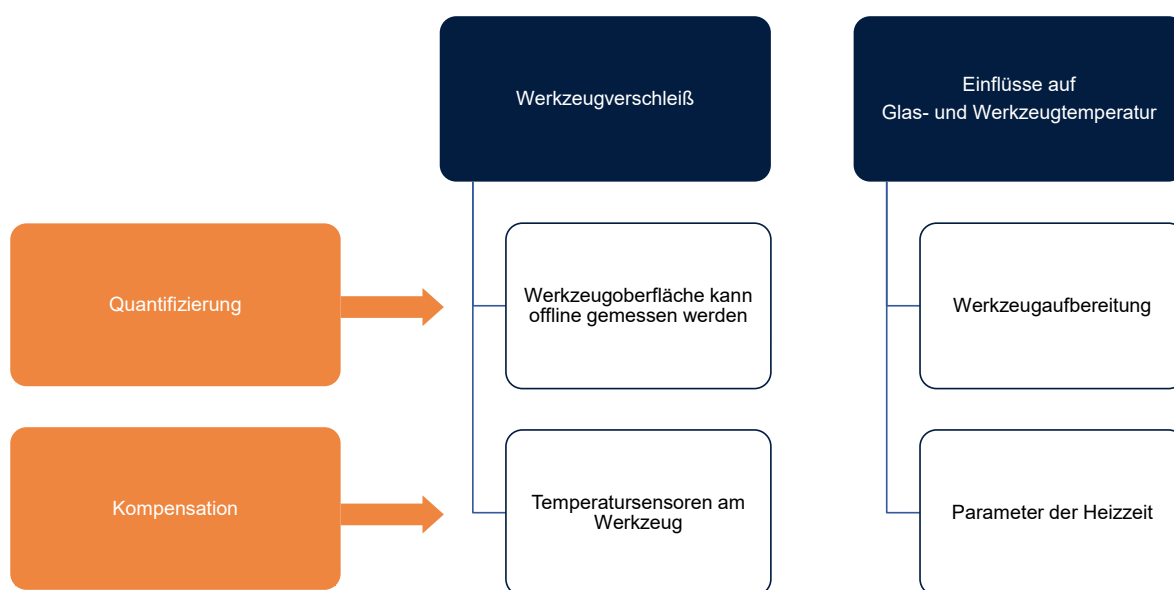


Abbildung 2.9: Übersicht Wechselwirkungen

Werkzeugverschleiß. Werkzeugverschleiß entsteht durch den wiederholten Kontakt mit dem heißen Glas während des Umformprozesses und führt zu kontinuierlicher Degradation der Geometrie und Oberflächenrauheit des Formwerkzeugs.

Einflüsse auf Glas- und Werkzeugtemperatur. Umweltfaktoren wie Umgebungstemperatur und Luftfeuchtigkeit können die Temperatur sowohl der Form als auch des Glases beeinflussen, was den Umformprozess beeinflussen kann und ggf. Verschleiß begünstigt.

Quantifizierung: Die Quantifizierung konzentriert sich auf die Messung und Bewertung des Formverschleißes.

- **Oberflächenrauheit der Form:** Die Oberflächenrauheit der Form kann mithilfe geeigneter Messtechnik offline erfasst werden. Diese Daten sind von zentraler Bedeutung, um den Verschleißverlauf zu analysieren und dessen Auswirkungen auf das umgeformte Glas vorherzusagen.
- **Nachbearbeitung der Form.** Bei hohem Verschleiß kann die Form durch Nachbearbeitung in ihre ursprüngliche Form und Oberflächenbeschaffenheit wiederhergestellt werden.

Kompensation: Es werden Strategien zur Minimierung des Werkzeugverschleiß untersucht.

- **Formtemperatursensor:** Die Überwachung der Formtemperatur bietet Einblicke in die Dynamik des Wärmeübergangs und unterstützt die Optimierung des Heizprozesses, um den Verschleiß zu minimieren.
- **Heizparameter.** Durch die Anpassung der Heizparameter, wie Temperatur und Zeit, können Änderungen in der Formgebung und der Oberflächenrauheit ausgeglichen werden.

Methoden zur Interpretation der Effekte

1. Finite-Elemente-Analyse (FEA): Wird verwendet, um Wärmeübertragung und Spannungsverteilung innerhalb des Glases und der Form zu simulieren. Dies ermöglicht die Vorhersage von Temperaturgradienten und potenziellen Spannungsspitzen während des Prozesses.

2. Prozesskinematik: Das Modell berücksichtigt das kinematische Verhalten des Glases beim Übergang von starr zu biegsam und erfasst die zeitabhängige Umformung unter Vakuum.

3. Empirische Korrelationen: Daten aus experimentellen Versuchen, wie die Formabweichung werden verwendet, um das Modell zu validieren.

Die Zielsetzungen des Modells sind entscheidend für dessen Zweck und Umfang. Sie definieren die zentralen Fragestellungen, die das Modell adressieren soll, sowie die erwarteten Ergebnisse. Ein zentrales Zielkriterium ist die Formabweichung (siehe Abbildung 2.10), die durch den P-V-Fehler quantifiziert wird. Es wird prognostiziert, dass Abweichungen auf Basis der Eingangsvariablen entstehen. In der optischen Industrie wird diese Genauigkeit üblicherweise durch den absoluten P-V-Fehler charakterisiert. Eine wesentliche Herausforderung besteht darin, dass verschiedene Fehlerprofile denselben P-V-Fehler aufweisen können, wodurch dieser Wert für die wissensbasierte Prozessoptimierung nur bedingt aussagekräftig ist. Das Modell hat zudem das Ziel, die Heizzeit und den Energieverbrauch zu minimieren, während die Umformqualität konstant bleibt. Die Vorhersage kann durch die Analyse des Wärmeflusses und der Wechselwirkungen zwischen Glas und Form erfolgen.

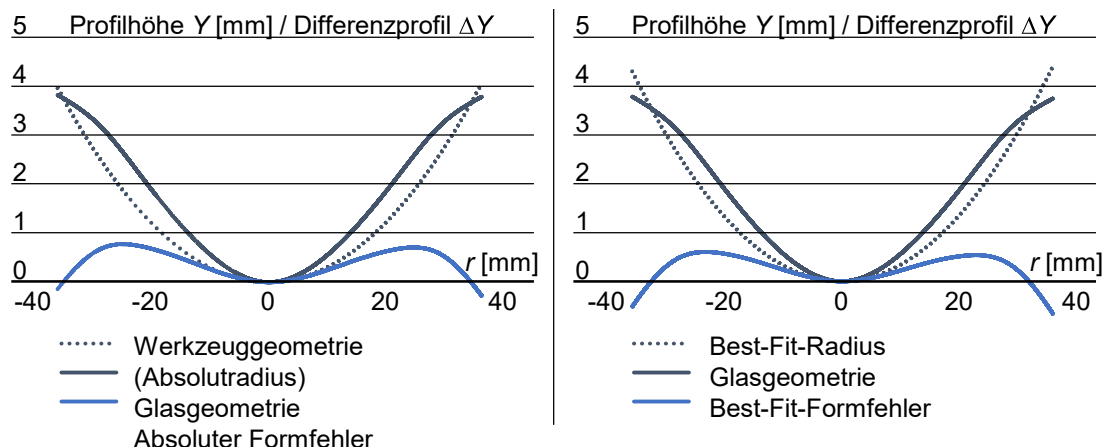


Abbildung 2.10: Zielparameter

In Abbildung 2.11 ist ein Segmentierungsansatz zur Analyse der Formabweichung dargestellt. Bei dieser Methodik wird die Glasoberfläche in kleinere Segmente unterteilt und der P-V-Fehler sowie die Oberflächenrauheit (R_a) innerhalb jedes Segments gemessen. Diese

Segmentierungsmethode soll detailliertere Einblicke in die lokalen Abweichungen in der Formabweichung des Glases liefern.

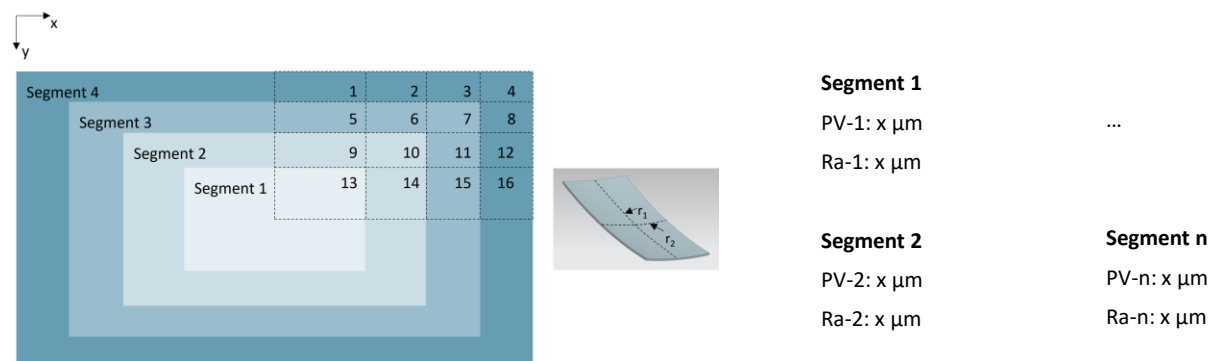


Abbildung 2.11: Segmentierung des P-V-Fehlers

Das Modell dient somit als prädiktives Werkzeug zur Optimierung des Prozesses, Reduzierung von Fehlern und Sicherstellung der Wiederholbarkeit. Es wird durch experimentelle Validierung und Anpassung an neue Prozessbedingungen kontinuierlich optimiert.

2.3 Modellvalidierung

Die Modellvalidierung ist ein entscheidender Schritt, um sicherzustellen, dass das analytische Modell die Ergebnisse des Glasumformprozesses genau vorhersagt. Zu diesem Zweck werden empirische Daten aus Experimenten mit den Vorhersagen des Modells verglichen. Die Software Minitab wird für die statistische Analyse und Validierung eingesetzt.

Datenerfassung

Im Rahmen der durchgeführten Vorversuche wird untersucht, wie verschiedene Faktoren, einschließlich Heizkammertemperaturen, Vakuumkräfte und Glasdicken, den Prozess beeinflussen. Hierbei werden Zielgrößen, wie Formfehler und die Oberflächenrauheit, gemessen.

Regressionsanalyse

Die Regressionsanalyse erfolgt mithilfe der Regressionswerkzeuge von Minitab, die es ermöglichen, die Beziehung zwischen Eingabevariablen, wie beispielsweise Temperatur und Zeit, und Zielvariablen, wie der Formabweichung, zu untersuchen. Der Determinationskoeffizient (R^2) wird verwendet, um die Güte des Modells zu bewerten, indem er angibt, in welchem Maße das Modell die Variabilität der experimentellen Daten erklärt.

Residuenanalyse

Die Residuenanalyse dient der Identifizierung von Mustern aufgrund des Unterschieds zwischen den beobachteten und den vorhergesagten Werten, die auf potenzielle Ungenauigkeiten des Modells hinweisen können. Zur Überprüfung dieser Unterschiede und zur Bewertung der Genauigkeit des statistischen Modells kommen Streudiagramme zum Einsatz.

Zeitreihenanalyse

Die Zeitreihenanalyse ermöglicht die Identifikation von Trends und Veränderungen in den Daten im Verlauf der Zeit. Zur Validierung des Modells erfolgt eine Überprüfung, indem die Daten in Trainings- und Validierungsdatensätze unterteilt werden.

Erkenntnisse aus dem Validierungsprozess

Die folgende Beschreibung fasst die wichtigsten Erkenntnisse aus dem Validierungsprozess zusammen, einschließlich der erheblichen Auswirkungen der Temperatur auf die Formabweichung und der Einschränkungen bei der Verwendung eines einzelnen P-V-Fehlers zur Erfassung von Formabweichungen (siehe Abbildung 2.12).

regression for area of effect

- heating chamber set temperature
- heating time
- opening degree of proportional valve
- vacuum time
- glass thickness

summary of Abs_PV_0

S	R-Qd	R-Qd (kor)	R-Qd (prog)
418,363	53,80%	45,28%	29,10%

summary of Abs_PV_90

S	R-Qd	R-Qd (kor)	R-Qd (prog)
933,950	22,49%	8,19%	0,0%

glass thickness

- for each, a new model needs to be adapted from time series data

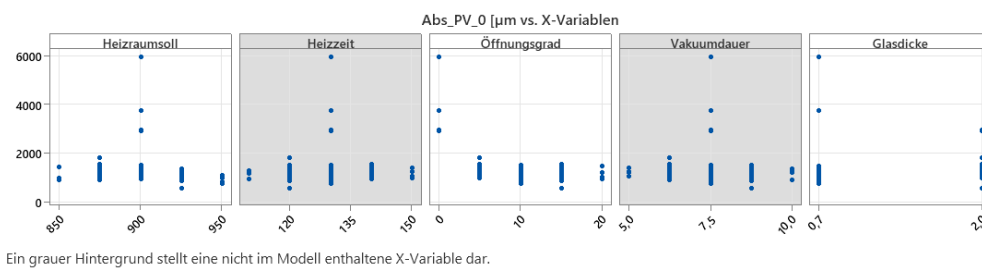
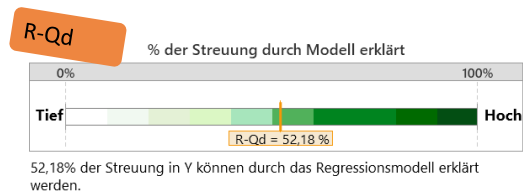
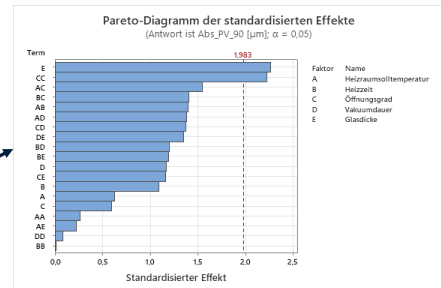
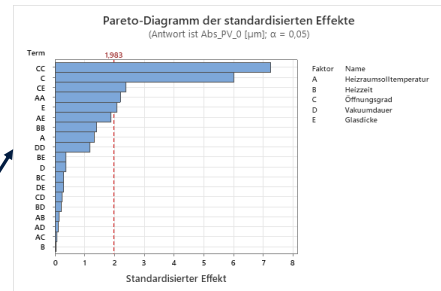


Abbildung 2.12: Validierung

1. Einfluss der Temperatur:

- Die eingestellte Temperatur der Heizkammer erwies sich als der wichtigste Faktor, der die Formabweichung und Oberflächenqualität beeinflusst
- Die Vorhersagen des Modells für Temperaturen in der Nähe des T_g des Glases zeigten eine starke Übereinstimmung mit experimentellen Daten, mit einem R^2 -Wert von über 85 %

2. Segmentierung von P-V-Fehlern:

- Die Analyse zeigte die Unzulänglichkeit eines einzelnen P-V-Fehlers zur Erfassung der gesamten Formabweichung. Die Segmentierung des Fehlerprofils in kleinere Intervalle verbesserte die Modellgenauigkeit.
- Minitabs ANOVA (Varianzanalyse) wurde verwendet, um segmentierte P-V-Fehler über verschiedene Versuchsdurchläufe hinweg zu vergleichen, was eine signifikante Verbesserung der Vorhersagefähigkeit bestätigte.

3. Identifizierte Einschränkungen:

- Bei dickeren Glasproben unterschätzte das Modell die Verformung aufgrund nicht berücksichtigter thermischer Gradienten. Dies machte deutlich, dass eine weitere Verfeinerung erforderlich war.
- Das Vorhandensein von Ausreißern in den Daten zur Oberflächenrauheit deutete auf externe Störungen wie Verunreinigungen auf der Werkzeugoberfläche hin.

Schlussfolgerungen

Die Minitab-Analyse liefert mehrere wichtige Erkenntnisse zum Glasumformprozess:

1. Formabweichung: Es gibt einen erheblichen Unterschied in der Formabweichung zwischen den Auswertungen, was darauf hindeutet, dass der Senkprozess möglicherweise nicht über die gesamte Oberfläche der Glaskomponente hinweg die gewünschte Form erzeugt oder die Reproduzierbarkeit des Prozesses nicht vollständig gewährleistet ist.

2. Modellbeschränkungen: Das aktuelle Modell kann nur 52,18 % der Streuung in den Daten erklären, was darauf hindeutet, dass es andere Faktoren gibt, die die Formabweichung beeinflussen und die vom Modell noch nicht erfasst werden.

3. Abhängigkeit von der Glasdicke: Die Analyse unterstreicht die Notwendigkeit, für jede Glasdicke ein separates Modell zu erstellen, da unterschiedliche Dicken während des Umformprozesses ein unterschiedliches Verhalten zeigen.

4. Dominanter Einfluss der Temperatur: Die Temperatur der Heizkammer erweist sich als der wichtigste Faktor, der die Formabweichung beeinflusst, und übertrifft den Einfluss des Vakuums.

Insgesamt unterstreicht die Analyse die Komplexität des Glasumformprozesses und die Notwendigkeit einer weiteren Untersuchung des analytischen Modells, um die Formabweichung genau vorherzusagen zu können. Angesichts der Einschränkungen des aktuellen analytischen Modells verbessert die Integration von KI-Techniken wie maschinellem Lernen und Deep Learning die Vorhersagefähigkeiten erheblich. KI-Algorithmen können komplexe Muster und Beziehungen innerhalb der Daten erkennen, die bei herkömmlicher Regressionsanalyse nicht erkennbar sind. Dadurch können bessere Vorhersagen zur Formabweichung getroffen werden, sodass eine bessere Kontrolle über den Glasumformprozess ermöglicht wird.

2.4 Übersicht der Herausforderungen und mögliche Lösungen

Der Glasumformprozess ist für die Herstellung präziser optischer Komponenten erforderlich. Der Prozess ist in seiner Auslegung herausfordernd. Eine methodische Prozessentwicklung ist unerlässlich, um die allgemeine Zuverlässigkeit und Nachhaltigkeit des Prozesses zu verbessern. In diesem Abschnitt werden wesentliche Herausforderungen bei der Glasumformung sowie verschiedene Minimierungsstrategien diskutiert. Die Glasumformung ist ein komplexer Prozess, der von einer Vielzahl von Faktoren bestimmt wird, darunter u.a. Temperatur und Zeit. Unternehmen stehen vor verschiedenen Herausforderungen, die die Produktionsqualität und -effizienz beeinträchtigen können. Weitere Herausforderungen, darunter Glasadhäsion, unzureichende Oberflächenqualität und niedrige Energieeffizienz, erfordern spezielle Maßnahmen, um optimale Ergebnisse zu erzielen. In diesem Abschnitt werden die Herausforderungen beschrieben und mögliche Lösungen auf der Grundlage empirischer Forschung und Prozessoptimierung vorgeschlagen.

Herausforderungen und potenzielle Lösungen sind folgend aufgelistet:

1. Glaskleben

Glaskleben am Formwerkzeug kann zu Defekten im Endprodukt und einer verkürzten Lebensdauer des Werkzeugs führen.

Vorgeschlagene Lösung: Durch Reduzierung der eingestellten Temperatur und Heizzeit der Heizkammer kann die Anhaftung reduziert werden. Das Auftragen von Antihafbeschichtungen kann hilfreich sein, kann jedoch die Oberflächenqualität beeinträchtigen.

2. Oberflächenqualität

Das Erreichen einer hochwertigen optischen Oberfläche ist für Hochpräzisionsanwendungen von entscheidender Bedeutung.

Vorgeschlagene Lösung: Eine geringe Rauheit der Werkzeugoberfläche sowie die Auslegung der Umformung, bei der die optische Oberfläche werkzeugabgewandt repliziert wird, optimiert die Oberflächenqualität des Glases. Zudem kann der Verzicht von Antihafsprays die Oberflächenqualität steigern.

3. Wirtschaftliche Machbarkeit

Die Kosteneffizienz des Prozesses wird durch Energiebedarf und Zykluszeit beeinflusst.

Vorgeschlagene Lösung: Durch Erhöhung der eingestellten Temperatur der Heizkammer kann die Effizienz durch Verkürzung der Zykluszeiten gesteigert und so die wirtschaftliche Machbarkeit gesteigert werden.

4. Schrumpfung

Schrumpfung während der Abkühlung kann die Glasgeometrie verzerren und zu Abweichungen von den Spezifikationen führen.

Vorgeschlagene Lösung: Längere Abkühlzeiten, Reduzierung der eingestellten Temperaturen im Heizraum und Anpassung der Heizzeiten können zur Minimierung des Schrumpfs beitragen.

5. Glasbruch

Glasbruch kann durch thermische Belastung oder unsachgemäße Handhabung während des Prozesses auftreten.

Vorgeschlagene Lösung: Durch Senken der Ofenraumtemperatur kann die Bruchwahrscheinlichkeit durch Minimieren von thermischen Gradienten verringert werden.

6. Energieeffizienz

Der Energiebedarf ist aufgrund der hohen Temperaturen und langen Dauer, die für die Glasumformung erforderlich sind, ein Problem.

Vorgeschlagene Lösung: Durch die Nutzung höherer Solltemperaturen im Heizraum mit kürzeren Umformzeiten oder niedrigerer Temperaturen mit längeren Umformzeiten können Energieeffizienz und Produktqualität optimiert werden.

7. Werkzeuglebensdauer

Ein häufiger Werkzeugwechsel aufgrund von Verschleiß erhöht die Produktionskosten.

Vorgeschlagene Lösung: Durch Senken der Solltemperatur im Heizraum und Minimieren der Belegungszeit kann die Werkzeuglebensdauer durch Reduzierung thermischer und mechanischer Belastungen verlängert werden.

8. Formabweichung

Abweichungen von der gewünschten Geometrie können die Funktionalität der Glaskomponente beeinträchtigen.

Vorgeschlagene Lösung: Die Minimierung von Spannungen durch kontrolliertes Kühlen, die Anpassung des Wärmeausdehnungskoeffizienten zwischen Glas und Formwerkzeug, die Anpassung der applizierten Kräfte und die Optimierung der Solltemperatur der Heizkammer sind wirksame Strategien.

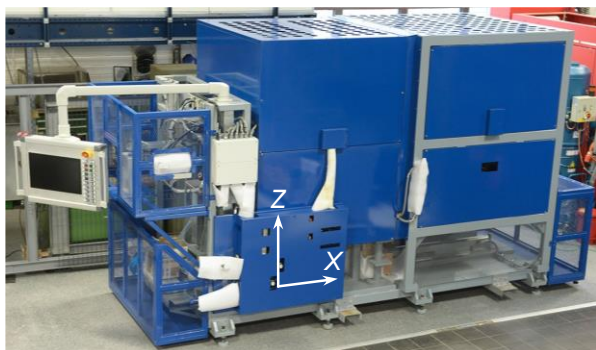
Die Lösung dieser Herausforderungen erfordern einen ganzheitlichen Ansatz, der Prozessoptimierung mit empirischer Datenanalyse kombiniert. Mit der Umsetzung der vorgeschlagenen Verbesserungen können Hersteller die Qualität des Endprodukts verbessern, die Produktionskosten senken und die Nachhaltigkeit des Glasumformprozesses verbessern.

Die vorgeschlagenen Lösungen im Glasumformprozess erzeugen Zielkonflikte, beispielsweise zwischen der Senkung der Ofenraumtemperatur und einer gleichzeitigen Senkung der Zykluszeit. Somit ist es nicht möglich, alle Herausforderungen gleichzeitig zu lösen bzw. zu optimieren. Diese Wechselwirkungen bieten Potential für künftige Forschungsaktivitäten.

3 Experimenteller Versuchsaufbau

3.1 Setup der Versuchsreihe

Die Anlage T21-013 der Vitrum Technologies GmbH unterstützt die nicht-isotherme Prozessführung von Glas. Sie ist in Abbildung 3.1 dargestellt.



- Leistungsdaten Vertikalachse (Z_1)
 - Achsantrieb: *Servomotor mit Kugelgewindetrieb*
 - Maximalgeschwindigkeit: $v_{\max} = 50 \text{ mm / s}$
- Leistungsdaten Linearachse (X_1)
 - Achsantrieb: *Direktantrieb*
 - Maximalgeschwindigkeit: $v_{\max} = 250 \text{ mm / s}$

Abbildung 3.1: Vitrum Technologies T21-013, Leistungsdaten der Anlage

Verfahrachsen

Die Maschine verfügt über eine Linearachse (X-Achse), auf der sich eine Vertikalachse befindet, die eine Bewegung in Z-Richtung über ein Kugelgewindetrieb ermöglicht. In Abbildung 3.2 ist die Anlage schematisch abgebildet. Zu sehen sind zudem die Ofenkammern, sodass unterschiedliche Prozesse in einer Anlage realisiert werden können.

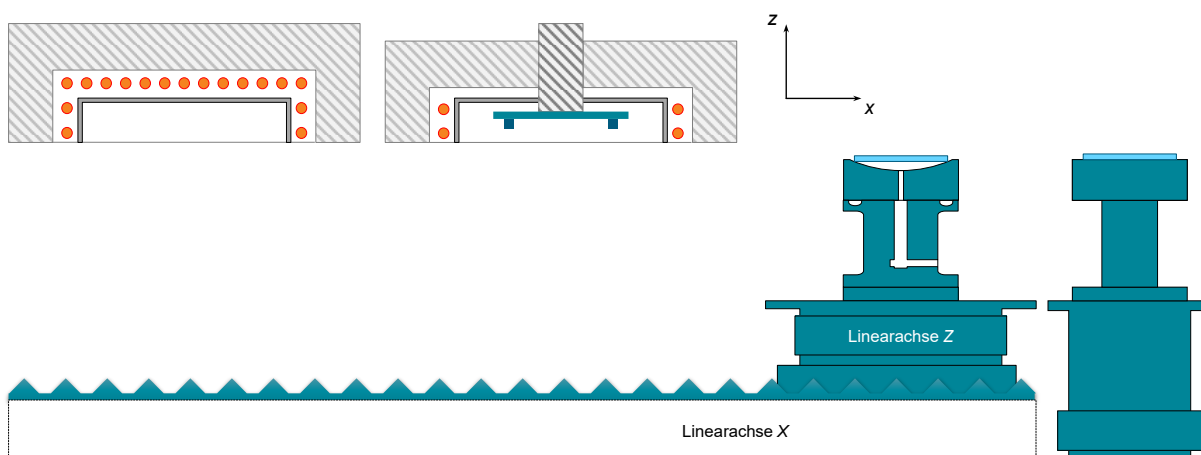


Abbildung 3.2: Visualisierung der Verfahrbewegung

Heizkammern

Die Maschine verfügt über zwei Heizkammern. Man unterscheidet dabei zwischen Primärkammer, die bis zu $1100 \text{ }^\circ\text{C}$ erreicht und Sekundärkammer, in der sich der Pressblock befindet und eine Temperatur von bis zu $650 \text{ }^\circ\text{C}$ erreicht werden kann. Um eine höchstmögliche Temperaturhomogenität in den Kammern zu erreichen, ist eine Homogenisierungsplatte vor den Heizelementen angebracht. Sie homogenisiert die ankommende Strahlung der Heizkreise, die sonst direkt auf das Glas treffen und es inhomogen erhitzen würden. Sekundär dient die Platte

als Kontaminationsschutz das Glases, sodass die Glasoberfläche nicht beschädigt wird, beispielsweise durch Staub oder Partikel. Die Primärkammer besitzt fünf Heizbereiche, die sich jeweils seitlich und an der Oberseite befinden. Jeder Heizbereich verfügt über einen mäanderförmigen Heizkreis, mit einer elektrischen Leistung von jeweils maximal 2,5 kW. Die Unterseite ist geöffnet und erlaubt somit das Verfahren der Achse in die Ofenkammer.

Begleitheizung

Eine Begleitheizung im Werkzeug kann vorgesehen werden, um das Werkzeug, auf dem das Glas aufliegt, nicht zu stark an der Umgebung auskühlen zu lassen. Die notwendigen Anschlüsse für Sensorik / Kühlung / Energiezufuhr sind vorgesehen.

Vakuum

Sowohl für das Handling als auch für den benötigten Unterdruck bei vakuumunterstützten Prozessen wird ein Vakuumejektor genutzt, der aus Druckluft Vakuum erzeugt. Die Stärke des Vakuums ist dabei abhängig vom jeweiligen genutzten Betriebsdruck der Druckluft, Öffnung des Proportionalventils, Leitungsverlusten und Leitungsquerschnitten. Diese Variablen können Auswirkungen auf die letztendliche Ausformung haben.

Messdaten

Um Messdaten des Prozesses zu generieren, ist Sensorik an verschiedenen Stellen im System vorgesehen. Für die Temperatur sind Thermoelemente in den jeweiligen Heizkammern (an jeder beheizten Seite) angebracht. Für die Druckluftmessung wird ein Durchflusssensor bereitgestellt, der den Normvolumenstrom misst. Zusätzlich ist das gesamte System an eine Datenbank angeschlossen, die eine kontinuierliche Aufzeichnung und Analyse der erfassten Messdaten ermöglicht. Dies gewährleistet eine umfassende Dokumentation und erleichtert die Auswertung der Prozessparameter.

Demonstrator

Die finale Geometrie des Glasbauteils, welches betrachtet wird, ist eine gekrümmte Spiegeloptik (Combiner-Optik), die in HUDs in Fahrzeugen Anwendung findet. Den Aufbau des optischen Systems und die letztendlich vom Fahrer gesehene Projektion sind in Abbildung 3.3 dargestellt.



Abbildung 3.3 Anwendung HUD

Die Auswahl der Combiner-Optik (siehe Abbildung 3.4) als Demonstrator für dieses Vorhaben ist relevant, da sie in der Anwendung im Bereich der HUD eine bedeutende Rolle spielt. Dieses Bauteil ist dadurch charakterisiert, dass zwei unterschiedliche Krümmungsradien in einem Winkel von 90 Grad zueinanderstehen. Diese spezielle Geometrie stellt hohe Anforderungen an den Glasumformprozess, da die komplexe Form mit ihren variierenden Radien und der präzisen Ausrichtung eine Herausforderung für die Fertigungstechniken darstellt. Die Kontrolle über die Umformung ist entscheidend, um die optischen Eigenschaften und die Funktionalität der Head-Up-Displays zu gewährleisten.

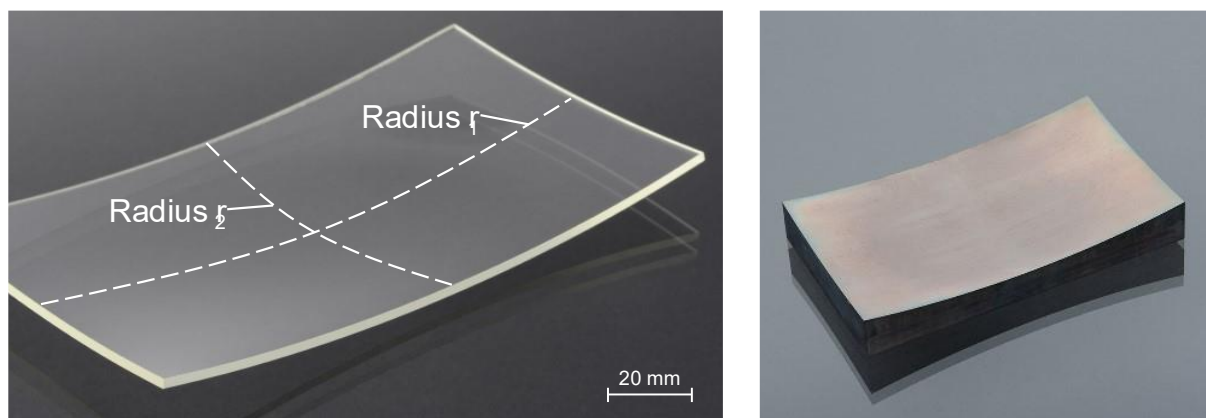


Abbildung 3.4: Glasdemonstrator

Werkzeug

Im Rahmen des Prozesses sind Thermolemente als Sensorik im Werkzeug (siehe Anhang A1) integriert, um Temperaturdaten zu erfassen. Diese Sensoren werden in unmittelbarer Nähe der Werkzeugoberfläche positioniert, um eine Abschätzung der Oberflächentemperatur zu ermöglichen. Die aufgezeichneten Daten können als wertvolle Eingangsgrößen für die Modellerstellung und -anpassung verwendet werden, um die Temperaturkurven während des Umformprozesses zu optimieren. Die Thermolemente sind an verschiedenen Stellen, wie in den Ecken und im Zentrum des Werkzeugs, angebracht, um ein umfassendes Temperaturprofil zu erfassen. Diese Informationen können zur Verbesserung der Prozesskontrolle und der Modellgenauigkeit genutzt werden. Es ist zu beachten, dass eine direkte Messung der Glastemperatur nicht möglich ist.

3.2 Versuchsplanung

Der Versuchsplan für die Realexperimente zielt darauf ab, eine möglichst gleichmäßige Abdeckung des gesamten Parameterraumes zu erzielen, sodass eine gute Generalisierung der Modelle durch den Trainingsdatensatz gewährleistet ist. Zur Auswahl standen verschiedene sogenannte Space Filling Designs, aus denen das Sobol Sampling gewählt wurde.

Die Sobol-Sequenz ist eine Sequenz mit geringer Diskrepanz, die für quasi-zufällige Stichproben verwendet wird und im Vergleich zu reinen Zufallsstichproben eine gleichmäßigere Abdeckung von mehrdimensionalen Räumen gewährleistet. Im Gegensatz zu Zufallsstichproben, bei denen es zu Clustern und Lücken kommen kann, sind Sobol-Sequenzen deterministisch, d. h. sie werden mit Hilfe einer Sequenz erzeugt, die eine gleichmäßigere Verteilung der

Punkte ermöglichen. Diese Eigenschaft verbessert die Konvergenzgeschwindigkeit und reduziert Ineffizienzen, insbesondere bei hochdimensionalen Problemen. Sobol-Sequenzen bieten mehrere Vorteile, u. a. eine schnelle Berechnung, bessere raumfüllende Eigenschaften und eine verbesserte Gleichmäßigkeit der Stichprobenverteilung. Sie sind so konzipiert, dass sie Stichproben mit geringer Diskrepanz erzeugen, d. h. die Punkte sind so gleichmäßig wie möglich verteilt, was sie besonders nützlich für die gleichzeitige Erfassung mehrerer Parameter macht. Da diese Sequenz die zuvor beprobten Punkte berücksichtigt, verhindert sie die Bildung von Clustern und Lücken. Laut Burhenne et al. (2011) zeigten Sobol-Sequenzen in verschiedenen Studien eine bessere Leistung als Zufallsstichproben, geschichtete Stichproben und Latin Hypercube Sampling. Die folgende Abbildung 3.5 vergleicht Zufallsstichproben (links) mit Sobol-Sequenzstichproben (rechts) in einem 2D-Raum. Das linke Diagramm, das eine reine Zufallsstichprobe darstellt, zeigt Punkte, die ohne Struktur verstreut sind, was zu Clustern und Lücken führt. Diese Ungleichmäßigkeit kann die Generalisierung der Modelle verringern. Das rechte Diagramm, welches das Sobol-Sequenz-Sampling darstellt, zeigt eine gleichmäßigere Verteilung der Punkte im Raum. Diese Sequenz mit geringer Diskrepanz minimiert die Clusterbildung und gewährleistet eine bessere Abdeckung.

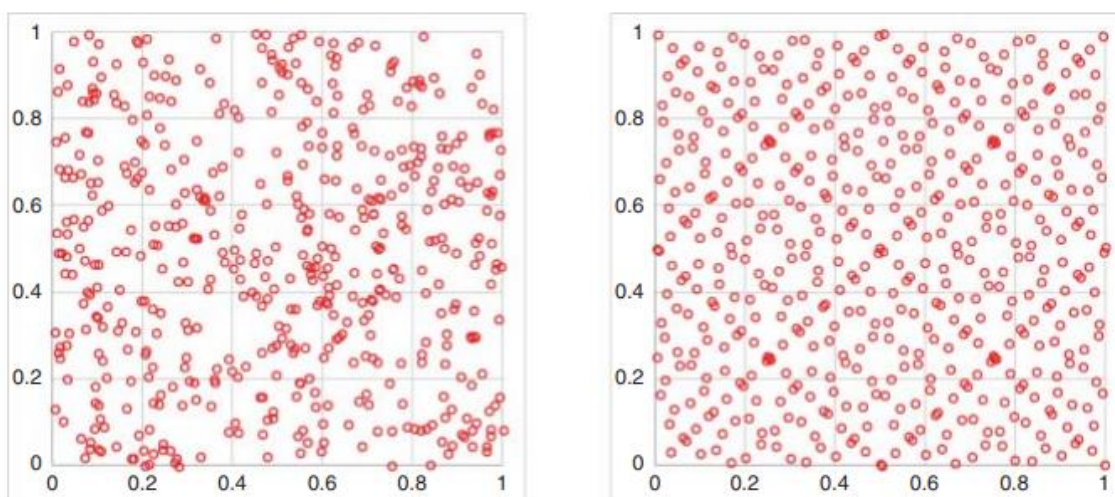


Abbildung 3.5: Zufallsstichprobe (links), Sobol-Sequenzstichproben (rechts)

Um die Anwendung des Sobol-Samplings in dem Versuchsaufbau des Projektes zu nutzen, wurden die folgenden Parameter als Input verwendet: Heizzeit, Vakuumzeit, Abkühlungszeit, Vakuumöffnungswinkel und die Z Position des Werkzeugs im Ofen. Für die Versuchsreihe der Realexperimente wurden 168 Versuche generiert, von denen jeder zwei Mal wiederholt wurde.

3.3 Auswertung / Datenexport

Sensordaten

Während des Prozesses werden Systemgrößen und Zeitreihen in einer Datenbank aufgezeichnet. Diese Datenbank ermöglicht die Speicherung der relevanten Messdaten und deren Verwaltung sowie schnellen Zugriff. Die aufgezeichneten Zeitreihen umfassen Parameter wie Temperaturen, Kräfte und Drücke, die für die Analyse und Optimierung des Prozesses entscheidend sind.

Der Datenexport zur Weiterverarbeitung ist ein zentraler Bestandteil des Systems. Die exportierten Daten dienen als Input für die datengetriebene Modellierung, wobei fortschrittliche Algorithmen zur Mustererkennung und Vorhersage eingesetzt werden können. Dies ermöglicht die Integration von Echtzeitdaten in die Modelle, was eine dynamische Anpassung der Prozessparameter ermöglicht, und somit die Effizienz und Qualität der Glasumformung steigert. Die Verwendung einer solchen Datenbank ist somit von zentraler Bedeutung für die Entwicklung smarterer und adaptiver Fertigungsprozesse.

Messung der Glasgeometrie

Die Streifenlichtprojektion stellt eine Methode zur Messung der Oberflächengeometrie von Glas dar, die auf dem Prinzip der Triangulation basiert. Bei diesem Verfahren werden durch einen Projektor Streifen (siehe Abbildung 3.6) auf die zu analysierende Oberfläche projiziert, während eine oder mehrere Kameras aus unterschiedlichen Perspektiven die reflektierten Streifen erfassen. Die Geometrie des Bauteils beeinflusst dabei die Krümmung und Verzerrung der projizierten Streifen. Aus dem resultierenden Muster wird eine Punktwolke generiert, die die reale Geometrie des Werkstücks repräsentiert.

In einer alternativen Messmethode (mittels Lichtschnittverfahren) fungiert der Projektor primär als Lichtquelle, während die Triangulation mithilfe eines Stereokameraprinzips erfolgt, das auf der simultanen Verwendung von zwei Kameras basiert. Diese Konfiguration reduziert zudem Abschattungen im System, sodass die Genauigkeit der Messungen weiter erhöht wird. Die Kombination dieser Technologien ermöglicht eine präzise und effiziente Analyse der Oberflächenstruktur, die für die Qualitätssicherung in der Glasumformung von entscheidender Bedeutung ist.

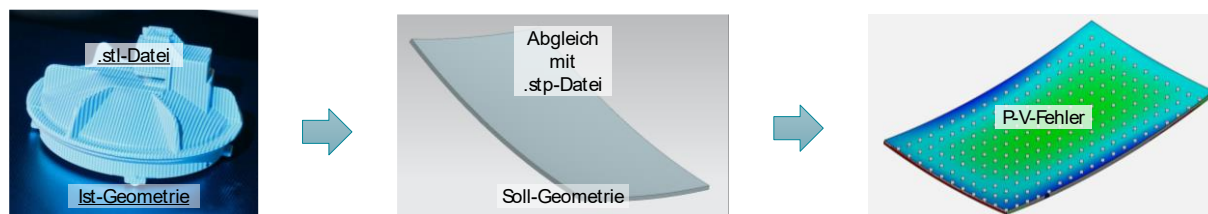


Abbildung 3.6: Vorgehen der Messung

Die Quantifizierung des P-V-Fehlers erfolgt durch die Implementierung eines Soll-Ist-Abgleichs, der es ermöglicht, Abweichungen zwischen den erwarteten und den tatsächlichen Positionen zu identifizieren. Im Anschluss an diesen Abgleich wird die generierte Punktwolke exportiert, die eine Analyse der Geometrie des Werkstücks ermöglicht. Während dieses Prozesses werden sowohl die Positionen als auch die zugehörigen P-V-Fehler erfasst und exportiert, um einen gesamten Datenexport zu gewährleisten. Darüber hinaus kann der globale P-V-Fehler ermittelt werden, indem ein Algorithmus zur aggregierten Auswertung (z.B. in Python) eingesetzt wird. Die exportierte Datengrundlage gilt als Grundlage für die Entwicklung des datengetriebenen Modells.

Limitation der Streifenlichtprojektion im Kontext der Glasmessung

Im Falle von Glas ist die Streifenlichtprojektion vornehmlich für Forschungsanwendungen und nur mit Einschränkungen für den industriellen Einsatz geeignet. Dies resultiert aus den Anforderungen, die das Verfahren an die Oberfläche des Glases stellt. In industriellen Produktionsumgebungen können diese Anforderungen oft nicht erfüllt werden, da eine spezielle Beschichtung notwendig ist, um die Sichtbarkeit der projizierten Streifen zu erhöhen. Unbehandeltes Glas kann aufgrund seiner hohen Transparenz nicht ausreichend erfasst werden, wodurch der Aufwand den Nutzen nicht rechtfertigt. Diese zusätzlichen Voraussetzungen und die Notwendigkeit einer präzisen Kalibrierung schränken die Anwendbarkeit der Streifenlichtprojektion in automatisierten Fertigungsprozessen erheblich ein.

Als Alternativen zur Streifenlichtprojektion bieten sich taktile Messmethoden und die Deflektometrie an. Taktile Messmethoden, wie die Koordinatenmessmaschine, erfassen die Oberflächengeometrie durch direkten Kontakt mit der Werkstückoberfläche. Diese Verfahren ermöglichen eine höhere Präzision und sind besonders geeignet für die Messung von komplexen Geometrien.

Die Deflektometrie hingegen nutzt die Reflexion von Lichtmustern auf der Oberfläche, um Geometrie und Oberflächenfehler zu analysieren. Diese Methode ist besonders effektiv für die Messung von großen Flächen und kann in industriellen Anwendungen integriert werden.

Limitation der Messtechnik in experimentellen Versuchsreihen

Die Nachteile der experimentellen Messmethoden im Glasumformprozess stellen erhebliche Herausforderungen dar. Insbesondere die Einschränkung, dass mehrere Größen (Glastemperatur, Vakuum) nicht gemessen werden können, führt zu einer unvollständigen Erfassung der relevanten Prozessparameter. Die Glastemperatur und die Umformung des Glases über die Zeit bleiben somit unzureichend dokumentiert, was eine präzise Analyse und Anpassung der Prozessparameter erschwert. Darüber hinaus können Spannungen im Glas und die anliegende Kraft des Vakuums während der Realexperimente nicht direkt beobachtet werden, wodurch nur geringe Informationen über deren Einfluss bezüglich Qualitätssicherung und Prozessoptimierung vorhanden sind.

Mit Hilfe von simulationsbasierten Ansätzen können Zeitreihendaten der genannten Variablen generiert werden, die eine umfassendere Analyse des Prozesses ermöglichen. Diese simulierten Zeitreihen können anschließend exportiert werden, um sie für die Modellierung und das Training von Algorithmen und ML-Modellen zu nutzen. Dadurch wird eine Grundlage geschaffen, um die physikalischen Prozesse besser zu verstehen und gezielt zu steuern, was zu einer Verbesserung der Qualität und Effizienz in der Glasumformung führt. Der Einsatz von Simulationen ist unerlässlich, um wissensbasierte Prozesse zu gestalten und zu optimieren.

4 Simulationsmodell

4.1 Simulationsumgebung Abaqus

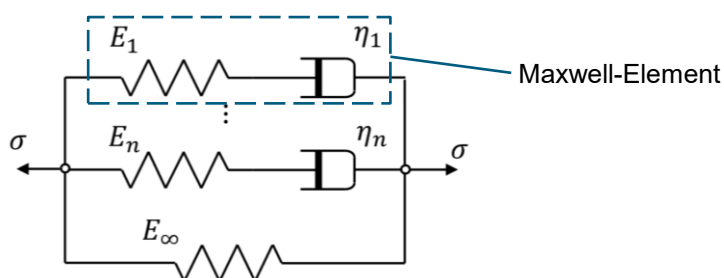
Abaqus ist eine Software zur Simulation mit der Finite-Elemente-Methode, die zur Modellierung verschiedener Werkstoffe, einschließlich elastischer und viskoelastischer Materialcharakteristika sowie Glasumformungsprozesse, verwendet wird. Die Software unterstützt Methoden zur Modellierung des viskoelastischen Verhaltens über unterschiedliche Temperatur- und Druckbereiche im Zeitverlauf. Sie nutzt einen thermo-mechanischen Solver, ein integriertes viskoelastisches Materialmodell für Glas, das temperatur- und zeitabhängig ist, sowie ein strukturelles Relaxationsmodell für Glas während des Abkühlens. Darüber hinaus enthält Abaqus fortschrittliche, hochmoderne Contact Solver und eine benutzerfreundliche grafische Benutzeroberfläche (GUI) für den Modellaufbau.

Zusätzlich ermöglicht die Software die Definition komplexer Randbedingungen zwischen Formwerkzeugen und Glas, wie Reibung oder Wärmeübertragung (Wärmeleitung, Strahlung, Konvektion) zwischen den Komponenten des Modells. Abaqus bietet umfassende Analysefunktionen, darunter die Analyse des Glasflusses, der Spannungsverteilung im Glas sowie der Wärmeübertragungsmechanismen.

4.2 Thermo-mechanisches Modell

Modellbildung

Das generalisierte MAXWELL-Modell (siehe Abbildung 4.1) bestehend aus mehreren einzelnen MAXWELL-Elementen wird verwendet, um die komplexen Spannungsrelaxationsantworten des Glases zu beschreiben.



$$\dot{\varepsilon} = \frac{\dot{\sigma}_i}{E_i} + \frac{\sigma_i}{\eta_i} \rightarrow \mathcal{D}\varepsilon = \frac{\mathcal{D}\sigma_i}{E_i} + \frac{\sigma_i}{\eta_i}$$

Abbildung 4.1: Generalisiertes Maxwell-Modell

Zur Approximation dieses Modells in der Simulationsumgebung wird die Prony-Serie verwendet, die in Gleichung (1) beschrieben wird.

$$G(t) = G_0 \cdot \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot e^{-\frac{t}{\tau_i}} + G_\infty \quad (1)$$

Dabei bezeichnet $G(t)$ das zeitabhängige Schubmodul, ω_i die Gewichte der Exponentialfunktion und τ_i die korrespondierenden Relaxationszeiten. Unter der Annahme der thermorheologischen Simplizität für die Materialeigenschaften von Glas kann die Temperaturabhängigkeit der Spannungsrelaxation mittels der WILLIAMS-LANDEL-FERRY-FUNKTION (WLF) in Gleichung (2) approximiert werden.

$$\log a(T) = \frac{C_1 \cdot (T - T_r)}{C_2 + (T - T_r)} \tag{2}$$

T_r bezeichnet die Referenztemperatur. C_1 und C_2 sind materialspezifische Konstanten.

Basierend auf der Geometrie des Formwerkzeugs wird in Abaqus ein sog. Viertelmodell (bestehend aus Glas und Formwerkzeugen) erstellt, das in Abbildung 4.2 (rechts) zu sehen ist.

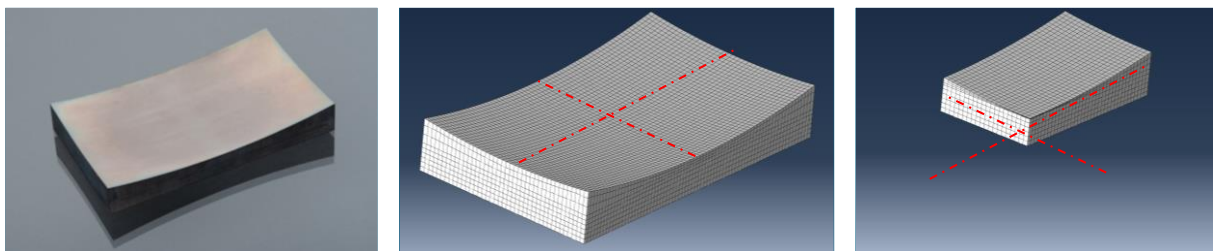


Abbildung 4.2: Reales Werkzeugsystem (links), Werkzeugsystem in Simulationsumgebung (mitte), Werkzeugsystem als Viertelmodell in Simulationsumgebung (rechts)

Eine quadratische Netzstruktur wird auf die Bauteile angewendet, um eine präzise Analyse durchzuführen. Im FEM-Modell werden allgemeine mechanische und thermische Randbedingungen (vgl. Abbildung 4.3) implementiert, um eine möglichst genaue Abbildung der Realität in der Simulation zu erzielen.

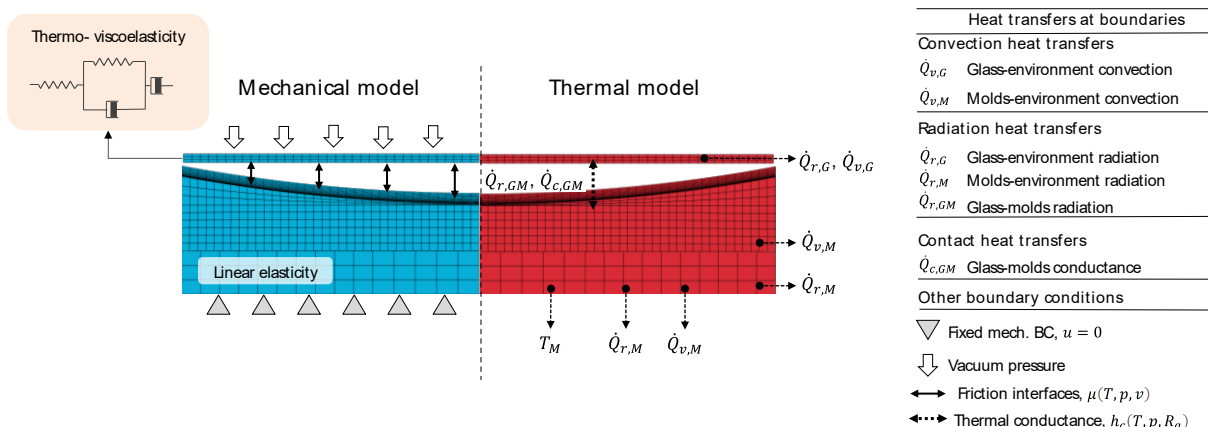


Abbildung 4.3: Randbedingungen des FEM-Modells

Kalibrierung

Für verschiedene Zwecke werden separate FEM-Modelle entwickelt. Eines dient der thermischen Kalibrierung der Wärmeübertragungskoeffizienten des Formwerkzeugs und des Glases, sowohl innerhalb als auch außerhalb des Ofens, ein weiteres der Kalibrierung der Umgebungstemperatur. Verschiedene Wärmeübertragungsmechanismen existieren gleichzeitig

und müssen bestimmt werden, um die Genauigkeit der Simulation zu gewährleisten. Dafür werden u.a. Daten aus Voruntersuchungen genutzt.

Es folgt die Kalibrierung der *Umgebungstemperatur* in der Glasumformmaschine während den verschiedenen Prozessschritten des Realexperiments. Eine Untersuchung des Temperaturverlaufs über die Zeit an verschiedenen Positionen des Ofenraums wurde durchgeführt, da Temperaturgradienten bzw. die Temperaturhomogenität eine hohe Auswirkung auf die Formgebung des Glases und die Effizienz des Umformprozesses haben. Durch die Implementierung dieser Informationen in das FEM-Modell entsteht eine Simulationsumgebung, die die Temperatureigenschaften (z.B. Homogenität) der Ofenkammer realitätsnah abbildet.

Neben der Implementierung der Umgebungstemperatur wurde die Kalibrierung des *Werkzeugsystems* betrachtet. Die Kalibrierung des Werkzeugs hinsichtlich der Randbedingungen bzgl. der Wärmeübertragungsmechanismen ist entscheidend, um die thermischen Wechselwirkungen zwischen dem Glas und der Form hinreichend genau abzubilden. Eine präzise Kalibrierung ermöglicht eine realistische Simulation des Wärmeübergangs, was die Genauigkeit der Simulation erhöht. In Abbildung 4.4 sind exemplarisch zwei kalibrierte Temperaturkurven dargestellt. Daraus ist ersichtlich, dass die kalibrierten Koeffizienten der Wärmeübertragungsmechanismen die Realität hinreichend quantitativ und qualitativ genau abbilden können.

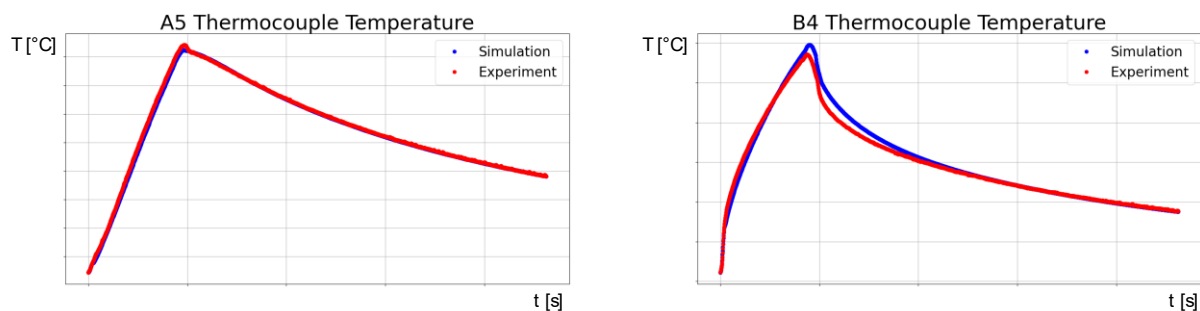


Abbildung 4.4: Kalibrierte Temperaturkurven an zwei Positionen des Werkzeugs

Als weiteres FEM-Modell wird das sog. Hauptsimulationsmodell des experimentellen Aufbaus entwickelt, das alle Schritte des Realexperiments abbildet und die kalibrierten Koeffizienten nutzt. Zu den Prozessschritten gehören das Aufheizen des Formwerkzeugs mit Hilfe einer Begleitheizung, das Platzieren des Glases auf der Form, das Einfahren der Formwerkzeuge in den Ofen, das Anlegen eines Vakuumdrucks auf das Glas zur Umformung sowie das Herausfahren der Werkzeuge aus dem Ofen sowie das anschließende Abkühlen.

4.3 Ergebnis und Datenexport

Ergebnis

Analog zur Versuchsplanung der Realexperimente (Kapitel 3.2) wurde für die Versuchsplanung der Simulation eine Sobol Sampling Methode genutzt. Der Umfang umfasste 250 Versuche bzw. Parameterkombinationen.

In diesem Projekt wurde eine Simulation des Glasumformprozesses mit Abaqus durchgeführt, um einen digitalen Zwilling des Realexperiments zu erstellen. Dieser digitale Zwilling dient zur

Analyse und Optimierung des Umformprozesses, wodurch sichergestellt wird, dass die Ergebnisse in die reale Anwendung übertragen werden kann.

Zudem wurde jeder Prozessschritt des Umformprozesses in Abaqus modelliert, einschließlich des Vorheizens der Formwerkzeuge sowie deren Bewegungen in und aus der Ofenkammer. Dies stellte sicher, dass der digitale Zwilling mit dem realen Experiment hinreichend genau übereinstimmt. Darüber hinaus wurde die Kalibrierung des Vakuumdrucks, der einen Beitrag zur Umformung des Glases verwendet wird, vorgenommen. Zudem wurden die Kontaktinteraktionen zwischen dem Glas und dem Formwerkzeug im FEM-Modell definiert, um das Wärmeübertragungs- und Reibungsverhalten zu modellieren (vgl. Abbildung 4.3).

Automatisierung der Simulation

Der Simulationsprozess sollte, aufgrund der hohen Anzahl an Parametersätzen aus dem Sobolsequenz-Versuchsplan, automatisiert werden. Dazu wurde ein Python-Skript entwickelt, das diese Aufgabe erfüllt.

Datenexport

Nach Abschluss jeder Simulation wurden insbesondere Temperaturdaten und Koordinaten über die Prozesszeit exportiert. Diese Daten wurden genutzt, um ein ML-Modell zu trainieren. In Abbildung 4.5 ist dargestellt, welche exportierten Daten für das Modelltraining genutzt werden können.

Exported time series simulation data					
<ul style="list-style-type: none"> • Temperature on whole nodes of glass • Coordinates of nodes on lower surface of glass • Temperature in edge thermocouple of mold • Temperature in center thermocouple of mold • Temperature in middle thermocouple of mold 					
Time	Node Lable	Temperature	X	Y	Z
5,85 sec	2253	550 °C	-1,0000998e-02 m	5,2004974e-02 m	1,9412405e-02m
...

Abbildung 4.5: Ausschnitt exportierter Daten aus der Simulationsumgebung

5 Datengetriebene Modellierung

Die datengetriebene Modellierung zielt darauf ab, ein geeignetes Modell zu entwickeln, das die verfügbaren Daten effektiv nutzt und verarbeitet.

5.1 Definition der Modellparameter

Zunächst wird untersucht, ob einzelne Versuche unabhängig voneinander durchgeführt werden können, ohne sich zu beeinflussen. Die Grafik (Abbildung 5.1) zeigt die Korrelationsmatrix einzelner Sensorwerte über mehrere Experimente. Sensorwerte, die nicht in allen Experimenten erhältlich waren, wurden entfernt und sind weiß markiert.

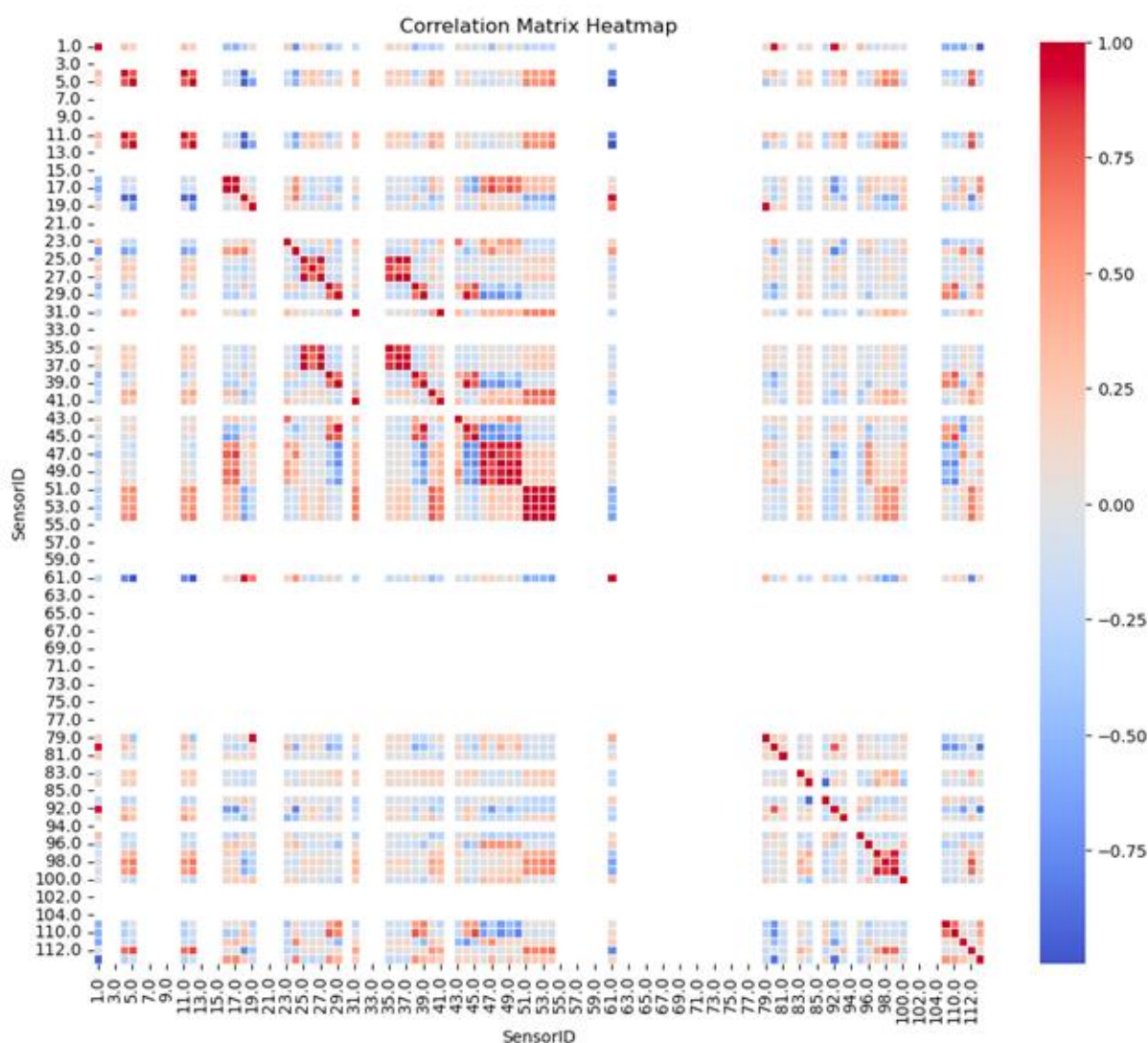


Abbildung 5.1: Korrelationsmatrix

In der Diagonale ist die Korrelation derselben Sensoren mit sich selbst über mehrere Experimente hinweg erkenntlich, erklärbar dadurch, dass alle Experimente mit ähnlichen Parametern gefahren wurden. Außerdem sind Sensorgruppen, wie z.B. mehrere Temperatursensoren an

einer ähnlichen Stelle klar als Gruppen identifiziert. Insgesamt sind alle Korrelationen erklärbar, daher kann von unabhängigen Experimenten ausgegangen werden.

Auf Basis der existierenden Datensätze wird eine Vorabanalyse durchgeführt, welche Prozessparameter für den Glasumformprozess am relevantesten sind. Als Erfolgskriterium wird zunächst die Unterscheidung zwischen Glasbruch und keinem Glasbruch nach Ende des Umformprozesses herangezogen.

Mit den Methoden der LDA und eines Decision Trees (vgl. Abbildung 5.2) kann bereits mit einfachen statistischen Mitteln nachgewiesen werden, dass die wichtigsten Parameter Temperatur und Druck sind.



Abbildung 5.2: LDA und Decision Tree

Versuchsdaten

Letztendlich soll eine Bewertung der Qualität des Substrats vorgenommen werden, anstatt das Bruchverhalten des Glases zu beurteilen. Daher wird die Oberflächengüte als Zielgröße ausgewählt, insbesondere die P-V und Root-Mean-Square (RMS) Werte eines Vergleichs der vermessenen Oberfläche des Substrats mit dessen Idealform.

Beispiel eines Vergleichs von Ist- und Idealform. P-V und RMS werden aus der Differenz der beiden errechnet, siehe Abbildung 5.3.

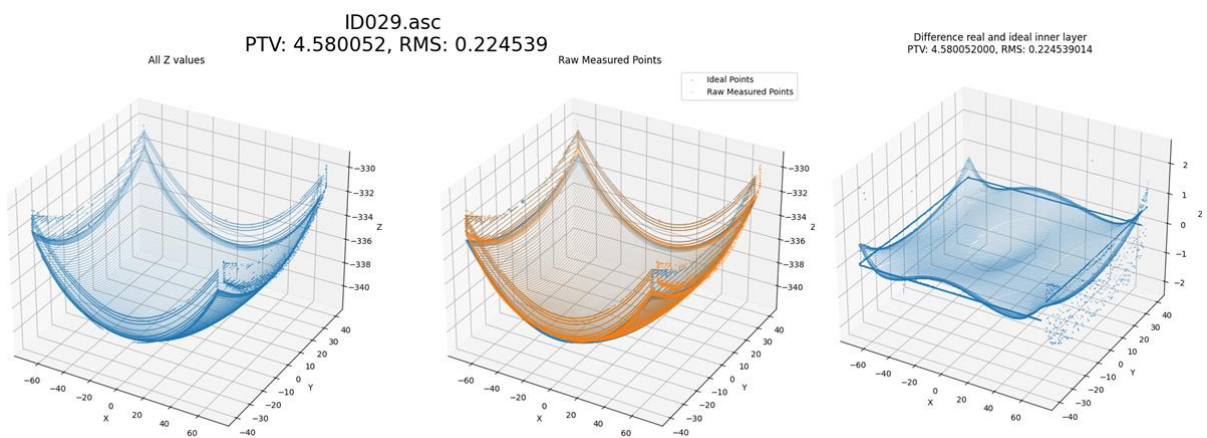


Abbildung 5.3: Soll-Ist-Vergleich

Für eine detailliertere Analyse kann auch P-V und RMS je Sektion des Substrats ermittelt werden, siehe Abbildung 5.4.

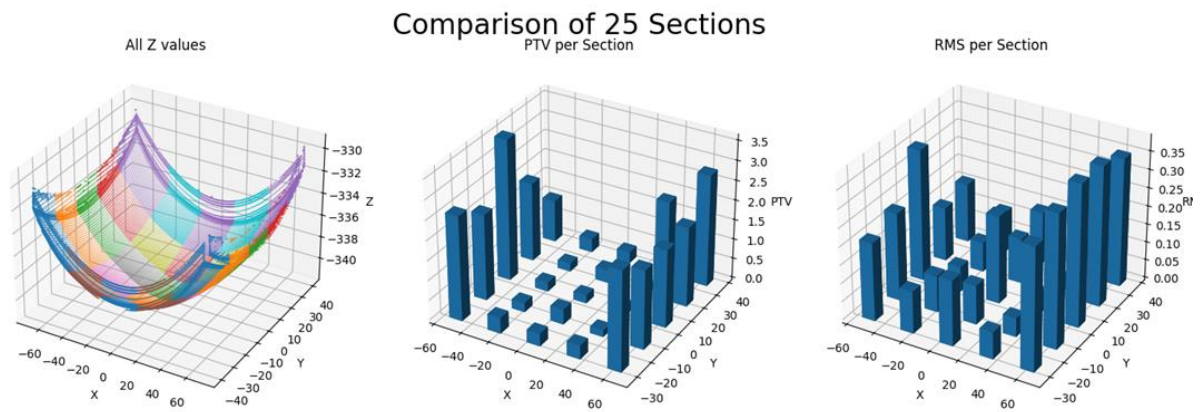


Abbildung 5.4: Soll-Ist-Vergleich in Teilbereichen

Die Glasmessung wird in 25 Teilbereiche unterteilt, gefolgt von einer individuellen Analyse dieser Bereiche. Dadurch werden P-V und RMS als Optimierungs- bzw. Zielgrößen der Modelle festgelegt. Um Störgrößen abzufangen, wird jedes Experiment dreimal mit identischen Einstellungen durchgeführt und die Ergebnisse zusammengefasst.

Simulationsdaten

Wie in Abschnitt 4 beschrieben, wird der Glasumformprozess zusätzlich simuliert.

Wie bei den gemessenen Daten auch, wird aus den Simulationsdaten ebenfalls P-V und RMS errechnet (vgl. Abbildung 5.5). Dabei ist nur eine Simulation je Eingabevektor erforderlich, da in der Simulation die Störgrößen aus der Umgebung ausgeschlossen werden können.

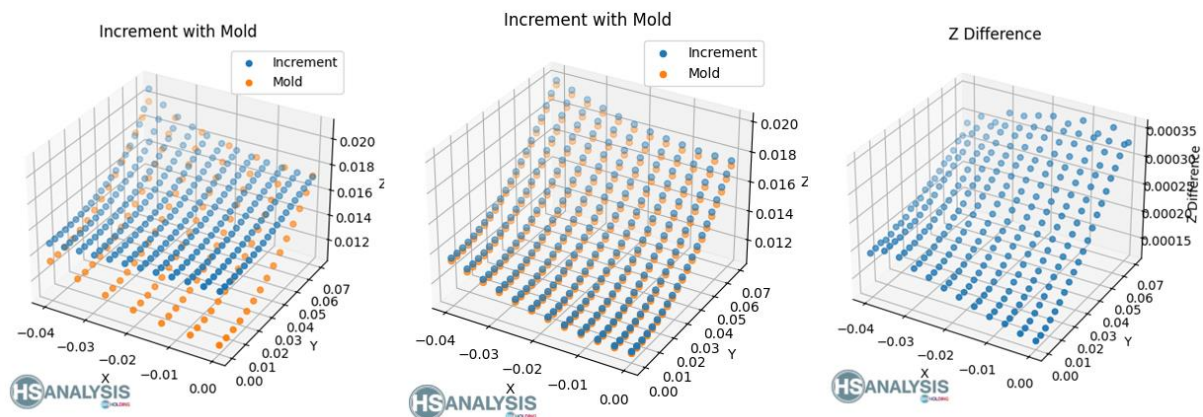


Abbildung 5.5: Soll-Ist-Vergleich mittels Simulationsdaten

Ein Vorteil von Simulationsdaten ist, dass Datenpunkte und Zeitreihen von Punkten möglich sind, die in der Realität nicht gemessen werden können.

Somit kann als Nebenprodukt der Datenanalyse auch die Abweichung sowie P-V und RMS im zeitlichen Verlauf grafisch (vgl. Abbildung 5.6) dargestellt werden.

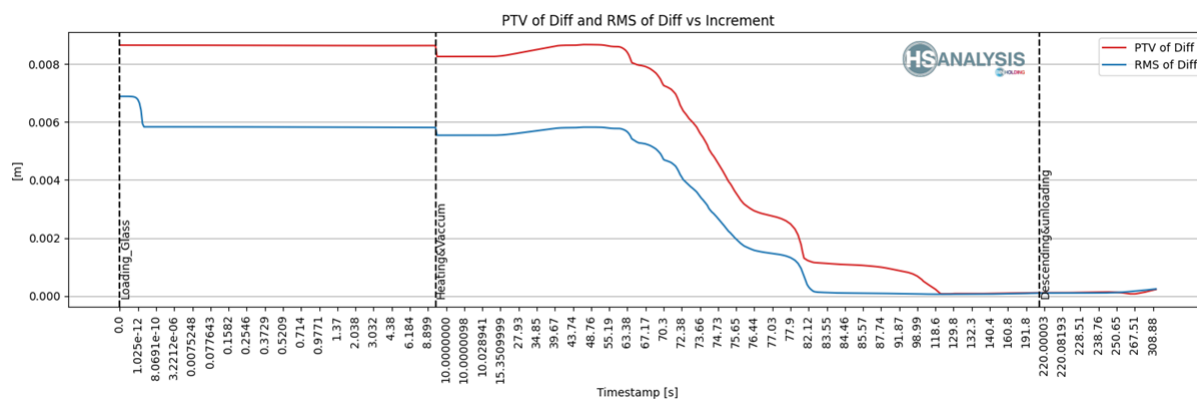


Abbildung 5.6: Zeitverlauf des P-V sowie des RMS

Eingangsgrößen

Als Eingangsgrößen kommen zwei Komponenten in Frage, die unabhängig voneinander betrachtet werden können: Die getroffenen Einstellungen zu Beginn des Experiments und die Sensorwerte im zeitlichen Verlauf während des Experiments.

Beide Varianten sowie eine Kombination aus beiden werden betrachtet.

5.2 Auswahl des Modelltyps

Je nach Auswahl der Eingabedaten muss ein anderes Modell ausgewählt werden:

Für die Prädiktion der Substrat-Qualität allein anhand der Voreinstellungen der Maschine kann ein Multi-Layer-Perceptron (MLP) Modell verwendet werden. Hier werden die Maschineneinstellungen als Eingabe- und die P-V und RMS der Oberfläche als Ausgabevektoren verwendet.

Im Gegensatz dazu bilden die Sensorwerte im zeitlichen Verlauf eine Zeitreihe, für die ein MLP ungeeignet ist. Stattdessen wird ein Long short-term memory (LSTM) Modell eingesetzt, das für jeden Zeitschritt alle Sensorwerte erhält und die Zeitschritte sequenziell prozessiert. So kann zu jedem Zeitschritt eine Vorhersage über P-V und RMS des Endergebnisses erfolgen, deren Vorhersagegüte zum Ende des Prozesses immer genauer wird.

Zu guter Letzt verwendet auch das kombinierte Modell ein LSTM, bei dem die Eingabevektoren je Zeitschritt um die Starteinstellungen des Prozesses ergänzt werden. Eine direkte Kombination aus MLP und LSTM wäre ebenfalls denkbar, aber würde einen zusätzlichen Kombinationsalgorithmus erforderlich machen, was das Gesamtsystem komplexer und somit fehleranfälliger machen würde.

5.3 Ergebnisse der Modellentwicklung

Die Modelle werden daran bewertet (vgl. Abbildung 5.7), wie nah ihre vorhergesagten P-V- und RMS-Werte an den im Versuch gemessenen Werten liegen. Da es sich hierbei nicht um eine binäre Entscheidung handelt, sondern um das Annähern an eine numerische Zielgröße, wird der Mean Squared Error (MSE) verwendet, um die Güte des Modells über alle Eingabedaten hinweg zu beurteilen: Je kleiner der MSE, desto besser performt das Modell.

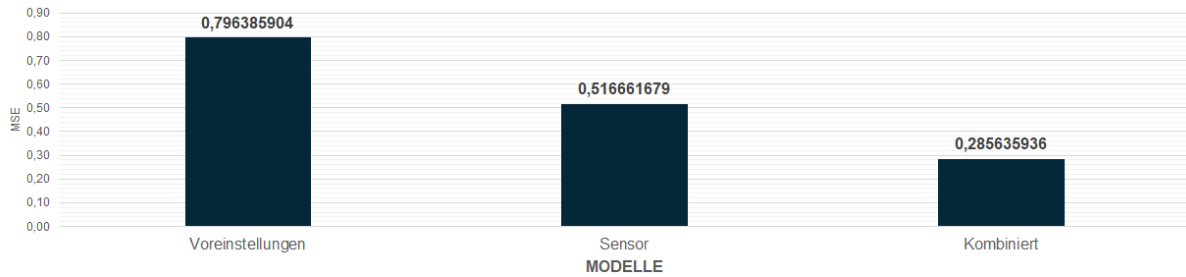


Abbildung 5.7: Modell-Input; je kleiner der Wert, desto bessere Modellperformance

Es zeigt sich, dass das kombinierte Modell mit einem MSE von 0,286 mehr als doppelt so gut die Endqualität vorhersagen kann als das Modell, das nur die Prozesseinstellungen als Eingabewerte erhält.

5.4 Implementierung des hybriden Modells

Zusätzlich zu den reinen Messdaten und deren Abgleich mit dem Soll-Zustand wurden für schnellere Ergebnisse und eine größere Eingabe-Datenmenge Simulationsdaten hinzugezogen. Das hybride Modell (vgl. Abbildung 5.8) verwendet somit Informationen aus der Simulation und den realen Messungen.

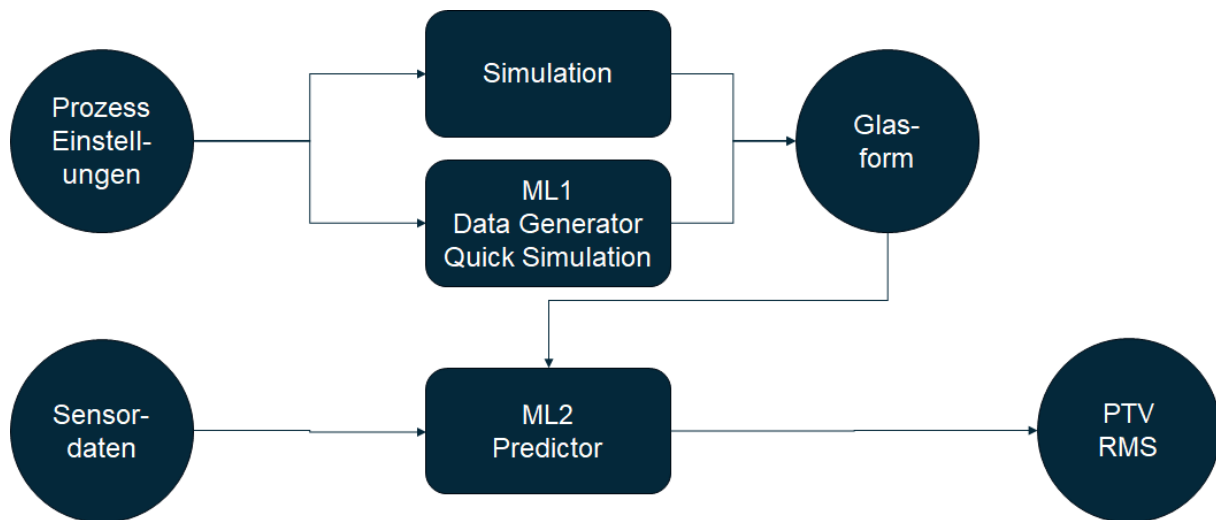


Abbildung 5.8: Aufbau des hybriden Modells

Die Ergebnisse des Modells werden über die im folgenden Abschnitt beschriebene Schnittstelle an das zentrale Monitoring und die Maschine zurückgegeben.

5.5 Auswahl und Implementierung der Schnittstellen

Die Ergebnisse des hybriden Modells werden über die im folgenden Abschnitt beschriebene Schnittstelle an das zentrale Monitoring (vgl. Abbildung 5.9) und die Maschine zurückgegeben.

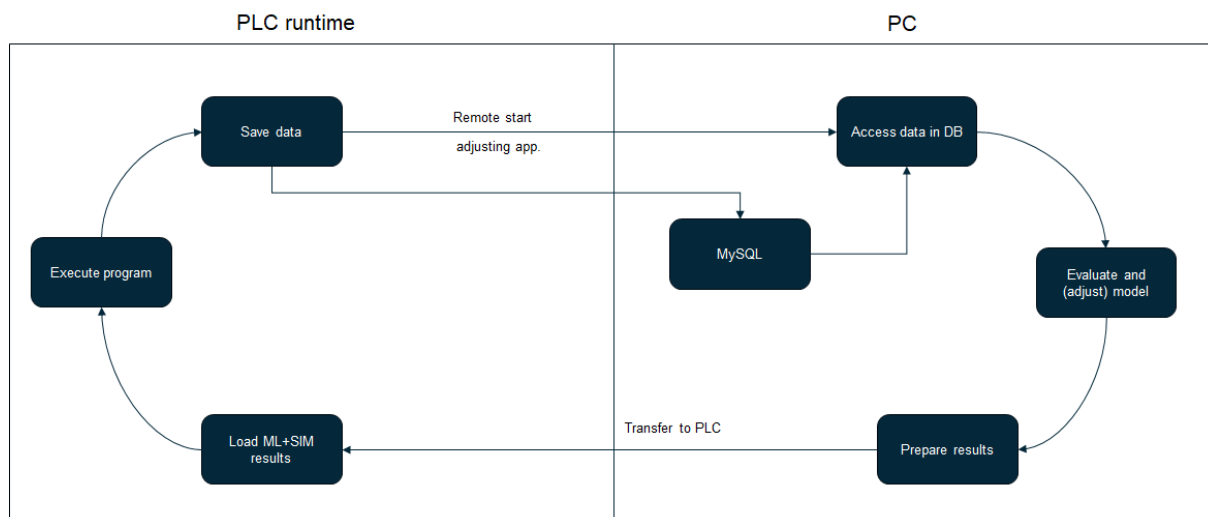


Abbildung 5.9: Prozessabbildung der Modellläufe im System

Im Rahmen des Forschungsprojekts wurde eine durchgängige Systemarchitektur entwickelt, die den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) und Simulationstechnologie zur Prozessoptimierung in der Glasumformung ermöglicht. Ziel war es, datenbasierte Entscheidungsprozesse in eine industrielle Steuerungsumgebung zu integrieren und somit eine adaptive Prozessregelung in Echtzeit zu realisieren.

Die entwickelte Architektur (vgl. Abbildung 5.10) basiert auf der Interaktion zwischen einer industriellen Steuerungseinheit (Beckhoff PLC C6015) und einem externen PC-System, das sowohl für die Datenanalyse als auch für die Modellierung verantwortlich ist. Die Steuerung erfasst kontinuierlich Prozessdaten während der laufenden Glasumformung und überträgt diese über eine MySQL-Datenbank an das PC-System. Über eine TwinCAT-XAR-Umgebung werden die Prozessdaten strukturiert – beispielsweise im CSV- oder JSON/XML-Format – gespeichert und für die Weiterverarbeitung bereitgestellt.

Im nächsten Schritt greifen auf dem PC zwei parallel operierende Systeme auf die Datenbank zu: ein Simulationsmodell sowie ein Machine-Learning-Modell. Diese Modelle dienen der Bewertung des aktuellen Prozesszustands sowie der Vorhersage und Optimierung zukünftiger Prozessverläufe. Insbesondere das Machine-Learning-Modul wurde mit historischen Produktionsdaten trainiert, um Zusammenhänge zwischen Prozessparametern und Produktqualität zu erkennen. Bei Abweichungen oder erkannten Optimierungspotenzialen können die Modelle entsprechende Anpassungsvorschläge generieren.

Die aus der Analyse abgeleiteten Optimierungsparameter werden aufbereitet und über eine gesicherte Datenverbindung zurück an die SPS übermittelt. Diese lädt die aktualisierten Modell- oder Simulationsergebnisse und passt den Steuerungsablauf in der laufenden Produktion automatisch an. Dadurch entsteht ein geschlossener Regelkreis (Closed-Loop), der den Produktionsprozess dynamisch an veränderte Bedingungen anpasst und kontinuierlich optimiert.

Dieses Konzept wurde erfolgreich im Pilotbetrieb umgesetzt. Erste Ergebnisse zeigen eine signifikante Verbesserung der Prozessstabilität sowie eine Reduktion von Ausschuss und

Energieverbrauch. Die Integration von KI-gestützter Modelllogik in eine klassische PLC-basierte Produktionsumgebung hat sich als technisch robust und wirtschaftlich vielversprechend erwiesen.

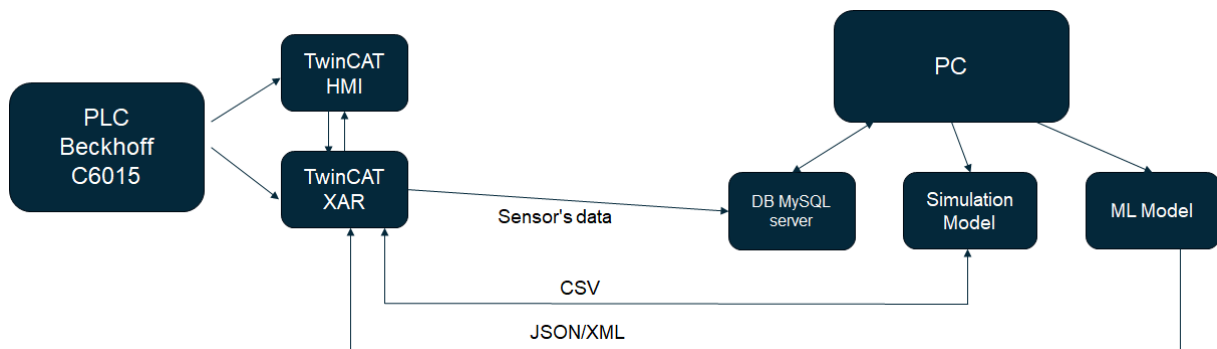


Abbildung 5.10: Datenfluss im System

6 Hardware-Implementierung

6.1 Auswahl von Schnittstellen und Protokollen für Datenaustausch

Abbildung 6.1 beschreibt eine systematische Darstellung der finalen Architektur des Projekts, die eine modulare und skalierbare Lösung für die datenbasierte Prozessoptimierung bietet. Die Architektur umfasst die Integration verschiedener Komponenten und Protokolle, die den Datenfluss zwischen den einzelnen Modulen effizient ermöglichen.

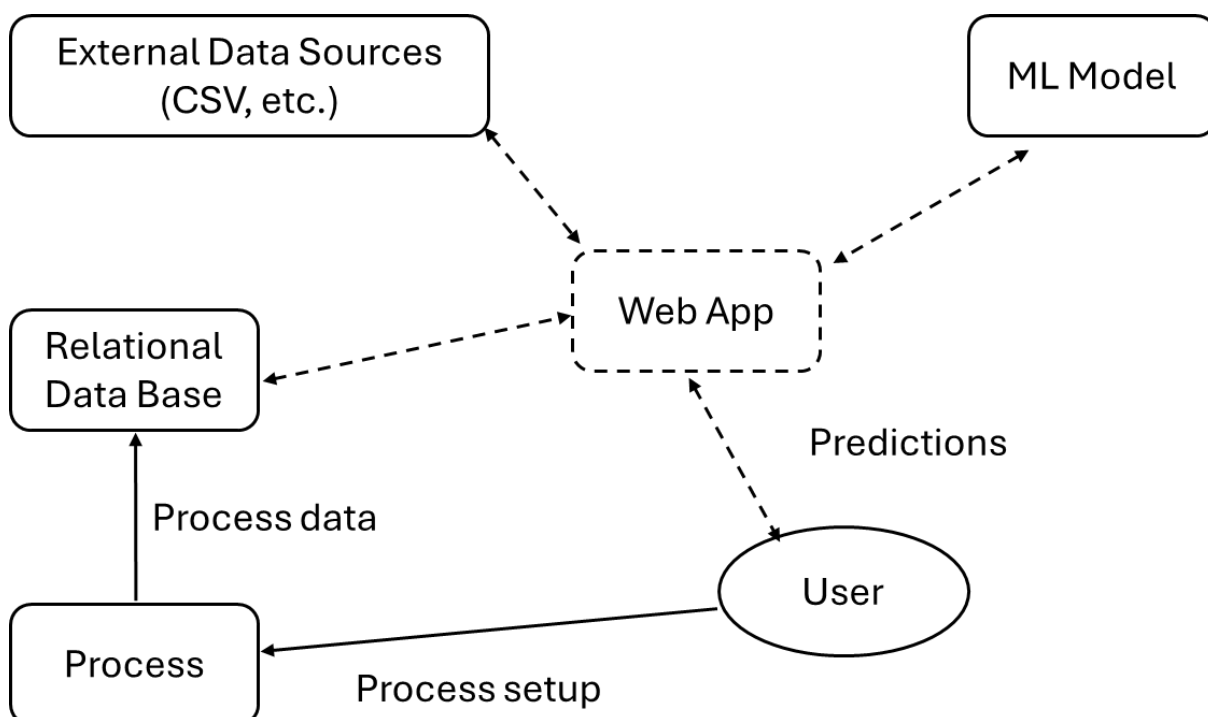


Abbildung 6.1: Darstellung der Architektur

6.1.1 Hauptbestandteile der Architektur

1. Externe Datenquellen:

Die Architektur berücksichtigt mehrere Eingabemöglichkeiten für Daten, darunter:

- **Prozessdatenbanken:** Dynamische Datenbanken, die Prozessparameter und -zustände speichern.
- **CSV-Dateien:** Statische Datenquellen, die manuelle oder automatisierte Prozessparameter enthalten.
- **Manuelle Eingabe:** Ermöglicht die direkte Eingabe von Konfigurationsparametern durch den Nutzer.

2. ML-Modell (Maschinelles Lernen):

Das ML-Modell verarbeitet die Daten aus den Quellen, um Vorhersagen wie Peak-to-Valley-Werte und RMS-Fehler zu generieren. Es bildet das Kernstück der Analytik und Vorhersage der Architektur.

3. Relationale Datenbank:

Zentral für die Persistierung der Prozess Eingangs- und Ausgangsgrößen aus der Maschinensteuerung.

4. Web-Applikation:

Die Web-App stellt die Schnittstelle zwischen der Architektur und den Endnutzern dar. Sie ermöglicht:

- Die Visualisierung von Ergebnissen, z. B. in Form von Heatmaps.
- Die interaktive Analyse einzelner Segmente.
- Die Verwaltung und Konfiguration der Prozessparameter.

5. Verarbeitungsschicht:

Die Daten durchlaufen eine Verarbeitungsschicht, die Transformationen und Bereinigungen vornimmt, bevor sie dem ML-Modell zugeführt werden. Dazu gehört auch die Synchronisierung von Zeitstempeln aus verschiedenen Datenquellen.

6. Output-Komponenten:

Die Ergebnisse werden in einer zweidimensionalen Darstellung (Heatmap) sowie zeitlich aufgeschlüsselt dargestellt, um die Fehleranalyse und Optimierung zu erleichtern.

7. Netzwerk und Konnektivität:

Die Architektur ist kompatibel mit verschiedenen Netzwerktechnologien wie 4G, 5G, LAN, Lo-RaWAN und Wi-Fi, um eine flexible und robuste Datenübertragung zu gewährleisten.

6.1.2 Innovative Ansätze

- **Dezentrale Datenverarbeitung:** Die Architektur integriert föderierte KI (aiCamp), um Datenschutz und Effizienz zu maximieren. Daten können lokal verarbeitet werden, bevor sie aggregiert werden.
- **Automatisierung:** Die automatische Speicherung und Verarbeitung der Daten gemäß OpenAPI-Spezifikationen (OAS) vereinfacht die Integration zusätzlicher Datenquellen und gewährleistet hohe Skalierbarkeit.

6.1.3 Nutzen für das Vorhaben

Die Architektur gewährleistet eine robuste, skalierbare und flexible Plattform, die sowohl für die Analyse historischer Daten als auch für die Echtzeitüberwachung von Prozessen geeignet ist. Ihre modulare Struktur erlaubt Anpassungen an spezifische Anforderungen der Zielbranchen, z. B. Fertigung oder Energie.

6.1.4 Requirements Engineering

Im Rahmen des Projekts wurde ein umfassender Requirements-Engineering-Prozess durchgeführt, um die spezifischen Anforderungen an die Datenverarbeitung, die Schnittstellen und die Nutzerinteraktion zu definieren. Dieser Prozess war zentral für die Entwicklung einer flexiblen, skalierbaren und nutzerzentrierten Lösung. Die identifizierten Anforderungen lassen sich in drei Hauptkategorien gliedern: Eingabeoptionen, Ausgabeoptionen und Modellwahl.

Eingabeoptionen für unterschiedliche Datenquellen

Die Architektur des Systems wurde so gestaltet, dass sie eine Vielzahl von Datenquellen unterstützt, um maximale Flexibilität zu gewährleisten:

- **Zeitreihendaten aus Prozessdatenbanken:** Eine der zentralen Eingabequellen sind dynamische Prozessdatenbanken, die kontinuierlich Betriebsdaten sammeln und bereitstellen.
- **Zeitreihendaten im CSV-Format:** Für die Verarbeitung von externen oder historischen Daten wurde die Unterstützung von CSV-Dateien integriert, um eine einfache und standardisierte Datenübertragung zu ermöglichen.
- **Manuelle Eingabe von Prozesskonfigurationsparametern:** Für spezifische Szenarien, in denen keine automatisierten Datenquellen verfügbar sind, wurde die Möglichkeit geschaffen, Parameter manuell einzugeben.
- **Automatisierter Import von Prozesskonfigurationsparametern aus CSV-Dateien:** Zur Unterstützung komplexer Konfigurationsszenarien wurde die automatisierte Übernahme von Parametern aus CSV-Dateien ermöglicht.

Ausgabeoptionen der Ergebnisse

Um die Anforderungen der Benutzer an die Visualisierung und Analyse der Ergebnisse zu erfüllen, wurden mehrere Ausgabeoptionen spezifiziert:

- **Vorhersagen von Qualitätsparametern:** Das System ermöglicht die Ausgabe von prädiktiven Kennwerten wie Peak-to-Valley-Werten und RMS-Fehlern, um die Prozessqualität zu bewerten.
- **Zweidimensionale Visualisierung in Heatmaps:** Ergebnisse können in intuitiven zweidimensionalen Heatmaps dargestellt werden, die schnelle Einblicke in die Datenmuster ermöglichen.
- **Zeitliche Visualisierung für einzelne Segmente:** Um detaillierte Analysen durchzuführen, bietet das System die Möglichkeit, Qualitätskennzahlen über die Zeit für einzelne Segmente zu visualisieren.
- **Interaktive Segmentauswahl:** Die Benutzer können spezifische Segmente auswählen, um gezielte Analysen durchzuführen.

Modellwahl

Das Requirements Engineering umfasste auch die Auswahl geeigneter Algorithmen und Modelle zur Vorhersage von Qualitätskennzahlen. Der Fokus lag hierbei auf der Kombination von Robustheit und Flexibilität, um die Anforderungen der Zielanwendung zu erfüllen.

6.1.5 Herausforderungen und deren Lösungen

Während der Implementierung und Entwicklung des Projekts traten mehrere technische Herausforderungen auf, die gelöst werden mussten, um eine robuste und skalierbare Architektur zu gewährleisten. Diese Herausforderungen betrafen insbesondere die Verarbeitung von Daten aus dynamischen Prozessdatenbanken und das Zusammenführen von Tabellen mit inkonsistenten Zeitstempeln.

Herausforderung 1: Dynamisches Datenbankschema

Eine zentrale Schwierigkeit bestand in der Arbeit mit einer Prozessdatenbank, die ein dynamisches Schema aufwies. Dies bedeutete, dass die Struktur der Datenbank nicht starr definiert war, sondern sich je nach Anwendung oder Anforderung änderte. Die dynamische Natur erschwerte die Integration und Nutzung der Daten für analytische Zwecke.

Lösung:

Um diese Herausforderung zu bewältigen, wurde ein flexibles Eingabefeld für die Tabellenauswahl entwickelt. Dieses Feature ermöglicht es dem Nutzer, gezielt auf bestimmte Tabellen innerhalb der Datenbank zuzugreifen, unabhängig von deren dynamischen Änderungen. Dadurch wurde die Verarbeitung der Daten an die variablen Anforderungen angepasst, ohne zusätzliche Konfigurationsaufwände zu erzeugen.

Herausforderung 2: Tabellenverknüpfung ohne definierten Joinkey

Eine weitere Herausforderung ergab sich aus der Notwendigkeit, mehrere Tabellen miteinander zu verbinden, obwohl kein definierter Joinkey existierte. Die Zeitstempel der Tabellen stimmten nicht exakt überein, was eine direkte Verknüpfung unmöglich machte. In der Sensorik betrug die Datenerfassungsrate 1 [1/s], sodass kleinste Zeitunterschiede zwischen den Tabellen auftraten.

Lösung:

Zur Lösung dieses Problems wurde ein Algorithmus entwickelt, der Tabellen anhand der Zeitstempel verbindet, sofern der Zeitunterschied weniger als 0,5 Sekunden beträgt. Diese Methode berücksichtigt die inhärenten Schwankungen bei der Datenerfassung und ermöglicht dennoch eine präzise Verknüpfung der Daten.

6.1.6 Tech-Stack Entscheidungen

Die Auswahl des finalen Tech-Stacks für das hyPro-Projekt erfolgte auf Grundlage eines strukturierten Evaluationsprozesses, der sowohl die Anforderungen an Flexibilität, Skalierbarkeit und Effizienz als auch die spezifischen Projektziele berücksichtigte. Der Tech-Stack umfasst Entscheidungen zu Programmiersprachen, Laufzeitumgebungen und Deployment-Methoden.

Programmiersprache

Im Rahmen der Entwicklung wurden mehrere Programmiersprachen evaluiert:

- **JavaScript:** Als leistungsstarke, aber komplexe Sprache wurde JavaScript in Betracht gezogen. Der Nachteil bestand jedoch in der höheren Komplexität bei der Implementierung und Wartung.
- **Python:** Python wurde aufgrund seiner geringeren Komplexität und seiner Eignung für schnelles Prototyping priorisiert. Zudem bietet Python eine Vielzahl an Bibliotheken und Tools für datengetriebene Anwendungen, die die Entwicklung effizient unterstützen.

Entscheidung: Python wurde als Programmiersprache gewählt, da es eine schnelle Entwicklung ermöglicht und sich ideal für datenintensive Anwendungen eignet.

Laufzeitumgebung

Für die Ausführung der Anwendung wurden drei Optionen geprüft:

- **Bare Metal:** Diese Option bot den Vorteil, keine zusätzlichen Systeme zu benötigen, allerdings war das Management der Abhängigkeiten komplex und fehleranfällig.
- **Virtuelle Maschinen:** Virtuelle Maschinen vereinfachten das Abhängigkeitsmanagement durch Kapselung, führten jedoch zu erhöhtem Setup- und Laufzeitaufwand durch die zusätzliche Virtualisierung.
- **Containerisierung:** Containerisierung bot eine ähnliche Kapselung wie virtuelle Maschinen, jedoch mit reduziertem Overhead bei Einrichtung und Betrieb.

Entscheidung: Containerisierung wurde als bevorzugte Laufzeitumgebung gewählt, da sie ein effizientes Abhängigkeitsmanagement bei gleichzeitig geringem Ressourcenverbrauch bietet.

Deployment-Methode

Für das Deployment wurden zwei Ansätze evaluiert:

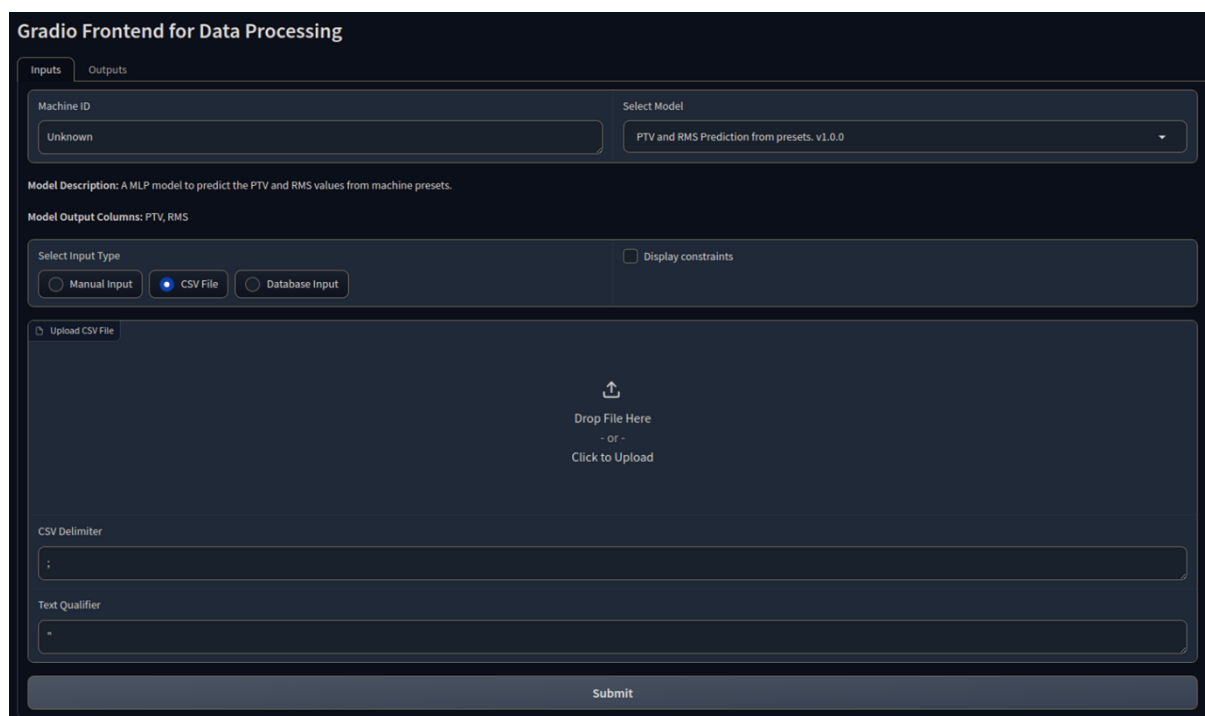
- **Kubernetes:** Kubernetes bietet umfangreiche Funktionen für Skalierbarkeit und Fehlertoleranz, jedoch zu hohen Kosten für Einrichtung und Wartung.

- **Docker und Docker Compose:** Diese Lösung ermöglicht eine einfache und schnelle Einrichtung und Wartung. Allerdings ist die Skalierung für groß angelegte Szenarien schwieriger.

Entscheidung: Docker und Docker Compose wurden als Deployment-Tools ausgewählt, da sie den Anforderungen des Projekts in Bezug auf Einfachheit und Effizienz gerecht werden.

6.1.7 Beschreibung der App und ihrer Features

Die finale App des Projekts (vgl. Abbildung 6.2) ist eine datenverarbeitende Webanwendung, die speziell entwickelt wurde, um komplexe Datensätze zu verarbeiten, Modelle auszuwählen und Ergebnisse zu visualisieren. Hier sind die einzelnen Features der App Schritt für Schritt beschrieben, basierend auf den hervorgehobenen Bereichen:



The screenshot shows the 'Gradio Frontend for Data Processing' interface. It features two tabs: 'Inputs' and 'Outputs'. The 'Inputs' tab is active and contains the following elements:

- Machine ID:** A text input field with the value 'Unknown'.
- Select Model:** A dropdown menu showing 'PTV and RMS Prediction from presets. v1.0.0'.
- Model Description:** A text area containing 'A MLP model to predict the PTV and RMS values from machine presets.'
- Model Output Columns:** A text area containing 'PTV, RMS'.
- Select Input Type:** Three radio buttons: 'Manual Input', 'CSV File' (selected), and 'Database Input'.
- Display constraints:** A checkbox that is currently unchecked.
- Upload CSV File:** A large area with a central upload icon and text: 'Drop File Here - or - Click to Upload'.
- CSV Delimiter:** A text input field containing a semicolon (;).
- Text Qualifier:** A text input field containing an asterisk (*).
- Submit:** A large button at the bottom of the form.

Abbildung 6.2: Frontend für die Datenprozessierung

Strukturierung der Web-App: Zwei Tabs (Inputs und Outputs)

Die App ist logisch in zwei Hauptbereiche unterteilt:

- **Inputs:** Ermöglicht die Konfiguration von Eingabedaten (manuelle Eingabe, CSV-Dateien, Datenbankzugriff).
- **Outputs:** Präsentiert die Ergebnisse der Datenverarbeitung und Modellvorhersagen in visueller Form.

Diese Strukturierung sorgt für Benutzerfreundlichkeit und eine klare Trennung von Eingabekonfiguration und Ergebnisauswertung.

Modellauswahl über Dropdown-Menü

Das Dropdown-Menü im Bereich "Select Model" bietet eine einfache Möglichkeit, zwischen verschiedenen vortrainierten Modellen zu wählen. Die Modelle sind mit Versionsnummern versehen, sodass Nutzer spezifische Versionen der Algorithmen für ihre Datenanalyse auswählen können.

Eingabedatentyp-Auswahl

Ein weiterer wichtiger Bereich ist die Auswahl des Eingabetyps:

- **Manuelle Eingabe:** Für die direkte Eingabe von Daten.
- **CSV-Datei:** Hochladen einer Datendatei im CSV-Format.
- **Datenbankzugriff:** Direkter Zugriff auf eine vorhandene Datenbank.

Dies ermöglicht Flexibilität bei der Datenverarbeitung und macht die App vielseitig einsetzbar.

Konfiguration von Prozessparametern

Im manuellen Eingabemodus kann der Benutzer spezifische Prozessparameter eingeben, wie:

- Ofentemperatur
- Starttemperatur
- Heizzeit
- Kühlgeschwindigkeit

Diese Funktion ist besonders hilfreich für benutzerdefinierte Analysen oder Szenarien ohne automatisierte Datenquellen.

Hochladen von Zeitreihendaten (CSV)

Der Bereich "Upload CSV File" erlaubt es Nutzern, Datensätze im CSV-Format hochzuladen. Zusätzlich können Trennzeichen (z. B. ;) und Textqualifizierer (z. B. ") definiert werden, um unterschiedliche Datenformate zu unterstützen.

Tabellen-Auswahl für Datenbankeingaben

Im Datenbankmodus können Nutzer gezielt Tabellen auswählen, die verarbeitet werden sollen. Diese Funktion bietet Flexibilität und erleichtert die Integration von dynamischen Datenbanksystemen.

2D-Visualisierung von Ergebnissen (Heatmap)

Im Output-Bereich wird eine Heatmap (vgl. Abbildung 6.3) generiert, die Vorhersagen (z. B. Peak-to-Valley und RMS-Fehler) für spezifische Datenpunkte visualisiert. Dies ermöglicht eine intuitive Analyse von Ergebnissen in zwei Dimensionen.

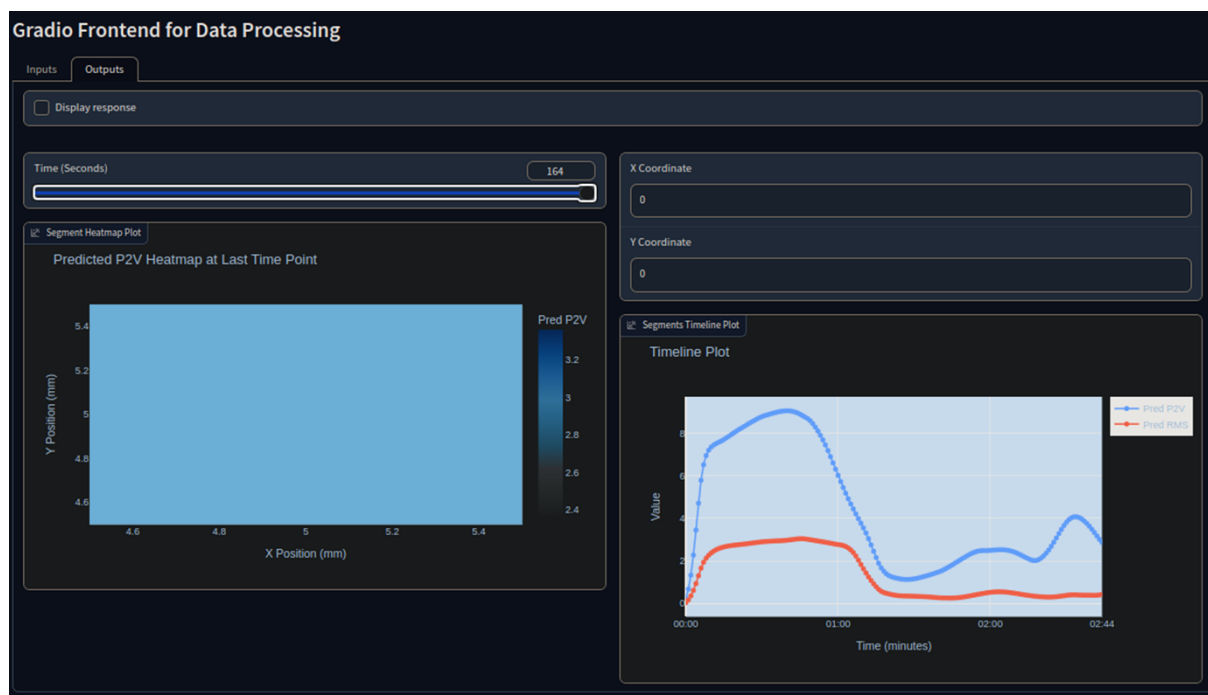


Abbildung 6.3: 2D Visualisierung

Zeitbasierte Visualisierung von Segmentdaten

Eine Timeline-Plot-Funktion zeigt Veränderungen von Qualitätskennzahlen (z. B. Peak-to-Valley und RMS) über die Zeit an. Dies hilft dabei, zeitliche Muster oder Trends zu identifizieren.

Auswahl-Slider für Zeitsegmente

Ein interaktiver Slider ermöglicht die Auswahl spezifischer Zeitsegmente für die detaillierte Analyse. Dies verbessert die Nutzerkontrolle und erhöht die Präzision bei der Ergebnisauswertung.

X- und Y-Koordinatenauswahl

Nutzer können manuell X- und Y-Koordinaten eingeben, um spezifische Datenpunkte oder Bereiche innerhalb der Ergebnisse zu analysieren. Diese Funktion ist besonders nützlich bei der Untersuchung spezifischer Segmente.

6.2 Entwicklung der Glasumformmaschine

Infrastruktur und Datenbank

Die Entwicklung einer Glasumformmaschine erfordert ein integriertes System, das eine schnelle Datenübertragung, Kompatibilität mit einer Vielzahl von Einstellungen und Betriebsrobustheit ermöglicht. Die Wirksamkeit eines solchen Systems hängt stark von der Auswahl geeigneter Kommunikationsprotokollen und Schnittstellen ab, die als Grundlage für die Interaktion zwischen verschiedenen Subsystemen dienen. Dieses Projekt konzentrierte sich auf die Bewertung und Entwicklung von Kommunikationsstrategien, die den spezifischen Anforderungen der Produktionssteuerung, Simulationsmethoden und Frameworks für künstliche Intelligenz gerecht werden. Die Untersuchung konzentrierte sich auf drei potenzielle Kandidaten: MQTT, OPC-UA und JSON. Nachfolgend ist eine Übersicht über Schnittstellen und Protokolle dargestellt.

MQTT (Message Queued Telemetry Transport)

MQTT ist ein Publish/Subscribe-Protokoll, das für Geräte mit begrenzten Ressourcen und geringer Bandbreite entwickelt wurde. Seine Einfachheit und sein geringer Overhead machen es ideal für die Echtzeitkommunikation in industriellen Systemen. Während des Überprüfungsprozesses wurde MQTT für Anwendungen untersucht, die eine schnelle Datenübertragung erforderten, wie z.B. Echtzeit-Produktionsparametersteuerung oder Sensorstatusaktualisierungen.

OPC-UA (Open Platform Communications - Unified Architecture)

OPC-UA bietet eine sichere und zuverlässige Grundlage für die Kommunikation zwischen Maschinen. Die Fähigkeit, komplexe Industriedaten zu simulieren und plattformübergreifende Interoperabilität zu bieten, macht es zu einem Kandidaten für die Verbindung der Steuereinheit der Glasformmaschine mit externen Systemen wie Simulationssoftware. OPC-UA bietet zudem eine hierarchische Datenorganisation, die zur Komplexität der industriellen Automatisierung passt.

JSON (JavaScript Object Notation):

JSON ist weithin bekannt für seine leichte und für Menschen lesbare Struktur, die die Kodierung komplexer Daten, einschließlich Zeitreiheninformationen und Matrixformaten, vereinfacht. Seine Vielseitigkeit und einfache Implementierung in verschiedenen Programmiersprachen, einschließlich Python, machten es besonders relevant für die Integration mit KI-Modulen. Die Flexibilität von JSON bei der Darstellung strukturierter Daten ermöglicht auch eine nahtlose Interaktion mit Datenbanken und externen APIs.

Die Gewährleistung der Kompatibilität im gesamten System war die größte Herausforderung bei der Auswahl eines geeigneten Protokolls. Dieses System umfasst die Steuereinheit der Produktionsmaschine, Simulationen und die Verarbeitung künstlicher Intelligenz. Jede Komponente hat spezifische Anforderungen z.B. bezüglich der Verarbeitung von Daten.

Das Steuerungssystem muss Sensordaten effektiv und mit minimaler Latenz verarbeiten, ohne zu viel Systemspeicher zu verbrauchen. Für Simulationen ist ein hochpräziser Datenaustausch erforderlich, einschließlich umfangreicher matrixbasierter Datensätze. KI-Module verwenden

meist Python und erfordern eine reibungslose Integration mit angegebenen Datenformaten für Aufgaben, die Inferenz und Training beinhalten. In Abbildung 6.4 ist das Interface der Datenbank dargestellt.

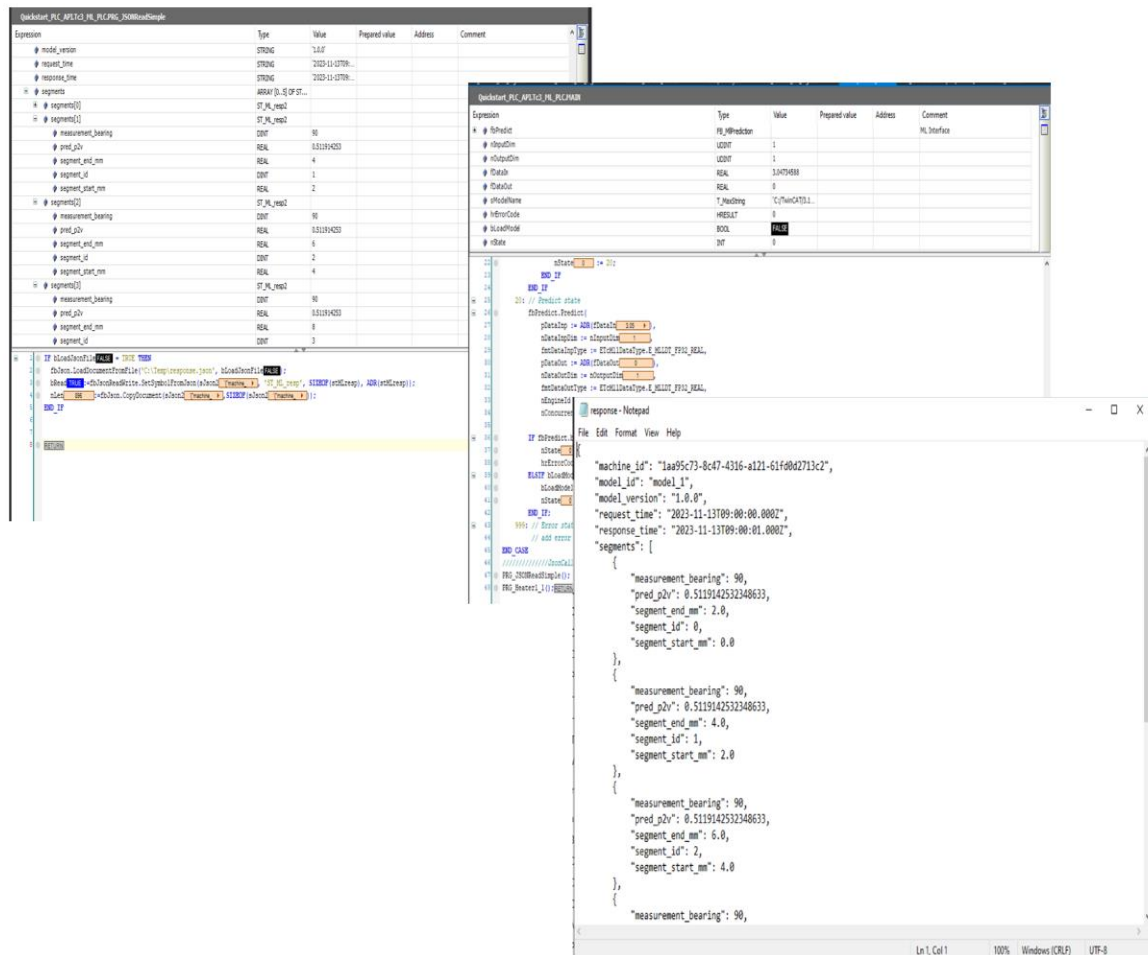


Abbildung 6.4: Protokolle und Interfaces

Nach der Evaluierung wurde JSON als primäres Protokoll für den Datenaustausch ausgewählt. Seine kompakte und flexible Struktur ermöglicht die effiziente Übertragung komplexer Datenformate, einschließlich Zeitreihendaten von Sensoren und matrixbasierter Ausgaben von Simulationen. Die Integration von JSON als primäres Kommunikationsprotokoll erwies sich als wirksam bei der Bewältigung der identifizierten Herausforderungen. Das Beckhoff-Steuerungssystem kann eine große Menge an Sensordaten verarbeiten, ohne seine Speichergrenzen zu überschreiten. Darüber hinaus optimierte die Verwendung von JSON die Interaktion zwischen dem Steuerungssystem und den Simulationen und gewährleistete eine hochpräzise Datenübertragung. Für die KI-Module ermöglichte JSON die effiziente Handhabung strukturierter Daten und ermöglichte die schnelle Bereitstellung von Modellen für Machine Learning.

Glasumformmaschine

Die Glasformmaschine wurde für die Herstellung hochpräziser Linsen entwickelt, einschließlich asphärischer und Freiformgeometrien. Diese Linsentypen sind in optischen Systemen unverzichtbar und bieten durch die Reduzierung optischer Aberrationen eine bessere Leistung

als herkömmliche sphärische Linsen. Die Fähigkeit der Maschine, diese Linsen in großem Maßstab herzustellen, ist für Branchen wie Telekommunikation, medizinische Bildgebung und Unterhaltungselektronik von hoher Bedeutung. Die Maschinenteknik minimiert den Bedarf an sekundären Prozessen wie Schleifen und Polieren. Eine Innovation dieser Maschine ist die signifikante Reduzierung der Zykluszeit, die auf nur wenige Minuten optimiert wurde. Dies erhöht die Wirtschaftlichkeit der Präzisionsglasumformung und ermöglicht es den Herstellern, das Produktionsvolumen zu steigern, ohne die Produktionskosten zu erhöhen.

Die Erreichung der Formabweichung der Linsen während des Umformprozesses ist von entscheidender Bedeutung und wird durch die Positionsgenauigkeit der Maschine gewährleistet. Die Maschine verwendet hochpräzise Aktuatoren und Sensoren, um eine Genauigkeit im Submikrometerbereich zu erreichen und sicherzustellen, dass jede produzierte Linse strenge Qualitätsstandards erfüllt. Die Maschine integriert Hochtemperaturofenmodule, die für die kontrollierte Erwärmung von Glasrohlingen ausgelegt sind. Diese Module verfügen über eine präzise Temperatursteuerung, die es dem Glas ermöglicht, die für die Umformung erforderliche Viskosität zu erreichen. Die Verwendung von Hochtemperaturlegierungen und fortschrittlichen Isoliermaterialien gewährleistet zudem eine hohe Energieeffizienz.

Nachstehend sind die erweiterten Produktionsmöglichkeiten im Detail aufgeführt:

1. **Massenproduktion hochpräziser Linsen:** Die Glasumformmaschine ist speziell für die Serienfertigung hochpräziser Freiform- oder asphärischen Linsen konzipiert.

2. **Reduzierte Zykluszeiten:** Eine der wichtigsten Innovationen dieser Maschine ist die deutliche Reduzierung der Zykluszeit, die jetzt auf nur wenige Minuten optimiert ist. Dies wird durch die Hochtemperaturofenmodule sowie der präzisen Temperaturregelung erzielt, die sicherstellen, dass die Linsen schnell und mit hoher Präzision verarbeitet werden. Diese Kombination in der Anlagentechnologie ermöglicht die Replikation komplexer Geometrien mit hoher Oberflächenqualität, wodurch Nachbearbeitung entfällt.

3. **Hochtemperaturofenmodule:** Die Anlage verfügt über Hochtemperaturofenmodule, die eine kontrollierte Erwärmung von Glasrohlingen ermöglichen. Diese Module verfügen über eine präzise Temperaturregelung, die es dem Glas ermöglicht, die Viskosität zur Umformung zu erreichen. Die Kombination aus Hochtemperaturwerkstoffen und Isoliermaterialien gewährleistet hohe Energieeffizienz und eine zuverlässige Leistungsbereitstellung.

4. **Temperaturprozesskontrolle:** Bei der Glasumformung ist die Kontrolle der Temperatur von hoher Bedeutung, da sie direkt die Temperaturhomogenität des Glases und somit die Qualität des fertigen Bauteils beeinflusst. Um sicherzustellen, dass die Temperatur präzise kontrolliert werden kann, verwendet das Steuerungssystem der Maschine mehrere Temperatursensoren und geschlossene Rückkopplungssysteme.

5. **Industrie 4.0-fähige Mensch-Maschine-Schnittstelle (HMI):** Durch die Integration von Automatisierungstechnologien mit KI-Algorithmen, die Prozesse wie Temperaturregelung, oder Pressprozesse steuern, wird die Wahrscheinlichkeit menschlicher Fehler signifikant reduziert. Dies führt zu einem effizienteren und zuverlässigeren Umformprozess. Die Maschine

ist zudem mit einem HMI der nächsten Generation ausgestattet, das den Bedienern eine intuitive Schnittstelle zur Überwachung und Steuerung des Produktionsprozesses. Diese Schnittstelle bietet eine Echtzeitvisualisierung der Prozessparameter und ermöglicht so schnelle Anpassungen. Die Kompatibilität mit Industrie 4.0-Standards gewährleistet eine nahtlose Integration in digitale Produktionsökosysteme und ermöglicht datengesteuerte Optimierung und vorausschauende Wartung. Das benutzerfreundliche Design der HMI reduziert außerdem den Schulungsbedarf der Bediener und steigert so die Gesamtproduktivität.

6. **Energieeffizienz:** Die optimierten Zykluszeiten und der reduzierte Energiebedarf machen die Glasumformmaschine zu einer umweltfreundlichen Lösung für die Herstellung optischer Glasbauteile. Darüber hinaus erhöht die Maschine die Materialeffizienz und trägt somit weiter zu nachhaltiger Produktion bei.

In Abbildung 6.5 ist die Glasumformmaschine dargestellt.

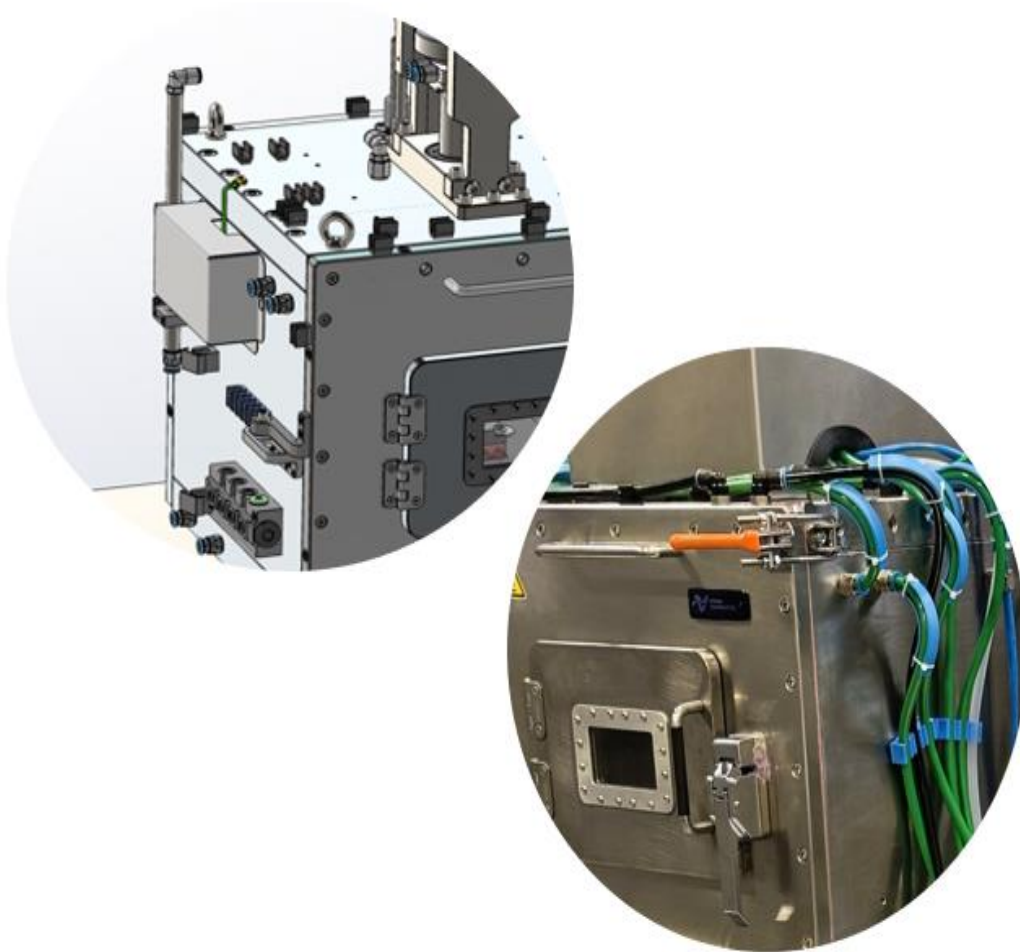


Abbildung 6.5: Glasumformmaschine

7 Zusammenfassung

Das Projekt zielt darauf ab, hybride Intelligenz in die Prozesssteuerung von Produktionsanlagen der Glasumformung zu integrieren und dadurch die Effizienz und Qualität der Fertigung zu verbessern. Im ersten Kapitel wird die Methodik beschrieben, die eine Kombination aus numerischen Simulationsmodellen und maschinellem Lernen umfasst. Hierbei werden die Ergebnisse von Simulationsmodellen mit empirischen Daten verknüpft, um verschiedene Konzepte von hybriden Modellen zu konzipieren, das die Prozessparameter optimiert und Vorhersagen über die Formabweichung und Oberflächenqualität der gefertigten Glaskomponenten ermöglicht.

Die Prozessmodellierung der Dünnglasumformung wird detailliert dargestellt, wobei die Prozesskette und die wesentlichen Stell-, Ziel- und Störgrößen definiert werden. Eine Modellierung ermöglicht es, die Zusammenhänge zwischen diesen Variablen zu verstehen und zu quantifizieren. Die Validierung des Modells erfolgt durch experimentelle Daten und statistischen Analysen.

Im Abschnitt über den experimentellen Versuchsaufbau wird das Setup der Versuchsreihe beschrieben, das eine umfassende Datenerfassung durch Sensorik in der Maschine sowie eine effiziente Versuchsplanung umfasst. Dabei wird die Bedeutung der Datenauswertung und -analyse für die Prozessoptimierung hervorgehoben.

Das Simulationsmodell ermöglicht eine präzise Abbildung der thermo-mechanischen Zusammenhänge während der Glasumformung. Die Ergebnisse der Simulationen fließen in die datengetriebene Modellierung ein, die darauf abzielt, die Vorhersagegenauigkeit zu verbessern und die Entscheidungsfindung zu optimieren.

Zudem wurde eine moderne Glasumformmaschine entwickelt, die speziell für die Herstellung hochpräziser Linsen, einschließlich asphärischer und Freiformgeometrien, konzipiert wurde. Diese Maschine integriert fortschrittliche Technologien, darunter Hochtemperaturofenmodule, die eine präzise Temperaturregelung ermöglichen, wodurch die Viskosität des Glases optimal kontrolliert werden kann. Die Implementierung einer Industrie 4.0-fähigen Mensch-Maschine-Schnittstelle führt zu einer intuitiven Bedienung und einer verbesserten Prozesssteuerung.

Insgesamt wird ersichtlich, dass die Kombination von Automatisierungstechnologien und KI-Algorithmen die Wahrscheinlichkeit menschlicher Fehler verringert und den Umformprozess effizienter und zuverlässiger gestaltet. Durch die Erfassung und Analyse umfangreicher Daten wird eine kontinuierliche Verbesserung der Prozesse gewährleistet, was zu einer höheren Produktqualität und wirtschaftlicheren Fertigung führt. Die Ergebnisse des Projekts versprechen signifikante Fortschritte in der Glasumformung und bieten Perspektiven für zukünftige Anwendungen in der Industrie.

8 Vergleich mit den ursprünglichen Zielen

Im Folgenden wird eine Übersicht über die definierten Meilensteine (MS) des Projekts gegeben. Zudem wird diskutiert, inwiefern die Meilensteine des Projekts erreicht wurden.

MS1 Use-Cases und entsprechende sind von den Endnutzern und Anforderungen an dem hybriden Modell definiert

Meilenstein 1 des Projekts wurde erreicht. In diesem Schritt wurden die Use-Cases sowie die spezifischen Anforderungen an das hybride Modell definiert. Als Demonstrator wurde ein Fokus auf die Anwendung im Bereich von Head-Up-Display Glassubstraten gelegt.

Der Use Case orientiert sich an der Herstellung von Glaskomponenten für HUDs, die in vielen Fahrzeugen eingesetzt werden, um Informationen direkt im Sichtfeld des Fahrers zu projizieren. Diese Technologie ermöglicht die Anzeige von Daten wie Geschwindigkeit, Warnmeldungen und Navigationsanweisungen, was die Sicherheit im Straßenverkehr erheblich erhöht. Aufgrund dieser Funktionalität und Relevanz erfährt das HUD eine hohe wirtschaftliche Bedeutung in der Automobilindustrie. Die im Rahmen von MS1 definierten Anforderungen und Use Cases sind nicht nur auf die spezifische Geometrie von HUDs beschränkt, sondern können auch auf ähnliche geometrische Formen übertragen werden.

MS2 White-Box-Modelle sind erstellt und validiert.

Meilenstein 2 des Projekts wurde erreicht. In diesem Schritt wurden die White-Box-Modelle (Analytisches Modell und Simulationsmodell) entwickelt und validiert, um eine Grundlage für die Prozessoptimierung in der Glasumformung zu schaffen. Die Prozesskette wurde definiert, um die Parameter des Umformprozesses abzubilden.

Die Zielgrößen, Formabweichung und Oberflächenrauheit, wurden definiert, um die Qualität des Endprodukts zu analysieren. Die für den Prozess relevanten Stellgrößen wurden identifiziert, darunter u.a. die Solltemperatur, Heizzeit, Vakuumzeit und Kraft.

Die Validierung des Modells erfolgte durch umfassende Datenerfassung sowie durch statistische Methoden wie Regressionsanalyse, Residuenanalyse und Zeitreihenanalyse. Diese Verfahren ermöglichten es, die Genauigkeit und Zuverlässigkeit des analytischen Modells zu überprüfen und sicherzustellen.

Darüber hinaus wurden Lösungen für potenzielle Herausforderungen abgeleitet, die während des Prozesses auftreten könnten. Die Ergebnisse dieses Meilensteins bilden somit eine wissenschaftliche Grundlage für die weiteren Schritte im Projekt und tragen maßgeblich zur Verbesserung der Prozesskontrolle und -optimierung bei.

MS3 Black-Box-Modelle sind implementiert und evaluiert.

Meilenstein 3 des Projekts wurde erreicht. In diesem Meilenstein lag der Fokus auf der Überprüfung der Unabhängigkeit der durchgeführten Experimente, der Ableitung wichtiger Parameter im Glasumformprozess sowie der Entwicklung des Vorhersagemodells.

Basierend auf den Daten aus Meilenstein 2 wurde ein Soll-Ist-Vergleich zwischen der Real- und der Soll-Form durchgeführt. Dies ermöglichte die präzise Bewertung der Formabweichung, insbesondere der P-V- und RMS-Werte.

Darüber hinaus wurden drei Eingabemöglichkeiten für das Modell definiert: Solldaten oder Sensordaten des Prozesses und eine Kombination aus beiden. Diese Eingabemöglichkeiten tragen dazu bei, die Flexibilität und Robustheit des Modells zu erhöhen. Darauf basierend wurde ein Modell entwickelt und validiert, das auf den gewonnenen Daten basiert. Die Analyse zeigte, dass die kombinierte Methodik, die sowohl Stellgrößen als auch Sensordaten einbezieht, die beste Performance in Bezug auf die Vorhersagegenauigkeit bietet.

MS4 Framework zur hybriden Modellbildung implementiert und validiert.

Meilenstein 4 des Projekts wurde erreicht. Die entwickelte Architektur (Framework) unterstützt die Anforderungen der ML-Modelle und bietet verschiedene Eingabemöglichkeiten, darunter Prozessdaten, Sensordaten sowie manuelle Eingaben.

Ein zentrales Element dieses Meilensteins war die Entwicklung einer benutzerfreundlichen Web-App, die als Schnittstelle zwischen der Architektur und den Endnutzern dient. Das Interface ermöglicht es, relevante Eingabedaten einfach zu konfigurieren und Ergebnisse zu visualisieren.

Die Architektur unterstützt verschiedene Eingabeoptionen für die Datenverarbeitung, einschließlich Zeitreihendaten aus Prozessdatenbanken, CSV-Formaten etc. Darüber hinaus bietet sie Ausgabeoptionen für die Ergebnisse, wie die Vorhersage von Parametern (z.B. P-V), sowie deren Visualisierung bzw. segmentierte Darstellung.

MS5 Demonstratoranlage inklusive Steuerung mit hybridem Modell in Betrieb genommen und validiert.

Meilenstein 5 des Projekts wurde erreicht. Die entwickelte Maschine ist für die Herstellung hochpräziser Linsen ausgelegt, einschließlich asphärischer Optiken und Freiformgeometrien. Als primäres Protokoll für den Datenaustausch wurde JSON genutzt. Diese Entscheidung hat es ermöglicht, eine effiziente und flexible Kommunikation zwischen der Maschinensteuerung und den verschiedenen Subsystemen sicherzustellen.

Dank der Verwendung von JSON können Sensordaten maschinenseitig verarbeitet werden, das zu einer optimierten Datenaufnahme der Produktionsprozesse führt. Die Maschinensteuerung unterstützt zudem KI-Modelle, die auf Echtzeitdaten basierende Vorhersagen und Anpassungen ermöglichen. Dies verbessert nicht nur die Qualität der hergestellten Linsen, sondern auch die Effizienz des gesamten Produktionsablaufs.

MS6 Projektergebnisse dokumentiert.

Meilenstein 6 des Projekts wurde erreicht. In diesem Rahmen wurden die Projektergebnisse umfassend dokumentiert, einschließlich der Erkenntnisse und Entwicklungen, die während der gesamten Laufzeit des Vorhabens erzielt wurden. Die Ergebnisse beinhalten die Integration

hybrider Intelligenz in die Prozesssteuerung von Produktionsanlagen der Glasumformung sowie die Anwendung der entwickelten Modelle in der Praxis.

9 Die wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Die zentralen Posten des zahlenmäßigen Nachweises umfassen die Personalkosten gemäß der Projektbeschreibung.

10 Notwendigkeit und Angemessenheit des Projekts

Die im Projektantrag festgelegten Arbeiten sowie die dafür veranschlagten Kostenpositionen waren sowohl notwendig als auch angemessen. Die definierten Aufgaben, die auf den Arbeitspaketen und Meilensteinen basieren, wurden erfolgreich umgesetzt. Im Verlauf des Projekts haben diese Arbeiten wesentlich dazu beigetragen, die aufgetretenen Fragestellungen zu klären.

Die durchgeführten Maßnahmen haben die Grundlage für die Entwicklung eines umfassenden Konzeptes zur Umsetzungsphase gelegt. Dieses Konzept wurde am 09.06.2022 beim Projektträger eingereicht. Die Ergebnisse der durchgeführten Arbeiten belegen die Relevanz und den Erfolg des Vorhabens und verdeutlichen die Notwendigkeit der angestrebten Prozessoptimierungen in der Heißformgebung von Glas.

11 Fortschreibung des Verwertungsplans

11.1 Vitrum Technologies GmbH

Die Glasbranche könnte erheblich von der hybriden Modellierung profitieren, die Simulation, Prozessdaten und maschinelles Lernen kombiniert, um das wissenschaftliche Verständnis und die Effizienz im Betrieb zu verbessern. Dieser Ansatz legt den Grundstein für datengesteuerte, intelligente Produktionssysteme, indem er die Modellflexibilität und Vorhersagekapazität erhöht. Die folgenden besonderen Anwendungen und Richtungen für zukünftige Forschung sind mit diesen Entwicklungen möglich:

1. Prozesssteuerung in Echtzeit:

Durch die Integration des Vorhersagemodells in das industrielle Steuerungssystem ist es möglich, dynamische Anpassungen der Parameter (z. B. Ofen- und Formtemperaturen) vorzunehmen, während der Prozess in Betrieb ist. Dadurch ist der Prozess weniger schwankend und das Endprodukt besitzt eine höhere Genauigkeit.

2. Produktionsplanung und -optimierung:

Die Produktionsabläufe können mit Hilfe des simulationsbasierten Modells optimiert werden, das zu einem ressourceneffizienten Betrieb mit geringerem Arbeitsaufwand, Energiebedarf und höherer Materialeffizienz führt.

3. Fortschritte bei der Prozessautomatisierung:

Der hybride Rahmen kann als Grundlage für die Entwicklung autonomer Fertigungszellen dienen, die sich in Echtzeit und mit minimalem menschlichen Eingriff an Prozessänderungen anpassen können.

4. Skalierbarkeit des Modells über Produktlinien hinweg:

Durch Anpassung des Modells an verschiedene Glasprodukte oder Produktionskonfigurationen kann seine Anwendung auf viele industrielle Kontexte ausgedehnt werden.

5. Fortlaufende Schulung und Modellverbesserung:

Die Schaffung eines geschlossenen Rückkopplungssystems, das historische und Echtzeitdaten integriert, gewährleistet Robustheit gegenüber sich ändernden Bedingungen und erleichtert die kontinuierliche Verbesserung des Modells.

6. Integration in das Qualitätskontrollsystem:

Durch die Integration von Vorhersageergebnissen in Qualitätskontrollsystemen ist es möglich, Abweichungen von den erwarteten Ergebnissen frühzeitig zu erkennen, das schnelle Abhilfemaßnahmen und eine langfristige Qualitätssicherung erleichtert. Dieser Rahmen fördert die Innovation in der Glasproduktionsindustrie, indem er gewährleistet, dass die durch hybride Modellierung gewonnenen theoretischen Erkenntnisse in reale, skalierbare Entwicklungen umgesetzt werden.

11.2 HS Analysis GmbH

Das Projekt hyPro fokussiert sich auf vielfältige Anwendungsmöglichkeiten in den Bereichen Glas, Optik und Photonik. Die HS Analysis GmbH hat eine bedeutende Rolle in der Entwicklung datengetriebener Modellierungen und der Integration dieser Modelle in ein Softwaretool übernommen, welches Optimierungspotenziale identifiziert. In diesem Kontext wurde das bestehende Produkt HSA KIT um ein neues Modul, OPTIMUM, erweitert. Diese Integration bereichert das Dienstleistungs- und Softwareangebot des Unternehmens wesentlich.

Derzeit finden Gespräche mit der Vitrum Technologies GmbH statt, die eine mögliche Lizenzierung und Integration der Software HSA KIT mit dem Modul OPTIMUM zum Ziel haben. Dies würde der HS Analysis GmbH die Möglichkeit bieten, ein Lizenzmodell für den Einsatz von KI in der Steuerung der Vitrum Technologies GmbH zu etablieren. Langfristig ist der Ausbau neuer Geschäftsfelder mit dem Schwerpunkt auf industrielle Fertigung geplant, was eine Erweiterung des Kundenkreises zur Folge hat. Aktuell werden zahlreiche Gespräche geführt, und mit einem Partner wird eine strategische Planung zur Auswertung großer Datenmengen in der industriellen Fertigung durch die Kombination von KI-Modellen erörtert.

Ein Vortrag in Berlin bei der DGfN 2024 hat zur Akquisition eines neuen Projektes geführt, welches derzeit erfolgreich abgeschlossen wird. Die Ergebnisse dieses Projektes werden als herausragend bewertet und sind in einer Publikation zusammengefasst, die zur Einreichung vorbereitet wird. Zudem konnte durch einen weiteren Vortrag zur datengetriebenen Modellierung in Konstanz ein zusätzlicher Partner aus dem Bereich Robotik gewonnen werden. In Zusammenarbeit wurden verschiedene Fachmessen besucht, und Sonderschulungen zum Umgang mit den Robotern sowie zur internen Programmiersprache durchgeführt. Weitere Fachmessen sind geplant, und die ersten Umsätze aus diesem neuen Segment werden vorbereitet. Bei Eingang der Bestellungen wird die Anstellung weiterer Mitarbeiter angestrebt.

Es ist vorgesehen, die ersten Projektergebnisse zu veröffentlichen und auf Fachkonferenzen zu präsentieren. Gespräche über mögliche Vorträge mit Vertretern der DIHK, Steinbeis Verbund und VDMA e.V. wurden bereits initiiert. In Zusammenarbeit mit der IHK Karlsruhe wird das Vorlesungsangebot um aktuelle und zukunftsrelevante technologische Inhalte in Ausbildungs- und Studiengängen erweitert. Diese Gespräche werden fortgeführt.

Die im Projekt entwickelte Software sowie die gesammelten Erfahrungen und Techniken der HS Analysis GmbH sollen in zukünftigen Forschungsprojekten eingesetzt werden, um manuelle Arbeitsschritte zu automatisieren.

11.3 dataMatters GmbH

11.3.1 Beschreibung einer möglichen skalierbaren Datenpipeline

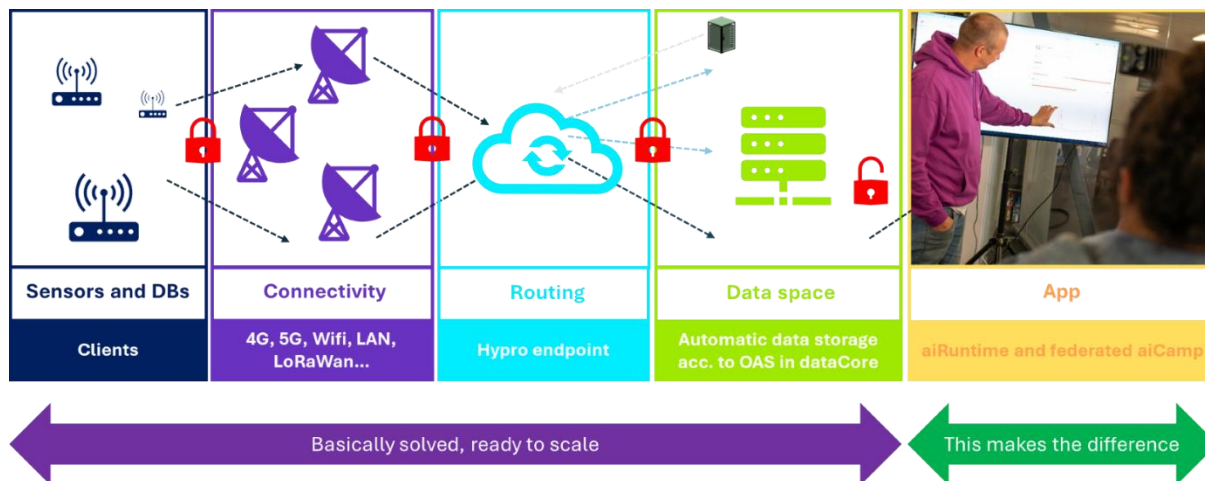


Abbildung 11.1: Integrierte und skalierbare Datenpipeline

Das Bild zeigt eine vollständig integrierte und skalierbare Datenpipeline, die konzeptioniert wurde, um eine effiziente Datenerfassung, -übertragung, -speicherung und -analyse zu ermöglichen. Die Pipeline umfasst mehrere Module, die nahtlos zusammenarbeiten, um eine zuverlässige und sichere Datenverarbeitung zu gewährleisten.

Sensors and Databases

Das erste Modul besteht aus Sensoren und Datenbanken, die als Eingangspunkte für die Datenerfassung fungieren. Die Datenquellen umfassen IoT-Geräte, industrielle Sensoren und bestehende Datenbanksysteme.

Connectivity

Die Daten werden über eine Vielzahl von Netzwerktechnologien wie 4G, 5G, Wi-Fi, LAN und LoRaWAN übertragen. Dieses Modul bietet die notwendige Flexibilität, um unterschiedliche Umgebungen und Anwendungen zu unterstützen. Sicherheitsmechanismen (rote Schlösser) gewährleisten die Datenintegrität während der Übertragung.

Routing (hyPro Endpoint)

Das Routing-Modul übernimmt die zentrale Rolle der Datenvermittlung. Der "hyPro Endpoint" dient als Schnittstelle für die Datenverarbeitung und gewährleistet eine zuverlässige Kommunikation zwischen den Modulen.

Data Space

Die Daten werden automatisch im DataCore gespeichert, basierend auf OAS (OpenAPI Specification). Dieses Modul ist für die strukturierte Speicherung und einfache Abrufbarkeit der Daten zuständig, was die Grundlage für eine effiziente Analyse und Weiterverarbeitung bildet.

App

Das abschließende Modul besteht aus einer App, die sowohl lokale als auch föderierte KI (ai-Runtime und aiCamp) unterstützt. Sie bietet eine intuitive Benutzeroberfläche zur Visualisierung und Analyse der Ergebnisse.

11.3.2 Verwertungsmöglichkeiten und Zeitrahmen

Die Pipeline bietet mehrere wirtschaftlich orientierte Verwertungsmöglichkeiten, die auf den Aufbau und die Integration in die Industrie abzielen:

Technologietransfer an Unternehmen

- **Möglichkeit:** Die Pipeline kann als Komplettlösung oder als modulare Architektur an Unternehmen in Branchen wie Fertigung, Energie und Logistik lizenziert werden.
- **Vorteil:** Unternehmen erhalten eine skalierbare und anpassbare Infrastruktur für datengetriebene Anwendungen.
- **Zeitrahmen:** 12-24 Monate nach Projektabschluss für den Technologietransfer und die Implementierung in spezifischen Anwendungsbereichen.

Integration in industrielle IoT-Plattformen

- **Möglichkeit:** Die Pipeline kann in bestehende IoT-Plattformen integriert werden, um datenbasierte Prozesse zu optimieren.
- **Vorteil:** Steigerung der Prozessautomatisierung und Reduzierung von Ausfallzeiten durch Echtzeit-Analysen.
- **Zeitrahmen:** 18-36 Monate für die Anpassung an spezifische Plattformen und die Skalierung.

Dienstleistungen und Beratung

- **Möglichkeit:** Entwicklung maßgeschneiderter Lösungen für Unternehmen, die spezifische Anforderungen an Datenpipelines haben.
- **Vorteil:** Erzeugung von Einnahmen durch Beratungs- und Entwicklungsprojekte.
- **Zeitrahmen:** 6-12 Monate für erste Pilotprojekte und längerfristige Engagements.

Plattformbetrieb als SaaS-Modell (Software as a Service)

- **Möglichkeit:** Betrieb der Pipeline als SaaS-Lösung, die Kunden auf Abonnementbasis nutzen können.
- **Vorteil:** Wiederkehrende Einnahmen und flexible Anpassung an unterschiedliche Branchenanforderungen.
- **Zeitrahmen:** 24-36 Monate für den Aufbau und Betrieb eines SaaS-Modells.

11.4 Fraunhofer IPT

Das Fraunhofer IPT ist eine gemeinnützige Forschungseinrichtung, die Teil der Fraunhofer-Gesellschaft ist. Gemäß der Satzung ist es dem Institut nicht gestattet, Entwicklungsergebnisse durch eigene Produktionsaktivitäten zu verwerten. Stattdessen dienen die erzielten Ergebnisse als Grundlage für zukünftige bilaterale Industrie- und Forschungsprojekte. Durch die Initiierung solcher Projekte können Einnahmen für das Fraunhofer IPT generiert werden.

Die Verbreitung der Projektergebnisse wird über mehrere Säulen realisiert:

1) Ausbildung von jungen Ingenieur:innen

Das Fraunhofer IPT ist eng in die Lehre der RWTH Aachen involviert. Im Rahmen der Lehrveranstaltung „High Precision Glass Optics Manufacturing“ erhalten Studierende einen Einblick in die gesamte Prozesskette Optikproduktion. Beginnend von der Simulation über den Werkzeugbau bis hin zur Umformung und messtechnischen Validierung. Dabei werden die neuesten Erkenntnisse des Projekts in die Inhalte der Veranstaltung integriert.

2) Schulung von Expert:innen

Die neuesten Erkenntnisse hinsichtlich hybrider Modellierung in der Glasumformung werden in Workshops und Seminaren wie bspw. einem Ultrapräzisions- oder Waferlevel-Seminar integriert. So können Teilnehmende ihr Wissen in diesem Bereich aufbauen bzw. erweitern und sind somit über den neuesten Stand der Technik informiert.

3) Publikationen an Fachpublikum

Fachzeitschriften: Es ist geplant die Ergebnisse mittels Veröffentlichung von Artikeln in renommierten Fachzeitschriften wie bspw. *Journal of Simulation (JOS)* oder *Systems* einer breiten Fachgruppe zugänglich zu machen.

Fachmessen: Der Demonstrator (Head-Up-Display-Spiegelsubstrat) wurde auf relevanten Fachmessen (z.B. *glasstec 2024*) präsentiert, um die Projektergebnisse anschaulich darzustellen und den Austausch mit anderen Experten der Branche zu fördern. Die Ausstellung ist auch auf weiteren Fachmessen wie bspw. *Laser World of Photonics 2025* geplant.

4) Lizenzierung

Die Lizenzierung von Patenten ermöglicht es, von innovativen Technologien zu profitieren und diese in bestehende Prozesse zu integrieren. Lizenzverträge führen zu Kooperationen zwischen Unternehmen aus unterschiedlichsten Regionen, die im Austausch stehen und den Wissenstransfer fördern. Durch das Projekt konnte die Prozesstechnik weiterentwickelt werden, sodass Lizenzverhandlungen stattfinden können, um die Prozesse in die industrielle Reife zu bringen.

Aus wissenschaftlicher Sicht stellt jedes Forschungsprojekt einen Ausgangspunkt für weitere Entwicklungen dar, da mit der Lösung bestehender Probleme stets neue Fragestellungen aufgeworfen werden. In diesem Zusammenhang können in verschiedenen Bereichen weiterführende wissenschaftliche Fragestellungen und Projekte angestrebt werden, die auf den Erkenntnissen des aktuellen Vorhabens basieren.

- Transfer Learning, die Nutzung von vorhandenen Prozessdaten, um mit weniger Daten neue Prozesse auszulegen
- Erweiterung des Simulationsmodells, um weitere Effekte mittels ML abbilden zu können
- Erweiterung des Modells auf weitere Geometrien
- Erweiterung des Modells auf andere Glassorten
- Entwicklung einer energieeffizienten Prozesskette basierend auf den Erkenntnissen
- Nutzung des hybriden Modells, um Mikrostrukturen vorzusehen

Es ist angedacht nach Projektende zu einem oder mehreren dieser Themen Projektanträge zu stellen.

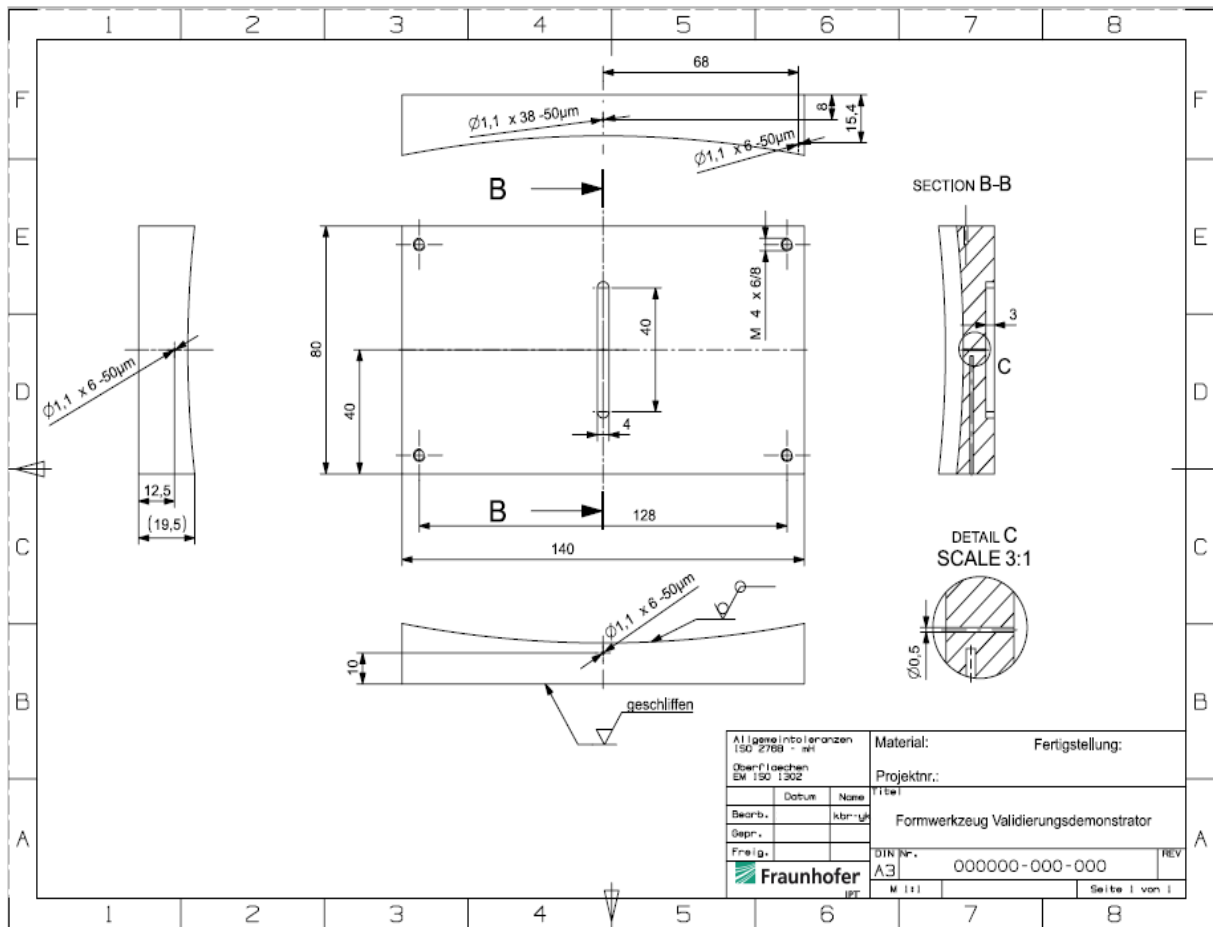
12 Während des Projekts bekannt gewordener Fortschritt von Dritten

Innerhalb des Berichtszeitraum sind keine F&E-Ergebnisse von dritter Seite bekannt geworden, die für die Durchführung des Vorhabens relevant sind.

13 Veröffentlichungen

Im Rahmen des Projekts stellt die Erstellung und Veröffentlichung wissenschaftlicher Artikel eine der abschließenden Aufgaben dar. Derzeit wird an der Ausarbeitung dieser Beiträge, die im Verlauf des Jahres 2025 in renommierten Fachzeitschriften veröffentlicht werden sollen, gearbeitet. Diese Veröffentlichungen haben das Ziel, die zentralen Erkenntnisse des Projekts einer breiteren Fachöffentlichkeit zugänglich zu machen und somit einen signifikanten Beitrag zur bestehenden Forschungsliteratur zu leisten. Mit der Dissemination der Erkenntnisse wird angestrebt, die Relevanz und den Einfluss der Forschungsergebnisse im jeweiligen Fachgebiet zu stärken und den Austausch mit anderen Wissenschaftlern zu fördern.

14 Anhang



Anhang A1: Werkzeugsystem