

# **Tag der Forschung 2020**

Nachwuchswissenschaftler/innen  
präsentieren aktuelle Forschungsergebnisse

ISSN 0949-1767

Tagungsband der Hochschule Schmalkalden

Tag der Forschung 2020

Nachwuchswissenschaftler/innen  
präsentieren aktuelle Forschungsergebnisse

Schmalkalden 2020  
HSM-Prints 1/2020

HSM-Prints  
Die Schriftenreihe der Hochschule Schmalkalden  
Herausgeber: Hochschule Schmalkalden,  
Der Präsident  
ISSN 0949-1767

Produktion: André Mock  
Referat Hochschulkommunikation  
Hochschule Schmalkalden  
Blechhammer 9  
98574 Schmalkalden  
Tel.: +49 (0) 3683 / 688-1021  
Fax: +49 (0) 3683 / 688-1999

## Inhalt

|                                                                                                                                                                |       |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Grundlagen für ein Prozessmodell für das Hinterspritzen von Dekorfolien in der In-Mold-Labeling Technik (IML)                                                  | 4-11  |
| Metalldruck in der additiven Fertigung                                                                                                                         | 12-15 |
| Bewertung von Produktionsprozessen mit Verfahren der Künstlichen Intelligenz                                                                                   | 16-20 |
| Development of a digital assistance system for continuous quality assurance in the plastic injection moulding process with a focus on self-learning algorithms | 21-25 |
| Robuste Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken                                                                                                           | 26-30 |

# GRUNDLAGEN FÜR EIN PROZESSMODELL FÜR DAS HINTERSPRITZEN VON DEKORFOLIEEN IN DER IN-MOLD-LABELING TECHNIK (IML)

Felix Woyan<sup>1</sup>, Thomas Seul<sup>2</sup>, Jean Pierre Bergmann<sup>1</sup>

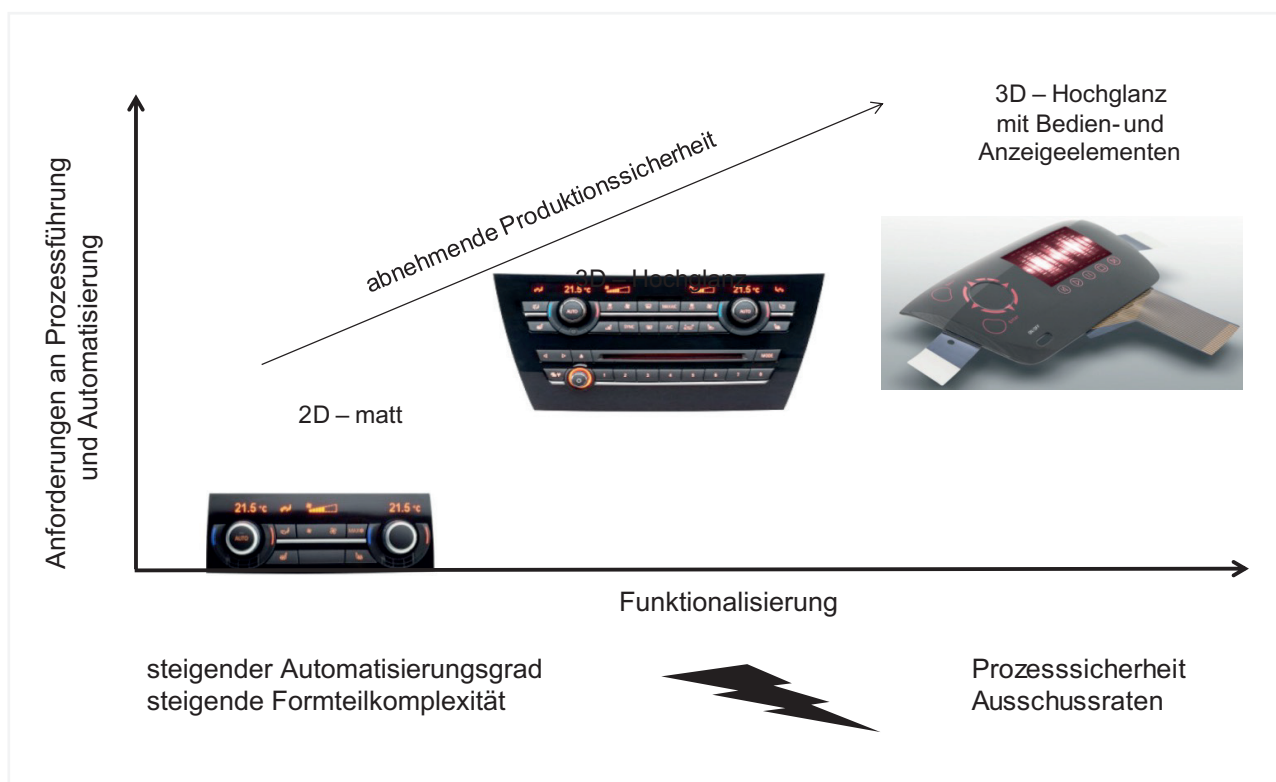
<sup>1</sup> TU Ilmenau, Germany

<sup>2</sup> Hochschule Schmalkalden, Germany

## 1. Einleitung

Das Folienhinterspritzen ist ein Verfahren zur Herstellung von dekorativen Kunststoffteilen im großindustriellen Maßstab, das überwiegend für die Automobilindustrie eingesetzt wird. Die Vorteile des Verfahrens liegen dabei in der Oberflächenqualität und den verschiedenen Dekorationsmöglichkeiten. Nachteilig sind jedoch die hohen Investitionskosten in Werkzeuge für die einzelnen Prozessschritte (Drucken, Stanzen, Verformen und Hinterspritzen), die sich meist nur durch hohe Stückzahlen und einer Volllastung der Maschine rechtfertigen lassen. Die Wirtschaftlichkeit des Verfahrens wird dabei maßgeblich durch die Zykluszeit und den Ausschuss bestimmt. [2,4] Aufgrund des steigenden Automatisierungsgrades und der steigenden Formteilkomplexität, nehmen die Prozesssicherheit ab und die Ausschussraten zu.

Abbildung 1.1 zeigt die Entwicklungen und Herausforderungen in der Hinterspritztechnik. Abhilfe kann hier ein Prozessmodell schaffen, welches eine Aussage zur Korrelation zwischen Produktspezifikationen und Prozessparametern erlaubt und somit ermöglicht, einen idealen Betriebspunkt, unter Berücksichtigung bauteilspezifischer Zielgrößen, festzulegen.



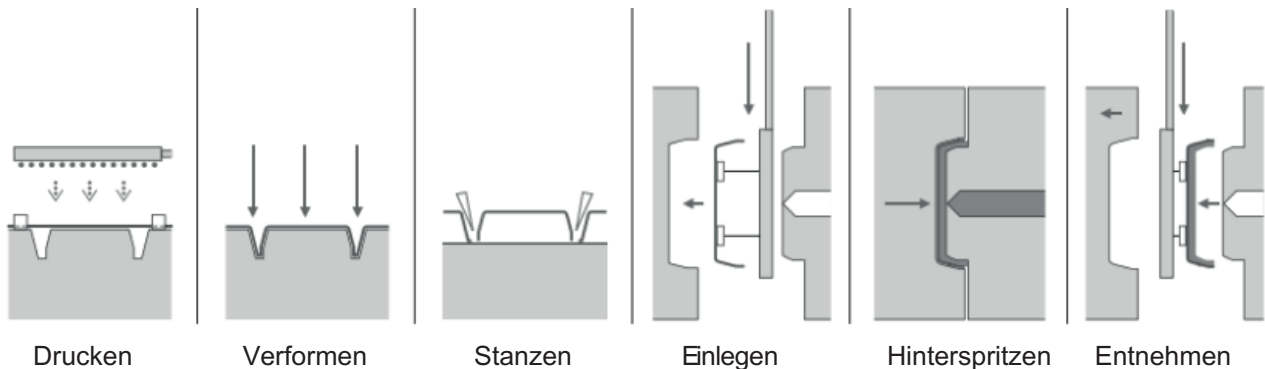
1.1: Entwicklung und Herausforderungen in der Hinterspritztechnik

## 2. Stand der Technik

Der in Abbildung 2.1 dargestellte IML Prozess untergliedert sich in die Folienkonfektionierung und den Hinterspritzprozess. Bei der Folienkonfektionierung wird die Folie bedruckt, verformt und gestanzt. Im IML Prozess wird der Folienzuschnitt in die Kavität des Spritzgießwerkzeugs eingelegt und mit Kunststoff hinterspritzt. Das Einlegen der Folie erfolgt

meist vollautomatisiert über ein Handlingsystem. Dieses entnimmt die Folie aus einem Folienmagazin, zentriert die Folie und legt sie anschließend in das Spritzgießwerkzeug ein.

Abbildung 2.2 zeigt typische Fehlerbilder, die beim Folienhinterspritzen auftreten können, welche in der einschlägigen Fachliteratur ausführlich beschrieben sind.



2.1: Prozessschritte beim Hinterspritzen von Dekorfolien in der In-Mold-Labeling Technik [www.Nissha.com]

Typische Fehlerbilder sind Verzug, Einfallstellen, Auswaschung des Dekors und Verbundfestigkeit. Aus der konventionellen Spritzgießtechnik sind die Entstehungsmechanismen von Verzug und Einfallstellen bekannt. Diese lassen sich auf die Schwindung der einzelnen Komponenten zurückführen. Ferner gibt es zahlreiche Untersuchungen zur Verbundfestigkeit im Mehrkomponenten-Spritzguss. Diese Erkenntnisse werden genutzt, um die Verbundfestigkeit beim Folienhinterspritzen zu beschreiben. [1,2,3,4,5,6,7,8]

#### Der gegenwärtige Stand der Technik lässt sich wie folgt zusammenfassen:

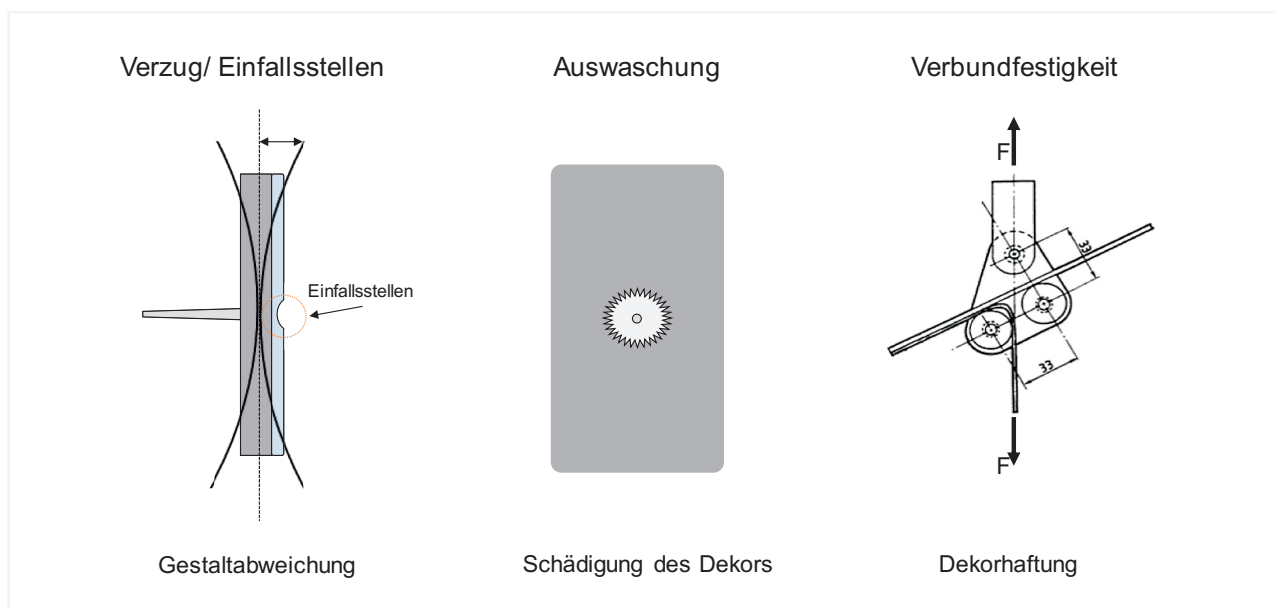
- Verzug und Einfallstellen für konventionelles Spritzgießen sind in der Fachliteratur gut beschrieben
- Zahlreiche Arbeiten zur Verbundfestigkeit im Bereich Mehrkomponenten-Spritzgießen vorhanden
- Einfluss der Randschichtbildung auf der Folie wird erwähnt, teilweise widersprüchliche Aussagen in der Fachliteratur
- Keine Aussage zu Orientierungen und Eigenspannung in folienhinterspritzten Formteilen
- Keine systematischen Untersuchungen zu den thermi-

schen und mechanischen Einflussfaktoren und dem Temperaturverlauf

- Haupteinflussfaktoren auf Auswaschung sind bekannt, Aussagen teilweise widersprüchlich
- Keine Aussage, wann die Dekor- und Folienschädigung während des Einspritzvorganges in Abhängigkeit des Füllgrades auftritt
- Keine Modellvorstellung zu den Entstehungsmechanismen der Auswaschung
- Wechselwirkung zwischen den Fehlerursachen bzw. den Fehlerbildern wenig beschrieben
- Einfluss der Formteil- und Foliendicke auf Verzug, Auswaschung und Verbundfestigkeit wenig beschrieben

### 3. Zielstellung

Das Folienhinterspritzen ist ein hochdynamischer Prozess mit einer Vielzahl an Einflussfaktoren. Die Wirtschaftlichkeit des Verfahrens wird dabei maßgeblich durch die Zykluszeit und den Ausschuss bestimmt. Typische Fehlerbilder bei der IML Technik sind die Auswaschung der aufgedruckten Dekore, Einfallstellen, Verzug und die Ablösung des Dekors. Aus



2.2: Typischer Fehlerbilder in der IML Technik gemäß Stand der Technik

Sicht der Serienfertigung stellt die Auswaschung aber auch die Wechselwirkungen zwischen den Fehlerbildern (Abbildung 2.2) eine große Herausforderung dar. Basierend auf dem gegenwärtigen Stand der Technik sind Verzug, Einfallstellen und die Verbundfestigkeit aus dem konventionellen Spritzguss bekannt.

Auch beim Folienhinterspritzen sind die Haupteinflussfaktoren auf die Auswaschung, Verzug und Einfallstellen bekannt. Jedoch liegen noch keine systematischen Untersuchungen zum Einfluss der Prozess-, Material- und Geometrie Größen in der IML-Technik vor. Speziell der Zusammenhang zwischen Einfluss- und Zielgrößen aber auch die Wechselwirkungen zwischen den Zielgrößen sind nur unzureichend beschrieben. Eine differenzierte Betrachtung der mechanischen und thermischen Einflussfaktoren auf die Folie fand noch nicht statt. Ziel der Arbeit ist daher ein Prozessmodell für das Hinterspritzen von Dekorfolien in der In-Mold-Labeling (IML) Technik, welches eine Aussage zur Korrelation zwischen Produktspezifikationen und Prozessparametern erlaubt. Aufbauend auf einer Verfahrensanalyse werden die Zusammenhänge zwischen Ziel- und Einflussgrößen beschrieben. Als Bewertungskriterium wird die Formteilqualität herangezogen. Auf Basis einer Modellvorstellung sollen die Entstehungsmechanismen der Zielgrößen beschrieben und in ein Prozessmodell überführt werden. Die Teilziele der Arbeit leiten sich aus den Defiziten des gegenwärtigen Wissenstandes ab.

In Abbildung 3.1 sind die Ziele und Teilziele der Arbeit zusammengefasst. Ausgangspunkt der Untersuchungen bildet eine Prozessanalyse zum Folienhinterspritzen, die in einer Modellvorstellung zusammengefasst wird. Dabei werden zunächst die thermischen und mechanischen Einflussfaktoren auf die Kunststoffolie betrachtet und quantifiziert. Zusätzlich werden die Strömungs- und Temperaturprofile im Angussbereich auf Basis einer Simulation untersucht. Darauf aufbauend sollen die offene Fragestellung des derzeitigen Wissenstandes zu den Entstehungsmechanismen der typischen Fehlerbilder beantwortet werden. Abschließend werden die Erkenntnisse in einem Prozessmodell zusammengefasst, um die Zusammenhänge zwischen den Zielgrößen und die Entstehungsmechanismen zu beschreiben.

## 4. Ergebnisse

### 4.1 Entwicklung einer Modellvorstellung und ableiten der Haupteinflussfaktoren

Im folgenden Abschnitt wird der Einspritzverlauf beschrieben und ein Zusammenhang zwischen den mechanischen und thermischen Belastungen abgeleitet. Abbildung 4.1 zeigt den Einspritzvorgang im Querschnitt mit den mechanischen und thermischen Belastungen. Die Schmelze strömt mit einem Volumenstrom, der durch den Einspritzdruck bzw. der Einspritzgeschwindigkeit der Maschine vorgegeben wird, in das Werkzeug. Dabei trifft die Schmelze auf die Kunststoffolie

## PROZESSMODELL

### Prozessanalyse Folienhinterspritzen

Entwicklung einer Modellvorstellung (Folie + Prozess)

| Folie                                                                                   | Prozess                                                                     |
|-----------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------|
| Analytische Betrachtung der thermischen und mechanischen Einflussfaktoren auf die Folie | Strömungsprofil sowie thermische und mechanische Randbedingungen im Prozess |

| Auswaschung                                                                                                                                                                                                                                                  | Verzug                                                                                                                                                    | Verbundfestigkeit<br>Validation SaT | Einfallstellen<br>Validation SaT |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------|----------------------------------|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>Dekorschädigung während der Formfüllung</li> <li>Einfluss der Formteildicke</li> <li>Einfluss der Temperaturen und Volumenströme</li> <li>Wirkmechanismen ableiten</li> <li>Modellvorstellungen entwickeln</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>Einfluss der Formteildicke</li> <li>Korrelation mit Eigenspannung</li> <li>Validation Stand der Technik</li> </ul> |                                     |                                  |

### Wechselwirkungen zwischen Zielgrößen

- > Zusammenführen der Erkenntnisse in einem Prozessmodell
  - Versuch am Palettenwerkzeug
  - Validation am Serienbauteil

3.1: Zielstellung und Teilziele zur Erstellung eines Prozessmodells für das Hinterspritzen von Dekorfolien in der In-Mold-Labeling Technik (IML)

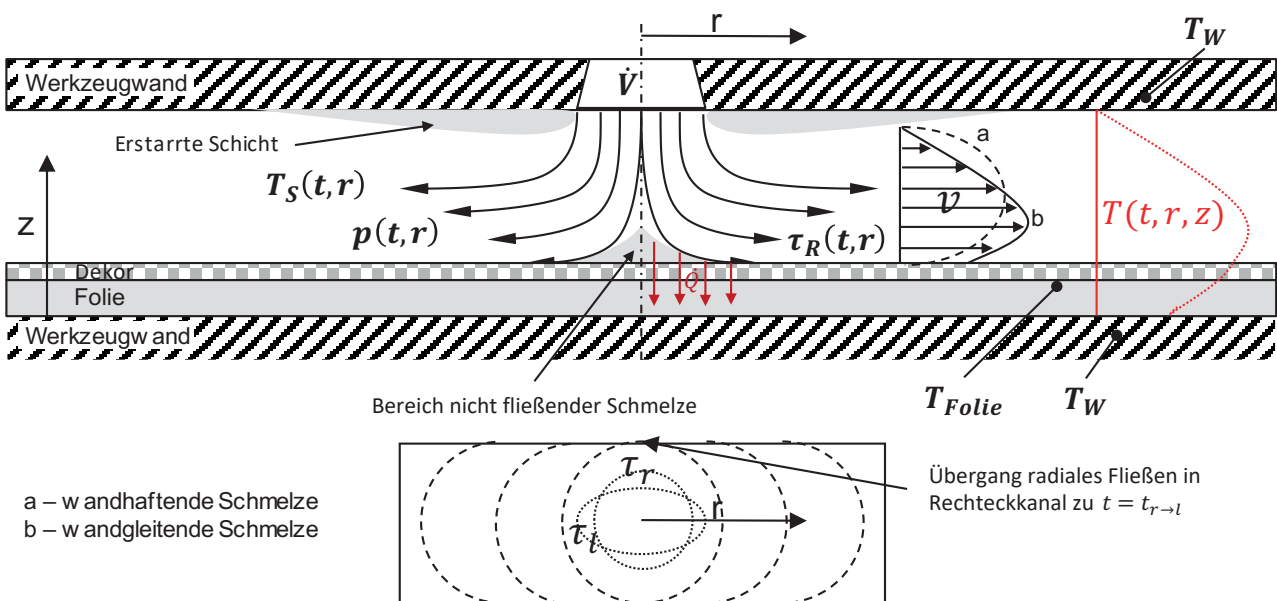
und breitet sich laminar in radialer Richtung um den Angusspunkt aus. In Abhängigkeit des Fließkanalquerschnittes und der Angussgeometrie können sich Bereiche nicht fließender oder langsam fließender Schmelze ausbilden. Sobald die Schmelze auf die Werkzeugwand bzw. die Folie trifft, kühlt diese ab. Dabei wirkt ein Wärmestrom durch die Folie zur Werkzeugwand. Dieser Wärmestrom führt zu einer Erwärmung des Dekors sowie der Folie.

Im weiteren Einspritzverlauf bildet sich ein Druckströmungsverlauf der Schmelze im Kanalquerschnitt, der zu einer Randschubspannung auf der Dekoroberfläche führt. Aufgrund der Abkühlung der Schmelze und des Druckabfalls über die Kanallänge, nehmen die thermischen und mechanischen Belastungen mit der Entfernung zum Angusspunkt hin ab. Die eingebrachten thermischen und mechanischen Belastungen durch die Schmelze sind somit von der Einspritzzeit und dem Fließweg abhängig.

Im unteren Abschnitt der Abbildung 4.1 ist die Draufsicht beim Einspritzen einer Rechteckgeometrie mit zentralem Angusspunkt gezeigt.

Zu Beginn des Einspritzens verläuft der Schmelzeffluss radial. Trifft die Schmelze auf die begrenzende Werkzeugwand, geht der Schmelzeffluss in eine Strömung mit Rechteckquerschnitt über. Analog zum Schmelzeffluss ändert sich die Richtung der Wandschubspannung.

Abbildung 4.2 zeigt den Lageraufbau der Dekorfolie im Werkzeug in z-Richtung sowie die Kräfte und Spannungen zwischen den einzelnen Schichten. Die Benennung der Spannungen, Drücke und Schubspannungen erfolgt dabei über die Indizes S-Schmelze, D-Dekor, T-Trägerfolie und W-Werkzeug. Zwischen den einzelnen Schichten wirken Schubspannungen, die entgegen der Randschubspannung wirken.



4.1 Modell der Einspritzsituation mit mechanischen und thermischen Belastungen

Ferner wirkt in jeder Schicht ein Druck  $p$ . Zwischen Trägerfolie und Werkzeugwand haftet die Folie durch Reibung, die vom Reibungswert  $\mu$  und dem Druck abhängt.

Die aus der Schubspannung resultierende Verformung teilt sich in Scherung  $\gamma$  und Dehnung  $\epsilon$  der einzelnen Schichten auf. Die Scherung führt zu einer Normaldehnung und Querkontraktion. Diese überlagert sich mit den thermischen Ausdehnungen der einzelnen Schichten.

INNERHALB DES HOOKE'SCHEN BEREICHS KANN DIE DEFORMATION WIE FOLGT BERECHNET WERDEN:

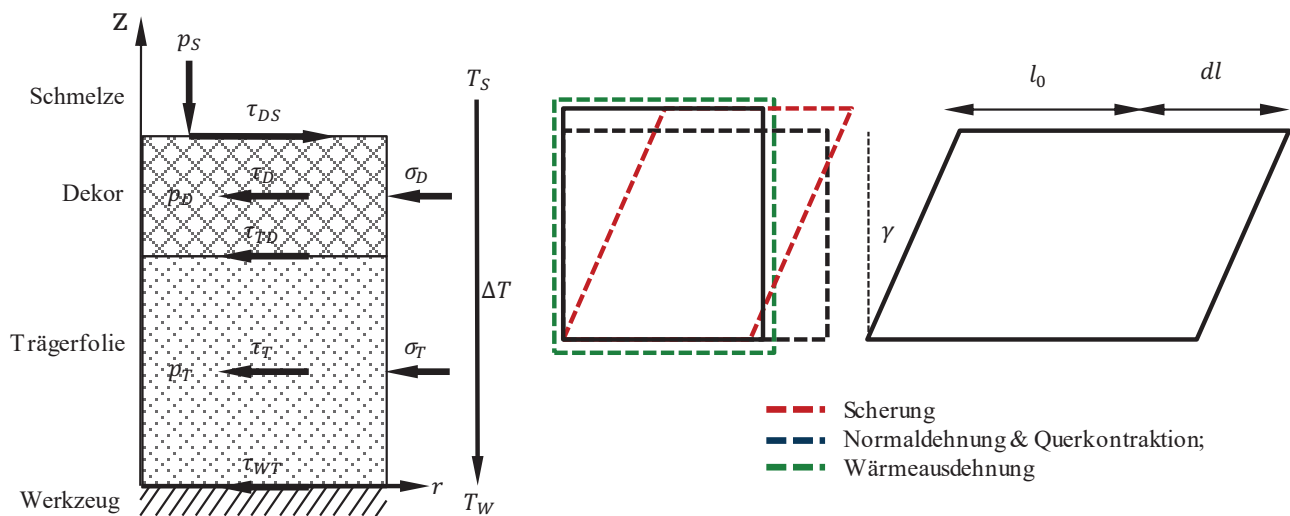
$$\epsilon_x = \frac{1}{E} [\sigma_{xx} - \nu(\sigma_{zz} + \sigma_{yy})] + \alpha_T \Delta T = \frac{dl}{l_0}$$

Die Verformung ist von den einzelnen Spannungen  $\sigma$ , der Querkontraktionszahl  $\nu$ , dem E-Modul  $E$  und Schubmodul  $G$ , dem thermischen Ausdehnungskoeffizienten  $\alpha_T$  und der Temperaturdifferenz  $\Delta T$  abhängig. Die Querkontraktionszahl ist dabei eine Materialkonstante, die die Querdehnung bei einer Längsdehnung beschreibt.

DIESE ERGIBT SICH AUS DEM ELASTIZITÄTS- UND SCHUBMODUL ZU:

$$G = \frac{E}{2(1 + \nu)}$$

Das hooke'sche Gesetz ist nur für kleine Dehnungen im elastischen Bereich zulässig. Aufgrund des viskosen und visko-



4.2: Mechanisches Modell eines IML Teils im Querschnitt

elastischen Verhaltens von Kunststoffen, muss bei größerer Verformung eine zeit- und temperaturabhängige Betrachtung, beispielsweise auf Basis des Burger-Modell, stattfinden. Übersteigt die Spannung in einer Schicht die maximale zulässige Spannung, kommt es zu einer irreversiblen Verformung und ggf. zu einem kohäsiven Versagen in der Schicht [9].

#### 4.2 Analytische Betrachtung der thermischen und mechanischen Einflussfaktoren auf die Folie

Mithilfe von ANSYS Mechanical werden die Folienerwärmung sowie der zeitliche Temperaturverlauf anhand eines vereinfachten Modells berechnet. Die Kunststoffolie wird als Volumenkörper mit den entsprechenden Materialeigenschaften und der Foliendicke definiert. Die Werkzeugwand sowie die Schmelze werden über konvektive Wärmeübergänge abgebildet. Dabei wird vereinfacht angenommen, dass die Folie zum Zeitpunkt  $t=0$  eine Temperatur von  $30\text{ °C}$  hat und ab dem Zeitpunkt  $t>0$  mit einer Werkzeugwandtemperatur und der Schmelzetemperatur vollflächig beaufschlagt wird.

Ausgehend von der maximalen Schmelzetemperatur zum Zeitpunkt  $t=0$  wird angenommen, dass die Schmelzetemperatur mit der Einspritzzeit mit einer Rate von  $25\text{ °C/s}$  abkühlt. Den Berechnungen liegt ein mittlerer Wärmeleitungskoeffizient von  $1500\text{ W/(m}^2\text{K)}$  zugrunde.

Abbildung 4.3 zeigt den zeitlichen Verlauf der Folienerwärmung in Abhängigkeit der Foliendicke von  $0,1\text{ s}$  bis  $1\text{ s}$  nach Einspritzbeginn. Die maximale Folientemperatur wird ca.  $0,6\text{ s}$  nach dem Einspritzen erreicht. Bereits  $0,25\text{ s}$  nach dem Einspritzen werden Temperaturen am Foliendekor von über  $200\text{ °C}$  erreicht.

Bei einer Werkzeugwandtemperatur von  $30\text{ °C}$  beträgt die Folientemperatur  $55\text{ °C}$  und steigt bei einer Werkzeugwandtemperatur von  $80\text{ °C}$  auf bis zu  $100\text{ °C}$  an.

Dabei ändert sich die maximale Folientemperatur an der Werkzeugwandseite bei einer Temperaturdifferenz von  $\Delta T_w=50\text{ °C}$  um ca.  $40\text{ °C}$  ( $40\%$ ) und bei einer Temperaturdifferenz von  $\Delta T_s=40\text{ °C}$  um ca.  $4\text{ °C}$  ( $4\%$ ). Die Kerntemperatur der Folie beträgt  $130\text{ °C}$  bei  $(280\text{ °C}/30\text{ °C})$  und maximal  $175\text{ °C}$  bei  $(320\text{ °C}/80\text{ °C})$  und ändern sich bei einer Temperaturdifferenz von  $\Delta T_w=50\text{ °C}$  um ca.  $28\text{ °C}$  ( $18\%$ ) und bei einer Temperaturdifferenz von  $\Delta T_s=40\text{ °C}$  um ca.  $19\text{ °C}$  ( $13\%$ ). Auf Basis einer Glasübergangstemperatur der Folie von  $157\text{ °C}$  wird diese bei Werkzeugwandtemperaturen, unabhängig der Schmelzetemperatur, von über  $80\text{ °C}$  überschritten. Die maximale Folientemperatur auf der Dekorseite variiert zwischen  $246\text{ °C}$  bei  $(320\text{ °C}/80\text{ °C})$  und  $206\text{ °C}$  bei  $(280\text{ °C}/30\text{ °C})$ . Analog zu den thermischen Belastungen der Folien erfolgt eine Betrachtung der auftretenden Wandschubspannungen an der Dekoroberfläche. Ziel der Betrachtung ist die Ermittlung des Temperatur-, des Waddicken- und des Materialeinflusses sowie die Entfernung vom Angusspunkt. Die Wandschubspannung im Schmelzekanal wird dabei wie folgt bestimmt [1,3,10]:

1. BERECHNUNG DER VISKOSITÄT AUF BASIS DES CARREAU-ANSATZES:

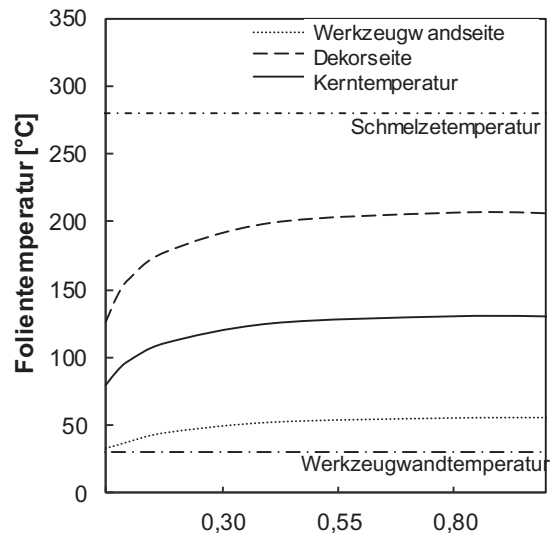
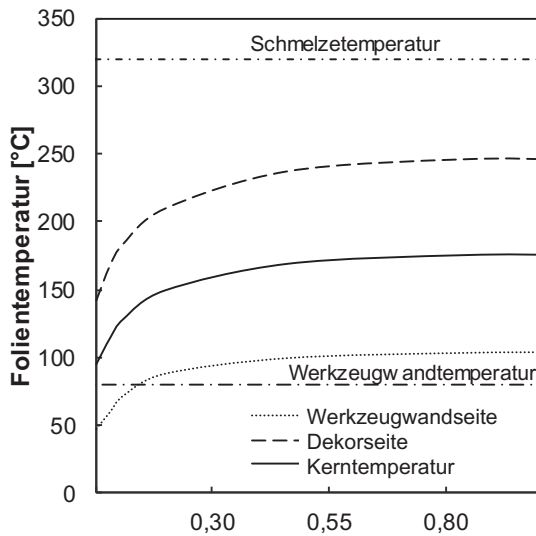
$$\eta = \frac{Aa_T}{(1 + Ba_T\dot{\gamma})^c}$$

UNTER BERÜCKSICHTIGUNG DER REPRÄSENTATIVEN SCHERGESCHWINDIGKEIT FÜR SCHEIBENGEOMETRIEN UND FÜR RECHTECKGEOMETRIEN:

$$\bar{\dot{\gamma}} = 0,772 \frac{3\dot{V}}{H^2\pi r}$$

$$\bar{\dot{\gamma}} = 0,772 \frac{6\dot{V}}{H^2B}$$





4.3: Temperaturprofil über Foliendicke in Abhängigkeit der Zeit nach dem Einspritzen bei 250 µm dicken Folien, 320 °C Schmelzetemperatur und 80 °C Werkzeugwandtemperatur (links) sowie 280 °C Schmelzetemperatur und 30 °C Werkzeugwandtemperatur (rechts)

## 2. BERECHNUNG DER WANDSCHERGESCHWINDIGKEIT FÜR STRUKTURVISKOSE MATERIALIEN FÜR RECHTECKGEOMETRIEN

$$\dot{\gamma}_{Wand} = \frac{2(1+2n)\dot{V}}{H^2 B n}$$

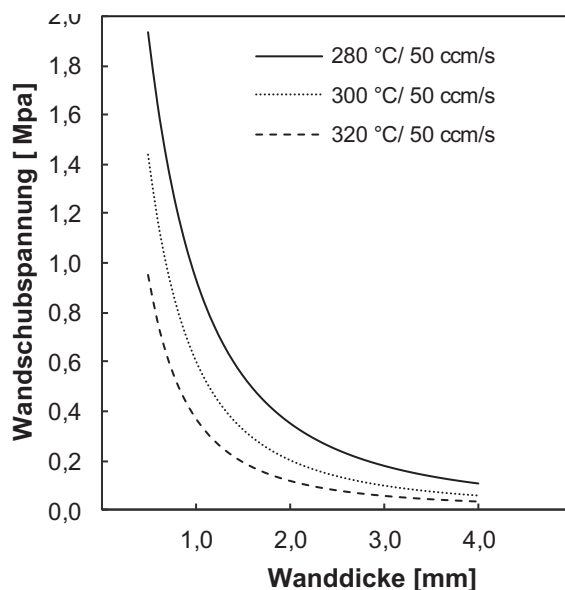
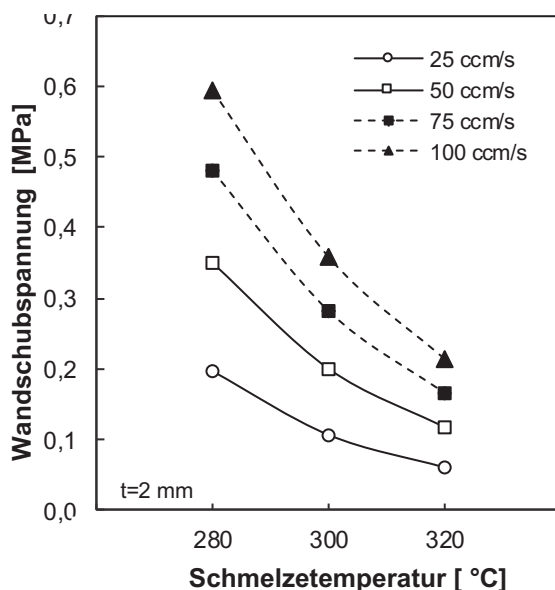
UND FÜR SCHEIBENGEOMETRIEN:

$$\dot{\gamma}_{Wand} = \frac{2(1+2n)\dot{V}}{H^2 \pi D n}$$

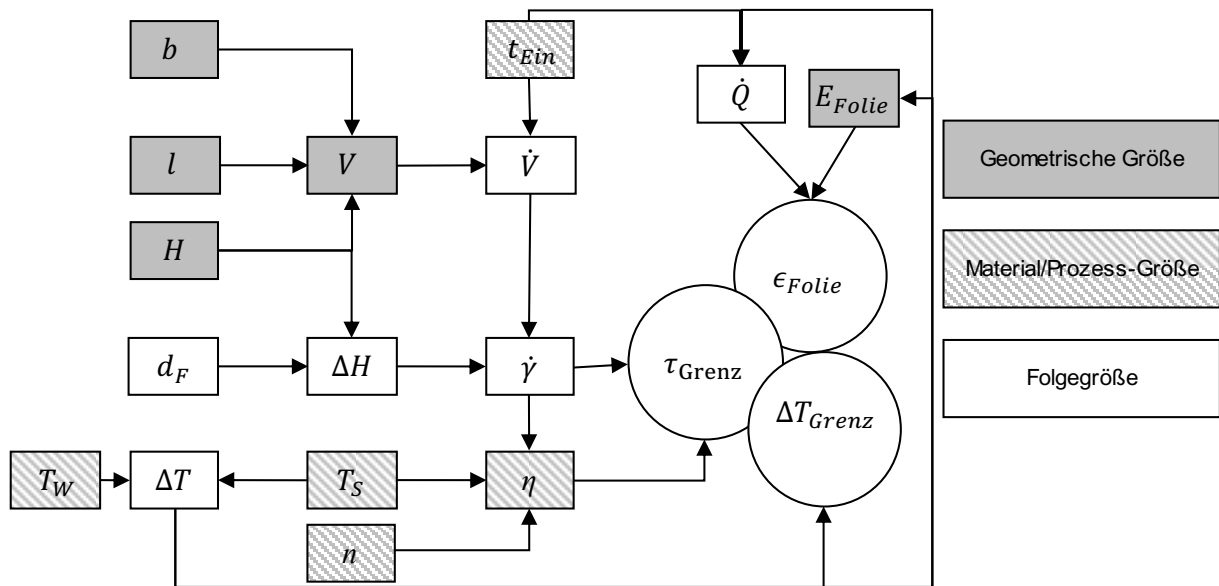
## 3. BERECHNUNG DER WANDSCHUBSPANNUNG NACH DEM NEWTONSCHES GESETZ:

$$\eta = \frac{\tau}{\dot{\gamma}}$$

Abbildung 4.4 zeigt die auftretende Wandschubspannung in Abhängigkeit der Dicke des Fließkanals bei unterschiedlichen Einspritzvolumenströmen und Temperaturen am Beispiel des Kunststoffes PC Makrolon 2405. Die Abbildung verdeutlicht die quadratische Zunahme der Wandschubspannung mit der Fließkanalhöhe. Ferner führt eine Steigerung der Einspritz-



4.4: Wandschubspannung in Abhängigkeit der Wanddicke (rechts) und der Schmelzetemperatur (links) bei unterschiedlichen Einspritzgeschwindigkeiten am Beispiel von Makrolon 2405



4.5: Modellhafte Beschreibung der Zusammenhänge zwischen den Einflussfaktoren

geschwindigkeit zu einer Zunahme der Wandschubspannung. Aufgrund der abnehmenden Viskosität mit steigender Temperatur nimmt die Wandschubspannung ebenfalls mit der Temperatur ab. Bei einer Reduzierung der Wanddicke von 2 mm auf 1 mm kommt es zu einer Erhöhung der Wandschubspannung um 230 %. Eine Steigerung der Temperatur von 280 °C auf 320 °C führt zu einer Abnahme der Wandschubspannung um ca. 70 %. Eine Erhöhung der Einspritzgeschwindigkeit von 25 ccm/s auf 100 ccm/s führt zu einer Steigerung der Wandschubspannung von 350 % bei 320 °C und 300 % bei 280 °C.

#### 4.3 Modellhafte Beschreibung der Zusammenhänge

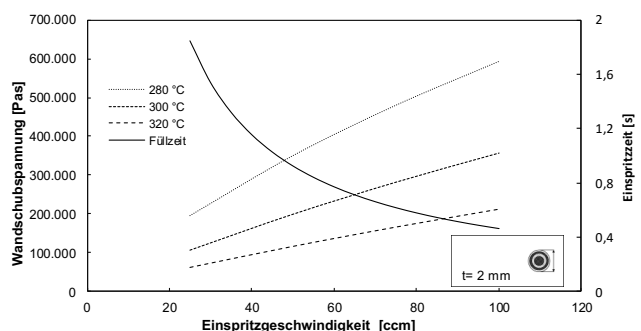
Abbildung 4.5 zeigt die Zusammenhänge der Einflussgrößen in Bezug auf die thermischen und mechanischen Belastungen der Folie, die mit der Wandschubspannung  $\tau$  und der Grenzschichttemperatur  $\Delta T$  beschrieben werden. Dabei werden die mechanischen Eigenschaften der Folie durch das E-Modul und die Folientemperatur beschrieben. Die Wandschubspannung zwischen Folie und Schmelze hängt von der Viskosität der Schmelze und der Schergeschwindigkeit ab. Der Volumenstrom wird durch den Einspritzdruck bzw. der Einspritzgeschwindigkeit der Maschine vorgegeben und bestimmt die Einspritzzeit, die zum Füllen des Formteilkolumens  $V$  notwendig ist. Die Grenzschichttemperatur zwischen Schmelze und Folie ergibt sich aus der Schmelze- und Werkzeugwandtemperatur sowie der Kontaktzeit zwischen Schmelze und Folie, also der Einspritzzeit. Dabei stellt sich ein Wärmestrom durch die Folie ein.

#### 5. Ausblick

Die Wandschubspannung steigt mit den Einspritzgeschwindigkeiten, mit sinkenden Wanddicken und mit sinkenden Temperaturen. Daraus ergibt sich ein Spannungsfeld zwischen

thermischen und mechanischen Belastungen, welches in Abbildung 5.1 dargestellt ist. Niedrige Temperaturbelastungen werden durch niedrige Schmelzetemperaturen und kurze Einspritzzeiten erreicht. Kurze Einspritzzeiten wiederum durch hohe Einspritzgeschwindigkeiten und niedrige Wanddicken, welche zu einer hohen Wandschubspannung führen. Es erfolgt eine Betrachtung der Auswaschungserscheinungen unter Berücksichtigung dieser Zusammenhänge.

Ferner werden der Verzug, die Verbundfestigkeiten sowie Einstellstellen untersucht. Nachdem die Haupteinflussgrößen auf Verzug, Verbundfestigkeit, Auswaschung und Verbundfestigkeit bestimmt wurden, wird die gegenseitige Abhängigkeit der Zielgrößen untersucht.



5.1: Zusammenhang zwischen Wandschubspannung und Einspritzzeit in Abhängigkeit der Einspritzgeschwindigkeit und der Massestemperatur

## Literatur

- [1] Woyan, F.; Koch, M.: Korrelation von Eigenschaften und Parametern beim Folienhinterspritzen. Technomer 2015, Chemnitz
- [2] Woyan, F.: Prozessmodell für folienhinterspritzte Formteile – Basis für Qualität und Produktivität. Tagung: Folien und Fahrzeuge 2015, Erfurt
- [3] Woyan, F.; Koch, M.; Schneidmadel, S.: Process Parameters Affecting the Quality of Functionalized In-Mold Decoration Injection Molded Composites. 58th IWK, Ilmenau, 2014
- [4] F. Woyan: Möglichkeiten beim Hinterspritzen von Halbzeugen. Tagung: Folien und Fahrzeuge 2016, Frankfurt
- [5] Pötsch, G.: Prozesssimulationen zur Abschätzung von Schwindung und Verzug thermoplastischer Spritzgussteile. Dissertation RWTH Aachen 1991
- [6] Stitz, S.: Analyse der Formteilbildung beim Spritzgießen von Plastomeren als Grundlage für die Prozesssteuerung. Dissertation, RWTH Aachen 1973
- [7] Wielpütz, M.: Analyse der Hinterspritztechnik kompaktierter Dekormaterialien. Dissertation RWTH Aachen 2003
- [8] Liu, S.-J.; Hsu, C.-M.; Chang, P.-W.: Parameters Affecting the Ink Wash-off in In-mold-Decoration of injection Molded Parts. Intern. Polymer Processing, Carl Hanser Verlag, München, XXVII (2012) 2
- [9] Mahnken, R.: Lehrbuch der Technischen Mechanik – Elastostatik, 1. Aufl. Springer, Berlin 2015
- [10] Potente, H. (Herausgeber) (1989): Kunststofftechnisches Seminar – Rechnerge-stützte Extruderauslegung. Universität GH Paderborn

# METALLDRUCK IN DER ADDITIVEN FERTIGUNG

Joshua Voll<sup>1</sup>, Samuel Werner<sup>1</sup>, Stefan Roth<sup>1</sup>  
<sup>1</sup> AKT / Hochschule Schmalkalden, Deutschland

## 1. Einleitung

In den letzten Jahren wurden die additiven Fertigungsverfahren stets weiterentwickelt, insbesondere das FDM-Druckverfahren erfuhr beachtliche Verbesserungen in Qualität, Präzision und Materialauswahl. Eines der neusten additiven Fertigungsverfahren auf dem Markt ist die Atomic Diffusion Additive Manufacturing Technologie (ADAM), der Firma Markforged.

Durch dieses Verfahren lassen sich Bauteile aus Metall generativ fertigen, wobei der additive Aufbau der Schichten mithilfe der FDM-Technologie, das Alleinstellungsmerkmal dieses Konzeptes darstellt (vgl. Abbildung 1). Ferner verspricht das Prinzip eine schnellere Fertigung bei gleichzeitig reduzierten Anlagekosten gegenüber den etablierten generativen Verfahren zur Produktion von Bauteilen aus Metall.

## 2. ADAM-Verfahren

Die „Atomic Diffusion Additive Manufacturing“-Technologie, kurz ADAM, ist ein generatives Verfahren zur Herstellung von Bauteilen aus Metall durch atomare Diffusion. Die Technologie wurde durch das Start-up Unternehmen Markforged aus Amerika entwickelt und 2017 auf der Consumer Electronics Show (CES), mit der dazugehörigen Hardware „Metal-X“, vorgestellt [1].

### Verfahrensablauf

Der Metal-X nutzt eine neuartige Vorgehensweise zum Produzieren von Bauteilen aus Metall, welche historisch aus dem MIM (Metal Injection Molding) abgeleitet ist. Das Bauteil wird durch gebundenes Metallpulver in Kunststoff und Wachs (Binder) mithilfe des FDM-Druckverfahrens additiv zum Grünling aufgebaut. Im nächsten Schritt erfolgt das Auslösen des Binders aus dem Grünling im Washer. Zurück bleibt das entbinderte Bauteil (Bräunling). Im Anschluss daran wird der Bräunling gesintert. Dabei verbrennt der Restkunststoff und das Bauteil erhält seine endgültige Größe und Festigkeit. Das fertige Bauteil aus Metall kann entweder sofort eingesetzt, geschliffen, poliert, wärmebehandelt oder CNC- weiterbearbeitet werden. Zusammengefasst durchläuft ein Bauteil eine Prozesskette von drei Schritten [2].

### Drucken

Der additive Aufbau beim ADAM läuft analog zum FDM-Verfahren ab. Das dabei verwendete Filament zur Bauteilerzeugung ist ein Gemisch aus Metallpulver (60 %), Kunststoff (20 %) und Wachs (20 %). Des Weiteren arbeitet der Drucker mit einem zweiten Extruder, welcher ein Keramikfilament ablegen kann. Dieses wird Trennschicht zwischen Bauteil und Stützstruktur gedruckt. Um dem späteren Schrumpfungsprozess beim Sintern entgegenzuwirken, wird das Bauteil isotrop auf 119,5 % skaliert [3].



1: Kugelgelenk hergestellt mit der ADAM-Technologie

### Waschen

In Vorbereitung auf den Sinterprozess muss das Bauteil gewaschen werden. Der Waschprozess dient dazu den Waschanteil aus dem Bauteil zu lösen. Die dabei verwendete Reinigungsflüssigkeit ist Novec 72DA/73DE. Im Anschluss an den Waschprozess schließt sich ein Trocknungsvorgang an. Der Erfolg des Waschvorgangs wird über einen definierten Gewichtsverlust des Bauteils, welcher mindestens 4,1 % betragen muss, bewertet.

### Sintern

Zu Beginn des Sinters verbrennt der im Bauteil enthaltene Kunststoff. Daraufhin sintert der Bräunling auf die gewünschte Größe. Darüber hinaus pulverisiert die eingebrachte Keramikschicht und ermöglicht die Trennung zwischen Bauteil und Stützstruktur. Am Ende des Prozesses entsteht ein metallisches Bauteil [2].

## 3. Erste Erfahrungen und Inbetriebnahme

Die Anlage konnte erfolgreich im Labor für Produktentwicklung an der Hochschule Schmalkalden in Betrieb genommen werden. Die Anschaffungskosten der Anlage sind im Vergleich zu bereits etablierten additiven Verfahren zur Herstellung von metallischen Bauteilen, gering. Die einfache Bedienung wird sichergestellt, indem die Parameter, welche durch den Bediener eingestellt werden müssen, auf ein Minimum reduziert sind. Zum Betrieb des Sinterofens ist eine Schutzgasatmosphäre vonnöten. Um diese Atmosphäre zu garantieren, wird verhältnismäßig viel Gas benötigt. Zusätzlich dazu handelt es sich bei dem verwendeten Mischgas Ar/H<sub>2</sub>,9 um eine Sondermischung. Des Weiteren wird für den Betrieb des Wash-1 eine hochpreisige Reinigungsflüssigkeit benötigt. Die maximale Bauteilgröße wird durch das Volumen des

**Tabelle 1: Charakteristika des ADAM-Verfahrens**

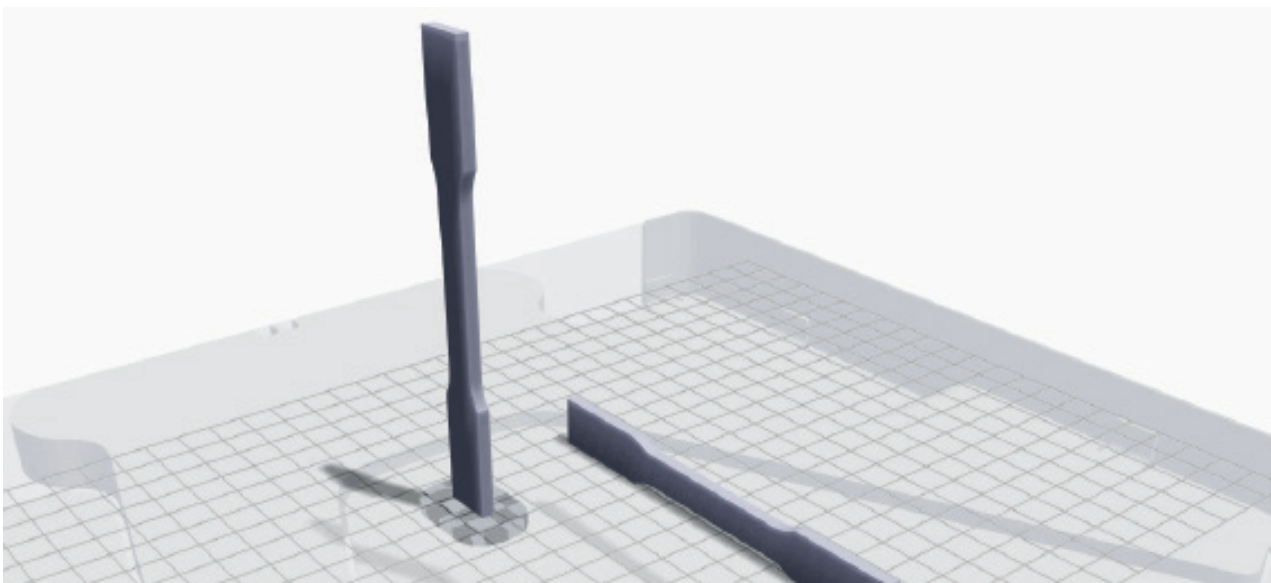
| Kriterium             | Charakteristika        |                 |
|-----------------------|------------------------|-----------------|
| Layerhöhe             | 50 µm / 125µm          |                 |
| Maximale Bauteilgröße | 235 x 68,3 x 65,5 [mm] |                 |
| Sinterzeit            | Materialabhängig       | Ca. 1 d         |
| Bauteildichte         | Bis 99 %               |                 |
| Materialen            | Edelstahl              | X5CrNiCuNb 16-4 |
|                       |                        | X8CrNiS 18-9    |
|                       | Werkzeugstahl          | X40CrMoV 5-1    |
|                       |                        | X100CrMoV 5-1   |
|                       |                        | X155CrVMo 12-1  |
|                       | Nickellegierung        | NiCr22Mo9Nb     |
|                       | Titanlegierung         | 6Al-4V          |
| Düsendurchmesser      | 0,4 mm                 |                 |
| Gasverbrauch          | Ar                     | 4,55 m³         |
|                       | Ar/H2,9                | 2,05 m³         |

Sinterofens beschränkt. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Anlage günstig in der Anschaffung sowie einfach in der Bedienung aber hohe Kosten für laufenden Betrieb mit sich bringt.

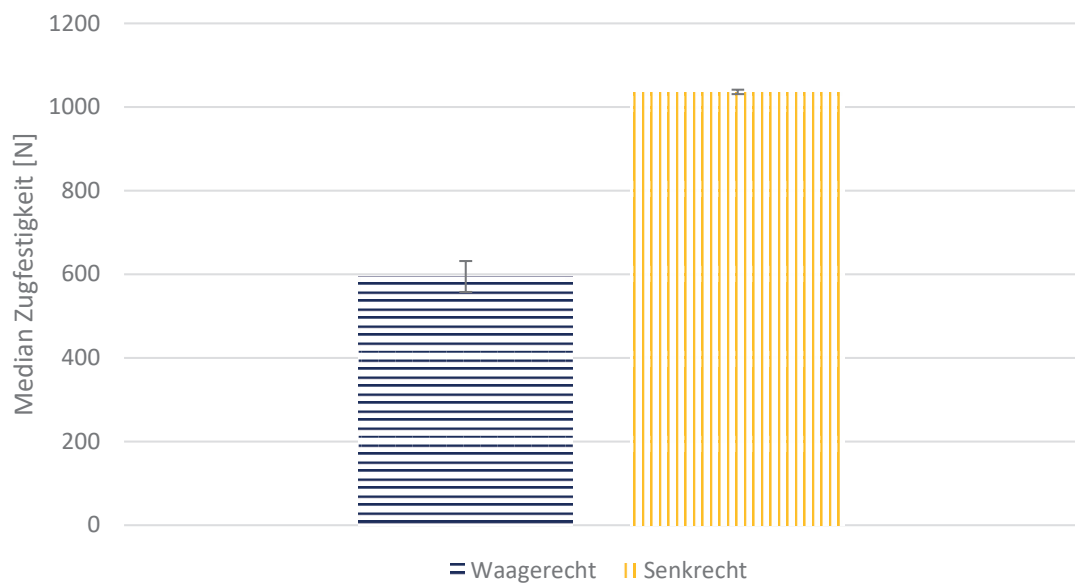
#### 4. Einfluss der Layerorientierung auf die mechanischen Eigenschaften

Die mechanischen Eigenschaften von generativ hergestellten FDM-Bauteilen unterscheiden sich bei gleichem Ausgangsmaterial i.d.R. deutlich von Bauteilen, die konventionell durch das Spritzgießen oder die Extrusion, erzeugt werden. Im Kunststoff FDM-Verfahren werden Schmelzestränge aus

Kunststoff auf bereits abgekühlte Kunststoffstränge abgelegt. Die dabei freigesetzte Wärme reicht nur aus, um an den Kontaktflächen zwischen Schmelze und Bauteil eine dünne Randschicht zu erwärmen. Lediglich in dieser Randschicht verbinden sich die Polymerketten der unterschiedlichen Schichten miteinander. Daraus resultiert eine schwache Verbindung zwischen den einzelnen Strängen, im Vergleich zur Festigkeit entlang der Stränge. Damit entsteht eine deutliche Anisotropie der mechanischen Eigenschaften bei FDM-produzierten Bauteilen [4]. Die Vermutung liegt nahe dass sich die mechanischen Eigenschaften bei Bauteilen, welche mit dem Metal-X produziert werden, analog zur Kunststoff FDM-Technologie verhalten. Aus diesem Grund werden Zugproben



2: Orientierung der Bauteile im Druckbett des Metal-X



3: Einfluss der Orientierung auf die mechanischen Eigenschaften (Zugfestigkeit)



4: Einfluss der Orientierung auf die mechanischen Eigenschaften (Dehnung)

mit dem Metal-X hergestellt und anschließend analysiert. Die Orientierung der Zugproben wird über die Positionierung der Bauteile im Druckbett des Metal-X festgelegt (vgl. Abbildung 2). Je Orientierung werden fünf Zugproben erstellt und Zugversuche, hinsichtlich Zugfestigkeit und Dehnung, durchgeführt. Die folgenden zwei Abbildungen zeigen die Ergebnisse der Zugversuche. Anhand dieser ist ein deutlicher Einfluss der Layerorientierung auf die mechanischen Eigenschaften erkennbar.

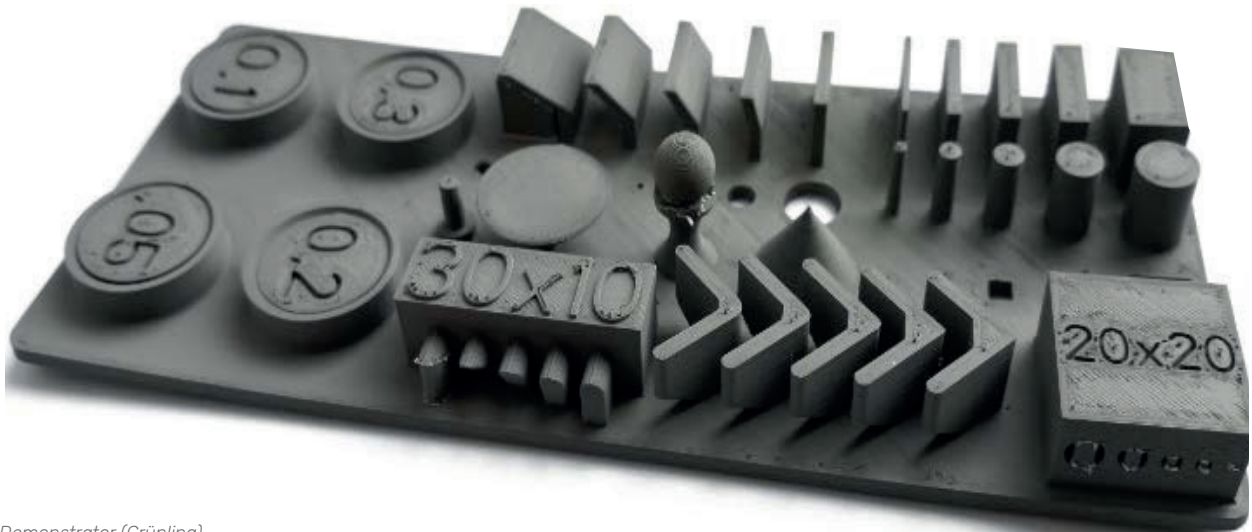
## 5. Demonstrator

Zur Bestimmung der Leistungsfähigkeit wird der dargestellte

Demonstrator herangezogen. Anhand dessen kann die Genauigkeit, die Ausbringungsrates und die Oberflächenqualität bewertet werden. Für den Vergleich zwischen ADAM und dem SLM-Verfahren ist es geplant den Demonstrator zu nutzen.

## 6. Mögliche Industrieanwendung

Für die Anwendung bieten sich in der Industrie verschiedene Möglichkeiten. Eine Möglichkeit ist die endkonturnahe Fertigung von Werkzeugeinsätzen für das Spritzgießen. An den Pass- und Funktionsflächen ist eine spanende Nachbearbeitung nötig. Gerade im Werkzeug- und Formenbau bietet die additive Fertigung aber den Vorteil, dass die Lage und Füh-



5: Demonstrator (Grünling)

rung der Kühlkanäle gut an die Kontur der Kavität angepasst werden kann und nicht durch beschränkte Zugänglichkeit für Zerspanungswerkzeuge eingeschränkt ist. Eine weitere Anwendungsmöglichkeit ist die materialeffiziente Fertigung von Greifergeometrien, welche individuell an die Kontur der zu greifenden Bauteile angepasst sind.



6: Additiv gefertigter Werkzeugeinsatz zur Endbearbeitung

## Literatur

- [1] ENGINEERING.COM (Hrsg.): Der 3D-Drucker Metal-X macht Metalldruck möglich für weniger als 100.000\$. (Stand 2017). Unter: <https://www.engineering.com/deutsch/additive-verfahren/der-3d-drucker-metal-x-macht-metalldruck-moglich-fur-weniger-als-100-000/>. (Zugriff am 21.07.2019).
- [2] SCHOEPP, G.: Hybridlösung mit Mehrwert. In Additive Fertigung 1/März (2018), S. 64f
- [3] ASCHE, S.: Additive Fertigung: Mit einem neuen Druckverfahren will die Metashape GmbH die Herstellung von Mikromechanikbauteilen und Präzisionswerkzeugen revolutionieren. In VDI Nachrichten Technik Wirtschaft Gesellschaft, Nr. 32/33 (2019), S. 20f
- [4] KLAHN, C (Hrsg.); MEBOLDT, M (Hrsg.): Entwicklung und Konstruktion für die Additive Fertigung. Würzburg: Vogel Business Media GmbH, 2018



# BEWERTUNG VON PRODUKTIONSPROZESSEN MIT VERFAHREN DER KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ

Norbert Greifzu<sup>1</sup>, Manuel Schneider<sup>1</sup>, Michael Werner<sup>2</sup>, Norbert Fränzel<sup>1</sup>, Andreas Wenzel<sup>1,3</sup>, Christian Walther<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Hochschule Schmalkalden, Forschungsgruppe Eingebettete Diagnosesysteme (EDS), Blechhammer 9, 98574 Schmalkalden

<sup>2</sup> Hochschule Schmalkalden, Labor für Angewandte Kunststofftechnik (AKT), Blechhammer 9, 98574 Schmalkalden

<sup>3</sup> Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung (IOSB), Am Vogelherd 90, 98693 Ilmenau

## 1. Zusammenfassung

In der industriellen Fertigung wird zunehmend die zuverlässige Vorhersage der Produktqualität verlangt. Im Bereich des Kunststoffspritzgießprozesses existieren dabei grundlegende Herausforderungen, welche auf der teilweise sehr komplexen Geometrie der Produkte, der unterschiedlichen Qualitätsanforderungen und der Fülle der einzuhaltenden Prozessparameter begründet sind. Im vorliegenden Beitrag wird die Bauteilqualität eines individuellen Produktes anhand von gezielten Versuchsreihen mit einer Methode des Maschinellen Lernens bewertet. Unter Verwendung einer Aufzeichnungs- und Analysesoftware wird der Versuch unternommen, eine Gutteil-Schlechtteil-Aussage basierend auf den im Werkzeug erfassten Prozessdaten zu ermitteln.

## 2. Grundlagen zum Kunststoffspritzgießprozess

Das Kunststoffspritzgießen ist ein sehr weit verbreitetes Verfahren zur Herstellung von Kunststoffprodukten. Mögliche Erzeugnisse sind beispielsweise Zahnbürsten, Kunststoffschalen für Reisekoffer oder ganze Stoßstangen. Diese werden bspw. für die Automobilindustrie durch Kunststoffspritzgießen in großer Stückzahl und kostengünstig hergestellt. Bei dem Verfahren wird eine heiße Kunststoffschmelze unter Druck in eine temperierte Metallform (Spritzgießwerkzeug) eingebracht und dort zum Erstarren bzw. Aushärten gebracht. Die relevante Bauteilgeometrie im Werkzeug wird als Kavität bezeichnet. Zur Entnahme des Produkts ist das Spritzgießwerkzeug meist zweigeteilt und kann geöffnet werden. Die gesamte Prozessführung am und im Werkzeug wird dabei von der Kunststoffspritzgießmaschine umgesetzt. Dafür ist die Maschine mit Sensoren, Messverstärkern, Regelungseinrichtungen und Aktoren ausgestattet. Für jedes Werkzeug muss zunächst ein stabiler Arbeitsbereich im Prozessfenster bestimmt werden, der sowohl die gewünschte Produktqualität als auch einen geringen Verschleiß des Werkzeugs sicherstellt. Im Folgenden wird der Fokus auf die Produktqualität gelegt. Der stabile Arbeitsbereich beim Kunststoffspritzgießen ist unter anderem von den folgenden Größen abhängig:

- der Geometrie des zu fertigenden Produkts,
- den eingesetzten Werkzeugmaterialien,
- dem benötigten Kunststoffmaterial und
- der geforderten Fertigungsgeschwindigkeit.

Von großer Bedeutung für die Qualität der Produkte sind der Verlauf des Kavitätsinnendrucks, sowie die Temperierung des Werkzeugs.

Durch den Bediener können dabei Sollkurven vorgegeben werden, welche durch Regeleinrichtungen in der Maschine nachgeführt werden. Eine schematische Sollkurve für den Druckverlauf im Werkzeug ist in Abbildung 1 dargestellt. Die Sollkurven für den Druck sind dabei meist auf eine Position im Angussystem oder direkt am Ausgang des Extruders bezogen. Für die tatsächliche Messung des Drucks in der Kavität des Werkzeugs ergeben sich daher meist leicht abwei-

chende Graphen. In Abbildung 2 ist exemplarisch eine reale Druckkurve aus einem Versuchswerkzeug dargestellt, wobei der Kavitätsinnendrucksensor am Fließwegende angebracht wurde. Wie in Abbildung 2 zu sehen ist, ergeben sich teilweise Unterschiede zwischen Soll- und Ist-Druckkurven, wie sie für die Prozessführung relevant sind und den tatsächlichen Kurven. Die tatsächlichen (gemessenen Kurven) werden teilweise an Positionen im Werkzeug ermittelt, welche nicht dem Bezugspunkt der Prozessführung entsprechen und weichen auch deshalb von der Sollform ab.

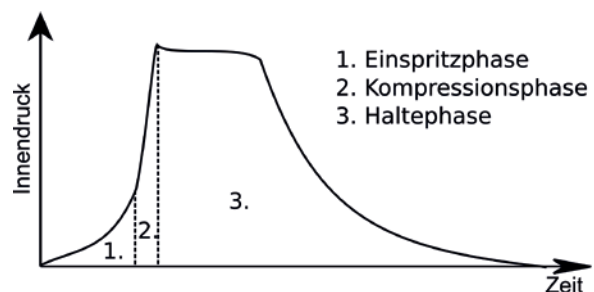


Abbildung 1: Idealisierte Druckkurve (vgl. [9]) mit den entsprechenden Abschnitten Einspritz-, Kompressions- und Haltephase des Spritzgießprozesses. Während der Einspritzphase ist der Anstieg im Innendruck erkennbar.



Abbildung 2: Reale Druckkurve, die während der Durchführung einer Versuchsreihe mit dem eingebetteten Diagnosesystem (EDS) aufgezeichnet wurde. Das produzierte Teil genügt nicht den Qualitätsanforderungen, da u.a. die Restkühlzeit zu niedrig eingestellt war. Die Einspritzphase ist in der Kurve nicht erkennbar, da der Sensor am Fließwegende positioniert ist.



### 3. Instrumentierung und Datenerhebung

Beim Spritzgießen erhält das Produkt seine Form in der Kavität des Spritzgießwerkzeugs. Die Bedingungen im Inneren des Werkzeugs sind daher maßgeblich für die Qualität der erzeugten Teile. Die Prozessführung wird von der Maschinensteuerung der Spritzgießmaschine übernommen. Dabei kann ein Werkzeug je nach Bedarf auf verschiedenen Maschinen eingesetzt werden. Nach der Montage des Werkzeugs an einer Maschine wird zunächst eine Einfahrphase durchgeführt und der Arbeitspunkt des Gesamtsystems bestimmt. Das ist notwendig, da veränderliche Umweltbedingungen auf den Prozess Einfluss haben und die komplexen Systeme der Prozessführung bei verschiedenen Maschinen zum Teil unterschiedliche Charakteristika aufweisen (Ansprechverhalten der Aktuatoren,

Übertragungsfunktionen der enthaltenen Regler, Übertragungsfunktionen der eingesetzten Messverstärker für die Sensorik im Werkzeug). In Abbildung 3 ist ein vereinfachtes Blockschaltbild aus Spritzgießmaschine, Spritzgießwerkzeug und daran angebrachter Messhardware (EDS) dargestellt. Zur Herstellung der Produkte werden ausschließlich die Maschine und das Werkzeug benötigt. Die Sensorik zur Prozessführung befindet sich zum Teil im Werkzeug. Die Aufbereitung der Sensorsignale zur Prozessführung wird jedoch von Messverstärkern in der Spritzgießmaschine übernommen. Das bietet den Vorteil, dass die Regeleinrichtungen der Maschine bei bekannter Sensorik auch mit bekanntem Übertragungsverhalten der Regelgrößen arbeiten können.

Um unabhängig von der jeweiligen Maschine den Prozess im Werkzeug aufzeichnen zu können, hat die Forschungsgruppe Eingebettete Diagnosesysteme der Hochschule Schmalkalden ein eingebettetes Diagnosesystem (EDS) entwickelt, dass bei Bedarf dauerhaft am Werkzeug verbleiben kann. In Abbildung 4 sind zwei Varianten des EDS mit unterschiedlicher Anzahl an Sensoreingängen dargestellt. Die Entwicklung der Messverstärker des EDS ist in [1] beschrieben. Um die Anzahl der produzierten Teile festzuhalten, kann das EDS den Endlagenschalter/Schließerkontakt des Werkzeugs auswerten.

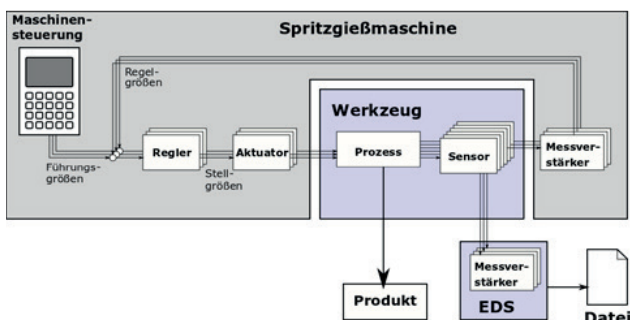


Abbildung 3: Die Maschinensteuerung und die zugrundeliegenden Regelkreise werden vereinfacht in einem Blockschaltbild dargestellt. Ein Teil der Sensorik, welche für die Prozessüberwachung notwendigen ist, befindet sich direkt im Spritzgießwerkzeug. Zusätzlich sind weitere Sensoren im Werkzeug vorhanden und mit den Messverstärkern des EDS verbunden.

Messverstärker für piezoelektrische Drucksensoren mit Ladungsausgang und Thermoelementfühler, welche auf dem Seebeck-Effekt beruhen, sind im EDS integriert. Die Messdaten können über eine USB-Verbindung an einen Messrechner übertragen werden. Im Rahmen des Projekts TransML hat das Fraunhofer IOSB in Ilmenau zusammen mit der Forschungsgruppe Eingebettete Diagnosesysteme der Hochschule Schmalkalden eine Software zur Datenaufzeichnung für das EDS entwickelt, welche folgende Funktionen bereitstellt:

- Aufzeichnung der Sensordatensignale im Spritzgießwerkzeug,
- Live-Visualisierung der Rohdaten,
- produktgenaues Abspeichern der Messdaten anhand der Information von Endschalter/Schließerkontakt



Abbildung 4: Eingebettetes Diagnosesystem mit vier piezoelektrischen Drucksensoreingängen (links) und mit acht piezoelektrischen Drucksensoreingängen (rechts). Beide Geräte stellen ihre Messdaten über eine integrierte USB-Schnittstelle bereit und sind mit der Software PowerMouldsView kompatibel.

Abbildung 5 veranschaulicht die Schnittstellen und Funktionen der entwickelten Aufzeichnungs- und Analysesoftware PowerMouldView. Zusätzlich ist die Software um die Möglichkeit erweitert worden, anhand der Produktionsdaten direkt eine Klassifikation des Produkts als Gut- oder Schlechtheil durchzuführen [2]. Der hierfür notwendige Klassifikator kann beim Programmstart als serialisiertes Python-Objekt aus dem Programmverzeichnis geladen werden. Die Verwendung der Programmiersprache Python erlaubt es, die Machine-Learning-Bibliotheken Scikit-learn [3], PyTorch [4], Keras [5] und TensorFlow [6] beim Klassifikatorentwurf zu verwenden.

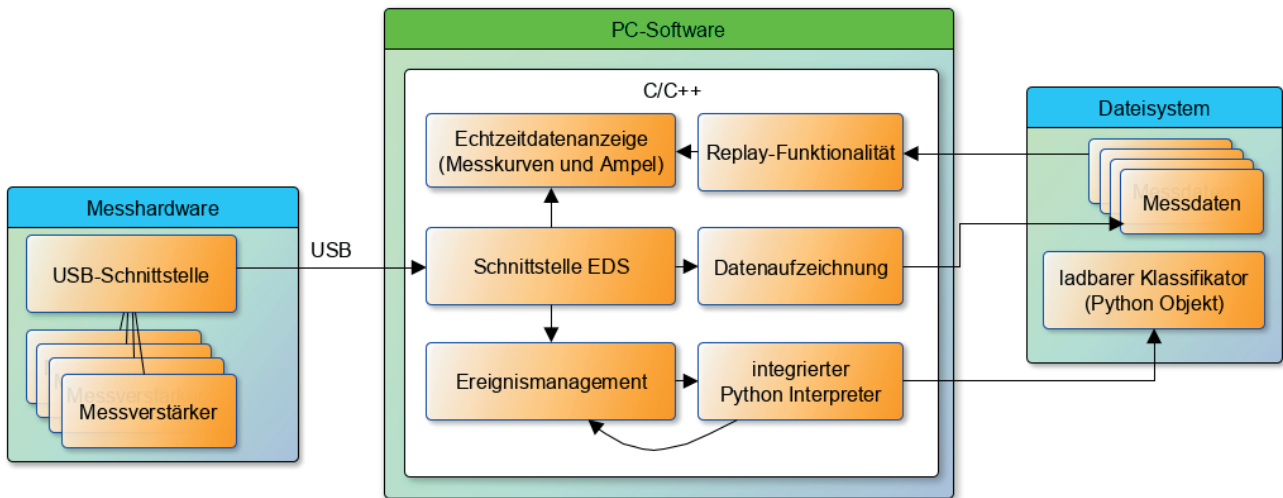


Abbildung 5: Die PC-Software PowerMouldsView kann die Rohdaten des EDS live visualisieren und produktgenau abspeichern. Die Vorhersage der Produktqualität ist über ein separates Klassifikationsmodul möglich und kann durch eine Ampel-Anzeige dargestellt werden.

#### 4. Versuche am Spritzgießwerkzeug

Zusammen mit dem Labor für Angewandte Kunststofftechnik der Hochschule Schmalkalden wurden Versuche an einem instrumentierten Spritzgießwerkzeug durchgeführt. Bei den insgesamt 36 Versuchsreihen sind die Größen

- Heißkanaltemperatur ( $T_{HK}$ ),
- Werkzeugtemperatur ( $T_{WZ}$ ),
- Einspritzgeschwindigkeit ( $V_E$ ),
- Nachdruck ( $p_{ND}$ ) und
- Restkühlzeit ( $t_{RK}$ )

gemäß einem Versuchsplan und ausgehend vom ermittelten Arbeitspunkt des Werkzeugs variiert worden. Als Qualitätsparameter diente ein Oberflächenmaß, dass für jedes produzierte Teil als metrische Variable mittels einer speziellen Vorrichtung ermittelt wurde. Mittels eines vorgegebenen Toleranzbandes wurde der Qualitätsparameter in eine Gut-Schlecht-Aussage überführt. Zusätzlich wurden mit einem EDS die Prozessgrößen Kavitätsinnendruck nahe am Fließwegende, Schmelze-Kontakttemperatur sowie Werkzeugtemperatur gemessen und die Messdaten abgespeichert. In Abbildung 6 wird die Software PowerMouldsView während der Datenaufzeichnung im Rahmen der Versuche abgebildet.

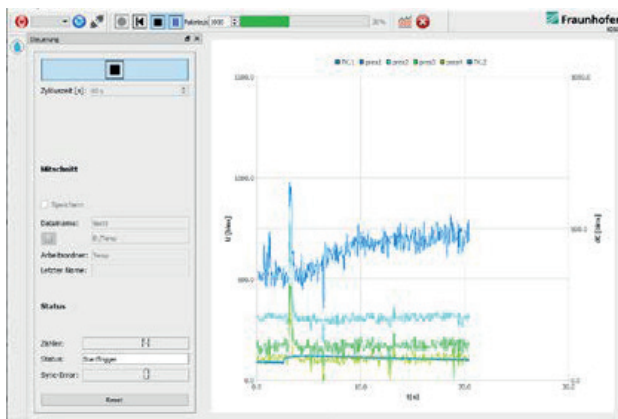


Abbildung 6: Die Software PowerMouldsView kann die Rohdaten des EDS aufzeichnen und in Echtzeit darstellen. Die Daten können produktionszyklengenau abgespeichert und an ein Klassifikatormodul weitergeleitet werden.

#### 5. Auswertung der Versuchsergebnisse und Anwendung von maschinellen Lernverfahren zur Vorhersage der Produktqualität

Die Messdaten aus den Versuchsreihen am Werkzeug und die zugehörigen Gut-Schlecht-Aussagen sind zunächst mit Hilfe des Pearson-Korrelationskoeffizient nach (1) auf lineare Zusammenhänge geprüft worden.

$$r_{xy} = \frac{\text{Cov}(x,y)}{s_x \cdot s_y} \quad (1)$$

$$\text{mit: } s_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

$$\text{Cov}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

Die Korrelationsmatrix ist in Abbildung 7 dargestellt. Dabei sind zunächst deutliche Zusammenhänge einzelner Prozessparameter mit der Gut-Schlecht-Aussage erkennbar.

Insbesondere die Restkühlzeit und die Werkzeugtemperatur weisen einen hohen Korrelationskoeffizienten mit der Gut-Schlecht-Bewertung auf. Die Ergebnisse der Korrelationsanalyse legen nahe, dass eine Prädiktion der Produktqualität mittels Verfahren des Maschinellen Lernens erforderlich ist, da eine nichtlineare Problemstellung bzw. Beziehung zwischen Messdaten und Expertenbewertung vorliegt. Für die automatisierte Bewertung der Produktqualität wurden die Daten zunächst balanciert um die Anzahl der positiven und negativen Lernbeispiele anzugleichen. Nach der Offsetbereinigung und dem skalieren auf Einheitsvarianz wurden die Daten in Trainings und Validierungsmenge aufgeteilt, wobei ein unabhängiger Datensatz zuvor als Testmenge zurückgehalten wurde. Um die Leistungsfähigkeit des Aufbaus aus instrumentiertem Spritzgießwerkzeug, EDS und PowerMouldsView-Software zu erproben, sollte zunächst ein weniger komplexes Modell als Klassifikator verwendet werden.

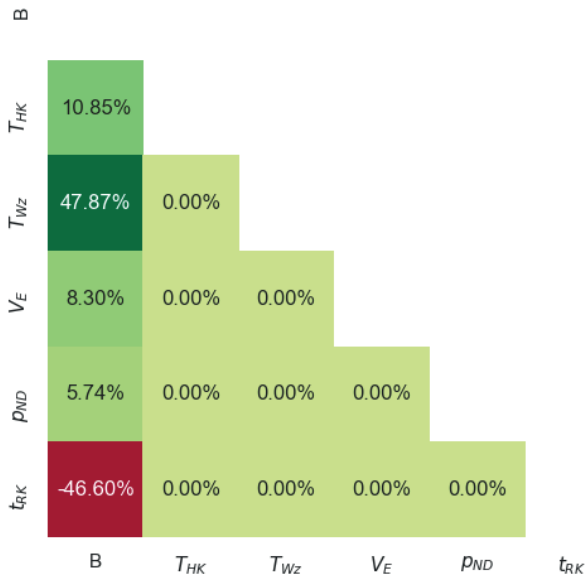


Abbildung 7: Schätzung der Korrelationsmatrix der variierten Prozessgrößen Heißkanaltemperatur ( $T_{HK}$ ), Werkzeugtemperatur ( $T_{WZ}$ ), Einspritzgeschwindigkeit ( $V_E$ ), Nachdruck ( $p_{ND}$ ), Restkühlzeit ( $t_{RK}$ ) und der Gut-Schlecht-Prüfung des Produkts (B). Die Elemente der Matrix entsprechen dem Pearson Korrelationskoeffizient. Die nicht vorhandene Korrelation der Prozessparameter untereinander deutet auf einen orthogonalen Versuchsplan hin.

In [7] sind Entscheidungsbäume, Fuzzy-Systeme und Support-Vektor-Maschinen erfolgreich auf Daten eines Spritzgießprozesses angewendet worden. Das Support-Vektor-Modell besitzt nur wenige freie Parameter (je nach verwendetem Kernel zwei bis drei Parameter) und eignet sich daher auch für Anwendungen mit eher kleiner bis mittlerer Trainingsmenge. Zunächst wurde für die hier verwendete Versuchsreihe ein Support-Vektor-Klassifikator mit linearem Kernel entworfen. Hierbei konnten keine verwertbaren Ergebnisse erzielt werden. Gute Resultate lieferte das Modell der Support-Vektor-Klassifikation mit RBF-Kernel (Radial Basis Function). Der Lernprozess wurde jeweils basierend auf der Rastersuche entlang eines logarithmischen Gitters so lange durchlaufen, bis eine Parametrierung gefunden wurde, welche die mittlere Genauigkeit (Mittelwert über Vergleich zwischen tatsächlichem Wert und vorhergesagtem Wert) maximiert. Die zugehörige Vertauschungsmatrix ist in Tabelle 1 dargestellt.

Tabelle 1: Die Vertauschungstabelle für den SVC-Klassifikator zeigt, dass die Vorhersage für die Mehrheit der produzierten Teile korrekt ist. Es treten jedoch noch deutliche Vertauschungsfehler auf. Insbesondere werden zu viele real schlechte Teile durch den Klassifikator der Gruppe der Gutteile zugeordnet.

| Experte  | SVM-Klassifikator (SVC) |          |
|----------|-------------------------|----------|
|          | Gut                     | Schlecht |
| Gut      | 100,00 %                | 0,00 %   |
| Schlecht | 27,00 %                 | 73,00 %  |

Ausgehend von den Ergebnissen in Tabelle 1 wurde versucht, die Eingabegrößen des Klassifikators zu verändern, um ein besseres Ergebnis zu erzielen. Zusätzlich sollte versucht werden, die Anzahl der fälschlich als Gutteil vorausgesagten Teile zu minimieren, um dem Anwendungsfall einer echten Qualitätskontrolle näher zu kommen. Dafür wurde die Gut-

Schlecht-Bewertung umgangen und das Oberflächenmaß zur Qualitätsbestimmung in seiner metrischen Ausprägung sollte direkt vom Modell vorhergesagt werden. Diese Problemstellung fällt nun nicht mehr in den Bereich der Klassifikation, sondern der Regression. Da das Support-Vektor-Modell auch zur Regression verwendet werden kann, wurde es auf diesen Anwendungsfall angepasst. Um das Modell mit dem Support-Vektor-Klassifikator aus Tabelle 1 vergleichen zu können, wurde das mittels Support-Vektor-Regression (SVR) vorhergesagte Oberflächenmaß im Nachgang wieder durch das bekannte Toleranzband in eine Gut-Schlecht-Aussage überführt, wodurch das Gesamtmodell wieder einer Klassifikation gleicht. Der so erzeugte Klassifikator weist deutlich bessere Eigenschaften bezüglich der Vertauschung von vorhergesagten und realen Schlechtteilen auf. Das Ergebnis ist in Tabelle 2 abgebildet.

| Experte  | SVM-Regressor (SVR) |          |
|----------|---------------------|----------|
|          | Gut                 | Schlecht |
| Gut      | 99,13 %             | 0,87 %   |
| Schlecht | 4,02 %              | 95,97 %  |

Die Gesamtklassifikationsgüte eines Klassifikators lässt sich gemäß folgender Gleichung bestimmen [8]:

$$GG = 100 \% \cdot \frac{\sum_{i=1}^U r_i}{N} \quad (2)$$

mit:  $r_i$  = absolute Häufigkeiten der richtig klassifizierten Daten  
 $U$  = Anzahl der Klassen  
 $N$  = Gesamtanzahl der Daten

Mit Gleichung (2) wurde die Gesamtklassifikationsgüte für beide genannten Klassifikatoren berechnet und das Ergebnis ist in Tabelle 3 angegeben.

Tabelle 3: Der SVM-Regressor mit anschließender Gut-Schlecht-Bewertung erreicht eine deutlich bessere Gesamtklassifikationsgüte als der SVM-Klassifikator. Für das Training beider Modelle wurden die gleichen Trainings-, Validierungs- und Testdaten angewendet.

| Klassifikator           | Gesamtklassifikationsgüte (GG) |
|-------------------------|--------------------------------|
| SVM-Klassifikator (SVC) | 78,23 %                        |
| SVM-Regressor (SVR)     | 96,49 %                        |

Nach dem Trainieren des Klassifikatormodells lag der SVM-Regressor als Python-Objekt vor und konnte so in PowerMouldsView eingebunden werden. Es wurden sowohl einige Gutteile als auch Schlechtteile mit dem Versuchswerkzeug hergestellt. Nach der Produktion eines Teils steht das Klassifikationsergebnis in einem zeitlich vertretbaren Rahmen von etwa 2 bis 3 Sekunden zur Verfügung. In Abbildung 8 ist die Ampelanzeige von PowerMouldView jeweils nach der Herstellung eines Gutteils und eines Schlechtteils dargestellt. Auch zu sehen ist die Visualisierung der Prozessgrößen Kavitätssinnendruck und Schmelzekontakttemperatur. Beide Kurven sollen dem Bediener der Maschine bei der Fehlersuche im Fall von produzierten Schlechtteilen unterstützen

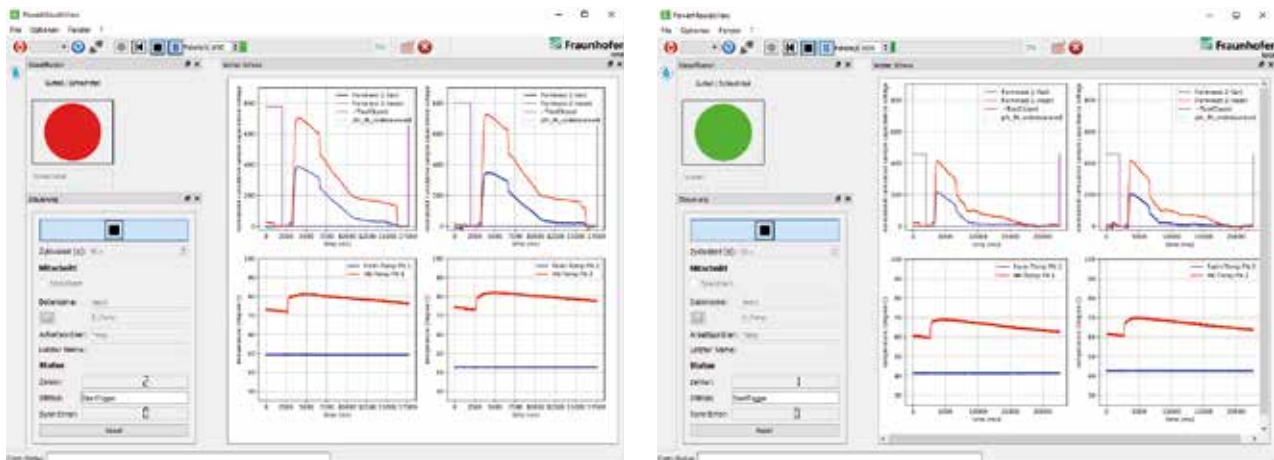


Abbildung 8: Gutteil (links) und Schlechtteil (rechts) durch den SVM-Regressor mit nachträglicher Gut-Schlecht-Bewertung klassifiziert und mit PowerMoulds-View in Echtzeit dargestellt.

## 6. Fazit und Ausblick

Die hier beschriebene Kette aus Messhardware (EDS), PC-Software (PowermouldsView) zum Datenhandling und freien Bibliotheken zum Maschinellen Lernen ermöglicht zu Lehr- und Forschungszwecken auf unkomplizierte Weise einfache Vorhersagemodelle anwendungsorientiert zu realisieren. Für zukünftige Arbeiten ist geplant die Einsatzmöglichkeiten der Support-Vektor-Maschine eingehender zu untersuchen und auch andere Klassifikatormodelle in den Vergleich miteinzubeziehen. Außerdem ist es denkbar die hier vorgestellte Kette aus Datenerhebung, Datenmanagement und Datenauswertung auch auf weitere Produktionsprozesse, wie bspw. das Kunststoffschäumen, anzuwenden.



Das diesem Beitrag zugrundeliegende Vorhaben wurde teilweise mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 01IS17079A/B gefördert.

## Literatur

- [1] M. Schneider, A. Jahn, N. Greifzu und N. Fränzel, „Development of a chopper charge amplifier for measuring the cavity pressure inside injection moulding tools and signal optimisation with a Kalman filter,” *Journal of Sensors and Sensor Systems* 6:1, pp. 199–210, Mai 2017.
- [2] M. Schneider, N. Greifzu, C. Walther und A. Wenzel, „Übertragung von anwendungsnahen Problemstellungen des Maschinellen Lernens aus der Forschung in die Lehre,” in *Berlin Journal of Data Science*, Bd. 1, 2020.
- [3] F. Pedregosa und Andere, „Scikit-learn: Machine Learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, Bd. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [4] A. Paszke und Andere, „PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library,” in *Advances in Neural Information Processing Systems* 32, Curran Associates, Inc., 2019, pp. 8024–8035.
- [5] F. Chollet und Andere, „Keras,” 2015. [Online]. Available: [www.keras.io](http://www.keras.io). [Zugriff am 2020 März 11].
- [6] M. Abadi und Andere, „TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems,” 2015. [Online]. Available: [www.tensorflow.org/](http://www.tensorflow.org/).
- [7] M. Werner, M. Schneider, N. Greifzu, T. Seul, A. Wenzel, R. Jahn und M. Lehr, „Development of a digital assistance system for continuous quality assurance in the plastic injection moulding process with a focus on self-learning algorithms,” *SPE-Inspiring Plastics Professionals*, April 2020.
- [8] M. Trommer, A. Wenzel und C. Walther, „Neuronale Netze vs. Support-Vektor-Maschinen - Ein direkter Vergleich der Klassifikationsmethoden für komplexe biologische Daten,” in *Proceeding. 26. Workshop Computational Intelligence*, 2016, pp. 179–192.
- [9] M. Schneider, C. Walther und A. Wenzel, „Classification of production quality in injection moulding with an embedded diagnostic system using a fuzzy inference system,” in *Proceeding. 26. Workshop Computational Intelligence*, Dortmund, 2016, pp. 193–203.



# DEVELOPMENT OF A DIGITAL ASSISTANCE SYSTEM FOR CONTINUOUS QUALITY ASSURANCE IN THE PLASTIC INJECTION MOULDING PROCESS WITH A FOCUS ON SELF-LEARNING ALGORITHMS

Michael Werner<sup>1</sup>, Manuel Schneider<sup>2</sup>, Norbert Greifzu<sup>2</sup>, Thomas Seul<sup>1</sup>, Andreas Wenzel<sup>2</sup>, Rainer Jahn<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Faculty of Mechanical Engineering, University of Applied Sciences Schmalkalden, Germany

<sup>2</sup> Faculty of Electrical Engineering, University of Applied Sciences Schmalkalden, Germany

## 1. Abstract

The research group at Schmalkalden University of Applied Sciences is developing a pilot system for the highly complex and discontinuous injection moulding of plastics. The focus is on self-learning algorithms for permanent operating point monitoring and indirect quality evaluation of the manufacturing quality. The approach pursued is to limit the analysis to the injection mould. All influencing factors relevant to component quality converge in this tool. This central consideration of the problem reduces the use of necessary sensors, evaluation hardware and software. The main objective of this approach is to generate a verified database of technical parameters based on statistical planning. The developed digital assistant remains permanently on the tool and supports the machine operator in his work by autonomous classification of the production quality and provision of target-oriented process correction measures in a clear and uncomplicated software interface. The aim of the research is to ensure quality components from the first shot onwards. Increasing the production level of injection moulds by reducing set-up and downtimes as well as rejects to improve the earnings situation in the injection moulding companies.

## 2. Introduction

The injection moulding method is one of the most important primary moulding processes in the moulding process of plastics processing. More than one third of all thermoplastic products are produced by injection moulding, and more than half of all polymer processing plants are in this sector. The process is ideally suited to produce mass-produced parts with complex and demanding component geometries. [1]

Injection moulding is a highly complex processing technique, with a multitude of factors influencing the quality of plastic products. Machine fluctuations, peripheral devices Environmental influences, injection moulding tools, raw material quality are just a few of these factors that make it impossible to produce consistent quality with constant machine parameters.

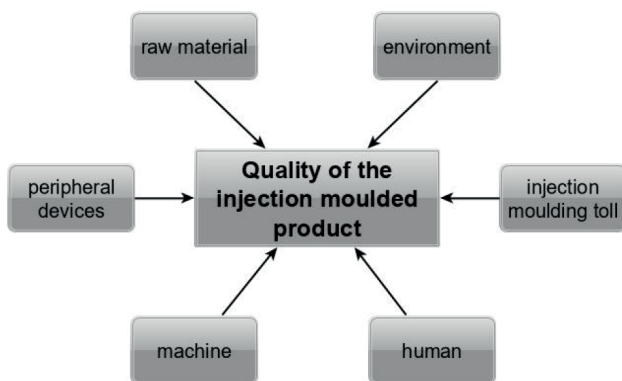


Figure 1: Significant factors influencing component quality

Tool, machine and raw material can meet the highest quality requirements without an efficient and stable process flow, the required component quality cannot be achieved.

In an unstable process, there is a risk that the operating point will shift out of the process window due to the influence of the factors. As a result, component quality is no longer guaranteed. Process and quality deviations are only detected in the subsequent quality controls. For many injection moulded products, the production quality is monitored by random sampling and is not subject to 100% control for cost reasons. This results in products that do not meet the quality requirements over a longer period of time. Time and cost intensive complete inspections of the production goods are the result of such unstable processes.

The key figure here is the machine operator with his personal know-how in setting up and starting up the machine as well as in correcting process parameters. [2] Necessary peripheral devices, such as the hot runner nozzle, have a significant influence on component quality. In this flow channel, the plastic melt is briefly exposed to extreme conditions regarding shear rate and temperature. [3]

Information about such influences from peripheral devices as well as about the process situation in the cavity is missing from the machine operator and must be compensated by his experience. An experienced machine operator can make corrections to the process by monitoring the component quality downstream. When these employees leave the company, their expertise in such influencing factors and efficient corrective measures is lost over time. As a result, the earnings situation in many medium-sized plastics processing companies that shape this industry is declining. [2] Sensors, embedded diagnostic systems, analysis hardware and software are increasingly being used in injection moulding machines and moulds to gain a more accurate insight into the manufacturing process. The aim is to eliminate the information deficit and to secure the knowledge of the manufacturing process.

### 3. State of the art

The use of sensors and recording hardware enables real-time monitoring of the internal production processes. The processing of the measuring signals is carried out by the corresponding recording hardware and software. One example of this is the Powermoulds System developed at Schmalkaden University. Other monitoring products on the market include ComoNeo (Kistler Instruments GmbH), FILLCONTROL (Priamus System Technologies) and OptiCheck (Schneider Form GmbH). These applications also require a strong involvement of the machine operator, and such personnel must also have additional knowledge in interpreting and evaluating the displayed measurement curves.

### 4. Machine learning in injection moulding

In many areas, the problems to be solved are becoming increasingly complex and do not have linear causal relationships. The problems addressed range from human decision support and the recognition and interpretation of patterns to monitoring, diagnosis and control of complex technical systems. To overcome such challenges, new approaches and methods of problem solving are necessary.

[4] In recent years, a wide variety of approaches have been investigated in research to solve a wide variety of problems. These include model-based classical control models, Taguchi techniques, learning algorithms, finite element methods, response surface methods, case-based reasoning (CBR), and main component analysis.

In [5] and [6] it could be shown that with the use of the Taguchi method an optimization of the machine parameters and quality characteristics can be realized. Some developments on artificial neural networks are described in [7], [8], and [9]. The resulting algorithms are used for process optimization and quality control. In the papers [13] and [14] Support Vector machines for quality classification and linear regression models for prediction of the manufacturing process are used.

### 5. Development of the assistance system

The research group of the Schmalkaden University of Applied Sciences pursues the approach of developing an embedded diagnostic system (EDS) for injection moulds with a focus on learning algorithms.

The goal is a digital assistant, which learns to independently classify the manufactured manufacturing quality based on a verified database before the injection mould opens. In recent years, several research projects with different problems have been developed.

One sub goal of the research group is to embed the entire hardware in the injection mould. The development of special semiconductor plates with microcontrollers and processors as well as miniaturized amplifier technology for the sensor signals realize a compact overall system which remains permanently on the injection mould.

Figure 2 shows the first functional demonstrator of the EDS. The first EDS prototype has two inputs each for mould wall temperature, two load cells, four melt contact temperature sensors and four piezoelectric internal pressure sensors.

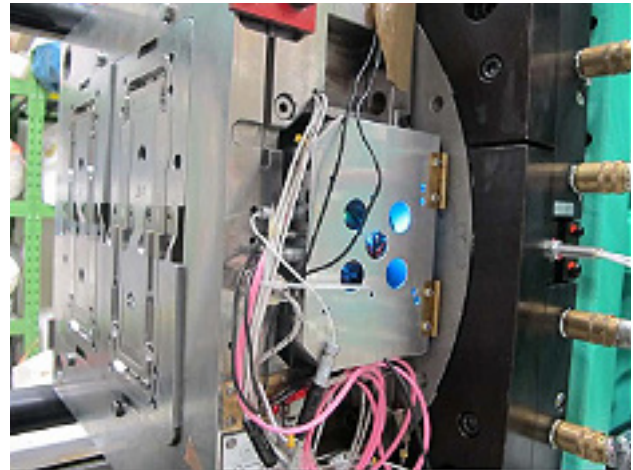


Figure 2: 2K Tension Rod Tool with EDS Box [16]

### 6. Problem definition

The question here was, is a classification algorithm able to find deviations in the production process and to estimate a prognosis of the adhesive strength of the tension rod. For the prognosis a three-class problem was formulated, which allows the classification into good, middle and bad parts. The adhesion of both components to the blunt connecting surface formed the Critical Quality Attribute (CQA). The optimum operating point was determined by means of a DoE analysis and then monitored by EDS. Further technical information on Powermoulds hardware can be found in [12] and [16].

### 7. Method

Sensors for pressure, force and temperature are integrated into the tool cavity to generate a database for learning a classification algorithm. Individually adapted DoE models are developed for a reliable database. For the process optimization of the adhesive strength of the 2K tensile member, a two-stage semi-fractional model consisting of six factors with four central points was created with the DoE software Minitap.

For this purpose, 36 test series with at least 15 data sets each were carried out and evaluated. Evaluation and sensor data form the basis for training a decision tree [14] and a fuzzy inference system [17]. 80% of the data basis is used for the training of the classifiers, the remaining 20% is used in the test phase to check the correctness of the evaluation. Figure 3 shows two pressure curves as examples. The curves were recorded in two test runs and compared as an evaluation comparison. The blue curve represents a positively evaluated curve. The red curve, on the other hand, shows a negatively evaluated course. [17]

Defined criteria such as maximum pressure and the harmonious curve form the basis of the valuation. In order for an algorithm to be able to carry out such evaluations, further criteria and times/spaces are defined. Through these points on the curves, straight lines were laid, on the basis of which an algorithm can evaluate the curve evaluation for harmonic progression. An illustrative example of this is m2. The straight-line increase of the dotted curve (m2) is considerably flatter than the increase of the straight line at the lower curve (m2).

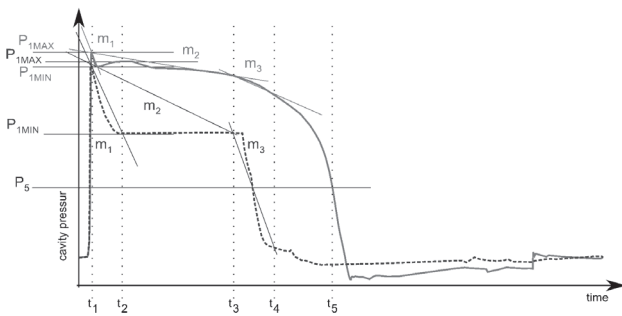


Figure 3: Curves of the internal pressure from two production cycles with decision features drawn in. Upper dashed curve, a positively evaluated curve. Lower curve, a negatively evaluated curve. [17]

The reason for this is the strong pressure drop in the lower measurement curve. The strongly differentiated curve course between the two measuring curves in the period T2, T3 suggests that there was a disturbance in the holding pressure phase in the lower curve course. The evaluation and interpretation of the curves was carried out by a trained machine operator and served as a reference for the informative value of the classifiers. The essential goal for the procedure is to generate a solid and verified database.

## 8. Results and findings

Both methods achieved positive results in the accuracy of the classification and were able to provide recommendations for action. Tables 1 and 2 list the percentage comparison evaluations between the expert and the classification algorithms.

Table 1: Swap matrix with percentage representation of the result quality of the designed decision tree. [17]

| expert | algorithm |         |         |
|--------|-----------|---------|---------|
|        | good      | remedy  | bad     |
| good   | 61,34 %   | 7,56 %  | 31,09 % |
| remedy | 3,60 %    | 36,50 % | 59,90 % |
| bad    | 2,80 %    | 16,08 % | 81,12 % |

Table 2: Interchange matrix with percentage representation of the result quality of the designed fuzzy inference system. [17]

| expert | algorithm |         |         |
|--------|-----------|---------|---------|
|        | good      | remedy  | bad     |
| good   | 96,77 %   | 3,23 %  | 0,00 %  |
| remedy | 1,85 %    | 92,59 % | 5,56 %  |
| bad    | 0,90 %    | 0,90 %  | 98,20 % |

A disadvantage of both algorithms is the increased time required to implement classification features and their combination. As well as the modification of the classifier, so that it reacts to atypical fluctuations and/or characteristics of the sensor signals lastingly correctly. With both algorithms it could be determined that a too large number of such atypical fluctuations leads to the fact that the classification is carried out increasingly inaccurately. Further information can also be found in [12] and [13].

For a precise detection of the curves, a decisive factor is the number of classifications features that the algorithm processes. With the Support Vector Machine (SVM), the integration of many classification features can be easily implemented. The application is initially tied to the formulation of one of two class problems. In the training phase, the SVM learns to divide the database into two subsets as ideally as possible for the later prognosis of the production quality in good and bad.

Table 3: Swap matrix with percentage representation of the SVM result quality

| expert | algorithm |         |
|--------|-----------|---------|
|        | good      | bad     |
| good   | 89,58 %   | 15,67 % |
| bad    | 10,42 %   | 84,33 % |

A downstream Support Vector Regression (SVR) uses probabilities to calculate the corrective measures, which are stored with recommendations for action. A separate user interface was developed for the graphical representation of the sensor signals, the evaluation of the manufacturing quality and the correction recommendation. Figure 4 shows the information flow starting from the injection moulding machine to the EDS. The machine operator is also required to interpret the operator instructions of the EDS and adjust the process parameters on the machine.

## 9. Current status of the work

Pending work includes the further optimisation of the classifier and the recommendations for action. The next step is to subject the diagnostic system to field testing under production conditions for successful verification of the diagnostic system. The research objective is a diagnostic system that enables continuous quality and operating point monitoring. Direct access to the machine control system will be the subject of future research. In addition, EDS is currently being combined with the OptiCheck monitoring system from Schneider Form GmbH to expand the pool of sensor data to include the detection of tool breathing. The associated project deals with the creation of a digital assistant for the complete monitoring of component quality and wear behaviour of large-format tools (car bumper). The integration of a large number of sensors is necessary to ensure a meaningful database. These include seven combined sensors for pressure and temperature from Kistler for direct cavity monitoring, six sensors for recording cavity wall temperature and eight sensors for detecting mould respiration.

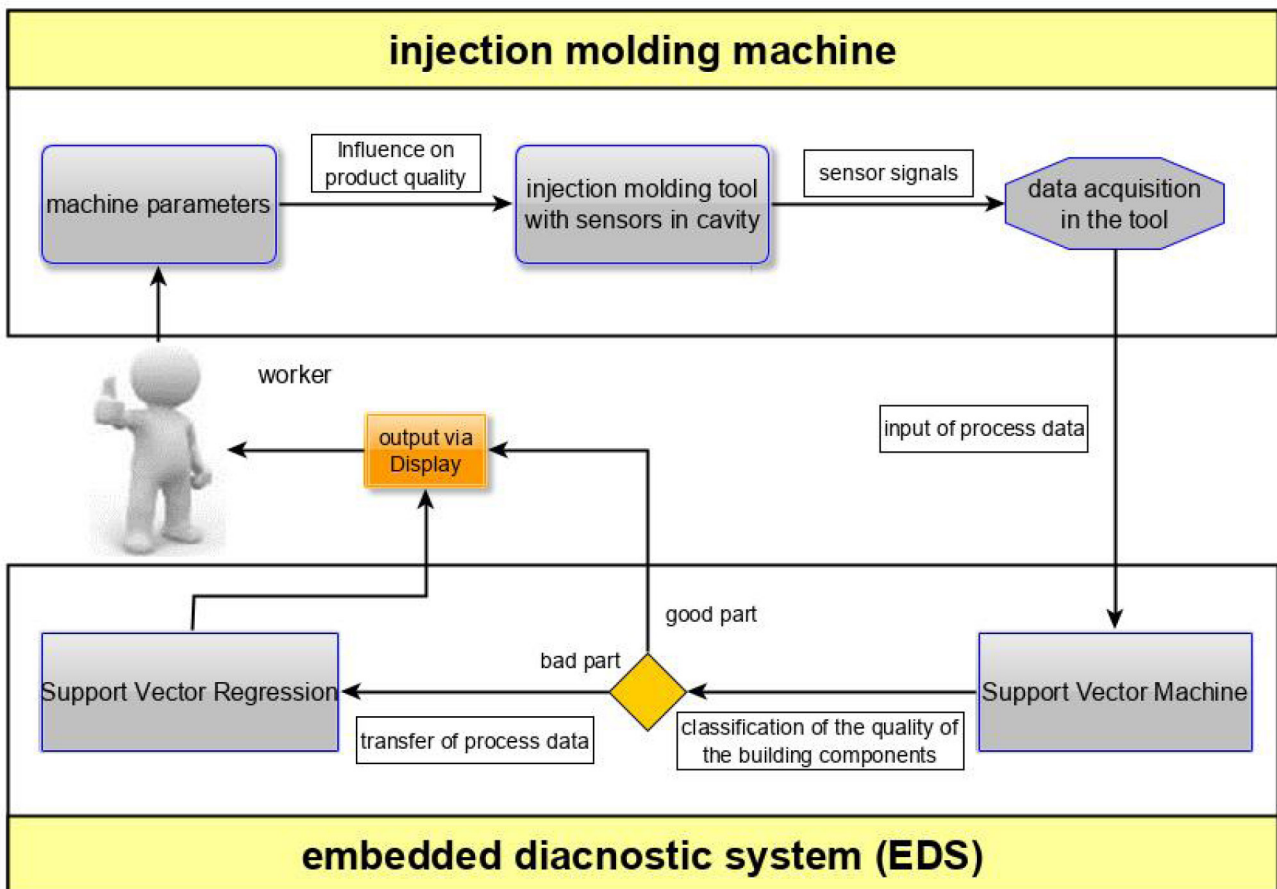


Figure 4: Diagnostic sequence of the EDS as function diagram

The project is still in its infancy and a few points in the individual work packages still need to be implemented. Together with the sensor data, the planned DoE provides a multi-layered database whose evaluation for relevant correlations is anything but trivial. The evaluation should also prove which sensors and positions provide significant key data for the quality evaluation to reduce the number of sensors to a minimum in the future.

## 10. Conclusion

The research projects focusing on autonomously learning algorithms for the injection moulding process showed that different approaches to classification can be pursued. The research group was able to reduce the required overall system so far that it can be carried on the mould. The developed DoE models and their evaluation in combination with the superposition and fusion of sensor data resulted in a verified database with a reduced use of sensors.

The work showed that a meaningful and sustainable correct classification of the manufacturing quality can be realized with this approach. In the current projects, the system is being further optimized and adapted to large tools. The use of an artificial neural network and direct intervention in the machine control are the further steps for the research group.

## 11. Funding

### Project Powermould

Supported by the Thuringian Ministry of Economics, Science and the Digital Society from European Social Fund funds.



### Project WASABI

The project on which this report is based was funded by the Federal Ministry of Education and Research under the number 02PK18K591. Responsibility for the content of this publication lies with the author.





## References

1. Osswald T. A., Understanding Polymer Processing Processes and Governing Equations, Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, München, 2017, Auflage 2
2. Steinko W., Optimierung von Spritzgießprozessen, Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, München, 2008
3. Beaumont J. P., Runner and Gating Design Handbook –Tools for Successful Injection Molding-, Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, München, 2019, Auflage 3
4. H. B. Keller, Maschinelle Intelligenz, Friedr. Vieweg Sohn Verlagsgesellschaft mbH Braunschweig/Wiesbaden, 2000
5. Chung-Feng J. K., Te-Li S., Optimization of multiple quality characteristics for polyether ether ketone injection molding process, Fibers and Polymers, Dec 2006, Band 7, Ausgabe 4, Seite 404-413
6. Chung-Feng J. K., Te-Li S., Optimization of Injection Molding Processing Parameters for LCD Light-Guide Plates, Journal of Materials Engineering and Performance, Oct 2007, Band 16, Ausgabe 5, Seite 539-548.
7. Jie-Ren S., Optimization of injection molding process for contour distortions of polypropylene composite components by a radial basis neural network, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, April 2008, Band 36, Ausgabe 11-12, Seite 1091-1103
8. Ozcelik B., Erzurumlu T., „Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm“, Journal of Materials Processing Technology, 1 February 2006, Band 171, Ausgabe 3, Seite 437-445
9. Lehtonen P., „Neuronale Netze regeln Spritzgießmaschinen“, Denkprozesse, Plaste-Verarbeiter 2 (2001), S. 86-88
10. Ribeiro B., Support vector machines for quality monitoring in a plastic injection molding process, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, Aug 2005, Volume 35, Issue 3, Pages 401 – 410.
11. DasNeogi P., Cudney E., Adekpedjou A., Comparing the Predictive Ability of T-Method and Cobb-Douglas Production Function for Warranty Data, ASME 2009 International Mechanical Engineering Congress and Exposition (IMECE2009), November 13-19, 2009, Lake Buena Vista, Florida, USA.
12. Schneider, M.; Wenzel, A.: Entwurf eines eingebetteten Diagnosesystems zur Überwachung von Prozessparametern bei Spritzgießen. In: Tag der Forschung, FH Schmalkalden, FHS-prints, DOI: 10.13140/RG.2.1.4739.5441, S. 91 – 105, 2014
13. T. Seul, A. Wenzel, M. Schneider, P. Röstel, R. Jahn und R. Schlutter, „It's the inner Values that Count.“ In: Kunststoffe International, url: <https://www.kunststoffe.de/en/journal/archive/article/the-use-of-embedded-diagnostic-systems-in-injection-molds-benefits-mold-makers-and-users-alike-1198569.html>, S. 46-50, 2015
14. M. Schneider, R. Jahn, A. Wenzel, Erprobung eines echtzeitfähigen Auswertungsalgorithmus zur Bewertung der Fertigungsqualität beim Spritzgießen mit Hilfe eines eingebetteten Diagnosesystems, In: 17. Nachwuchswissenschaftlerkonferenz, doi: 10.13140/RG.2.1.3829.2887/1, Apr. 2016
15. K. Siebertz, D. van Bebber and T. Hochkirchen, Statistische Versuchsplanung, VDI-Buch, Springer-Verlag GmbH Deutschland 2017, Auflage 2
16. M. Schneider, A. Jahn, N. Greifzu und N. Fränzel. „Development of a chopper charge amplifier for measuring the cavity pressure inside injection moulding tools and signal optimisation with a Kalman filter“. In: Journal of Sensors and Sensor Systems, S. 199-210, Mai 2017
17. M. Schneider, C. Walther und A. Wenzel, „Proceedings 26. Workshop Computational Intelligence“, In: KIT Scientific Publishing Kap. Classification of Production Quality in Injection Moulding with an Embedded Diagnostic System Using a Fuzzy Inference System, S. 193-203, Nov. 2016.

# ROBUSTE LOKALISIERUNG IN DRAHTLOSEN SENSORNETZWERKEN

Norbert Fränzel<sup>1,2</sup>, Norbert Greifzu<sup>1,2</sup>, Manuel Schneider<sup>1</sup>, Andreas Wenzel<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Hochschule Schmalkalden, Forschungsgruppe Eingebettete Diagnosesysteme, Blechhammer 9, 98574 Schmalkalden

<sup>2</sup> Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung, Am Vogelherd 90, 98693 Ilmenau

## 1. Zusammenfassung

Dieser Beitrag beschreibt ein Verfahren zur automatisierten Erstellung von drahtlosen Ultra-Breitband-Lokalisierungsnetzwerken unter Verwendung von minimalen Randbedingungen. Die Netzwerkteilnehmer benötigen kein a-priori Wissen über die Netzwerkgeometrie und dessen Infrastruktur. Das System verwendet die sogenannten Assumption Bases Coordinates in einer modifizierten Variante für die Landmarkengenerierung. Die Netzwerkabdeckung kann durch das Hinzufügen von weiteren Netzwerkteilnehmern vergrößert werden, die sich selbsttätig einmessen. Die Systemeigenschaften werden mit Hilfe von Simulationen untersucht. Dabei werden verschiedene Lokalisierungsverfahren und die mit ihnen erreichbare Genauigkeit verglichen, um eine möglichst robuste Lokalisierung zu erreichen.

## 2. Einführung

Die Vorteile von drahtlosen Lokalisierungssystemen sind gemeinhin akzeptiert. Sie finden beispielsweise bei der Navigation von Fahrzeugen, der Koordination von Rettungskräften oder bei der Überwachung von hochwertigen Warensendungen Verwendung. Gegenwärtig kann vereinfacht zwischen Infrastruktur-basierten und Infrastruktur-freien Verfahren unterscheiden werden, wobei die Infrastruktur-freien Systeme auf bereits vorhandene Funksysteme zurückgreifen, sodass diese nicht extra installiert werden müssen. Mit Hilfe von Ultra-Breitband-Signalen (UWB) kann der Abstand eines mobilen Geräts zu einer Referenzstation relativ einfach durch eine Laufzeitmessung der ausgesendeten Funkwellen ermittelt werden. Während andere Verfahren wie beispielsweise die Messung von Funksignalstärken von WLAN-Accesspoints oder Bluetooth-Geräten nur eine geringe Genauigkeit zulassen, ist die Abstandsbestimmung mit UWB bis in den Zentimeterbereich genau [2, 9]. Für die Positionsbestimmung des mobilen Geräts müssen neben den Abständen zu den Referenzstationen auch deren Position möglichst exakt bestimmt sein. Hierdurch ergeben sich für die praktische Verwendung enorme Herausforderungen, insbesondere, wenn derartige Systeme in bereits vorhandenen Gebäuden nachgerüstet werden soll. Die Rückführung aller Referenzstationen auf einen einheitlichen Bezugspunkt ist mit erheblichen Vermessungsaufwand verbunden, der den Einsatz solcher Systeme häufig unrentabel macht. Deshalb ist ein System erstrebenswert, das diesen Einmessvorgang autonom realisieren kann und die Landmarkenposition automatisch den mobilen Geräten zur Verfügung stellt. Ähnliche Untersuchungen [5] haben gezeigt, dass ein automatisierter Einmessvorgang prinzipiell möglich ist, und dabei den Einfluss der Anzahl der bereits vorhandenen Referenzpunkte untersucht. Hierbei waren die vorhandenen Referenzpunkte jedoch manuell eingemessen. Das bedeutet, dass Lokalisierungsnetzwerk war schon verfügbar und nur dessen Abdeckung wurde erweitert.

In dieser Arbeit wird der autonome Aufbau eines drahtlosen Lokalisierungsnetzwerks mit Hilfe eines angepassten Assumption Based Coordinates Verfahren [6] für das Positionieren der ersten Landmarken untersucht. Zusätzliche Module messen sich selbsttätig an den so geschaffenen Landmarken ein und vergrößern die Netzabdeckung. Um eine möglichst robuste Lokalisierung für mobile Teilnehmer zu erreichen, die

wiederum stark von der exakten Positionierung der Landmarken abhängt, wird die erreichbare Genauigkeit mit zwei verschiedenen Lokalisierungsverfahren untersucht.

## 3. Automatisierter Netzaufbau

### 3.1 Betriebszustände der Module

Die Module haben zwei grundlegende Betriebsarten, siehe hierzu auch Abb. 1. Nach dem Anschalten initialisiert sich ein Modul als sogenannter Tag und wartet auf andere Netzwerkteilnehmer in seiner Reichweite. Sobald genügend Referenzstationen bekannt sind, misst der Tag den Abstand zu diesen und ermittelt seine eigene Position.

Die Tags bewerten die Genauigkeit ihrer Positionsschätzung. Sobald deren Güte ausreichend ist oder eine gewisse Anzahl

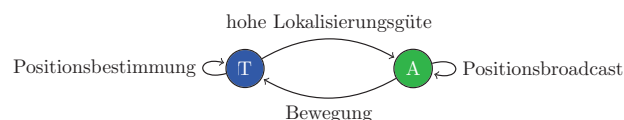


Abbildung 1: Graph der Betriebszustände für die Module.

von Messungen erfolgt ist, wechseln die Tags in den sogenannten Anchormodus und dienen als Referenzstation bzw. als Landmarke. Anchor propagieren ihre eigene Positionsschätzung per Funk als Broadcast in ihrer Nähe und ermöglichen somit die Lokalisierung für weitere Tags. Wenn ein Anchor bewegt wird, ist seine Positionsschätzung nicht mehr gültig und muss verworfen werden. Die Bewegung kann zum Beispiel mit Hilfe von Beschleunigungssensoren oder Gyroskopen unabhängig von der Positionsbestimmung im Netzwerk lokal detektiert werden. Der Anchor wechselt dann wieder in den Tag-Modus und muss sich erneut einmessen. Je nach Applikation können einzelne Transitionen des Graphen in Abb. 1 auch gesperrt werden.

### 3.2 Assumption Based Coordinates

Damit die Positionsbestimmung innerhalb eines künstlichen Koordinatensystems mit  $n$  Dimensionen möglich wird, sind  $n+1$  Referenzpunkte erforderlich. Das bedeutet, für die Lokalisierung innerhalb eines 2-dimensionalen Koordinatensystems müssen 3 Punkte vorhanden sein, ein Punkt für die

Fixierung des Koordinatenursprungs und zwei weitere für die Bezugsebene, klassischerweise die XY-Ebene. Nachfolgende Formel definiert die Position eines Moduls innerhalb des Netzwerks im 2-dimensionalen Raum

$$\mathbf{p} = (x \ y)^T.$$

Nach den Assumption Based Coordinates [6] definiert der erste Teilnehmer im Netzwerk, Modul 0, den Ursprung des Koordinatensystems, das heißt  $\mathbf{p}_0 = (00)^T$ . Der Abstand zwischen zwei Modulen  $i$  und  $j$  entspricht der euklidischen Distanz

$$d_{ij} = d_{ji} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|.$$

Das zweite Modul 1 definiert die Richtung der X-Achse, siehe Abb. 2

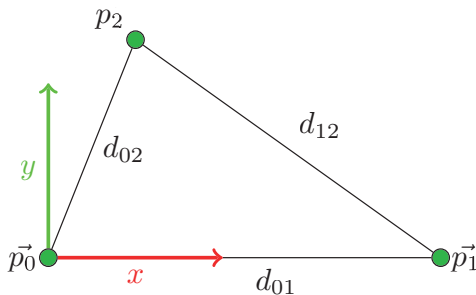


Abbildung 2: Verwendung von Assumption Based Coordinates für die Erzeugung eines Referenzsystems in 2 Dimensionen mit 3 Modulen

Demnach hat es nur einen Freiheitsgrad und misst nur seinen Abstand zum ersten Modul 0. Folglich gilt

$$\mathbf{p}_1 = (x_1 \ 0)^T = (d_{01} \ 0)^T.$$

Nachdem sich Modul 1 erfolgreich lokalisiert hat und zum Anchor wird, kann sich Modul 2 einmessen:

$$\mathbf{p}_2 = (x_2 \ y_2)^T,$$

$$\mathbf{p}_2 = \left( \frac{d_{01}^2 + d_{02}^2 - d_{12}^2}{2 d_{01}}, d_{02} \frac{d_{01}^2 + d_{02}^2 - d_{12}^2}{2 d_{01}} \right).$$

$$\mathbf{p}_2 = \left( \frac{x_1^2 + d_{02}^2 - d_{12}^2}{2 x_1}, d_{02} \frac{x_1^2 + d_{02}^2 - d_{12}^2}{2 x_1} \right)$$

Demnach benötigt Modul 2 nur eigene Abstandsmessungen und die Positionsbroadcasts der Module 0 und 1, um selbsttätig die eigene Position zu bestimmen. Somit sind 3 Basis-anchor vorhanden und weitere Module können sich anhand der vorhandenen Referenzpunkte einmessen.

#### 4. Positionsschätzung

Die Positionsschätzung für einen Tag  $\mathbf{p}$  unter der Verwendung von  $n$  Referenzmarken mit  $n$  Abstandsmessungen erfordert das Lösen von nachfolgendem Gleichungssystem:

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = d_0^2$$

$$(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2$$

$$\vdots$$

$$(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 = d_n^2$$

#### 4.1 Least Squares Schätzung

Ein etablierter Ansatz zur Lösung des Gleichungssystems ist die sogenannte Least Squares Estimation Methode, das heißt, die Schätzung der Position mit minimierten Fehlerquadraten [3, 4, 7]. Die Subtraktion einer Zeile von den Verbleibenden und anschließende Umformung führt zu folgender Gleichung:

$$2 \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} x_1 - x_0 & y_1 - y_0 \\ x_2 - x_0 & y_2 - y_0 \\ \vdots & \vdots \\ x_{n-1} - x_0 & y_{n-1} - y_0 \end{pmatrix}}_{\mathbf{M}} \underbrace{\begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix}}_{\mathbf{p}} = \underbrace{\begin{pmatrix} d_{p0}^2 - d_{p1}^2 - x_0^2 - y_0^2 + x_1^2 + y_1^2 \\ d_{p0}^2 - d_{p2}^2 - x_0^2 - y_0^2 + x_2^2 + y_2^2 \\ \vdots \\ d_{p0}^2 - d_{pn-1}^2 - x_0^2 - y_0^2 + x_{n-1}^2 + y_{n-1}^2 \end{pmatrix}}_{\mathbf{b}}$$

In der Praxis wird versucht, mit einem überbestimmten System zu arbeiten, wodurch eine Redundanz und zugleich auch eine höhere Robustheit erreicht wird. Die Standardlösung lautet:

$$\mathbf{p} = \frac{1}{2} (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^T \mathbf{b}.$$

#### 4.2 Taylorreihen-Entwicklung

Ein anderes Verfahren ist die Lösung des Gleichungssystems mit Hilfe der Taylorreihenentwicklung. Die Linearisierung an einem Arbeitspunkt  $\mathbf{p}_v$  eliminiert die Nichtlinearitäten [1, 8]. Die Abweichung vom Arbeitspunkt zur echten Position wird durch  $\delta$  beschrieben:

$$x = x_v + \delta_x, \quad y = y_v + \delta_y$$

Unter Verwendung des Abstands  $r_{vi}$  zwischen dem Arbeitspunkt und dem Anchor  $i$  kann folgende Linearisierung erreicht werden:

$$d_i \approx r_{vi} + a_{i,1} \delta_x + a_{i,2} \delta_y;$$

$$a_{i,1} = \frac{\partial r_i}{\partial x} = \frac{x_v - x_i}{r_{vi}}; a_{i,2} = \frac{\partial r_i}{\partial y} = \frac{y_v - y_i}{r_{vi}}$$

In Matrix-Schreibweise ergibt sich

$$\mathbf{A} \delta = \mathbf{d},$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,1} & a_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{d} = (d_1 - r_{v1} \quad d_2 - r_{v2} \quad \dots \quad d_n - r_{vn})^T.$$

Mit Hilfe der Minimierung der Fehlerquadrate kann auch hier eine Schätzung für  $\delta$  vorgenommen werden,

$$\delta = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{d},$$

sodass eine Positionsschätzung erfolgen kann:

$$\mathbf{p} = \mathbf{p}_v + \delta.$$

## 5. Simulation

Um die Leistungsfähigkeit der zwei Verfahren zur Positionsschätzung zu untersuchen wurde eine Simulationsumgebung realisiert. Mit Hilfe dieser Simulation wird die Positioniergenauigkeit von 35 Teilnehmern in einem Areal von 50 m x 60 m betrachtet. Hierbei sind die Module in einem Gitter mit einem Abstand von 10 m angeordnet und es werden für jedes Verfahren zwei unterschiedliche Startbedingungen simuliert. Im Szenario S1 befindet sich der Anchor  $\mathbf{p}_0$  in der Mitte des Areals. Für das Szenario S2 wird der Anchor  $\mathbf{p}_0$  in eine Ecke des Areals positioniert. Die Basisanchor spannen das Koordinatensystem gemäß Kapitel 3.2 auf. Weitere Module starten im Tagmodus und bestimmen ihre Position nach den Verfahren aus Kapitel 4. Nach jeweils 200 Messungen wird der Mittelwert der Position berechnet und als Modulposition angenommen. Das Modul wechselt dann in den Anchormodus und propagiert diese Position an andere Netzwerkteilnehmer in seiner Nähe. Der automatisierte Netzaufbau nach dem Einmessen der Basisanchor beginnt bei dem Modul, das die kürzeste euklidische Distanz zum Koordinatenursprung besitzt.



Abbildung 3: Anordnung der Anchor für die Simulation. Die Positionen der Basisanchor für das Szenario S1 sind rot markiert. Für das Szenario S2 sind die Positionen der Basisanchor grün hervorgehoben.

Weiterhin wird bei der Simulation die erreichbare Genauigkeit für die Tags und Anchor separat analysiert. Die Anchor befinden sich in der selben Ebene und die Tags befinden sich 2 m unter den Anchorn, sodass realistische Betriebsbedingungen simuliert werden. Für die Positionsbestimmung der Tags erfolgt keine Mittelwertbildung, sondern es wird nur eine einzelne Messung ohne nachfolgende Verarbeitung vorgenommen. Zur Bestimmung des Fehlers durch die Positionsschätzung mittels der zwei Verfahren wird die euklidische Distanz zwischen der wahren Position und der ermittelten Position verwendet.

### 5.1 Kanalmodell

Für die Simulationsumgebung wird ein vereinfachtes Kanalmodell verwendet, das die Abstandsmessungen beschreibt und auf Basis von aufgezeichneten Messungen entwickelt

wurde. Hierzu wurden 9342 Messungen zwischen Modulen aufgezeichnet, die 10 m entfernt waren, siehe Abb. 4. Der Mittelwert der gemessenen Entfernung beträgt 10,125 m. Für die Modellierung der Abstandsmessung mit Rauschen und Offset wird nachfolgende Verteilungsfunktion verwendet:

$$f(x|a,b) = \frac{1}{b^a \Gamma(a)} x^{a-1} e^{-\frac{x}{b}}$$

mit  $\Gamma$  als Gamma-Funktion und  $a=70,3286$  und  $b=0,0018$ .

Zusätzlich wird von einer Funkreichweite von 45 m ausgegangen, sodass ein Tag nur ein Anchor in einem Radius von 45 m für die Positionierung verwendet. Zur weiteren Vereinfachung werden Mehrwegeausbreitungen und gestörte Sichtverbindungen, sogenannte none-line-of-sight (NLOS) Bedingungen, nicht betrachtet und somit vernachlässigt.

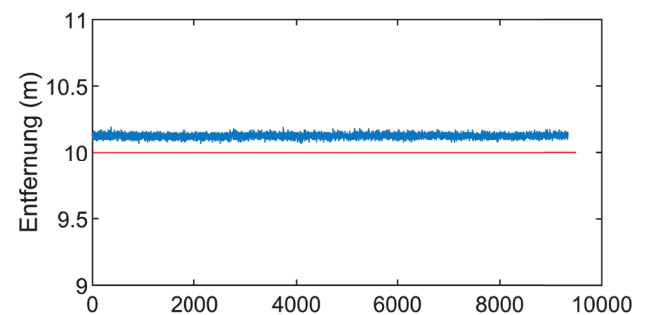


Abbildung 4: 9342 Abstandsmessungen zwischen zwei Modulen. Die rote Linie zeigt den wahren Abstand von 10 m und die blaue Kurve zeigt die gemessenen Entfernungen.

## 6. Ergebnisse

Die nachfolgenden Diagramme zeigen die Ergebnisse für den Fehler  $e$  bei der Positionierung der Anchor und Tags. Die Anchor befinden sich auf den Gitterpunkten in der XY-Ebene. Die roten Kreuze markieren die Basisanchor.

### 6.1 Anchor im Szenario S1

Die Least Squares Schätzung ist genauer als die Taylorreihenentwicklung.

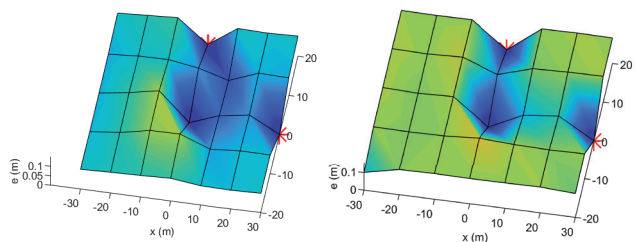


Abbildung 5: Genauigkeit der Anchorpositionierung mittels Least Squares Schätzung (links) und mittels Taylorreihenentwicklung (rechts)

### 6.2 Anchor im Szenario S2

Bei diesem Szenario wurde das Netzwerk in der Ecke beginnend aufgebaut. Die Least Squares Schätzung ist auch hier besser als die Taylorreihenentwicklung. Bei beiden Verfahren steigt der Fehler mit zunehmenden Abstand zum Koordinatenursprung.

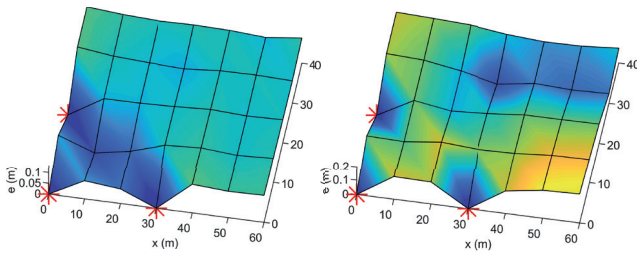


Abbildung 8: Genauigkeit der Anchorpositionierung mittels Least Squares Schätzung (links) und mittels Taylorreihenentwicklung (rechts) im Szenario S2

### 6.3 Tags im Szenario S1

Die Genauigkeit der Positionsbestimmung bei den Tags wurde mit einem kleineren Raster und einer örtlichen Auflösung von 1 m untersucht. Die Least Squares Schätzung zeigt auch hier bessere Ergebnisse. Die Anchor als Referenzmarke sind identisch mit denen aus Kapitel 6.1., das heißt diese sind nicht exakt positioniert. Der Genauigkeitsunterschied zwischen beiden Verfahren ist hier wesentlich höher als bei der Positionierung der Anchor.

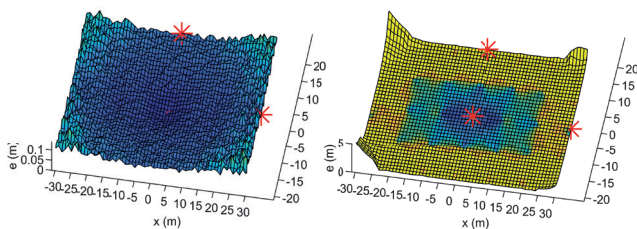


Abbildung 9: Genauigkeit der Positionsbestimmung der Tags mittels Least Squares Schätzung (oben) und mittels Taylorreihenentwicklung (unten) im Szenario S1

### 6.4 Tags im Szenario S2

Beim Szenario S2 wird analog zum Szenario S1 auch wieder das Netzwerk aus Kapitel 6.2 verwendet. Der Fehler bei der Positionierung der Anchor wirkt sich hier enorm auf die Genauigkeit der Position der Tags aus.

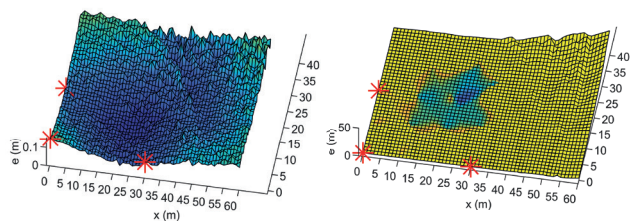


Abbildung 9: Genauigkeit der Positionsbestimmung der Tags mittels Least Squares Schätzung (oben) und mittels Taylorreihenentwicklung (unten) im Szenario S2

## 7. Diskussion

Die Ergebnisse zeigen das ein Netzaufbau mit minimalen Randbedingungen möglich ist. Im Gegensatz zu etablierten Verfahren ist ein vollständig automatisiertes Einmessen eines Lokalisierungsnetzwerks mit Hilfe der hier vorgestellten Verfahren möglich. Allerdings zeigen sich deutliche Unter-

schiede hinsichtlich der erreichbaren Genauigkeit bei den beiden Verfahren. Die Taylorreihenentwicklung reagiert sehr sensitiv auf ungenau positionierte Referenzmarken, wohingegen die Least Squares Schätzung hier deutlich robuster ist. Im Hinblick auf eine praktische Anwendung der Ergebnisse müssen die Effekte der Mehrwegeausbreitung und NLOS-Bedingungen berücksichtigt werden, da diese hier zur Vereinfachung vernachlässigt worden sind. Jedoch kann davon ausgegangen werden, dass diese in der Realität einen großen Einfluss auf die Genauigkeit haben werden. Die Simulationsergebnisse lassen vermuten, dass auch unter NLOS-Bedingungen mittels Least Squares Schätzung genauere Ergebnisse als mit der Taylorreihenentwicklung erreichbar sind, da dieses Verfahren anscheinend weniger sensitiv auf Messfehler und Fehler bei der Anchorpositionierung ist.

## 8. Danksagungen

Die diesem Beitrag zugrundeliegende Arbeiten wurden teilweise mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 16ES0920 gefördert.

## Literatur

- [1] Foy, W.H.: "Position-location solutions by taylor-series estimation". IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-12(2), S. 187-194. doi: 10.1109/TAES.1976.308294. 1976
- [2] Gu, Y., Lo, A., and Niemegeers, I.: "A survey of in-door positioning systems for wireless personal networks". IEEE Communications Surveys Tutorials, 11(1), S. 13-32. doi:10.1109/SURV.2009.090103. 2009
- [3] Langendoen, K. und Reijers, N.: "Distributed localization in wireless sensor networks: a quantitative comparison". Computer Networks, 43(4), S. 499-518. 2003
- [4] Miu, A.K.L.: "Design and implementation of an indoor mobile navigation system". Ph.D. thesis, Massachusetts Institute of Technology. 2003
- [5] Monica, S. and Ferrari, G.: "Impact of the number of beacons in pso-based auto-localization in uwb networks". S. 42-51. doi:10.1007/978-3-642-37192-9\_5. 2013
- [6] Savarese, C., Rabaey, J. M. und Beutel, J.: "Location in distributed ad-hoc wireless sensor networks". IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 2037-2040, doi: 10.1109/ICASSP.2001.940391. 2001
- [7] Shen, G., Zetik, R., and Thoma, R.S. (2008). Performance comparison of toa and tdoa based location estimation algorithms in los environment. In Positioning, Navigation and Communication, 2008. 5th Workshop on WPNC 2008
- [8] Yu, K., Montillet, J.p., Rabbachin, A., Cheong, P., and Oppermann, I.: "Uwb location and tracking for wireless embedded networks". Signal Processing, 86(9), S. 2153-2171. 2006
- [9] Zhang, J., Orlik, P.V., Sahinoglu, Z., Molisch, A.F. und Kinney, P.: "Uwb systems for wireless sensor networks. Proceedings of the IEEE", 97(2), S. 313-331. doi: 10.1109/JPROC.2008.2008786. 2009







**HOCHSCHULE  
SCHMALKALDEN**

UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

HSM-Prints 1/2020

Schriftenreihe der  
Hochschule Schmalkalden