

# Schneller zum optimalen Betriebspunkt

## Maschinelles Lernen: Kombinierte Nutzung von Simulations- und realen Versuchsdaten

Die ressourcenschonende Ermittlung eines optimierten Einstelldatensatzes im Spritzgießprozess stellt aktuell noch eine Herausforderung dar. Maschinelle Lernverfahren bieten großes Potenzial, bereits generiertes Wissen aus der Fließsimulation zu nutzen. Durch den Transfer der Methoden zur Kombination von Simulations- und realen Versuchsdaten kann der experimentelle Versuchsaufwand im Rahmen der Abmusterung signifikant reduziert werden.



© Christin Gerstner / Julia Volke

Fließsimulationen werden bei der Auslegung von Spritzgießwerkzeugen genutzt, um die Formfüllung abzubilden und mögliche kritische Qualitätsfehler frühzeitig zu identifizieren [1]. Bei der späteren Betriebspunktermittlung im Rahmen der Abmusterung spielen Simulationen hingegen nur eine untergeordnete Rolle, da die Simulationsgüte in Abhängigkeit der Einstellparameter variiert [2, 3] und daher schwer zu ermitteln ist. Um Simulationen dennoch für die Abmusterung nutzen zu können, ist eine Bewertung der Simulationsgüte notwendig. Auf Basis dieser Bewertung können Simulationen effektiv genutzt werden, um den experimentellen Versuchsaufwand zur Ermittlung eines optimierten Einstelldatensatzes zu reduzieren. Das Fachgebiet Kunststofftechnik des Instituts für Werkstofftechnik (IfW) der Universität Kassel hat in Zusammenarbeit mit der Arbeitsgruppe Virtual Machining (VM) des Lehr-

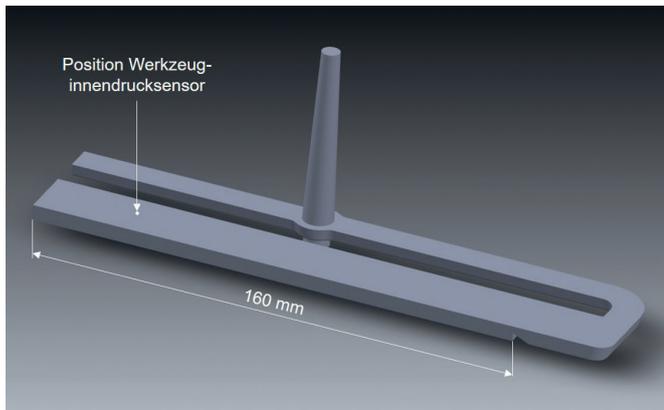
stuhls für Software Engineering der TU Dortmund Modelle zur Berechnung der Bauteileigenschaften durch eine kombinierte Verwendung von Simulations- und Versuchsdaten entwickelt. Ziel dabei ist eine erfolgreiche datengetriebene Betriebspunktermittlung durch Anwendung von Methoden des maschinellen Lernens.

### Prognose der Simulationsgüte zur Reduzierung des Versuchsaufwands

Die in der Praxis durchgeführte Prozesseinrichtung im Rahmen der Abmusterung kann auf Basis verschiedener Strategien [4–6] durchgeführt werden und ist meist stark von der Erfahrung des Maschinenbedieners abhängig. Unabhängig von der gewählten Strategie steht die Ermittlung eines Einstelldatensatzes, bei dem die geforderten Bauteileigenschaften erreicht werden, im Fokus. Einige Anbieter

wie Arburg, Engel und Wittmann Battenfeld bieten dem Bediener bereits die Möglichkeit, Ergebnisse der Fließsimulationen an der Maschine zu visualisieren und somit Informationen zum Füllverlauf zu erhalten [7]. Eine direkte Information über den optimalen Betriebspunkt lässt sich so bislang nicht erreichen.

In der Forschung wurde eine datengetriebene Modellierung der Zusammenhänge zwischen Einstellparametern und Bauteileigenschaften auf Basis von Simulationsdaten [8–14] oder realen Versuchsdaten [15–22] bereits vielfach untersucht. Eine Modellierung auf Basis beider Datenquellen bietet großes Potenzial [2, 3] und wird aktuell durch zwei Trends unterstützt: Einerseits steigen die Rechenkapazitäten zur Generierung von Simulationsdaten und andererseits gibt es immer mehr Möglichkeiten zur prozessbegleitenden Datenerfassung im Spritzgießprozess.



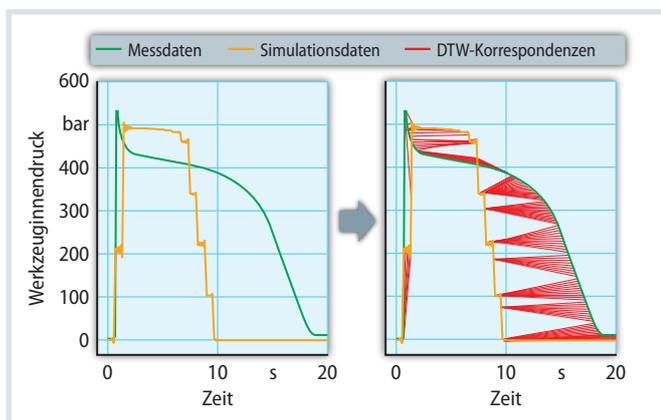
**Bild 1.** Dieser Flachstab wurde zur Bestimmung der realen und simulierten Bauteileigenschaften verwendet © IfW

Um beurteilen zu können, welche Simulation ein reales Experiment ersetzen kann, muss eine Bewertung der Simulationsgüte vorliegen. Die Prognose der Simulationsgüte sowie der Bauteilqualität kann auf Basis verschiedener Methoden des maschinellen Lernens erfolgen, deren Transfer auf eine praxisorientierte Anwendung mit Daten aus realen Prozessen aktuell noch eine Herausforderung darstellt [23]. Grund hierfür sind u. a. die heterogenen Datenstrukturen der Simulations- und Versuchsdaten.

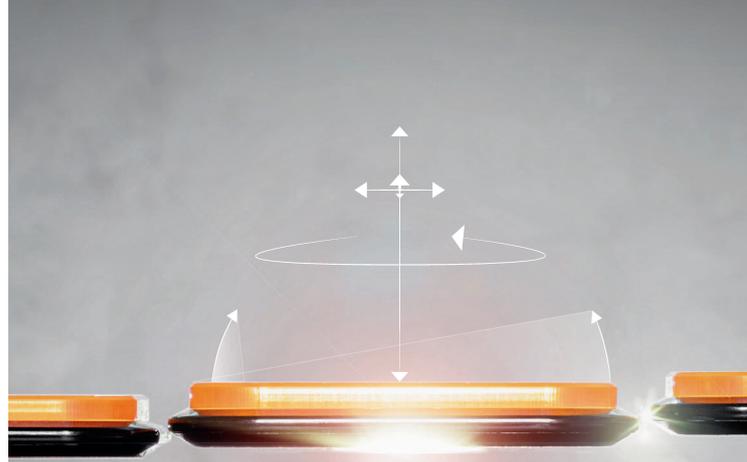
### Erzeugung einer geeigneten Datenbasis

Im Rahmen der Kooperation zwischen dem IfW und der Arbeitsgruppe VM wurde ein Abgleich zwischen Simulations- und realen Daten umgesetzt, um anschließend einen Betriebspunkt mit minimalem experimentellen Versuchsaufwand zu ermitteln. Durch Erstellung der Modelle für verschiedene Bauteilvarianten kann das in den Modellen generierte Wissen auf weitere Bauteilvarianten übertragen werden. Dazu wurde ein Werkzeug verwendet, bei dem durch vier verschiedene Werkzeugeinsätze die Bauteildicke variiert wurde. Mit den Daten von drei Werkzeugeinsätzen wurden die Modelle trainiert und anschließend mit Daten eines vierten Werkzeugeinsatzes getestet. Dabei wurde u. a. die Prognosegüte verschiedener Methoden des maschinellen Lernens bewertet.

Die Grundlage für eine erfolgreiche Modellerstellung ist eine geeignete Datenbasis. Daher wurden sowohl Experimente als »



**Bild 2.** Gemessener und simulierter Verlauf des Werkzeuginnendrucks und Berechnung der DTW-Korrespondenzen [27] Quelle: IfW/VM; Grafik: © Hanser



## ACOPOS 6D

### Neue Dimensionen der adaptiven Fertigung

[www.br-automation.com/ACOP0S6D](http://www.br-automation.com/ACOP0S6D)



ACOPOS 6D läutet eine neue Ära der Fertigung ein. Frei schwebende Shuttles schaffen einen offenen Produktionsraum mit dem sich das Konzept Maschine völlig neu umsetzen lässt. ACOPOS 6D ermöglicht maximale Produktivität auf minimalem Bauraum.



Einstellgrößen Versuchsplan	Prozessdatenverläufe	Qualitätsmerkmale
Einspritzvolumenstrom [cm³/s]	Einspritzdruck [bar]	Dicke, 4 Messpunkte [mm]
Nachdruckhöhe [bar]	Einspritzvolumenstrom [cm³/s]	Gewicht [g]
Zylindertemperaturen [°C]	Werkzeuginnendruck [bar]	
Werkzeugtemperatur [°C]	Volumetrische Füllung der Kavität/ Schnecken volumen [%]	

**Tabelle 1.** Versuchsplanparameter, Prozessdatenverläufe und Qualitätsmerkmale zur Generierung einer geeigneten Datenbasis Quelle: IfW

auch Simulationen auf Basis eines stochastischen Versuchsplans durchgeführt. Um bei minimalem Versuchsaufwand den maximalen Informationsgehalt über den Prozess zu erhalten, wurde ein kombinierter Versuchsplan aufgestellt, der sich aus den Methoden eines Latin-Hypercube-Versuchsplans [24] und eines vollfaktoriellen Versuchsplans zusammensetzt. Latin-Hypercube-Versuchspläne ermöglichen eine gleichmäßige Abdeckung des mehrdimensionalen Faktorraums bei re-

duziertem Versuchsaufwand [25]. Die Versuchspunkte werden dabei zufällig und möglichst gleichmäßig im Parameterraum verteilt [26]. Stark variierende Faktoreinstellungen sind beim Spritzgießen aufgrund der thermischen Trägheit und des Anfahrverhaltens jedoch nicht praktikabel. Die Parameter der Heizzonentemperaturen am Plastifizieraggregat sowie der Werkzeugtemperatur wurden deshalb auf zwei festen Faktorstufen variiert. Der Einspritzvolumenstrom sowie die Nachdruckhöhe wurden nach dem Latin-Hypercube-Schema innerhalb vordefinierter Parametergrenzen bestimmt.

Für alle Versuchsconfigurationen wurden verschiedene Prozessdaten aufgezeichnet sowie Qualitätsmerkmale bestimmt (**Tabelle 1**). Die Einstellgrößen aus dem Versuchsplan wurden zur Parametrierung des Simulationsmodells und des Spritzgießprozesses verwendet. Der Prozess liefert Daten, die als Zeitreihen an der Spritzgießmaschine aufgezeichnet sowie in der Simulation berechnet werden. Für die weitere Modellierung werden die kompletten Zeitreihen der Prozessdaten weiterverarbeitet, da abgeleitete Kennwerte wie das Minimum, Maximum oder Integralwerte einen Informationsverlust zur Folge hätten. Die Eigenschaften der Bauteile werden durch die Qualitätsmerkmale Dicke und Gewicht quantifiziert.

Grundvoraussetzung für einen Abgleich ist die äquivalente Abbildung der

Faktoren, Prozessdaten und Qualitätsmerkmale sowie die Quantifizierung dieser Größen in der Simulation sowie im Spritzgießprozess.

### *Abgleich zwischen Versuchsdaten und Simulationsergebnissen*

Die Simulationen wurden mit der Software Moldflow Insight 2019.0.5 (Autodesk) durchgeführt und die Zeitreihen der berechneten Prozessdaten exportiert. Die realen Prozessdaten wurden über die Steuerung der Spritzgießmaschine (Typ: Allrounder 320C Golden Edition, Hersteller: Arburg) exportiert. Das untersuchte Bauteil ist ein Flachstab mit einer Länge von 160 mm (**Bild 1**). Die Dicke des Flachstabs wurde durch vier verschiedene Werkzeugeinsätze zwischen 2 und 5 mm variiert. Durch das Training der Modelle mit Daten von drei Bauteildicken und das anschließende Testen der Modelle mit den Daten einer vierten Bauteildicke wird eine Übertragung von gelernten Modellen auf ungesehene Bauteile getestet.

Um quantifizieren zu können, wie gut eine Simulation ein reales Experiment abbildet, wurden die simulierten und die im Versuch aufgezeichneten Prozessdatenverläufe des Einspritzvolumenstroms, des Werkzeuginnendrucks, der volumetrischen Füllung der Kavität sowie des Schnecken volumens über DTW-Korrespondenzen (Dynamic Time Warping) verglichen. Mithilfe des DTW-Algorithmus lassen sich die Prozessdatenverläufe trotz einer sehr heterogenen Datenstruktur miteinander vergleichen (**Bild 2**). Dieser Vergleich wird benötigt, um im folgenden Schritt Ähnlichkeiten zu berechnen. Die Ähnlichkeit beschreibt, wie gut die simulierten Daten mit den experimentellen Daten übereinstimmen. Für die Berechnung der Ähnlichkeit wurde der Mittelwert aus den normalisierten DTW-Korrespondenzen aller Prozessdaten und den normalisierten

## Die Autoren

**Julia Volke, M.Sc.** ist seit 2018 wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Werkstofftechnik (IfW), Fachgebiet Kunststofftechnik, an der Universität Kassel; volke@uni-kassel.de

**Felix Finkeldey, M.Sc.** ist seit 2017 wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Software Engineering in der Arbeitsgruppe Virtual Machining der TU Dortmund; felix.finkeldey@tu-dortmund.de

**Dr.-Ing. Jan-Christoph Zarges** ist seit 2018 Geschäftsführer des LOEWE-Schwerpunkts Safer Materials am IfW.

**Prof. Dr.-Ing. Petra Wiederkehr** ist seit 2017 Leiterin der Arbeitsgruppe Virtual Machining an der TU Dortmund.

**Prof. Dr.-Ing. Hans-Peter Heim** ist seit 2008 Leiter des Fachgebiets Kunststofftechnik am IfW.

## Service

### Literatur & Digitalversion

➤ Das Literaturverzeichnis und ein PDF des Artikels finden Sie unter [www.kunststoffe.de/onlinearchiv](http://www.kunststoffe.de/onlinearchiv)

### English Version

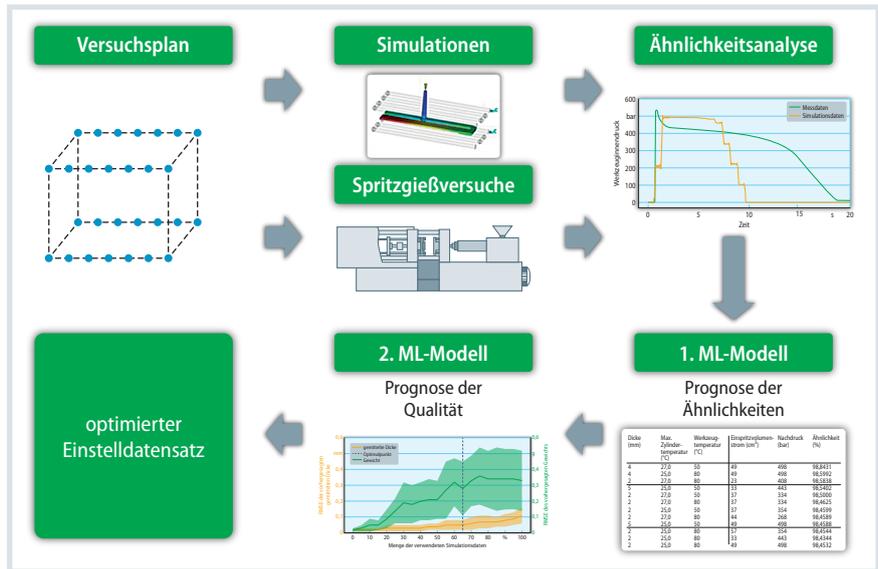
➤ Read the English version of the article in our magazine *Kunststoffe international* or at [www.kunststoffe-international.com](http://www.kunststoffe-international.com)

Dicke [mm]	Max. Zylinder- temperatur [°C]	Werkzeugtem- peratur [°C]	Einspritzvolumen- strom [cm³]	Nachdruck [bar]	Ähnlichkeit [%]
4	270	50	49	496	98,6431
4	250	80	49	496	98,5992
2	270	80	23	406	98,5638
5	250	50	33	443	98,5402

**Tabelle 2.** Prozesseinstellungen, bei denen die höchste Ähnlichkeit zwischen den Simulations- und Versuchsdaten ermittelt wurde [27] Quelle: IfW/VM

absoluten Abweichungen der gemessenen und simulierten Qualitätsmerkmale berechnet. Ein hoher Wert der berechneten Ähnlichkeit weist auf eine starke Ähnlichkeit zwischen Simulation und realem Versuch hin.

Um eine Aussage treffen zu können, bei welchen Versuchskonfigurationen eine Simulation als Ersatz für ein Experiment dienen kann und bei welchen Parameterwerten ein Versuch unerlässlich ist, wurde ein ML-Modell trainiert, das den Zusammenhang zwischen den Einstellgrößen und den berechneten Ähnlichkeiten abbildet. Bei hohen vorhergesagten Ähnlichkeiten können die Simulationen genutzt werden, um ein Experiment zu ersetzen (**Tabelle 2**).



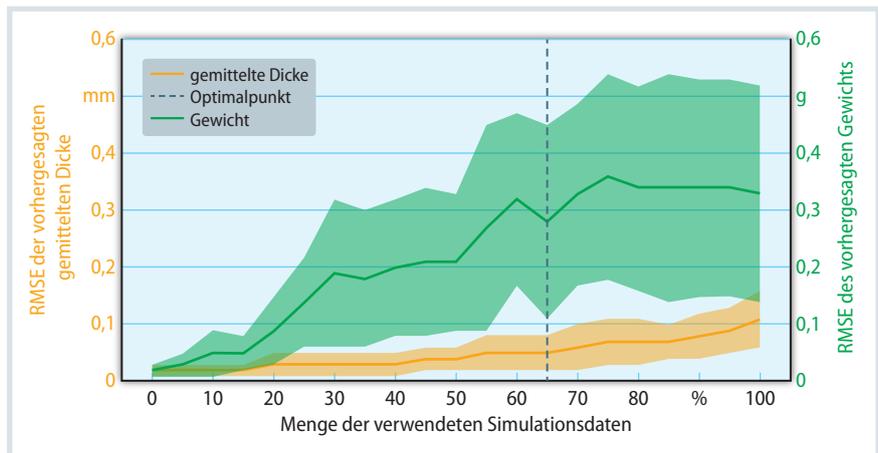
**Bild 3.** Konzept der ML-Modelle zur datengetriebenen Ermittlung des optimalen Einstelldatensatzes Quelle: IfW; Grafik: © Hanser

### Vorhersage der Bauteileigenschaften zur Betriebspunktermittlung

Mit der geeigneten Datenbasis und der darauf aufbauenden Ähnlichkeitsanalyse und -prognose wurde ein weiteres Modell trainiert, das auf Basis der kombinierten Datenquellen die Qualität des spritzgegossenen Bauteils in Abhängigkeit der Einstellparameter der Maschine vorher sagt (**Bild 3**). Die Modelle zur Prognose der Ähnlichkeiten und der Qualität wurden mithilfe der folgenden Methoden trainiert:

- Lineare Regression mit Regularisierungsmethoden (Ridge, Lasso, Elastic Net),
- Random Forest,
- Adaptive Boosting,
- Gradient Boosting,
- Extreme Gradient Boosting.

Um die Güte der Verfahren zu bewerten, wird die Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (engl. Root Mean Square Error, kurz: RMSE) verwendet. Die berechneten Werte des vorhergesagten Gewichts und der Bauteildicke, dargestellt in Abhängigkeit des verwendeten Simulationsanteils, zeigen dabei sehr gute Ergebnisse (**Bild 4**) [27]. Für die berechneten Werte der Bauteildicke kann durch die Bestimmung des Ellenbogens der Kurve [28] ein Optimalpunkt identifiziert werden, der einen sinnvollen Kompromiss zwischen der Menge an Simulationsdaten und dem Vorhersagefehler abbildet. Demnach kann der experimentelle Versuchsaufwand um rund 62% verringert werden, bei geringen Einbußen in der Prognosegüte.



**Bild 4.** Ergebnisse zur Vorhersage der Bauteildicke und des Bauteilgewichts, dargestellt in Abhängigkeit des verwendeten Simulationsanteils [27]; RMSE: Root Mean Square Error Quelle: VM; Grafik: © Hanser

### Ausblick

Durch den Vergleich zwischen Simulations- und Versuchsdaten mittels DTW-Korrespondenzen und die Berechnung der Ähnlichkeiten wurde eine erfolgreiche Methode zur Bewertung der Simulationsgüte entwickelt. Die vorgestellten Modelle ermöglichen es, durch Nutzung des in der Fließsimulation generierten Wissens den experimentellen Versuchsaufwand zur Ermittlung der Bauteileigenschaften in Abhängigkeit der Einstellparameter an der Maschine stark zu reduzieren. Die hohen Genauigkeiten zur Prognose der Bauteileigenschaften zeigen, dass die Modelle auf Basis von Simulations- und Versuchsdaten praxistauglich sind. Die prinzipielle Übertragbarkeit der

Modelle auf ungesehene Bauteile wurde bereits durch die Übertragung auf unterschiedliche Bauteildicken gezeigt [27].

Zur weiteren Validierung werden die in diesem Projekt entwickelten Methoden im nächsten Schritt auf komplexere Werkzeuge adaptiert. Durch die Übertragung des generierten Wissens auf ungesehene Bauteile und eine kontinuierliche Erweiterung der Datenbasis wird die Einsatzfähigkeit der Modelle in der Praxis ermöglicht. Dadurch lassen sich zukünftig Eigenschaftsprognosen im Rahmen der Abmusterung mit erheblich reduziertem Ressourcenaufwand erstellen. Gegenstand zukünftiger Untersuchungen ist es, die Güte der Übertragbarkeit auf ungesehene Bauteile in Abhängigkeit der Bauteilkomplexität zu bewerten. ■