

VDI

K

KUNSTSTOFFTECHNIK

# **Spritzgießen 2019**



KUNSTSTOFFTECHNIK

# **Spritzgießen 2019**

Herausgeber: VDI Wissensforum GmbH

**Bibliographische Information der Deutschen Bibliothek**

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet unter [www.dnb.de](http://www.dnb.de) abrufbar.

**Bibliographic information published by the Deutsche Bibliothek  
(German National Library)**

The Deutsche Bibliothek lists this publication in the Deutsche Nationalbibliographie (German National Bibliography); detailed bibliographic data is available via Internet at [www.dnb.de](http://www.dnb.de).

© VDI Verlag GmbH · Düsseldorf 2019

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckes, der auszugsweisen oder vollständigen photomechanischen Wiedergabe (Photokopie, Mikrokopie) und das der Übersetzung, vorbehalten.

Printed in Germany

ISBN 978-3-18-234354-7

VDI-Programmausschuss Spritzgießtechnik

### **Tagungsleitung**

**Dipl.-Ing. Guido Peters**, *gwk Gesellschaft Wärme Kältetechnik mbH, Meinerzhagen*

**Dipl.-Ing. Norbert Nobbe**, *Pöppelmann Holding GmbH & Co. KG, Lohne*

**Dipl.-Ing. Roland Dörner**, *Tente-Rollen-GmbH, Wermelskirchen*

**Dipl.-Ing. Bernhard Hoster**, *GIRA Giersiepen GmbH & Co. KG*

**Dipl.-Ing. Kerstin Krallmann**, *Erwin Quarder Werkzeugtechnik GmbH & Co. KG, Espelkamp*

**Prof. Dr.-Ing. Karl Kuhmann**, *Evonik Resource Efficiency GmbH, Marl*

**Dipl.-Ing. Univ. Steffen Reuter**, *Küsnacht (Schweiz)*

**Dr. Marco Wacker**, *Uvex Arbeitsschutz GmbH, Fürth*

**Dr.-Ing. Thomas Walther**, *ARBURG GmbH & Co KG, Loßburg*

**Dr.-Ing. Martin Wanders**, *Lanxess Deutschland GmbH, Dormagen*

**Dipl.-Ing. Martin Würtele**, *KraussMaffei Technologies GmbH, München (Vorsitz)*



# Inhalt

## Plenarvorträge

- Produktentwicklung einmal anders – effizient, flexibel, agil!**  
*Dr. rer. nat. S. Lambertz, Freudenberg Technology Innovation, Weinheim* 1
- Spreu und Weizen – Welche Automobilzulieferer schaffen den Strukturwandel, welche nicht?**  
*M.-R. Faerber, Managing Partner der Struktur Management Partner GmbH, Köln* 7
- Wenn Sinneswahrnehmungen digital werden und Technik fühlen lernt – Trends und Anwendungen des Affective Computing**  
*Dr.-Ing. J. Garbas, Fraunhofer IIS, Erlangen* 9

## Kurzberichte aus der Forschung

- Machine Learning zur Erkennung von Veränderungen beim Spritzgiessprozess**  
*Prof. Dr. F. Ehrig, Prof. Dr. G. Schuster, HSR Hochschule für Technik Rapperswil, Rapperswil, Schweiz* 19
- Steigerung von Produkt- und Prozessqualität beim Spritzgießen durch künstliche Intelligenz**  
*M.Sc. A. Schulze Struchtrup, M.Sc. M. Janßen, Prof. Dr.-Ing. R. Schiffers, Institut für Produkt Engineering, Universität Duisburg-Essen* 27
- I4.0 Pilotfabrik für die smarte Kunststoffverarbeitung**  
*Prof. Dr.-Ing. G. Steinbichler, DI. K. Straka, Institut für Polymer Spritzgießtechnik und Prozessautomatisierung, Johannes Kepler Universität, Linz, Austria* 37

## **Digitalisierung im Produktentstehungsprozess: Von der Idee zur Serienreife**

### **Mission Control mit Gemba 2.0 – Prozess-Monitoring und Prozessoptimierung auf einen Blick**

*Dipl.-Ing. (FH) M. Mauer, Continental Mechanical Components Germany GmbH,  
Roding* 49

### **Ermittlung valider Werkstoffdaten für die Simulation**

*Dr.-Ing. G. Telljohann, Dr.-Ing. S. Dannemeyer, DYNATEC GmbH, Braunschweig;  
Dipl.-Ing. B. Hoster, Gira Giersiepen GmbH & Co. KG, Radevormwald* 55

### **Topologieoptimierung – Einsatz bei der Entwicklung von Spritzgussbauteilen**

*Dipl.-Ing. F. Lutter, Lanxess Deutschland GmbH, Dormagen* 69

### **Produktionsgerechte Bauteilgestaltung für die Additive Fertigung**

*G. Schwalme, SKZ Das Kunststoff-Zentrum, Würzburg* 75

### **Lösungen für ZEISS Reverse Engineering, Reporting und Data Management ZEISS Lösungen im Werkzeugbau der Spritzgussindustrie**

*B.Sc./B.A. J. Smokovitz, M.Eng. M. Häusele, Carl Zeiss Industrielle Messtechnik  
GmbH, Oberkochen* 83

## **Digitalisierung in der Produktion: Herausforderungen und Lösungen für den Spritzgießer**

### **Predictive Maintenance: Maximales Wissen – Minimaler Stillstand**

*S. Kruppa, S. Fruth, KraussMaffei Technologies GmbH, München* 87

### **Prozessoptimierung mit intelligenten Werkzeugen**

*Dipl.-Ing.(FH) Andreas Kißler, HAIDLMAIR GmbH, Nußbach* 97

### **Praktische Erfahrung mit Prognosemodellen für die Produktionsqualität**

*M. Raffelsieper, Kistler Instrumente GmbH, Sindelfingen;  
Dr.-Ing. R. Vaculik, Kistler Instrumente AG, Winterthur* 103



# Produktentwicklung einmal anders – effizient, flexibel, agil!

Dr. rer. nat. **S. Lambertz**,  
Freudenberg Technology Innovation, Weinheim

## Kurzfassung

Scrum als Rahmenwerk für Projektmanagement wird häufig bei der Entwicklung komplexer Produkte eingesetzt. Die Vorgehensweise bei Scrum ist iterativ und inkrementell, das bedeutet es wird in kurzen Entwicklungszyklen gearbeitet, an deren Ende ein auslieferbares Teilprodukt vorliegt, während die Prozesssteuerung empirisch erfolgt. Somit ist die Grundlage für eine ergebnisorientierte Arbeitsweise gelegt. Damit kann Scrum Projektrisiken zwar nicht verhindern, bietet jedoch die Möglichkeit diese frühzeitig zu erkennen und darauf zu reagieren. Dieses Vorgehen, in Kombination mit regelmäßigen Feedbackschleifen, das Fokussieren auf das Wesentliche und einem willkommen heißen von Veränderungen gewährleistet den Erfolg des Produktes am Markt. Die Basis aller agilen Vorgehensweisen ist ein agiles Wertesystem. Erst durch das Zusammenspiel der Praktiken und Werte entfaltet Scrum sein gesamtes Wirkungspotenzial zur Entwicklung komplexer Produkte.

## Der Einsatz von Scrum als Reaktion auf ein sich schnell veränderndes Umfeld

Um mit der zunehmenden Komplexität und Geschwindigkeit sich ändernder Rahmenbedingungen in der Projektlandschaft umgehen zu können, wenden sich immer mehr Unternehmen den agilen Vorgehensweisen zu. Agil bedeutet in diesem Zusammenhang schnell und effizient auf Veränderungen reagieren zu können. In der Softwareentwicklung haben sich agile Ansätze schon seit über 10 Jahren etabliert. Scrum, als Projektmanagement-Rahmenwerk, gehört zum Standard in der agilen Projektwelt und wird in diesem Beitrag vorgestellt. Den Einzug agiler Vorgehensweisen, wie Scrum in die Entwicklung von Hardware oder Dienstleistungen findet bisher nur in geringem Umfang statt.

## Was bedeutet Scrum eigentlich und woraus hat es sich entwickelt?

Der Begriff Scrum stammt ursprünglich aus dem Rugby und bedeutet auf Deutsch „Gedränge“. Es beschreibt im Rugby eine kreisförmige Aufstellung „dem Gedränge“, in der sich die beiden Mannschaften gegenüberstehen. Im Zusammenhang mit einem neuen Produktentwicklungsansatz taucht der Begriff das erste Mal in einem Artikel von 1986 auf. In diesem Artikel „The New New Product Development Game“ der beiden Organisationsentwickler Hi-

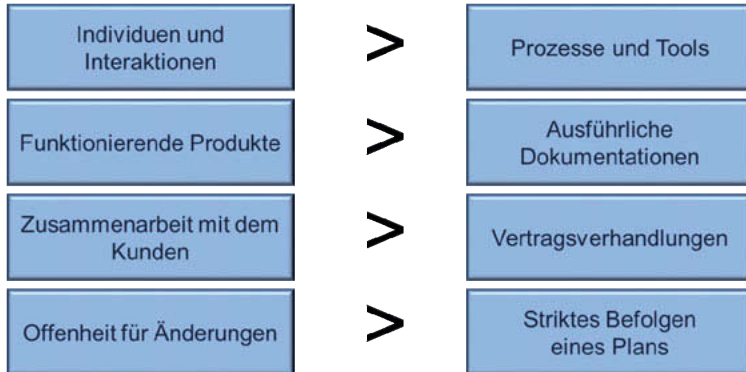
rotaka Takeuchi und Ikujiro Nonaka beschreiben sie Produktentwicklungen (Pkws bei Honda, Spiegelreflexkamera bei Canon oder Personalcomputer bei NEC), die besonders schnell und innovativ waren. Sie haben die wesentlichen Unterschiede zur klassischen Entwicklung herausgearbeitet: gemeinsames arbeiten in einem interdisziplinären Team, das eng kooperiert und autonom arbeitet und sich selbst organisiert. Für diese Teamaufstellung haben sie den Begriff „Scrum“ aus dem Rugby übernommen. Bei Honda waren im Team neben den Entwicklern auch der Vertrieb, die Qualitätssicherung und die Produktion vertreten. Die Entwicklungsphasen werden nicht sequentiell, sondern inkrementell, iterativ abgearbeitet.

In jener Zeit glich die Softwareentwicklung eher einer Fließbandarbeit. Jeder Entwickler arbeitet für sich an einem Stück Software ohne das große Ganze im Blick zu haben. Untersuchungen haben gezeigt, dass diese Art der Softwareentwicklung nur begrenzt erfolgreich ist, weshalb nach neuen Entwicklungsansätzen gesucht und in dem Artikel von Takeuchi und Nonaka gefunden wurden. Daher gilt dieser Artikel heute als Geburtsstunde der agilen Vorgehensweisen. Damit liegt der Ursprung in der Hardwareentwicklung.

1995 präsentiert Ken Schwaber im Rahmen der Konferenz „Object Oriented Programming, Systems, Languages and Applications“ (OOPSLA) den wissenschaftlichen Artikel „Scrum Development Process“, in dem er seine Erfahrungen mit dem Entwicklungsprozess beschreibt. Co Chair des Workshops ist Jeff Sutherland, der ein ähnliches Vorgehensmodell entwickelt und eingesetzt hat. Sutherland und Schwaber arbeiten seitdem gemeinsam an der Weiterentwicklung von Scrum. Die beiden US-amerikanischen Software-Entwickler sind heute die Herausgeber des offiziellen Scrum Guide; herunterladbar unter: [www.scrumguides.org](http://www.scrumguides.org).

## **Ein Wertesystem als Basis agiler Vorgehensweisen**

Die Suche nach neuen Produktentwicklungsmethoden hat verschiedene Ansätze in der agilen Vorgehensweise hervorgerufen, von der Scrum heute die am häufigsten eingesetzte ist. 2001 haben sich einflussreiche Vertreter der verschiedenen Softwareentwicklungsmethoden (darunter auch Ken Schwaber und Jeff Sutherland) in Snowbird im US-amerikanischen Utah getroffen, um nach einer gemeinsamen Basis der bis dahin noch als „leichtgewichtige“ Ansätze beschriebenen Methoden zu suchen. Entstanden ist das „Agile Manifest“, das die gemeinsamen Werte und Prinzipien beschreibt. Diese Werte führen zu einer grundsätzlichen Haltung, die das rein mechanische Regelwerk von Scrum mit Leben füllt. Werte beeinflussen unsere Einstellung und unsere Einstellung beeinflusst wiederum unser Verhalten.



Wir erkennen sehr wohl den Wert der Dinge auf der rechten Seite an, wertschätzen jedoch die auf der linken Seite noch mehr.

Bild 1: Die vier im agilen Manifest beschriebenen Werte als Wertepaare

2010 wurde der erste Scrum Guide von Ken Schwaber und Jeff Sutherland herausgegeben und seitdem immer wieder aktualisiert. In der Ausgabe von 2016 sind die folgenden fünf Kernwerte mit aufgenommen worden:

Offenheit: Transparenz und Offenheit leben und einfordern

Respekt: Respekt vor Menschen und der Leistung anderer haben

Commitment: Engagement und Hingabe zeigen

Fokus: Auf das Wichtigste konzentrieren

Mut: Mut zur Veränderung haben

### Empirische Prozesssteuerung

Ergänzend zu den Werten sind die Säulen der empirischen Prozesssteuerung. Die Theorie empirischer Prozesssteuerung, oder kurz Empirie genannt, besagt, dass Wissen aus Erfahrung gewonnen wird und Entscheidungen auf der Basis dieses Wissens getroffen werden können. Jede empirische Prozesssteuerung nutzt die drei Säulen: Transparenz, Überprüfung und Anpassung. Transparenz bedeutet, dass für alle Beteiligten, die für das Ergebnis verantwortlich sind, auch alle Informationen vorliegen und sichtbar sind. Es bedeutet ebenfalls

offen darzulegen, was gut läuft und wo es Hindernisse gibt. Hier greifen vor allem die Werte Offenheit und Mut, um eine wirkliche Transparenz zu schaffen.

Die Überprüfung und Anpassung erfolgt in Scrum auf verschiedenen Ebenen. Zum einen wird der Fortschritt der Arbeit immer wieder in Bezug auf das Ergebnis hin überprüft. Andererseits erfolgen eine regelmäßige Überprüfung des Arbeitsprozesses selber und die zwischenmenschliche Beziehung. Ziel ist es, Anpassungen auf allen Ebenen zu erzielen, um immer besser zu werden bzw. auf Veränderungen schnell und effizient reagieren zu können. Der Prozess des Überprüfens und Anpassens wird in regelmäßigen und zeitlich definierten Abständen wiederholt.

### **Funktionsweise**

Scrum besteht aus wenigen Regeln, die durch drei Rollen, vier Ereignisse und drei Artefakten beschrieben werden. Die drei Rollen nennen sich Product Owner, Entwicklungsteam und Scrum Master. Der Product Owner ist verantwortlich für den wirtschaftlichen Erfolg des Projektes. Er bestimmt WAS bearbeitet wird und in welcher Reihenfolge, das bedeutet er priorisiert die Produktanforderungen nach dem Geschäftswert. Als einzelne Person erhält der Product Owner die volle Entscheidungskompetenz in Bezug auf die umzusetzenden Anforderungen. Das Entwicklerteam, bestehend aus min. 3 und max. 9 Entwicklern, ist verantwortlich für das WIE, d. h. die technische Umsetzung der Anforderungen. Nur das Entwicklerteam entscheidet wie es die Anforderungen umsetzt und wieviel Arbeit es in einem Entwicklungszyklus leisten kann. Ein Entwicklungsteam ist interdisziplinär aufgestellt, damit es alle Aufgaben selbstständig bearbeiten kann ohne auf weitere Personen außerhalb des Scrum-Teams zugreifen zu müssen. Seine Arbeitsweise ist selbstorganisiert; treten Hindernisse auf werden diese an den Scrum Master weitergegeben. Der Scrum Master ist verantwortlich für den Prozessablauf und für die Einhaltung der Scrum Regeln. Er wird häufig als Servant Leader bezeichnet. Er hat keine Personalverantwortung und sagt dem Team daher auch nicht was es tun soll, sondern führt das Team durch geeignete Fragen in die richtige Richtung. Seine Hauptaufgabe besteht darin Hindernisse aus dem Weg zu räumen. Diese drei Rollen gemeinsam bilden das Scrum-Team.

Das Team arbeitet in zeitlich definierten und sich wiederholenden Entwicklungszyklen, die in Scrum „Sprint“ genannt werden. Innerhalb eines Entwicklungszyklus, der für die Dauer der Entwicklung konstant gehalten wird, gibt es vier zweckgebundene Arbeitstreffen. Diese Arbeitstreffen werden in Scrum als Ereignisse oder Aktivitäten bezeichnet. Sie sind zweckgebunden und es gelten feste Zeitfenster, die nicht überschritten werden dürfen.

Begonnen wird der Sprint mit dem Ereignis „Sprint Planning“ in dem zwei Fragen beantwortet werden:

Was kann im kommenden Sprint entwickelt werden?

Wie wird die Arbeit im kommenden Sprint erledigt?

Die Sprint-Planung findet in zwei Teile statt. Im ersten Teil (Planning 1) geht es um die Klärung des WAS. Dazu stellt der Product Owner die schon priorisierten Produkthanforderungen vor. Diese Anforderungen sind als Produkt-Backlog-Einträge im Artefakt „Product-Backlog“ gelistet. Anschließend wird ein gemeinsames Verständnis der fachlichen Details erarbeitet und das Entwicklungsteam legt die Anzahl der Anforderungen für den kommenden Sprint im Artefakt „Sprint-Backlog“ fest. Artefakte dienen der Projektdokumentation und listen Funktionalitäten, Verbesserungen und Fehlerbehebungen auf. Dies erfolgt üblicherweise in Form von Taskboards (physischer oder digital). Sie können von allen, auch von den Stakeholdern, jederzeit eingesehen werden und dienen der Transparenz sowie der Möglichkeiten zur Überprüfung und Anpassung. Die in Scrum definierten Artefakte wurden speziell so entworfen, dass sie die Transparenz der wesentlichen Informationen maximieren.

Im zweiten Teil des Plannings (Planning 2) geht es um das WIE. Das Entwicklungsteam bricht die Anforderungen in einzelne Aufgaben (Tasks) herunter. Der Product Owner steht in dieser Zeit für Verständnisfragen zur Verfügung. Direkt im Anschluss wird mit der Entwicklung begonnen, indem sich jedes Entwicklerteammitglied eine Aufgabe vornimmt. Aufgaben werden demnach nicht zugewiesen und es darf sich ein Teammitglied auch nicht mehrere Aufgaben „bunkern“.

Täglich synchronisiert sich das Entwicklerteam im sogenannten „Daily Scrum“ durch die drei Fragen:

Was habe ich gestern erreicht, um das Sprintziel zu erreichen?

Was werde ich heute erledigen, um das Sprintziel zu erreichen?

Sehe ich Hindernisse, die uns abhalten können, das Sprintziel zu erreichen?

Hier gibt es wieder die Möglichkeit zur Überprüfung und Anpassung im Hinblick auf das Sprint-Ziel, mit voller Transparenz über Entwicklungsstand, Fortschritt und gemeinsame Hindernisse.

Am Ende eines Sprints stehen die Ereignisse „Sprint Review“ und „Sprint Retrospektive“. Im Sprint Review stellt das Scrum-Team den Stakeholdern das auslieferbare Produktinkrement (Teilprodukt) vor. Fortschritt und Zwischenergebnisse werden für alle Stakeholder transpa-

rent. Damit ist es der wesentliche Überprüfungs- und Anpassungsschritt in Scrum. Er bietet die Möglichkeit des Feedbacks und der Ideensammlung mit den Stakeholdern gemeinsam. Die anschließende Sprint-Retrospektive wird ausschließlich für das Scrum-Team durchgeführt und dient der Überprüfung des vergangenen Sprints in Bezug auf die beteiligten Menschen, Beziehungen, Prozesse und Werkzeuge. Es werden die wichtigsten gut gelaufenen Elemente und möglichen Verbesserungen identifiziert und diese in eine Reihenfolge gebracht um anschließend einen Plan zu Erstellen. Dieser dient der Verbesserung der Arbeitsweise des Scrum-Teams.

Scrum wird heute auch zur Bearbeitung von Großprojekten mit mehreren Teams bis hin zu mehreren tausend Personen eingesetzt und wird dann mit Large Scale Scrum oder Scrum of Scrum bezeichnet. Scrum wird mittlerweile auch erfolgreich außerhalb der Softwareentwicklung eingesetzt (wo es ursprünglich auch herkommt) z. B. für die Hardware- oder Dienstleistungsentwicklung aber auch für Unternehmensreorganisationen.

# **Spreu und Weizen – Welche Automobilzulieferer schaffen den Strukturwandel, welche nicht?**

**M.-R. Faerber,**

Managing Partner der Struktur Management Partner GmbH, Köln

## **Kurzfassung**

Die Megatrends Digitalisierung, Vernetzung sowie Autonomes Fahren, Elektrifizierung und Leichtbau führen unausweichlich zu einem radikalen Struktur- und Technologiewandel. Aber nicht nur die Automobilindustrie ist betroffen. Die sich ergebenden Auswirkungen sind weitreichender, sodass die neuen Herausforderungen oftmals nur branchenübergreifend zu meistern sind. Dieser fundamentale Paradigmenwechsel in der Mobilität stellt bestehende Geschäftsmodelle der OEM und Zulieferer grundlegend in Frage. Ausgehend von den bestehenden Problemen und Risiken lassen sich für die betroffenen KMU vier Hauptstrategieoptionen ableiten. Für KMU ist dabei insbesondere wichtig, Bedrohungen zu antizipieren und Risiken frühzeitig in der Unternehmensplanung zu berücksichtigen. Die nötigen Maßnahmen zur rechtzeitigen Absicherung der Wertschöpfung und Finanzierung sowie entsprechende Handlungsstrategien können dann daraus abgeleitet werden. So haben KMU die Chance, dem Strukturwandel nicht nur standzuhalten, sondern diesen für sich zu nutzen und sich weiterzuentwickeln.





# Wenn Sinneswahrnehmungen digital werden und Technik fühlen lernt

## Trends und Anwendungen des Affective Computing

Dr.-Ing. J. Garbas, Fraunhofer IIS, Erlangen

### Kurzfassung

Bei menschlichen Emotionen handelt es sich um komplexe Prozesse, deren Verarbeitung auf verschiedenen kognitiven Ebenen stattfindet. Für jede dieser Ebenen – subjektive Erfahrung, physiologische Reaktion und Verhalten – gibt es unterschiedliche Messmethoden. Emotional intelligente Maschinen waren bereits in der Science-Fiction des 20. Jahrhunderts oftmals wichtiger Teil der Handlung. In der Realität kamen die ersten Computerprogramme, die menschliche Emotionen aus Mimik oder Sprache extrahieren konnten, in der Forschung in den 1990er Jahren auf. Diese ersten Anstrengungen wurden von Rosalind Picard 1997 erstmals systematisch erfasst und kategorisiert [1]. Sie stellte dabei vor allem die Rolle von Emotionen in der effizienten **Mensch-Maschine-Interaktion** heraus und gab dem Feld den Namen **Affective Computing**. Seitdem ist die technische Entwicklung in diesem Bereich rasant vorangeschritten, wie der Überblick in [2] zeigt. Das Erkennen des inneren menschlichen Zustands anhand von außen beobachtbaren Signalen profitiert insbesondere durch Innovationen im Bereich der künstlichen Intelligenz. Die KI-Forschung wiederum kann durch Affective Computing die Lücke in der **emotionalen Intelligenz** schließen. Der Beitrag gibt einen Überblick über aktuelle Trends, Anwendungen und Herausforderungen in diesem Bereich.

### 1. Hintergrund

Der rasante Fortschritt in der digitalen Erschließung der Welt liefert bereits heute einen Vorgeschmack auf die Möglichkeiten ubiquitärer Datenerfassung, Kommunikation und darauf aufbauender Datenanalyse. Beispielsweise führt die Digitalisierung im Produktionsbereich (Industrie 4.0) zur Neugestaltung von Fertigungs- und Logistikprozessen, steigert die Effizienz von Betrieben, erleichtert individuelle Produktgestaltung, ermöglicht vollkommen neue Geschäftsmodelle und verändert den Arbeitsalltag von Millionen Beschäftigten.

Es ist davon auszugehen, dass diese Entwicklung Schritt für Schritt in sämtliche Lebensbereiche vordringen wird. Die digitale Erschließung der Welt bedingt die präzise Erfassung, Verarbeitung und Interpretation der Umwelt – ähnlich **menschlichen Sinneswahrnehmungen** – als Basis für die nächste Evolutionsstufe vernetzter intelligenter Systeme. Dabei muss die

menschliche Wahrnehmung stärker in den Fokus rücken. Gefordert ist ein vom Menschen abgeleitetes und ihn umgebendes „**Internet der Sinne**“. Beim Menschen basieren auf den primären **Sensorik- und den gekoppelten Wahrnehmungsprozessen** die nachfolgenden **Bewertungsprozesse**, die dann letztendlich unsere **Emotionen**, unsere **Entscheidungen** und unser **Verhalten** bestimmen. Wir befinden uns mitten in der vierten industriellen Revolution. Diese ist gekennzeichnet durch die digitale Vernetzung von Geräten, Maschinen und Sensoren im Internet der Dinge und kognitive cyberphysische Systeme, die autonom agieren und Entscheidungen treffen.

Industrie 4.0 ermöglicht es, kundenindividuelle Produkte im industriellen Maßstab zu fertigen. So eröffnete beispielsweise der Sportartikelhersteller Adidas in Mittelfranken vor kurzem seine sogenannte Speedfactory in der vom Entwurf bis zum verkaufsfertigen Sportschuh nur noch Stunden vergehen statt wie bisher 18 Monate. Im Zusammenhang mit Industrie 4.0 werden vermehrt auch virtuelle **digitale Modelle von Prozessen, Produkten und Dienstleistungen** eingesetzt, um ihren Lebenszyklus in der digitalen Welt simulieren oder prognostizieren zu können. Für den **Menschen mit all seinen Sinneserfahrungen** gibt es solch ein Abbild jedoch noch nicht.

Hier wird das riesige marktwirtschaftliche Potenzial von Affective Computing offensichtlich: der „**Faktor Mensch**“ und die Art und Weise wie der Mensch die Welt mit seinen Sinnen wahrnimmt, ist noch nicht vollständig in digitaler Welt verfügbar. Die Digitalisierung der menschlichen Sinneswahrnehmungen und die Erfassung menschlicher Emotionen, die die Grundlage für unsere Entscheidungen bilden, machen erfolgreiche und individuelle Produkte möglich.

Auf der anderen Seite hat sich die Entwicklung im Bereich künstliche Intelligenz bisher sehr stark auf die logisch-analytischen Aspekte des Intelligenzbegriffs konzentriert. Affective Computing ist ein wichtiger Baustein, um **emotionale Intelligenz** in die Maschinenwelt zu übertragen.

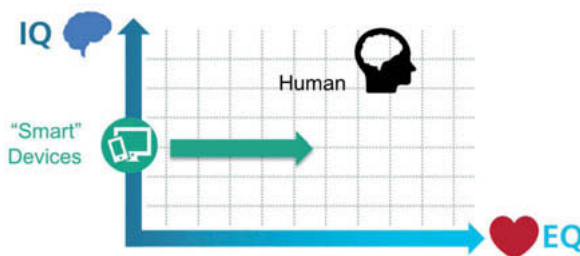


Bild 1: Emotionale Intelligenz

Bild 1 illustriert, dass der Mensch nicht „eindimensional“ ist. Geräte, die Emotionen und Sinneswahrnehmungen verstehen wie ein Mensch, eröffnen zahlreiche neue menschenangepasste Wertangebote.

## 1. Trends

*„Wenn es um die Trends der Zukunft, insbesondere im Bereich Mobile Devices, geht, führt kein Weg an Affective Computing vorbei. Schon heute sorgen Technologien wie eine intelligente Sprachsteuerung dafür, dass Du Dein Smartphone noch bequemer bedienen kannst. Wearables wie Fitnessarmbänder helfen Dir, Deine Bewegung zu optimieren. Doch das ist erst der Anfang [...] Eine völlig neuartige Kommunikationsebene zwischen Computer und Benutzer könnte bald schon Alltag sein [...]“* [3]. Der hier zitierte Blogeintrag von Vodafone ist nur eines von vielen Indizien dafür, dass Affective Computing im Begriff ist, eines der wichtigsten Innovationsthemen zu werden und nun allmählich in alle Zweige der Wirtschaft Einzug hält. Affective Computing ist die Erforschung und Entwicklung von Methoden und Systemen, die menschliche Signale und daraus abzuleitende Emotionen, sowie die wesentlichen sensorischen Größen von Objekten, Produkten und Szenarien erkennen, interpretieren, verarbeiten und simulieren können. Dies geschieht im Wesentlichen durch die maschinelle Interpretation von Biosignalen, zu denen insbesondere Mimik, Pose, Gestik, Sprache, Stimme, Bewegung, physiologischen Indikatoren und Vitalparameter gehören, die mittels Kameras, Mikrofonen, Wearables und anderen Sensoren aufgenommen werden.

IBM läutete jüngst die „Cognitive Era“ ein und investierte seit 2016 mehrere Milliarden USD in den Ausbau des *Watson IoT* Standorts in München. Affective Computing kann als Teilbereich des Cognitive Computing, also der Erforschung und Nutzung Künstlicher Intelligenz (KI), aufgefasst werden. IBM hat mit Watson eine kommerziell verfügbare KI geschaffen und sieht nun an der Schnittstelle zwischen IoT und KI das größte Wachstumspotenzial [4]. Mit der Anzahl an vernetzten Geräten steigt das Volumen an potenziell nutzbaren unstrukturierten Daten exponentiell. Affective Computing ergänzt nun die analytische Intelligenz solcher Systeme um die emotionale Intelligenz. Auch andere Big Player sehen hier einen großen Wachstumsmarkt. So kaufte Apple 2016 den Emotionserkennungsspezialist *Emotient*. Vor etwa 3 Jahren ist auch der Branchenriesen Microsoft in das Forschungsfeld Affective Computing eingestiegen. Die Zeitung *Die Welt* schreibt zu Microsofts Aktivitäten [5]: *„Leiterin der Gruppe ist die Psychologin Mary Czerwinski. 'Affective Computing wird einer der Megatrends der Zukunft werden', sagt sie. 'Ein Technologieunternehmen, das dort heute nicht investiert, wird bald keine Rolle mehr spielen' [...]“*.

Im Jahr 2030 werden die Auswirkungen der Forschung an Künstlicher Intelligenz (KI) bis zu 15,7 Billionen USD jährlich zur Weltwirtschaft beitragen [6]. Das Marktpotenzial im Teilgebiet der Erkennung und Verarbeitung menschlicher Affekte, Sinneswahrnehmungen und Biosignale wird von Analysten als sehr hoch eingeschätzt: Laut den Analysten von Markets and Markets wird der globale Markt für Emotionserkennungstechnologien (Biosensoren, Natürliche Sprachverarbeitung, Maschinelles Lernen, Gesichts- und Stimmanalyse) von 12,2 Mrd. USD 2016 auf 54,0 Mrd. USD im Jahr 2021 anwachsen (mit einer jährlichen Wachstumsrate von 34%) [7].

## 2. Technologien



Bild 2: Emotionsebenen und Möglichkeiten zur Erfassung

Bild 2 zeigt verschiedene Ebenen in denen Emotionen erfasst werden können. Affective Computing beschäftigt sich vor allem mit den beiden unteren Ebenen, der physiologischen und der Verhaltens-Ebene. Hierfür wird in der Regel auf vier Datenquellen zurückgegriffen: **Bilder und Videos, Audio-Daten, physiologische Daten und Texte**.

Für die Auswertung von **Bildern und Videos** stützt man sich meistens auf die Analyse von **Mimik**. Über Gesichtsausdrücke können vor allem positive und negative Emotionen (die sogenannte Valenz) gut unterschieden werden. Die Entwicklung der entsprechenden Algorithmen profitiert stark von den jüngsten Fortschritten in KI-basierter Bildanalyse mittels neuronaler Netze. Seltener werden auch Gestik und Körperhaltung in die Auswertung einbezogen.

Beispiele für Algorithmen zur Echtzeitauswertung von Mimik in Videos sind das *SHORE SDK* von Fraunhofer IIS [8] oder das *Emotion SDK* von Affectiva [9]. Fraunhofer IIS arbeitet zur Zeit auch an einer kamerabasierten Auswertung der Herzrate und der Herzratenvariabilität. Somit können teilweise auch schon physiologische Reaktionen (siehe weiter unten) aus Videos ermittelt werden.

Besonderer Wert muss bei der Anwendung von videobasierten Systemen auf den Datenschutz gelegt werden. So ist beispielsweise *SHORE* zertifiziert, DSGVO-konform in öffentlichen Bereichen genutzt werden zu können.

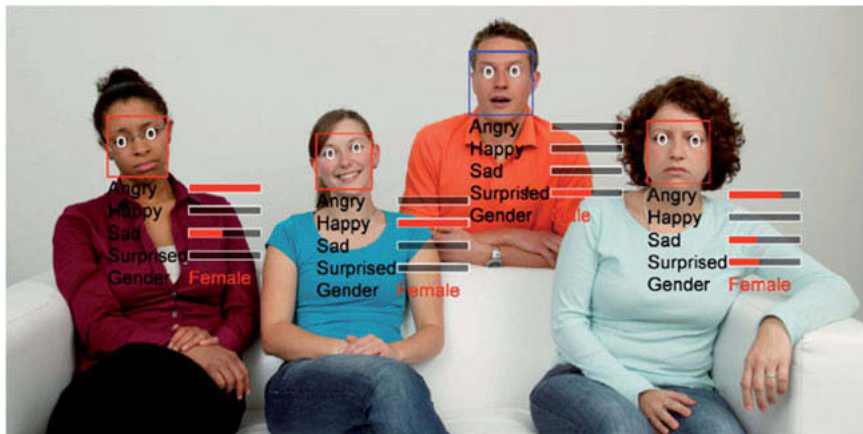


Bild 3: Screenshot einer Gesichtsanalyse mit SHORE [8]

Die Auswertung von Metainformationen aus **Audio Daten** bietet sich in Anwendungsfällen an, in denen andere Informationen nicht zur Verfügung stehen, beispielsweise in Call-Centern. Aus der **Stimme** lassen sich sowohl positive wie negative Emotionen (Valenz) als auch der Aktivierungsgrad (also z.B. der Erregungsgrad, sog. Arousal) sehr gut extrahieren. Auch Alter, Geschlecht und Persönlichkeitsmerkmale lassen sich erkennen. Ein erfolgreicher Anbieter für audiobasierte Analysen ist das deutsche Unternehmen *audeering* [10].

Durch die zunehmende Verbreitung von Wearables, die z.B. den **Puls** oder die **Herzratenvariabilität** am Handgelenk messen können, werden **physiologische Auswertungen** auch für das Gebiet Affective Computing immer mehr alltagstauglich. Hierzu werden auch Bewegungsmuster, Temperatur und Hautleitwert erfasst und mit Hilfe von Mustererkennungsverfahren bestimmten Emotionen und Affekten zugeordnet. *Empatica* ist mit seinem *E4* [11] einer der wenigen Hersteller von Wearables, der den Zugriff auf die Rohdaten der integrierten Sensoren ermöglicht und damit die Entwicklung von Algorithmen für Affective Computing ermöglicht.

Durch die **Fusion** der verschiedenen Datenquellen können Genauigkeit und Nutzbarkeit von Emotionserkennung gesteigert werden. So lassen sich bestimmte emotionale Zustände (z.B. Stress) besser aus der physiologischen Reaktion ermitteln als aus der Mimik und andersherum (z.B. lässt sich Freude sehr gut im Gesicht ablesen). Außerdem sind nicht immer alle Datenquellen verfügbar, z.B. wenn ein Nutzer sich aus dem Erfassungsbereich einer Kamera wegdreht oder kein Sprachsignal vorhanden ist, welches eine Stimmanalyse ermöglicht. Ein erfolgreicher Vertreter im Bereich der Datenfusion zur Emotionsanalyse ist *Sensum* [12].

Durch **Text-Analyse** lässt sich eine positive oder negative Haltung des Autors oder der Autorin ermitteln. Diese sogenannte **Sentimentanalyse** ist vor allem geeignet, um die mittlere Stimmung von Online-Communities in sozialen Netzwerken z.B. im Bezug auf ein Produkt zu ermitteln. IBM bietet hierfür z.B. den *ToneAnalyzer* an [13].

### 3. Anwendungsbereiche und Beispiele

Die durch Affective Computing entstehenden Anwendungen sind überaus vielseitig. Sie finden sich u.a. in folgenden Bereichen

- **Mobilität:** Systeme, die Stress, Müdigkeit, Wohlbefinden im Auto detektieren und Sicherheits- und Komfortsysteme entsprechend ansteuern, ...
- **Gaming:** Personalisierung des Schwierigkeitsgrads, Anpassung des Contents an Vorlieben des Spielers, ...
- **Gesundheit:** Erkennung depressiver Phasen, Schmerzerkennung, Biofeedback, ...
- **Smart Home:** empathische Steuerung der häuslichen Umgebung, um Wohlbefinden zu steigern, ...
- **Medienwirkung:** Werbewirkungsforschung, Empfehlungssysteme für Mediennutzung, Usability Testing, ...
- **Arbeit:** Erkennung von Stress, Überlastung und Wohlbefinden am Arbeitsplatz, empathische Mensch-Maschine-Interaktion, ...
- **Produktwirkung:** Wirkung von Geruch, Geschmack, Aussehen von Gütern des täglichen Bedarfs und Lebensmitteln, ...

Um die Auswirkung von Affective Computing Systemen zu verdeutlichen, werden im Folgenden einige konkrete Anwendungsbeispiele kurz vorgestellt.

## Metrotüren erkennen Stimmung des Fahrgastes



ViaQuatro, Inhaber der Konzession für die Metro in São Paulo, hat die Züge der Yellow Line mit interaktiven Türen ausgestattet, die den Passagieren Werbung und Informationen anzeigen. Sensoren und Gesichtserkennungstechnologie, die in die Türen integriert wurden, überwachen hierbei die Reaktion der Fahrgäste. So kann die Tür die Stimmung eines Mitfahrenden erkennen und ihn als glücklich, unzufrieden, überrascht oder neutral einstufen. Des Weiteren kann sowohl die Anzahl der Passagiere als auch das Durchschnittsalter und das Geschlecht eines jeden Fahrgasts ermittelt werden.

## KI für die Fahrerzustandserkennung

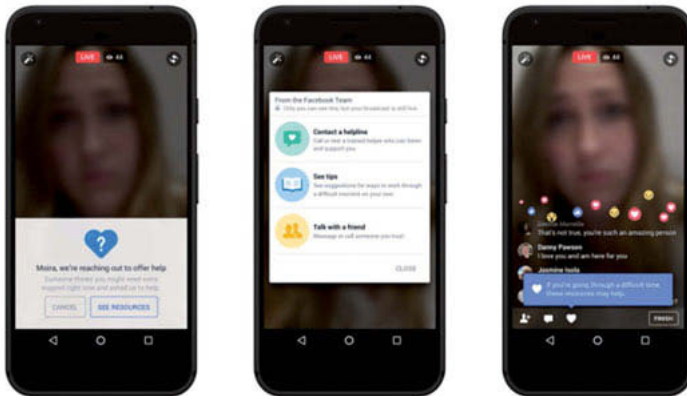


Affectiva, ein Start-up des MIT Media Lab, hat eine emotionale KI-Software eingeführt, die semiautomen Autos das Steuer überlässt, sobald die Aufmerksamkeit des Fahrers nachlässt. Das System soll vor allem helfen, Verkehrsunfälle zu verhindern, die aus einem Sekundenschlaf oder einer Abgelenktheit resultieren. Nahinfrarot- und RGB-Kameras nehmen das Gesicht des Fahrers auf, und die Gesichts- und Sprachverfolgungstechnologie analysiert mit Hilfe künstlicher Intelligenz Ausdrücke und Emotionen wie Freude, Wut und Überraschtsein. So stellt sie fest, ob der Fahrer beispielsweise gähnt oder die Augen schließt.

## Roboter hilft Kindern mit Autismus

Das Verstehen und Ausdrücken von sozio-emotionalen Signalen, wie z. B. Gesichtsausdruck und Stimmenmodulation, ist bei Kindern mit Autismus beeinträchtigt. Während menschliche Interaktionspartner für sie schwer einzuschätzen sind, nehmen diese Kinder Roboter als vorhersehbarer und weniger komplex wahr. Häufig sind sie zudem technisch interessiert und aufgeschlossen. Zur Entwicklung der sozio-emotionalen Kommunikationsfähigkeiten autistischer Kinder wird im Projekt ERIK von der HU Berlin, audeering, dem Fraunhofer IIS und weiteren Partnern eine neue Therapieform mit Hilfe eines robotischen Systems entwickelt und erprobt.

## KI von Facebook erkennt Selbstmordabsichten



Facebook hat eine erweiterte künstliche Intelligenz eingeführt, um Beiträge auf Anzeichen von Selbstmordgedanken hin zu untersuchen. Das System ist nicht darauf angewiesen, dass andere Nutzer verdächtige Inhalte melden. Vielmehr nutzen Algorithmen des Netzwerks Mustererkennung, um Postings und Kommentare nach Schlüsselwörtern zu durchsuchen. Erkennt die künstliche Intelligenz Verdachtsmomente, etwa wenn Kommentatoren den Beitragsersteller fragen, ob es ihm gut geht oder Hilfe benötigt wird, wird die Information von Mitarbeitern überprüft. Bei einer Intervention besteht die Möglichkeit, Ersthelfer wie Freunde und Familie zu benachrichtigen.



## Campus der Sinne entwickelt Systeme für die Bewertung von Gerüchen



Der Campus der Sinne [14] fasst sich als gemeinsames Vorhaben der Fraunhofer-Institute für Integrierte Schaltungen IIS und Verfahrens- und Verpackungstechnik IVV mit der Friedrich-Alexander Universität Erlangen-Nürnberg mit der gesamtheitlichen Digitalisierung der menschlichen Sinneswahrnehmung. Insbesondere die technische Verfügbarmachung des menschlichen Geruchssinns wird im Campus vorangetrieben. Dazu ist es wichtig, die Reaktion von Menschen auf Geruchsreize ermitteln zu können. Hierfür werden Methoden und Technologien des Affective Computings, insbesondere der Gesichtsanalyse und der physiologischen Sensorauswertung genutzt und weiterentwickelt. Die Entwicklungen werden u.a. eingesetzt, um Emissionen aus Kunststoffen zu erfassen und ihre Wirkung auf den Menschen zu untersuchen oder zu beeinflussen. Durch die Umsetzung in digitalen Assistenzsystemen, sollen die Entwicklungen beispielsweise Parameter im Produktionsprozess in Echtzeit beeinflussen können.

## 4. Zusammenfassung

Der Beitrag gibt eine kurze Übersicht über Technologien, die zur automatischen Analyse von Emotionen und Affekten genutzt werden können. Das sogenannte Affective Computing ergänzt die Forschung an künstlicher Intelligenz um die emotionale Intelligenz. Analysten und Technologiegiganten wie IBM oder Apple sehen ein großes wirtschaftliches Potenzial in den entsprechenden Technologien, weshalb stark in sie investiert wird. Einige Anwendungsbeispiele illustrieren das Potenzial in verschiedenen Domänen. In Zukunft wird es auch im Bereich der Produktion u.a. von Kunststoffen Anwendungen geben, um die Wirkung von Aussehen, Geruch und Haptik auf den Menschen automatisiert erfassen und Produktionsprozesse entsprechend steuern zu können.

Der Autor dankt der Firma Trendone für die Bereitstellung einiger Anwendungsbeispiele aus dem Trendexplorer.

- [1] R. W. Picard: Affective Computing, MIT Press, 1997, ISBN 978-0262661157
- [2] S. Poria, E. Cambria, R. Bajpai, A. Hussain: A Review of Affective Computing: From Unimodal Analysis to Multimodal Fusion, 2017, Information Fusion, 37, <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2017.02.003>
- [3] <http://blog.vodafone.de/digital-life/affective-computing-wenn-smartphones-deine-gefuehle-verstehen/>
- [4] <https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/48443.wss>
- [5] <http://www.welt.de/incoming/article142816929/Die-Menschenversteh.html>
- [6] <http://www.visualcapitalist.com/economic-impact-artificial-intelligence-ai/>
- [7] <http://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/affective-computing-market-130730395.html>
- [8] <http://www.iis.fraunhofer.de/shore>
- [9] <https://www.affectiva.com/product/emotion-sdk/>
- [10] <https://www.audeering.com>
- [11] <https://www.empatica.com/research/e4/>
- [12] <https://sensum.co/>
- [13] <https://www.ibm.com/watson/services/tone-analyzer/>
- [14] <https://www.campus-der-sinne.fraunhofer.de/>

# Machine Learning zur Erkennung von Veränderungen beim Spritzgiessprozess

Prof. Dr. **F. Ehrig**, Prof. Dr. **G. Schuster**,  
HSR Hochschule für Technik Rapperswil, Rapperswil, Schweiz

## Kurzfassung

Der heutige Spritzgiessprozess zur Produktion von fertigen Kunststoffbauteilen ist ein sehr komplexer Vorgang. Es sind viel Erfahrung und Fachwissen notwendig, um qualitativ hochwertige Bauteile herzustellen. Änderungen in Kunststoff-Chargen, Umwelteinflüsse und verschleissbedingte Veränderungen an Maschinenkomponenten können die Qualität der Formteile stark beeinflussen. Daher benötigt eine Spritzgiessmaschine einen erfahrenen Verfahrenstechniker, welcher auf ändernde Eingangsgrössen Gegenmassnahmen einleiten kann. Moderne Maschinen können alle diese Gegenmassnahmen aufzeichnen und haben ausserdem Zugriff auf eine enorme Fülle von internen Maschinendaten. Somit sollte es für ein geeignetes Machine Learning (ML) Verfahren möglich sein, diese Gegenmassnahmen automatisch zu erlernen. Deep Learning (DL) ist der Stand der Technik in ML und mit DL wird es erstmals möglich, Prozessanomalien vorausschauend aufgrund der enormen Fülle von internen Messsignalen zu erkennen. Wenn ein Verfahrenstechniker eingreift, wird die Beziehung zwischen der Einstellaktion und der Anomalie gelernt, so dass das ML-System in Zukunft Prozessoptimierungsvorschläge frühzeitig machen kann. Dies ist ein fundamental neuer Prozessmanagementansatz, da ML schon Probleme erkennen kann, welche für den Verfahrenstechniker noch nicht sichtbar sind und gleich auch Einstellmassnahmen vorschlägt, welche es durch Generalisierung der beobachteten Massnahmen von Verfahrenstechnikern automatisch abgeleitet hat. Im Rahmen eines Vorprojekts wurde untersucht, ob Prozessänderungen erkannt werden können.

## 1. Einsatz von Machine Learning beim Spritzgiessen

Nach unserem Wissen gibt es auf dem Markt kein Machine Learning/Deep Learning (ML/DL) basierendes Spritzgiessprozessmanagementsystem. Eine Adaption von ML/DL durch die Industrie hat noch wenig stattgefunden, da DL immer noch ein relativ neuer Ansatz für ML ist, welcher sehr viele Daten und viel Rechenleistung erfordert. Der beste Weg solche ML/DL-Ansätze für die Industrie interessanter, d.h. besser und robuster zu machen, ist die die Er-

höhung der Anzahl der zur Verfügung stehenden Daten. Moderne Spritzgiessmaschinen sind in der Lage, alle internen Maschinendaten in einer hohen zeitlichen Auflösung aufzunehmen, was die Erfolgsaussichten für ein ML/DL basiertes System signifikant erhöhen. Es ist aber erst seit kurzer Zeit möglich, solche Daten aus der Maschine zu erhalten, wie z.B. mit dem DataXplorer von Krauss Maffei. Dies ist ein weiterer Grund, warum es noch kein ML/DL basiertes Spritzgiessprozessmanagementsystem gibt. Daher ist dies der ideale Zeitpunkt, um in diese Technologie zu investieren, da die Theorie, die Software, die Hardware und die Datenlage endlich gut genug sind für ein vielversprechendes System.

Der Stand der Technik wird in der Präsentation "Mehrwert in der Praxis: Intelligente Nutzung von Prozess- und Maschinendaten aus der Spritzgiessproduktion" gut dargelegt [1]. Im Vortrag werden Anomalien anhand von handgefertigten Features erkannt, also ohne einen DL-Ansatz gearbeitet, da in DL die Feature Detektoren automatisch vom Neuronalen Netzwerk gelernt werden und somit nicht von einem erfahrenen Ingenieur von Hand programmiert werden müssen. Die Idee einer Handlungsempfehlung an den Verfahrenstechniker wird im Ausblick erwähnt.

In dem an der HSR durchgeführten Vorprojekt wurden anhand von Maschinendaten aus dem DataXplorer (40 Signale, über 45 s, mit 200 Samples/Sekunde abgetastet = 360'000 Datenpunkte pro Bauteil und Zyklus) das Gewicht, die Länge und die Breite eines Spritzgiessbauteils vorhergesagt. Die relative Genauigkeit (Standardabweichung/Mittelwert) dieser Vorhersagen ist besser als 1% für Bauteile, welche nicht in der Trainingsmenge waren. Zum Beispiel wird mit Absicht die Werkzeugtemperatur erhöht (dem ML-Algorithmus wird aber keine Information über das Werkzeug zugänglich gemacht), um zu sehen, ob das Verfahren die resultierenden Änderungen immer noch vorhersagen kann. Es kann dies mit der obigen relativen Genauigkeit, obwohl, wie erwähnt, dem Verfahren keinerlei Informationen über das Werkzeug zur Verfügung stehen, also auch keine Innendruckkurve und/oder irgendwelche Werkzeugtemperaturen. Da diese Qualitätsdaten mit einer hohen relativen Genauigkeit geschätzt werden konnten, wird ermöglicht, physikalische Qualitätsprüfungen weniger oft vorzunehmen, eventuell nur, wenn die Schätzung vorhersagt, dass die Qualität bald ausserhalb eines definierten Toleranzbandes fallen wird. Wenn immer dann eine physikalische Qualitätsprüfung durchgeführt wird, dann werden diese Daten wieder in den ML-Algorithmus zurückgeführt, um weiter zu lernen und zukünftige Schätzungen noch zu verbessern.

## 2. Ziele und Risiken

Da das oben genannte Vorprojekt gute Resultate liefert und der Stand der Technik in der Anomalie-Detektion [2-5] gut bekannt ist, kann davon ausgegangen werden, dass eine grundsätzlich automatische Anomalie-Detektion für den Spritzgiessprozess erreichbar ist. Das grösste Risiko liegt hier darin, dass das Beschaffen von mehr Prozessdaten grossen Aufwand erzeugt, da konstant Experimente auf der Spritzgiessmaschine gefahren werden müssen. Wenn also eine Prozessschwankung auftritt, verlangsamt sich das ganze Projekt. Dies ist ein grosser Unterschied zu dem ML, welches Internetfirmen betreiben können, da dort digitale Daten konstant erzeugt werden, ohne dass ein physikalischer Prozess laufen muss. Mit andere Worten, eventuell ist es mit echten physikalischen Prozessen schwierig, die Macht von DL auszunutzen, da die Datensammlung zu teuer und zu zeitaufwendig ist.

Der nächste Schritt, dass Erlernen der Handlungsmassnahmen des Operators (beim Spritzgiessen: Verfahrenstechniker) durch das ML-System als Folge der detektierten Anomalie ist ein „Imitation Learning“ (IL). Das Papier „Bridging the Gap Between Imitation Learning and Inverse Reinforcement Learning“ zusammen mit den Referenzen in dieser Publikation definieren hier den Stand der Technik [6]. Dies ist ein sehr aktives Forschungsgebiet und noch sind erst wenige dieser Ideen in ein echtes Produkt eingeflossen. Aufbauend auf dem Vorprojekt stellt dies jedoch eine echte Chance dar, da es eine klar definierte Umgebung ist, und somit das IL hoch fokussiert ist.

Das Ziel ist es, einen Schritt Richtung vollständiger Automatisierung des Spritzgiessprozesses zu gehen („lights-out manufacturing“). Dabei sollen Anomalien selbständig vom ML-System erkannt werden, ohne die Hilfe eines erfahrenen Menschen, sondern nur anhand von Daten. Spritzgiessdaten sind für diesen Zweck gut geeignet, da der Prozess inhärent zyklisch ist und schnell sehr viele sehr ähnliche Daten vorhanden sind. Dass ein ML-System solche Anomalitäten selbständig detektieren können, haben aktuelle ML-Systeme in den letzten paar Jahren klar gezeigt. Während der Lernphase werden die Anomalien detektiert und die darauffolgenden Einstellaktionen des erfahrenen Operators beobachtet. Somit entsteht eine „Supervised Learning“ Situation, in der für jede detektierte Anomalie, eine entsprechende Aktion gelernt werden kann. Moderne ML-Systeme können dann anhand solcher Daten generalisieren, dies bedeutet, dass mit genügend Trainingsdaten und einem geeigneten ML-System, auch vernünftige Einstellaktionen für noch nie gesehene Anomalien vorgeschlagen werden können. Dies ist ein fundamentaler Schritt vorwärts in der Automation eines solch komplexen Prozesses, welcher eine signifikante Innovation im Prozessmanagement

darstellt. Durch diese Generalisierung der Einstellaktionen auf neue noch nie beobachtete Anomalien kann das ML-System mehr als nur bekannte Aktionen abrufen. Es hat wirklich generalisiert und somit kann es auch Aktionen vorschlagen, welche als solche eventuell noch nie benutzt wurden, aber dennoch für diese noch nie beobachtete Anomalie sinnvoll sind.

### 3. Voruntersuchungen zum Machine Learning anhand eines einfachen Bauteils

In einer Art Machbarkeitsanalyse wurden an der HSR erste Untersuchungen zum Einsatz des Machine Learning bei Spritzgiessen durchgeführt. Die verwendete Spritzgiessmaschine PX120-380 von KraussMaffei verfügt über einen integrierten DataXplorer, der die Aufzeichnung der Maschinensignale während des Zyklus ermöglicht, wie z.B. Temperaturen, Drücke, Leistungen, Steuersignale, Geschwindigkeiten und Positionen. Diese mehr als 300'000 Daten/pro Zyklus standen dann für die Auswertung und Bildung von Modellen zur Verfügung.

Die Untersuchungen wurden an einem einfachen Bauteil, dem Eisschaber, durchgeführt (Bild 1).

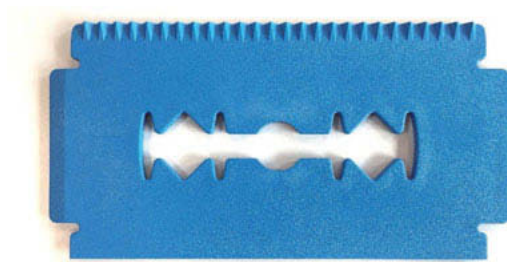


Bild 1: Testbauteil Eisschaber

Ausgehend von einem guten Betriebspunkt wurden gezielt Störungen eingebracht, welche so auch in einem realen Produktionsbetrieb auftreten können:

- Versuchsreihe 1 (72 Bauteile) - Referenz Versuchsreihe. Einstellungen so gewählt, dass die Eiskratzer innerhalb der Toleranzen liegen.
- Versuchsreihe 2 (56 Bauteile) - Nachstellung, z.B. verkalkte Kühlkanäle: Temperatur des Mediums der Werkzeugtemperierung erhöht

- Versuchsreihe 3 (57 Bauteile) - Nachstellung, z.B. Chargenschwankung: Zylindertemperatur erhöht
- Versuchsreihe 4 (52 Bauteile) - Nachstellung, z.B. falscher Kunststoff: 10% Fremdmaterial hinzugefügt

Als Kunststoff ist bei allen vier Versuchen Polypropylen (HF955MO) verwendet worden. Für jeden Versuch wurden die entsprechenden Qualitätsmerkmale gemessen. Von den in Bild 2 angegebenen waren dies Länge (1), Breite (2), Lippenabstand (3) und Gewicht (5). Die optische Beurteilung hinsichtlich Bindenahtausbildung (4) wurde zurückgestellt.

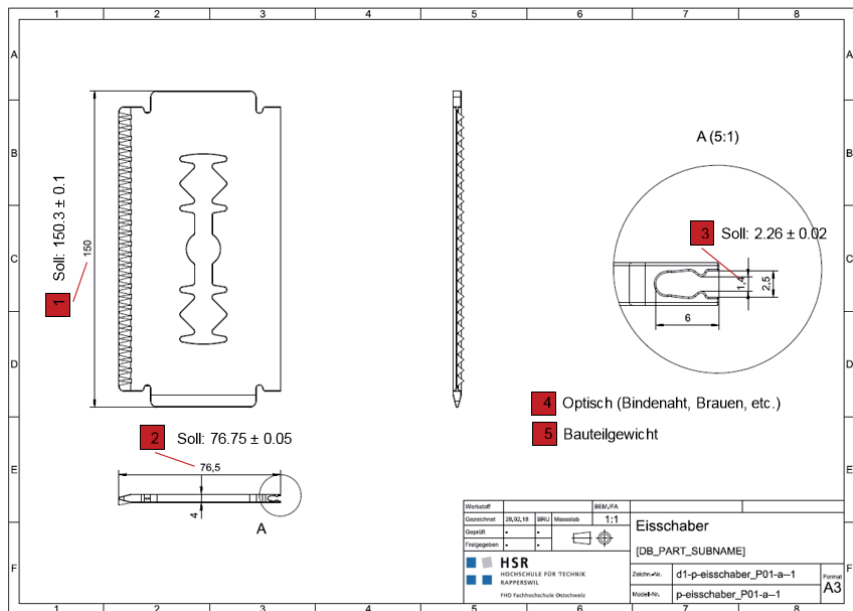


Bild 2: Ausgewertete Qualitätsdaten des Eisschabers

Durch die Messung von Qualitätsmerkmalen an den hergestellten Bauteilen und einem Vergleich mit den erfassten Maschinendaten wurden die Modelle abgeleitet und trainiert.

In einem ersten Schritt wurde analysiert, mit welchen und wie vielen Features sich die einzelnen Testreihen klassifizieren lassen. Um herauszufinden, welche Features hierbei den grössten Einfluss haben, wurde eine Forward Stepwise Selection ausgeführt. Als Resultat

liefert dieses Verfahren eine geordnete Liste von geeigneten Features. Die Daten aus den Testserien V1-V4 können mit bloss zwei dieser wichtigen Features vollständig getrennt werden. Ein Beispiel für Features, welche diese Trennung sehr gut ermöglichen, sind im Bild 3 dargestellt. Dabei wurde für die eigentliche Klassifizierung der Versuchsreihen eine Linear Discriminant Analysis (LDA) benutzt.

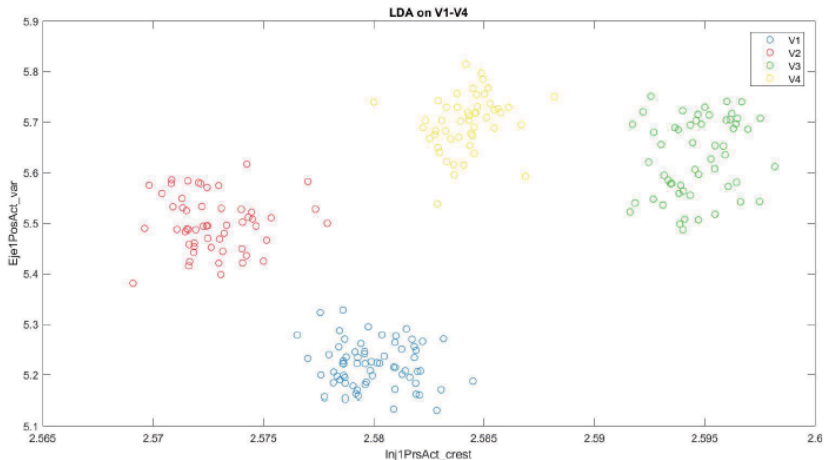


Bild 3: Ergebnisse nach Klassifikation mit LDA V1-V4

An Testserien (zufällige Daten aus den Versuchsreihen, welche *nicht* für die Entwicklung der Modelle verwendet wurden) wurden die Modelle getestet, in dem die Qualitätsmerkmale der Bauteile vorausgesagt werden konnten. Die Ergebnisse sind in Bild 4 dargestellt.



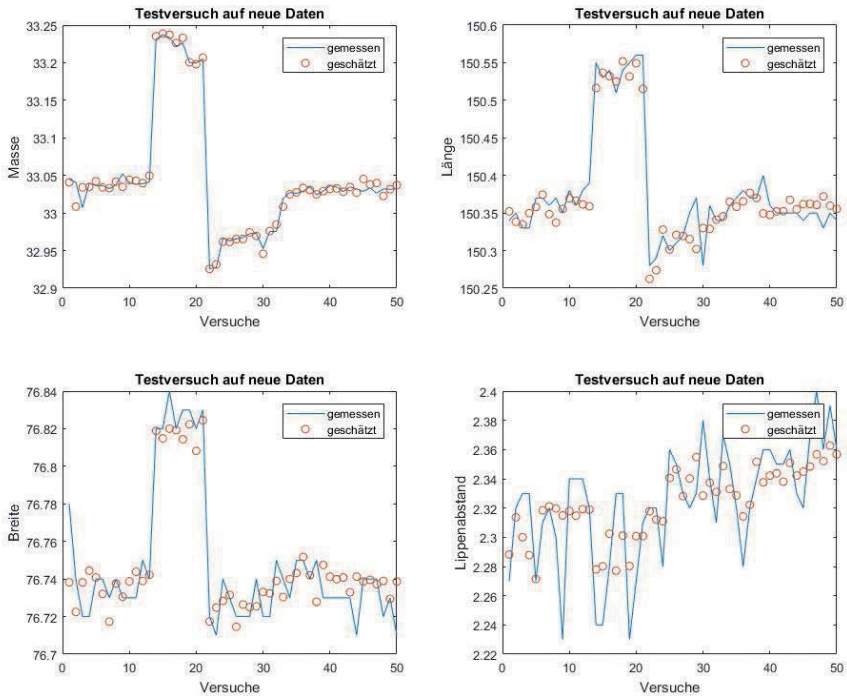


Bild 4: Vorhersage der Qualitätsdaten durch die Modelle

Die relative Genauigkeit (Standardabweichung/Mittelwert) dieser Vorhersagen ist besser als 1% für Bauteile, welche nicht in der Trainingsmenge waren. Zum Beispiel wird in diesem Vorprojekt mit Absicht 10% Fremdmaterial beigefügt, um eine Chargenschwankung zu simulieren. Dem Algorithmus werden keine Informationen zur Charge zugänglich gemacht und dennoch kann dieses Verfahren die obige relative Genauigkeit immer noch erreichen. Dies ist überraschend, da diese 10% Fremdmaterial nur einen Einfluss auf das Bauteilgewicht hatte und nicht auf die Länge und/oder Breite. Die Länge und Breite wurden weiterhin gleich geschätzt wie ohne Fremdmaterial aber das Gewicht wurde entsprechend höher geschätzt, was sich als richtig herausgestellt hat.

#### 4. Ausblick auf das zukünftige Potenzial

Grundsätzlich werden die Modelle auf neue unbekannte Testserien besser, wenn sie mit mehr Daten trainiert werden. Die einfachste Methode, um die Qualität noch weiter zu verbessern, ist demnach mehr Daten hinzuzufügen. Auch gibt es noch Potenzial die Modelle weiter zu verbessern. So zeigen die Ergebnisse, dass es einige hoch-dimensionale Abhängigkeiten zwischen den verwendeten Features und den Qualitätsmerkmalen geben könnte. Eine Analyse mit höherdimensionalen Regressionsmodellen könnte ebenfalls zu einer Verbesserung führen. Ein weiterer Ansatz wäre auch auf andere Methoden der linearen Regression auszuweichen, z.B. auf eine Local Regression.

Ziel der nächsten Schritte wird die Übertragung auf andere Bauteile sein. Der Eisschaber ist ein relativ einfaches Bauteil. Durch die Analyse weiterer Bauteile (mit unterschiedlichen Wanddicken, Heisskanal, etc.) und auch weiterer Kunststoffe können noch mehr Effekte ausgemacht und die Feature Selection optimiert werden.

#### 5 Literatur

- [1] I. Brexeler, S. Kruppa, et al.: „Mehrwert in der Praxis: Intelligente Nutzung von Prozess- und Maschinendaten aus der Spritzgiessproduktion“, VDI-Jahrestagung Spritzgiessen, Baden-Baden, 20./21.02.2018
- [2] H. Baomarand and P.J. Bentley, «An Intelligent Autopilot System that learns piloting skills from human pilots by imitation», 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Arlington, VA, USA, 2013, pp.1023-1031
- [3] H. Baomarand and P.J. Bentley, «An Intelligent Autopilot System that Learns Flight Emergency Procedures by Imitating Human Pilots», 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Athens, 2016, pp.1-9
- [4] H. Baomarand and P.J. Bentley, «Autonomous Navigation and Landing of Airliners Using Artificial Neural Networks and Learning by Imitation», 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Hawaii, USA, 2017. (accepted)
- [5] H. Baomar and P.J. Bentley, «Autonomous Landing and Go-around of Airliners Under Severe Weather Conditions Using Artificial Neural Networks», The 2017 International Workshop on Research, Education and Development on Unmanned Aerial Systems (RED-AUS), Linköping, Sweden, 2017. (accepted)
- [6] Bilal Piot; Matthieu Geist; Oliver Pietquin; Bridging the Gap Between Imitation Learning and Inverse Reinforcement Learning IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Year: 2017, Volume:28, Issue:8 Pages: 1814-1826 IEEE Journals & Magazine

# **Steigerung von Produkt- und Prozessqualität beim Spritzgießen durch künstliche Intelligenz**

## **Enhancing product and process quality in injection molding using artificial intelligence**

M.Sc. **A. Schulze Struchtrup**, M.Sc. **M. Janßen**,  
Prof. Dr.-Ing. **R. Schiffers**, Institut für Produkt Engineering,  
Universität Duisburg-Essen

### **Kurzfassung**

Da die maschinentechnischen Optimierungspotentiale von Spritzgießmaschinen als weitgehend ausgereizt gelten, treten zunehmend Verbesserungsansätze aus dem Bereich der Regelungstechnik und Datenanalytik in den Vordergrund. Im letztgenannten Bereich können Verfahren aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz einen Mehrwert bieten. Der vorliegende Beitrag zeigt exemplarisch anhand von zwei Anwendungen, wie sich durch den Einsatz von maschinellem Lernverfahren Produkt- und Prozessqualität beim Spritzgießen steigern lassen.

### **Abstract**

Since the machine-technical optimization potentials of injection molding machines are considered largely exhausted, improvements in the field of process control and data analytics are increasingly coming into focus. In the latter area, artificial intelligence techniques can provide benefit. By means of two applications, the present article shows how product and process quality in injection molding can be increased using machine learning methods.

### **Einleitung**

Kunststoffverarbeitende Unternehmen in Hochlohnländern sind permanent herausgefordert, trotz vorhandenem Kostendrucks höchste Anforderungen an die Produktqualität zu erfüllen. Diese Ausgangssituation erfordert zum einen eine permanente Prozessoptimierung in der industriellen Spritzgießproduktion. Zum anderen bringt sie die an Hersteller von Spritzgießmaschinen gerichtete Forderung nach Produkten und Dienstleistungen mit sich, welche den Kunststoffverarbeiter bei der Erreichung seiner Ziele unterstützen.

Da heutige Spritzgießmaschinen bereits über eine sehr hohe (Reproduzier-) Genauigkeit der Achsenbewegungen verfügen, welche kaum noch Verbesserungspotential aufweist, hat sich

der Fokus von Forschung und Entwicklung in den vergangenen Jahren in Richtung neuer Regelungstechniken verschoben [1], [2], [3], [4]. Im Zuge der Entwicklung zur Industrie 4.0 gewinnen zudem datenbasierte Ansätze zur Steigerung von Produkt- und Prozessqualität zunehmend an Bedeutung. Diese zielen darauf ab, aus den häufig bereits vorhandenen Prozess- und Maschinendaten einen Mehrwert zu generieren [5]. Die Verfolgung dieser Zielsetzung erfordert geeignete Werkzeuge, welche neben der klassischen Statistik immer öfter auch aus dem Bereich des maschinellen Lernens stammen, welches ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz darstellt.

Hiervon ausgehend zielt der vorliegende Beitrag darauf ab, die Grundlagen des maschinellen Lernens zu vermitteln, welche für eine erfolgreiche Anwendung auf Daten aus dem Spritzgießprozess benötigt werden. An zwei Beispielen für überwachtes und unüberwachtes Lernen wird gezeigt, welche Zielsetzungen verfolgt werden können und welche Voraussetzungen für eine erfolgreiche Anwendung erfüllt sein müssen.

## **Künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen**

Künstliche Intelligenz ist ein breitgefächertes Themengebiet, welches sich mit der algorithmischen Realisierung menschenähnlicher Intelligenz befasst und in dessen Zentrum das maschinelle Lernen aus Daten sowie die Ableitung von Schlussfolgerungen aus dem Gelernten stehen. Maschinelles Lernen zielt darauf ab, Zusammenhänge und Strukturen in Eingabedaten zu identifizieren und die enthaltenen Informationen in komprimierter Form in Modellen abzubilden. Das maschinelle Lernen selbst umfasst wiederum mehrere Teilbereiche, von denen das überwachtes und das unüberwachtes Lernen die größte Relevanz aufweisen. Überwachtes Lernen bezeichnet die Aufgabe einen funktionalen Zusammenhang zwischen Eingabedaten und Ausgabedaten zu erlernen. Somit handelt es sich bei der datenbasierten Formteil-Qualitätsprognose um ein typisches überwachtes Lernproblem, bei dem die Abhängigkeiten zwischen Prozessdaten (Eingabedaten) und Formteilqualität (Ausgabedaten) ermittelt werden sollen. Das unüberwachtes Lernen unterscheidet sich vom überwachtem Lernen insofern, dass lediglich Eingabedaten, jedoch keine Ausgabedaten („Label“) gegeben sind. Ziel ist in dem Fall, Strukturen und Verteilungen in den Daten zu erkennen [6]. Aus diesen Informationen können dann beispielsweise Aussagen über vom Normalzustand abweichende Datenpunkte, sogenannte Anomalien abgeleitet werden, welche zur Prozessüberwachung genutzt werden können. Durch die Kombination von auftretenden Anomalien können im Anschluss daran durch in ein Expertensystem integriertes Bedienerfachwissen zudem Rückschlüsse auf die zugrundeliegenden Störungen gezogen werden [7].

## Auswahl von Daten, Merkmalen und Lernverfahren

Bevor es an die Lernphase und die darauffolgende Anwendung der erlernten Modelle geht, sind einige Voraussetzungen zu erfüllen und Vorbereitungen zu treffen. Grundvoraussetzung für ein erfolgreiches Lernen ist, dass die Informationen – auch wenn nicht offen sichtbar – in der vorhandenen Datenbasis enthalten sind.

Ist dies gegeben, so gilt es, aus den Rohdaten geeignete Kennzahlen, sogenannte Merkmale, zu extrahieren und zu selektieren, welche die Eingabedaten für das zu wählende maschinelle Lernverfahren darstellen. Hierbei ist zu beachten, dass als Eingabewerte nur Istwerte und keine Sollwerte verwendet werden können, da letztere an einem gegebenen Betriebspunkt konstant sind. Dies würde zu ebenfalls konstanten Prognosewerten für die Formteilqualität führen, was aufgrund allgegenwärtiger Störeinflüsse bekanntermaßen nicht der Fall ist.

Im klassischen Ansatz, welcher auch heute noch verbreitet ist, erfolgt auf Basis von verfügbaren Istwerten eine wissensbasierte Auswahl von meist fünf Prozessgrößen (vgl. z.B. [8]). In diesem Fall liegen die Daten bereits als Kennzahlen vor, sodass der Schritt der Merkmalsextraktion entfällt. Um jedoch möglichst viele der in den hoch aufgelösten Sensor-Rohdaten enthaltenen Prozessinformationen zu erhalten, sind die vordefinierten Istwerte häufig nicht ausreichend. In diesen Fällen gilt es, direkt auf die zugrundeliegenden Sensorsignale zuzugreifen und selbstständig geeignete Merkmale zu extrahieren. Dies ist beispielsweise mit dem KraussMaffei *DataXplorer* möglich, welcher die relevanten Prozesssignale mit einer Abtastrate von 200Hz aufzeichnet [9]. Aus diesen hochaufgelösten Signalverläufen können mit dem *ibaAnalyzer* Merkmale extrahiert werden. Hier bieten sich grundsätzlich zwei verschiedene Herangehensweisen: Entweder die gezielte, auf Erfahrungswerten beruhende Extraktion von einigen wenigen Merkmalen oder die Extraktion einer größeren Anzahl von Merkmalen, bei denen ein Zusammenhang zur Formteilqualität denkbar erscheint. Im letzteren Fall schließt sich an die Merkmalsextraktion noch der Schritt der Merkmalsselektion, d.h. die Auswahl der für die Prognose geeignetsten Merkmale an.

Zur algorithmischen Merkmalsselektion existiert eine große Anzahl an Verfahren, welche sich in die Gruppen Filter, Wrapper und Embeddings einteilen lassen. Filter erstellen basierend auf einem definierten Kriterium, z.B. dem Korrelationskoeffizienten, eine Rangliste über alle Merkmale. Von dieser Rangliste werden in einem zweiten Schritt die Merkmale mit der höchsten Korrelation zur Formteilqualität ausgewählt. Dieser Ansatz hat den Vorteil, dass er sehr recheneffizient ist und auch bei einer großen Anzahl an Merkmalen skaliert. Jedoch werden Abhängigkeiten bzw. Korrelationen zwischen den Merkmalen untereinander nicht berücksichtigt, was zu suboptimalen Ergebnissen führen kann. Um dieser Herausforderung

zu begegnen, wurde Filteransätze entwickelt, die gegenseitige Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen berücksichtigen [10]. Wrapper beziehen im Gegensatz zu Filtern das gewählte maschinelle Lernverfahren in die Merkmalsselektion mit ein, indem die Modellgüte für verschiedene Merkmalskombinationen bestimmt wird. Ausgewählt wird die Merkmalskombination, d.h. die Merkmale, die die beste Modellgüte erreichen. Da in Abhängigkeit der Anzahl von Merkmalen eine extrem große Anzahl von Merkmalskombinationen existiert, lassen sich nicht alle denkbaren Merkmalskombinationen mit vertretbarem Aufwand auswerten. Daher wurden Ansätze entwickelt, welche eine effizientere Merkmalsauswahl ermöglichen. Hierbei unterscheidet man Ansätze zur Vorwärts-Auswahl und Rückwärts-Elimination. Bei ersteren werden beginnend mit einem Merkmal weitere Merkmale entsprechend des größten Hinzugewinns an Modellgüte ausgewählt, während beim zweitgenannten Ansatz ausgehend von der Gesamtheit aller Merkmale schrittweise einzelne Merkmale entsprechend des geringsten Verlusts an Modellgüte eliminiert werden. Da für jede Merkmalskombination ein neues Modell gebildet werden muss, sind Wrapper-Ansätze, auch in den effizienteren Varianten, vergleichsweise rechenintensiv (engl. „brute force“). Bei der letzten Gruppe, den Embeddings, ist die Merkmalsauswahl integrierter Bestandteil des Lernverfahrens. Da diese Verfahren zur Merkmalsselektion meist sehr spezifisch für das jeweilige Lernverfahren sind, wird an dieser Stelle auf eine ausführliche Darstellung verzichtet. [11]

Zusätzlich zu den verwendeten Merkmalen ist die Auswahl eines geeigneten, überwachten Lernverfahrens erforderlich, um das vorliegende Regressionsproblem zu lösen. Neben bekannten Ansätzen wie der multiplen, linearen Regression und künstlichen neuronalen Netzen ist auch in diesem Bereich eine große Anzahl an Verfahren verfügbar, die jeweils spezifische Vor- und Nachteile aufweisen. Ziel einer Gesamtapplikation muss es daher sein, das zu verwendende Lernverfahren vollautomatisch auszuwählen. Dies erfordert wie bereits bei der wrapperbasierten Merkmalsauswahl ein Modelllernen zur Bestimmung der Modellgüte, welche als Auswahlkriterium herangezogen wird. Die Kombination der genannten Einzelschritte ermöglicht es, auf Basis optimaler Lerndaten, Merkmale und Verfahren ein Modell zu bilden, welches den gestellten Anforderungen bestmöglich gerecht wird.

## Qualitätsprognose durch überwachtes Lernen

Die Bereitstellung der vom Kunden geforderten Produktqualität stellt die Grundvoraussetzung für jede wirtschaftlich nachhaltige Spritzgießproduktion dar. Dies gilt insbesondere für kunststoffverarbeitende Unternehmen in Hochlohnländern, welche sich über die Qualität ihrer Produkte, nicht jedoch über den Preis gegenüber der zunehmenden Konkurrenz aus dem asiatischen Raum behaupten können.

Die Sicherstellung der Qualität führt in Abhängigkeit der gestellten Anforderungen mitunter zu hohen Aufwendungen für die Qualitätssicherung. Hiervon ausgehend wurde schon vor längerem die Forderung nach einer Prognose oder gar Regelung der Formteilqualitätsmerkmale auf Basis von Prozessdaten gestellt und seitens der Forschung aufgegriffen [12], [13], [14]. Diese konnten sich aus verschiedenen Gründen bislang allerdings nicht in der industriellen Praxis durchsetzen. Vorhandene Lösungsansätze zeichneten sich neben dem Implementierungsaufwand meist durch einen kontinuierlichen Aufwand zum Betrieb durch Bediener aus. Darüber hinaus ist die Anpassung an andere Maschinen, Werkzeuge oder Materialien aufgrund mangelnder Flexibilität mit hohem Aufwand verbunden.

Voraussetzung für eine erfolgreiche Umsetzung in der Praxis ist folglich eine flexible und für den Anwender mit minimalem Aufwand beherrschbare Applikation. Diese sollte sich dadurch auszeichnen, dass die zuvor beschriebenen Schritte der Daten-, Merkmals- und Verfahrensauswahl, wie auch der Lernprozess an sich, samt Validierung und Anwendung vollautomatisch ablaufen. Die drei letztgenannten Schritte stellen dabei den Kern jedes überwachten Lernverfahrens dar. In der Lernphase liegen sowohl Prozessdaten, als auch Qualitätsdaten vor, auf deren Basis ein Modell gebildet, d.h. die Zusammenhänge zwischen Prozess- und Qualitätsdaten gelernt werden. Im Anschluss wird das Modell mit Daten konfrontiert, welche nicht in der Lernphase verwendet wurden (Validierung). Durch Vergleich der realen Qualitätsdaten mit den Prognosewerten wird die Modellgüte ermittelt. Zudem lassen sich Aussagen über eine mögliche Überanpassung treffen; dies wäre der Fall, wenn in der Lernphase eine sehr hohe Modellgüte, in der Validierungsphase hingegen eine sehr niedrige Modellgüte vorliegt. Wurde ein Modell mit zufriedenstellender Güte erlernt, kann dies im laufenden Prozess angewendet werden. Hierbei ist zu beachten, dass sich die erlernten Zusammenhänge mit der Zeit verändern können, was eine (idealerweise automatische) Modellanpassung erforderlich machen kann [15]. Bild 1 gibt einen Überblick über die drei Phasen der Modellbildung und -anwendung.

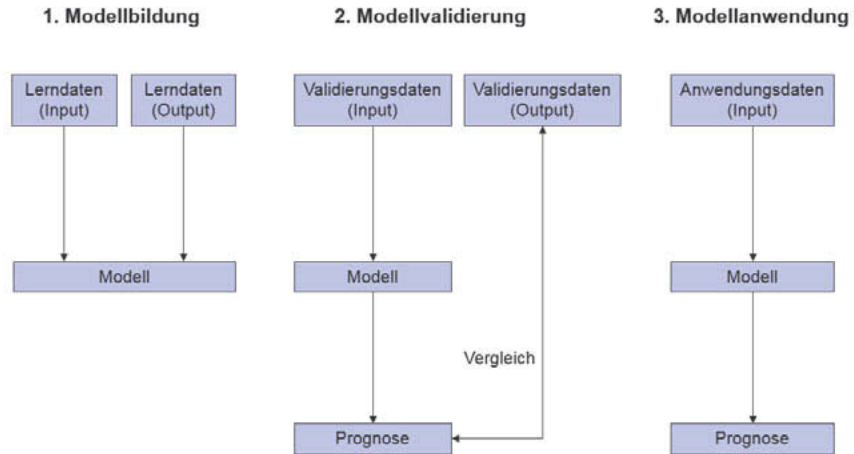


Bild 1: Vorgehen bei überwachtem Lernen

### Anomalie-Erkennung durch unüberwachtes Lernen

Die meist stichprobenbasierte Formteil-Qualitätserfassung wird in der industriellen Praxis in der Regel durch Überwachung des Spritzgießprozesses in Form einer Toleranzüberwachung einiger, als wichtig erachteter Kennzahlen („Istwerte“) ergänzt. Dies erfolgt anhand durch den Maschinenbediener vorgegebener, fester Toleranzgrenzen, welche meist auf Erfahrungen basieren. Da für jede Kennzahl separate Grenzen definiert werden, ist eine Berücksichtigung von Wechselwirkungen zwischen den Kennzahlen nicht möglich. Aus Gründen der Handhabbarkeit wird zudem nur eine geringe Anzahl von Kennzahlen toleriert, wie bspw. Zykluszeit, maximaler Massedruck und Restmassepolster etc.

Eine ganzheitliche Prozessüberwachung erfordert jedoch eine größere Anzahl an Kennzahlen sowie die Berücksichtigung von deren wechselseitigen Abhängigkeiten. In Fällen, in denen keine oder nur unzureichende Qualitätsinformationen vorliegen oder diese nicht zyklusgenau zugeordnet werden können, bieten sich unüberwachte maschinelle Lernverfahren an. Diese zielen darauf ab, Strukturen und Zusammenhänge in Daten zu erkennen [6] und sind somit in der Lage, vom Normalzustand abweichende Prozesszustände zu identifizieren. Hierzu zählen auch Cluster-Verfahren wie der DBSCAN-Algorithmus (engl. density-based spatial clustering of applications with noise) [16]. Dieser ist zum einen recheneffizient und kann zum anderen sowohl nicht-konvexe Cluster bilden und auch mit Rauschen umgehen, woraus sich eine gute Eignung zur Analyse von Spritzgießprozessdaten ergibt. Bei der Clusteranalyse werden die vorhandenen Datenpunkte im multidimensionalen Raum (die Dimen-



sion entspricht der Anzahl an Kennzahlen) anhand ihrer Nähe zueinander in mehrere Cluster unterteilt, wobei die Datenpunkte in einem Cluster untereinander eine größere Ähnlichkeit zu einander aufweisen als zu den Datenpunkten, welche nicht zu dem Cluster gehören (vgl. Bild 2). Um nun anhand der Clusterzugehörigkeit Aussagen über den Anomaliestatus eines Datenpunkts (Zyklus) treffen zu können, wird die Annahme getroffen, dass die Mehrheit der Zyklen normal ist, was in der industriellen Spritzgießproduktion in aller Regel gegeben ist. Hiervon ausgehend kann nun geschlossen werden, dass die Datenpunkte im größten Cluster als normal einzustufen sind, während die Datenpunkte in allen kleineren Clustern sowie als Rauschen eingestufte Datenpunkte als anomal gelten. [17]

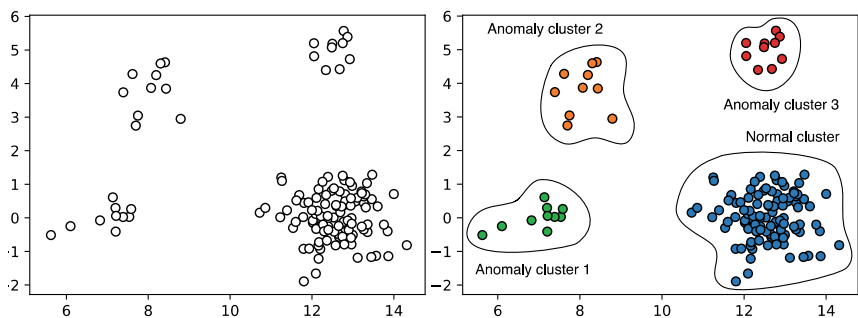


Bild 2: Clusterzugehörigkeit entscheidet über den Anomaliestatus [17]

### Expertensystem zur Unterstützung des Maschinenbedieners

Die Erkennung und Kommunikation von Anomalien an den Maschinenbediener bieten für sich genommen nur einen begrenzten Mehrwert. Dieser kann jedoch deutlich gesteigert werden, indem die Anomalieinformationen um Aussagen zu den zugrundeliegenden Störeinflüssen ergänzt werden. Diese Ursachenfindung erfordert zum einen Wissen über die relevanten Prozesszusammenhänge und zum anderen die Fähigkeit zur Schlussfolgerung auf Basis dieser Informationen. Die genannte Kombination einer Wissensbasis mit einer Verarbeitungseinheit (auch Inferenzmaschine) wird in diesem Zusammenhang auch als Expertensystem bezeichnet [18]. Zunächst gilt es, das erforderliche Bediener- bzw. Expertenwissen über die relevanten physikalischen und technischen Zusammenhänge in maschinenlesbarer Form zu hinterlegen. Durch die Gesamtheit aller Einzelzusammenhänge ergibt sich ein Strukturdiagramm mit den benötigten Ursache-Wirkung-Beziehungen des Spritzgießprozesses (vgl. Bild 3). Durch Rückverfolgung im Strukturdiagramm können die Anomalieinformationen auf die zugrundeliegenden Ursachen zurückgeführt werden. Sobald die Ursache bzw. der ver-

antwortliche Störeinfluss eingegrenzt ist, können dem Maschinenbediener Handlungsempfehlungen zur Problemlösung bereitgestellt werden.

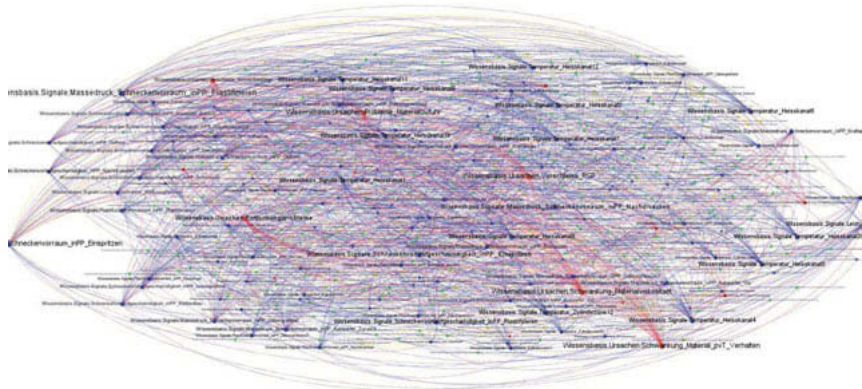


Bild 3: Visualisierung der Wissensbasis mit den Zusammenhängen im Spritzgießprozess  
(Ursachen rot, Signale blau, Kennzahlen grün, Sollwerte gelb)

## Fazit und Ausblick

Um ausgehend von einer hohen Prozessbeherrschung beim Spritzgießen Produkt- und Prozessqualität weiter zu steigern, rücken zunehmend Methoden aus dem Bereich der Datenanalyse in den Fokus der Forschung. Dies umfasst auch Verfahren, welche der künstlichen Intelligenz und des maschinellen Lernens zuzuordnen sind. Im vorliegenden Beitrag wurden daher die Grundlagen des überwachten und unüberwachten maschinellen Lernens dargestellt und auf zwei beispielhafte Problemstellungen, namentlich Qualitätsprognose und Prozessüberwachung, angewendet. Aufgrund der zunehmenden Datenverfügbarkeit und Rechenleistung ist davon auszugehen, dass die vorgestellten und weitere datengetriebene Anwendungen zeitnah ihren Weg in die industrielle Praxis finden werden.

Neben den beschriebenen Methoden der vertikalen Datennutzung innerhalb des Spritzgießprozesses ergeben sich auch aus dem horizontalen Datenaustausch zwischen Entwicklung und Produktion potentielle Mehrwerte. Wie sich bereits abzeichnet, werden in der Spritzgießsimulation ermittelte Daten zukünftig nicht mehr nur in der Produktentwicklung verwendet, sondern zunehmend auch dem Maschinenbediener zugänglich gemacht, damit dieser noch adäquater auf Qualitätsschwankungen reagieren kann. Um dies zu ermöglichen sind jedoch noch verschiedene Herausforderungen hinsichtlich der Genauigkeit der Simulation sowie der Übertragung auf den Realprozess (Transferlernen) zu überwinden.

## Quellen

- [1] Holzinger, G., Schiffers, R., Moser, S., Kruppa, S.: An Adaptive Filling to Packing Switchover Method for Injection Molding. SPE-ANTEC Tech. Papers, 60, 2248, 2014.
- [2] H. Caliendo: Injection Molding: Engel launches new version of iQ weight control software. URL: <https://www.ptonline.com/products/injection-molding-engel-launches-new-version-of-iq-weight-control-software>, abgerufen 27.11.17, 2017.
- [3] N., N.: Milacron und iMFlux unterzeichnen Vereinbarung für den weltweiten Wandel im Spritzgießbereich. URL: [https://www.milacron.com/de/news\\_and\\_events/milacron-and-imflux-sign-first-of-its-kind-agreement-to-change-the-way-the-world-molds/](https://www.milacron.com/de/news_and_events/milacron-and-imflux-sign-first-of-its-kind-agreement-to-change-the-way-the-world-molds/), abgerufen 30.10.18, 2018.
- [4] Hopmann, C., Abel, D., Heinisch, J., Stemmler, S.: Self-optimizing injection molding based on iterative learning cavity pressure control. Production Engineering – Research and Development. Springer Verlag, 2017.
- [5] Brexeler, I., Kruppa, S., Schiffers, R., Schulze Struchtrup, A.: Mehrwert in der Praxis: Intelligente Nutzung von Prozess- und Maschinendaten aus der Spritzgießproduktion. VDI Jahrestagung Spritzgießen, Baden-Baden, 2018.
- [6] Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J.: The elements of statistical learning. Data mining, inference, and prediction. Second edition, Springer Verlag, 2009.
- [7] Schiffers, R., Wortberg, J., Schulze Struchtrup, A., Kruppa, S.: Automatic Anomaly Detection and Root Cause Analysis for Holistic Process Monitoring and Control in Injection Molding. SPE-ANTEC Tech. Papers, 64, 430, 2018.
- [8] Hopmann, C., Theunissen, M., Heinisch, J.: Von der Simulation in die Maschine – objektivierbare Prozesseinrichtung durch maschinelles Lernen. VDI Jahrestagung Spritzgießen, Baden-Baden, 2018.
- [9] Kruppa, S., Schiffers, R., Busl, M., Lettau, U.: Advanced Data Acquisition and Analysis for Injection Molders. Society of Plastic Engineers (SPE) ANTEC, Anaheim (USA), 2017.
- [10] Ding, C., Peng, H.: Minimum Redundancy Feature Selection from Microarray Gene Expression Data. 2nd IEEE Computer Society Bioinformatics Conference (CSB 2003), S. 523-529, IEEE Computer Society, 2003.
- [11] Guyon, I., Elisseeff, A.: An Introduction to variable and feature selection. Journal of machine learning research (JMLR), special issue on variable and feature selection, 3, S. 1157-1182, 2003.

- [12] Häußler, J.: Eine Qualitätssicherungsstrategie für die Kunststoffverarbeitung auf der Basis künstlicher Neuronaler Netzwerke. Dissertation, Universität Gesamthochschule Essen, 1994.
- [13] Vaculik, R.: Regelung der Formteilqualität beim Spritzgießen auf Basis statistischer Prozessmodelle. Dissertation, RWTH Aachen, 1996.
- [14] Chen, W., Tai, P., Wang, M., Deng, W.: A neural network-based approach for dynamic quality prediction in a plastic injection molding process. *Expert Systems with Applications*, 53 3, S. 843-849, 2008.
- [15] Gama, J., Zliobaite, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M., Bouchachia, A.: A Survey on Concept Drift Adaptation. *ACM Computing Surveys*, Vol. 46, No. 4, Article 44, 2014.
- [16] Ester, M., Kriegel, H., Sander, J., Xu, X.: A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, S. 226-231. AAAI Press, 1996.
- [17] Schiffers, R., Morik, K., Schulze Struchtrup, A., Honysz, P., Wortberg, J.: Anomaly detection in injection molding process data based on unsupervised learning. *Zeitschrift Kunststofftechnik / Journal of Plastics Technology* 14 5, S. 301-347, 2018.
- [18] Lunze, J.: Künstliche Intelligenz für Ingenieure: Methoden zur Lösung ingenieurtechnischer Probleme mit Hilfe von Regeln, logischen Formeln und Bayesnetzen 3. Auflage, 2016.

## **14.0 Pilotfabrik für die smarte Kunststoffverarbeitung**

### **14.0 Pilot Plant for Smart Polymer Processing**

Prof. Dr.-Ing. **G. Steinbichler**, DI. **K. Straka**,  
Institut für Polymer Spritzgießtechnik und Prozessautomatisierung,  
Johannes Kepler Universität, Linz, Austria

#### **Kurzfassung**

Mit der digitalen Transformation gewinnt die Integration von Technologien an Bedeutung, die die Simulation der Realität, sowie das Erfahrungswissen von Menschen um zusätzlich aus Daten generierte Informationen erweitert. Daraus ableitbar ist das Potenzial, die Verfahren und Prozesse in kunststoffverarbeitenden Betrieben zu optimieren und zu beschleunigen. Die Pilotfabrik des Linz Institute of Technology (LIT Factory) an der Johannes Kepler Universität in Linz/Österreich ist eine wirtschaftsnahe und offene Infrastrukturplattform für smarte Produktion, um ganzheitlich und disziplinen-übergreifend zu innovieren, demonstrieren und zu lehren. Die Pilotfabrik umfasst verfahrenstechnische Anlagen der Kunststoffverarbeitung und -aufbereitung ausgehend von der Bauteilentwicklung bis zum Recycling. Exemplarisch werden Entwicklungen entlang der Wertschöpfungskette für die Fertigung tapeverstärkter, thermoplastischer und recycelbarer Leichtbaustrukturen vorangetrieben. Im Fokus steht die digitale Vernetzung zum Wohle von Mensch, Umwelt und Wirtschaft.

#### **Abstract**

The integration of technologies becomes more important with digital transformation. The simulation of reality (virtual reality) combined with human experience expands with additional information generated out of measured data (augmented reality). The pilot plant of the Linz Institute of Technology (so-called LIT Factory) at the Johannes Kepler University in Linz/Austria represents a business-friendly and open infrastructure platform for smart production and holistic innovations, demonstrations and teaching over disciplines. The pilot plant comprises exemplified polymer processing systems for production of thermoplastic lightweight composite structures from design up to recycling and creates benefits for people, environment and economy with digital networks.

## 1. Digitalisierung und digitale Transformation

Digitalisierung und digitale Transformation ist in aller Munde. Dahinter stecken Chancen und Potenziale auch für die Spritzgießbranche. Digitalisierung an sich ist nur ein Prozess der analoge bzw. physisch vorhandene Produkte digital abbildet, kopiert oder überträgt. Bei der digitalen Transformation geht es um das Lösen von Problemen mit den bestmöglichen Mitteln. Dabei gewinnt die Integration von Technologien weiterhin an Bedeutung, die die Simulation der Realität für den Menschen (Virtual Reality) um zusätzlich aus Daten generierte Informationen erweitert (Augmented Reality - darunter versteht man die computergestützte Erweiterung der Realitätswahrnehmung). Bisher wird jedoch unter erweiterter Realität (Augmented Reality) nur die visuelle Darstellung von Informationen verstanden, also die Ergänzung von Bildern oder Videos mit computergenerierten Zusatzinformationen oder virtuellen Objekten mittels Einblendung oder Überlagerung. Zusätzlich sollen aber auch aus Prozessdaten analysierte Informationen ein erweitertes Bild der Realitätswahrnehmung liefern.

Petry hat die Treiber und Konsequenzen der digitalen Transformation im folgenden Bild 1 zusammengefasst [1].



Bild 1: Treiber und Konsequenzen der digitalen Transformation [1].

Zu Beginn steht das Wachstum des Unternehmens mit den Kernthemen der Vernetzung, KI und Big Data. Konsequenzen sind vor allem die Veränderung der Arbeit an sich, die des Kundenverhaltens und der allgemeinen Wettbewerbssituation. In einer digitalisierten VUCA-Welt (Volatility – Flüchtigkeit, Uncertainty – Unsicherheit, Complexity – Komplexität und Ambiguity – Mehrdeutigkeit) geht es vor allem darum, die Zukunft vorauszudenken und mit zeitgemäßen Lösungen das Miteinander in Unternehmen zu stärken. Die eingesetzte Energie in sinnvolle Kanäle zu lenken, damit diese in wertschöpfende Ansätze und Maßnahmen münden.

Wir digitalisieren uns bereits seit vielen Jahren. Von einer digitalen Transformation sprechen wir jedoch erst, seitdem wir versuchen die Realwelt und die digitale Welt zu vernetzen. In einer Studie wurden in Europa Vorstände von Unternehmen über ihre Meinung und Bedeutung zu den angeführten Themenschwerpunkten befragt. Die Prozentzahlen bringen zum Ausdruck, wie viele Befragte das Thema als wichtig einstufen, Bild 2.

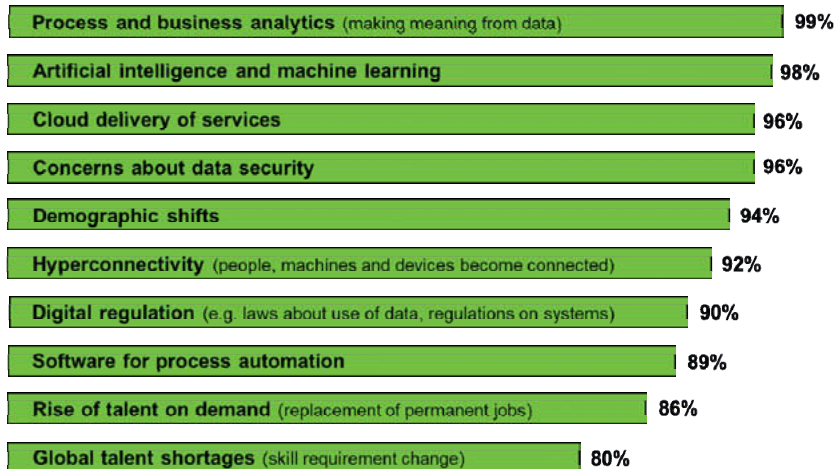


Bild 2: The digital force multiplier on work in Europe 2020.

Einfluss der Themenschwerpunkte auf die Arbeit in Europa im Jahr 2020 –  
Ergebnis einer Befragung unter Unternehmensvorständen [2].

Darunter sind zahlreiche Themen der digitalen Transformation zu finden [2].

Mit zunehmendem Wettbewerb auch in der Kunststoffindustrie werden Produkte immer schneller „commodisiert“. Produzenten sind gefordert ihre Geschäftsmodelle anzupassen und ihre Wertschöpfung über die klassische Produktinnovation hinaus zu sichern. Die digitale Transformation und die damit verbundene Vernetzung der Produktionsanlagen und Produkte sowie der Akteure entlang der Wertschöpfungskette in der Kunststoffindustrie bietet interessante wirtschaftliche Zusatzpotenziale, Bild 3.

Die Transformation ist auf mehreren Ebenen ein zentraler Enabler für Serviceorientierung und Serviceerbringung. Die Vernetzung fördert modulare Wertschöpfungsformen durch offene Standards und Datenaustausch.



Bild 3: Wertschöpfungskette und Wertschöpfungsschichten in der Kunststoffindustrie.

## 2. Standortbestimmung: Wie sieht die heutige Realität in der Spritzgießbranche aus?

Vor lauter 4.0 und KI (Künstliche Intelligenz) wird man schon mal nachlässig, auf die Realität und den konkret erzielbaren Anwendernutzen zu schauen. Wir kaufen eine coole neue Spritzgießmaschine, die sich selbst einstellt und optimiert sowie im Prozess auftretende Störgrößen ausregelt. Die Daten dazu holt sich die Maschine aus der Cloud. In der Realität sind wir davon aber noch ein gutes Stück entfernt.

Wir entwickeln und konstruieren unsere Spritzgussteile und -werkzeuge seit vielen Jahren auf 3D-CAD-Systemen und nutzen CAD-CAM-Kopplungen für die Fertigung. Seit fast 40 Jahren haben wir die Möglichkeit den Spritzgießprozess zu simulieren und es hat große Fortschritte in der Visualisierung und Aufbereitung der Ergebnisse gegeben. Daraus könnten wertvolle Informationen für die Einstellung der Spritzgießmaschine und die Prozessoptimierung abgeleitet werden. Bei kritischer Hinterfragung stellt sich heraus, dass für den/die Spritzgießer/in nur sehr selten und nur in Einzelfällen Informationen und Daten aufbereitet bzw. gewonnen werden. Die Aussagen und Gründe dafür sind vielfältig:

- fehlende Organisationsabläufe und standardisierte Dokumentation bzw. Datenschnittstellen,
- fehlendes Vertrauen in Simulationsergebnisse,
- fehlende Datenaufbereitung zur Einstellung der Spritzgießmaschine.

Dies sind nur einige Aussagen, die man bei Hinterfragung als Antworten erhält. Viele dieser bereits verfügbaren Informationen (Verarbeitungsdaten für das Material, Formteil- und Werkzeugdaten) würden dem/der Spritzgießer/in eine wertvolle Hilfe liefern bzw. könnten ähnlich einer NC-Programmierung bei Werkzeugmaschinen für die Voreinstellung der Spritzgießmaschine unter Einsatz verfügbarer virtueller Maschinenmodelle genutzt werden, Bild 4. An der



Realisierung einer solchen Datendurchgängigkeit entlang der Wertschöpfungskette, beginnend beim Bauteilentwickler, Werkzeugbauer, Materiallieferanten und Maschinen- und Anlagenbauer bis zum Spritzgießproduzenten basierend auf neuen Geschäftsmodellen und Bereitstellung von Daten auf Datenplattformen, wird gearbeitet.



Bild 4: Virtuelle Produktionszelle – Datendurchgängigkeit

Verwendung von Formteil-, Werkzeug- und Materialdaten sowie Ergebnissen aus der Prozess-Simulation zur Einstellung der Spritzgießmaschine.

### 3. Assistenzsysteme und Bausteine für autonomes Spritzgießen

Ein solcher Voreinstelldatensatz kann mit Unterstützung bereits real existierender Assistenzsysteme wie z.B. für die Selbsteinstellung der Schließkraft und als Basis für die weitere Prozessoptimierung zur Erfüllung der geforderten Qualitätsparameter genutzt werden. Mittels einer virtuell durchgeführten Prozessoptimierung mit statistischer Versuchsplanung (virtuelle DOE's – Design of Experiments) in der Prozess-Simulationsphase können bereits im Vorfeld Haupteinflussparameter z.B. auf die Formteilabmessungen für die reale Optimierung identifiziert werden. Nach erfolgter Prozessoptimierung und Fertigungsfreigabe können Prozess- und Qualitätsregler auftretende Störgrößen (Materialchargen-schwankungen, Umgebungseinflüsse usw.) ausgleichen, Bild 5.

Eine Prozessregelung wie z.B. das iQ weight control von ENGEL kann aus der Analyse des Fülldruckbedarfes Schmelzemengen- oder Viskositätsänderungen erkennen und darauf noch im laufenden Prozess durch Veränderung des Umschaltvolumens und/oder des Nachdruckes reagieren. Unterschiede in der Kühlwassertemperatur werden mit e-flomo und iQ flow control von ENGEL ausgeregelt.

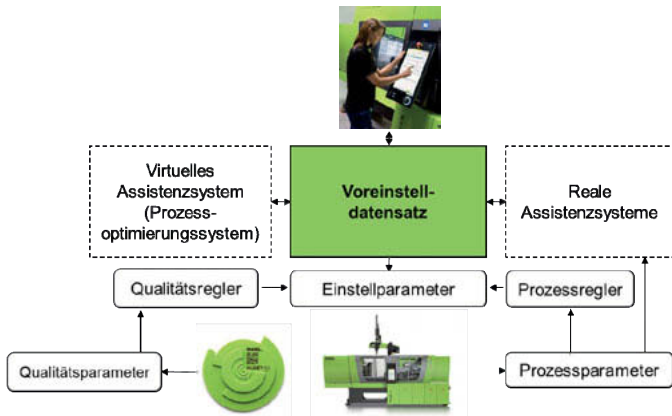


Bild 5: Bausteine für autonomes Spritzgießen.

Assistenzsysteme müssen neben einer aktiven Prozessregelung und dem automatischen Auffinden einzelner Einstellwerte dem/der Spritzgießer/in maßgeschneiderte Informationen mit hoher Prozesstransparenz für eine Problemlösung bieten, Bild 6.

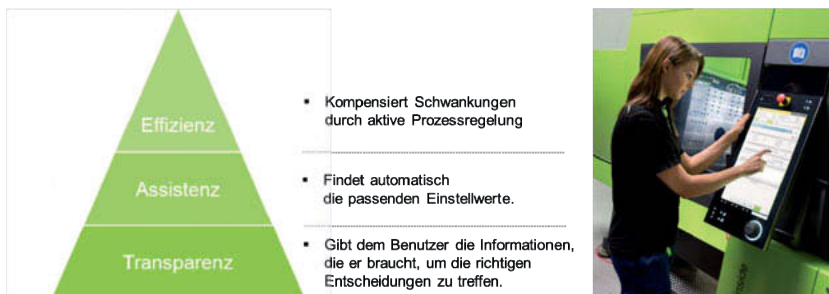


Bild 6: Assistenzsysteme für das Spritzgießen.

#### 4. KI als zukünftiges Werkzeug für das Spritzgießen

Seit den 1950er-Jahren wird an KI-Lösungen geforscht. Ziel war bereits damals Systeme zu entwickeln, die selbständig Aufgaben erledigen können, für die normalerweise menschliche Intelligenz notwendig ist. Erst seit wenigen Jahren stehen Rechenleistungen und ausrei-

chend Trainingsdaten zur Verfügung, die sinnvolle KI-Lösungen in vielen Bereichen – Industrie 4.0, Medizintechnik, Fahrerassistenzsystemen und mehr realisierbar machen. Greifbar wird künstliche Intelligenz im Alltag bei automatisierten Chatbots oder Virtual Assistants (wie Alexa von Amazon oder Siri von Apple). Aber kluge Köpfe und Data Scientists alleine werden nicht ausreichen. Es ist eine Kopplung mit physikalisch eindeutig beschreibbaren Modellen sowie die Einbringung von domänenspezifischen Fachwissen und Erfahrung erforderlich. Es geht um die Unterstützung des Menschen. KI-Systeme müssen als Assistenzsysteme verstanden werden und im jeweiligen Anwendungsbereich Sinn machen.

Manche sagen, KI ist derzeit “etwas overhyped”. KI ist vor allem ein Werkzeug und wir wissen, dass ein Schraubenzieher auch nicht immer bei der Problemlösung hilft. Viele sind sich aber auch einig, dass KI für erhebliche zusätzliche Wertschöpfung sorgen kann. Den Rohstoff für KI bilden Daten, deren Charaktereigenschaften mit Volumen, Verschiedenheit, Wahrhaftigkeit, Zuwachs oder Veränderbarkeit beschrieben werden können. Im Gegensatz zur menschlichen Intelligenz kann die KI jedoch riesige Datenmengen (Big Data) zeitnah zur Entscheidungsfindung heranziehen. Im Prinzip funktionieren alle Methoden des maschinellen Lernens nach demselben Muster: Aus Big Data werden mit Hilfe von Filtermethoden Smart Data, woraus dann neues Wissen auch mit Transfer Learning generiert wird. Kernfrage bleibt aber, wie aus vorliegenden großen Datenmengen das nötige Wissen für Effizienzsteigerungen, innovative Geschäftsmodelle und neue Produkte ableitbar sind.

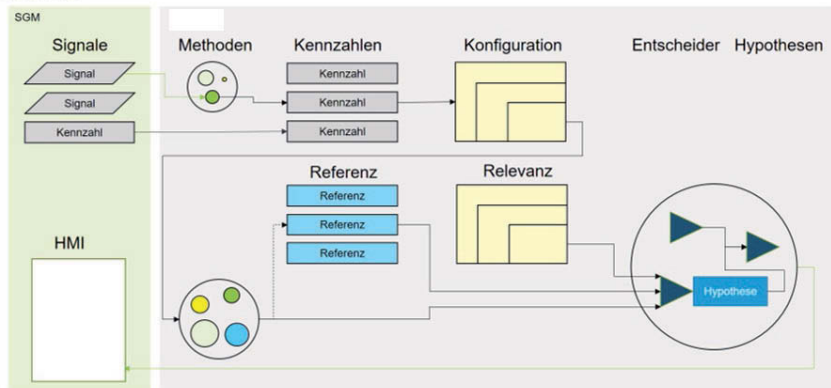


Bild 7: Prozesszustandserkennung mittels automatisierter Prozessdatenanalyse gekoppelt mit Expertenwissen für das Spritzgießen.

Derzeit werden Systeme zur Prozesszustandserkennung mittels automatisierter Prozessdatenanalyse gekoppelt mit Expertenwissen und Lösungen zur Problembeseitigung auf Basis von Entscheidungsbäumen entwickelt. Damit erhält der/die Spritzgießer/in eine effiziente Assistenz zur Prozesslösung, Bild 7.

### 5. Funktionierende Kommunikationsinfrastruktur und Cloud-Lösungen

KI ist einer der wichtigsten Bausteine für das Internet of Things (IoT). Doch für die Umsetzung brauche es vor allem eine funktionierende Kommunikationsinfrastruktur, damit z.B. Sensoren an den Produktionsanlagen ihre mit KI ausgewerteten Daten auch in die Cloud senden können und Services zur Steigerung der Anlageneffektivität (mit z.B. Condition Monitoring und Data Analytics) umsetzbar sind.

Als Grundlage für die herstellerunabhängige Maschine-zu-Maschine-Kommunikation kristallisiert sich auch im Kunststoffmaschinen- und anlagenbau zunehmend OPC-UA (Open Platform Communication Unified Architecture) als Kommunikationsstandard heraus. Grundvoraussetzung für den Einsatz ist ein auf dem Internet Protokoll (IP) basierendes Netzwerk. Für die Plug&Work-Funktion sind die Kernfunktionalitäten von Maschinen und Anlagen bei unterschiedlichen Herstellern auf die gleiche Art im Informationsmodell beschrieben [3]. Erweiterte Informationsmodelle können über den Standard hinausgehende Funktionen beinhalten. Know-how von Maschinen- und Anlagenbauern, z.B. Funktionen zur Optimierung, kann durch rollenbasierte Berechtigungen granular geschützt werden. Mit OPC-UA kann auch eine IT-sichere Industrie-4.0-Kommunikation umgesetzt werden.

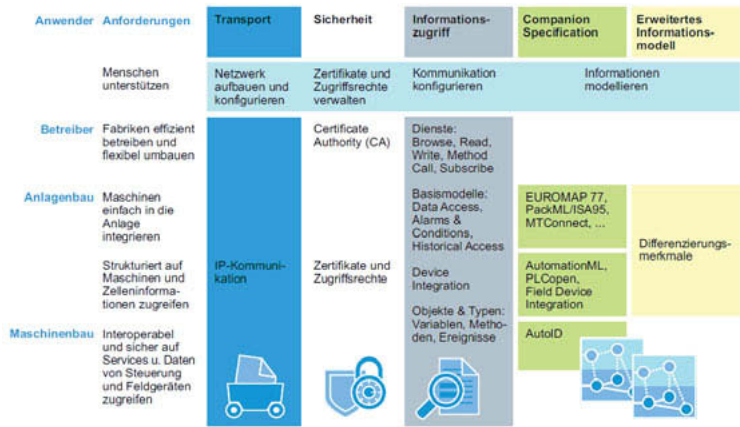


Bild 8: Der Werkzeugkasten OPC UA für die Industrie-4.0-Kommunikation [3].

Der Werkzeugkasten OPC UA mit seiner serviceorientierten Architektur (SOA) ermöglicht einen standardisierten Austausch von Maschinendaten, ersetzt aber nicht die deterministische Kommunikation innerhalb von Maschinen, sondern ermöglicht eine einheitliche Kommunikation zwischen Anlagen, Maschinen und Komponenten unterschiedlicher Hersteller, Bild 8. Die international tätige OPC Foundation verwaltet die Standardisierung.

Bisher wurden Spritzgießmaschinen über eine textbasierte Schnittstelle für einen Maschinentyp auf Basis des Euromap 65 Standards an Leitrechner und MES (Manufacturing Execution System) angebunden. Um die Vernetzung von Spritzgießmaschinen untereinander und mit anderen Anlagenkomponenten zu vereinfachen, wurde der neue Standard Euromap 77 auf Basis von OPC UA entwickelt und wird in einem internationalen Gremium von Maschinenherstellern unter Einbeziehung von MES-Hersteller und -Anwender weiter in der Umsetzung vorangetrieben. Derzeit sind OPC UA basierte Schnittstellen für Peripheriegeräte wie Temperiergeräte (Euromap 82.1) und für Heißkanal-Regelgeräte (Euromap 82.2) in Entwicklung. Ähnliche Bemühungen gibt es auch für die MES-Kommunikation weiterer Kunststoffverarbeitungsmaschinen wie Extruder (Euromap 84) und Blasformmaschinen (Euromap 85).

Mit dem kabelgebundenen Standard-Ethernet können bisher keine Datenpakete durchgängig in Echtzeit übertragen werden. Aus diesem Grunde gibt es Bestrebungen zur Erweiterung von Ethernet, um sowohl zeitkritische als auch nicht zeitkritische Datenströme transportieren zu können. Basis dafür ist das Time-Sensitive Networking (TSN). TSN erlaubt erstmals eine zeitgesteuerte und deterministische Übertragung von echtzeitkritischen Daten über Standard-Ethernet-Hardware. Es spricht auch einiges dafür, dass sich OPC UA over TSN als Brücke zwischen Fabrikautomation und Büro- sowie Cloud-Anwendungen am Markt durchsetzen wird.

## **6. Die LIT Factory als Lern- und Forschungsfabrik**

Die zukünftige Gestaltung von intelligenten Produkten und Prozessen wird entscheidend für die weitere wirtschaftliche Entwicklung der Kunststoffbranche und die nachhaltige Interaktion von Mensch, Maschine und Umwelt sein. Entscheidend dabei sind die Nachhaltigkeit und der Transfer von exzellenten FEI-Ergebnissen in marktfähige Innovationen. Die LIT Factory als Kernstück des LIT OIC (Linz Institut of Technology Open Innovation Center) an der Johannes Kepler Universität in Linz wird im Juni 2019 eröffnet, Bild 9. In der Pilotfabrik wird der Einsatz von zuvor genannten I4.0 Technologien an noch jungen, neuartigen z.T. prototypischen Grenztechnologien der Kunststofftechnik mit hohem verfahrenstechnischen und digitalen Innovationspotenzial demonstriert. Damit wird eine akademisch und wirtschaftlich inte-

ressante Basis für weitere Forschungstätigkeiten geschaffen. Dies sind digitale Assistenzsysteme für verfahrenstechnische Anlagen der Kunststoffverarbeitung und -aufbereitung zur Herstellung tapeverstärkter thermoplastischer Leichtbau-Composite-Bauteile inkl. Re- und Up-Cycling, sowie deren digitale Vernetzung auch entlang der Wertschöpfungskette.



- SciencePark mit Polymer Technology Center



- LIT Open Innovation Center mit LIT Factory

Bild 9: Die Kunststofftechnik an der JKU (Johannes Kepler Universität) in Linz mit dem Polymer Technology Center im SciencePark und der Forschungsfabrik LIT Factory im LIT Open Innovation Center.

Als offene Plattform wird die LIT Factory mit derzeit 26 nationalen und internationalen Firmen-partnern entlang der Wertschöpfungskette der Kunststoffverarbeitung Potenziale und Technologien zur digitalen Transformation erforschen, entwickeln, demonstrieren und lehren, branchenübergreifende Lösungen für Produkte und Produktion schaffen, vorhandene Stärkfelder ausbauen und F&E-Ergebnisse in Innovationen überführen. Der horizontale Datenaus-

tausch zwischen den Maschinen und Anlagen (Smart Extrusion, Smart Injection Molding, Smart Re- und Up-Cycling) erfolgt über OPC UA, Bild 10. Für die Kommunikation mit den Firmen- und Forschungspartnern werden Cloudlösungen mit zwei Datenplattformen mit unterschiedlichen Datenübertragungsgeschwindigkeiten eingerichtet.

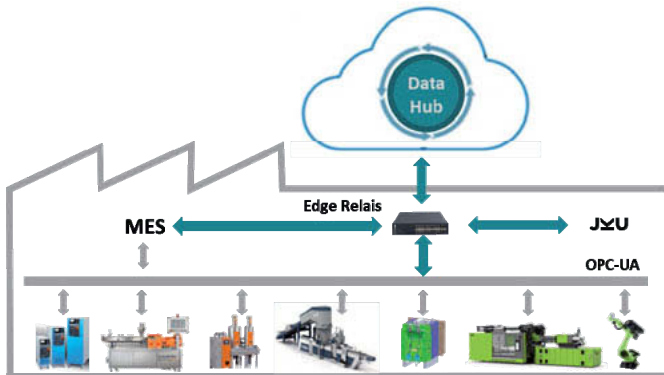


Bild 10: Kommunikationsinfrastruktur und Cloud-Lösungen für die horizontale und vertikale Vernetzung in der LIT Factory.

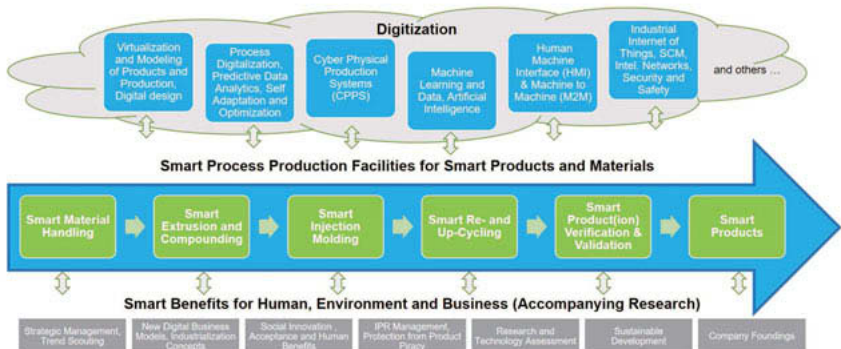


Bild 11: Kerntechnologien zur digitalen Transformation entlang der Wertschöpfungskette in der smarten verfahrenstechnischen I4.0 Forschungsfabrik LIT Factory für die Kunststoffverarbeitung.

Adressierte I4.0 Kerntechnologien sind, Bild 11:

- Virtualisierung & Modellierung
- Prozessdigitalisierung (Smart Data Mining and Transfer Machine Learning, PAT - Process Analytical Technology, PCA – Principal Component Analysis, CPPS – Cyper-Physical Production System)
- Kommunikation (HMI – Human Machine Interface, M2M – Machine to Machine) und
- Netzwerke (IoT, Security, SCM – Supply-Chain-Management) sowie
- Begleitforschung (HR – Human Resources, Strategie, Geschäftsmodelle und Recht).

## Literatur

- [1] Petry, Th., Digital Leadership: Erfolgreiches Führen in Zeiten der Digital Economy. Haufe Lexware Verlag 2016, ISBN-13: 978.36448080573.
- [2] Davis, E., The work ahead – Europe’s Digital Imperative Cognizant – The Center for the Future of, London 2016.
- [3] N.N., Industrie 4.0 – Kommunikation mit OPC UA – VDMA Forum Industrie 4.0 und Fraunhofer-Anwendungszentrum Industrial Automation (IOSB-INA) VDMA Verlag GmbH 2017, ISBN 978-3-8163-0709-9



# Mission Control mit Gemba 2.0

## Prozess-Monitoring und Prozessoptimierung auf einen Blick

Dipl.-Ing. (FH) **M. Mauer**,  
Continental Mechanical Components Germany GmbH, Roding

### Kurzfassung

Mission Control mit Gemba 2.0 ist ein Werkzeug, mit dem man Prozessentwicklung transparent macht und eine permanente Verbesserung in der Prozessausführung sicherstellt, ohne zusätzlichen Aufwand für die Mitarbeiter. Die Dimensionen, die dargestellt werden können, beinhalten die drei Säulen des Projektmanagements: Zeitplanung, Kostentracking und -planung sowie Prozessqualität. Der Gemba 2.0 erzeugt einen Überblick über Lessons Learned, er ermöglicht präventiv kritische Punkte zu identifizieren, frühzeitig Planabweichungen zu erkennen und entsprechende Maßnahmen zu definieren, um weit vor dem Eintreten entsprechende Gegenmaßnahmen oder Back-Up-Szenarien einzuleiten. Durch das tägliche Austauschen wird vor allem die Kommunikation zwischen den Teammitgliedern verbessert. Nötige Abstimmungen und gegebenenfalls Aufgabenklärungen können so noch vor Ausführung einer Aufgabe erledigt werden. Bei der Umsetzung wurden in der ersten Entwicklungsschleife die Prozesszeiten um über 50% reduziert und die Anzahl der Prozessabweichungen um fast 60%. Dies führte zu einer deutlich gesteigerten Produktivität. Gleichzeitig stieg für die nächsten Durchläufe die Motivation im Team. Durch die bedeutende Beschleunigung der Entwicklungsschleifen verbesserte sich der Wertstrom in der Entwicklung. Zukünftig werden mit dieser Methodik neben der Ausführung des Prozesses auch die Prozessinhalte weiter hinterfragt, um hier noch besseres Simultaneous Engineering in sehr frühen Entwicklungsphasen abzubilden.

### 1. Einleitung

In der heutigen Zeit der globalen Vernetzung und der arbeitsteiligen Organisation besteht die große Kunst der Entwicklung und Wertschöpfung darin, den Wertstrom und den damit verbundenen Flow in Gang zu halten. „Die Trennlinien zwischen Abteilungen, Funktionen und Hierarchien verschwinden zugunsten einer auf das Wohl des Kunden ausgerichteten Prozessorientierung. Große Projekte, deren Inhalte der Dynamik des Umfeldes folgend Gefahr laufen, sich quasi selbst zu überholen, werden in kurzzyklischen Schritten iterativ abgearbeitet. Perma-

nentes Feedback bei gleichzeitiger konsequenter Selbst- beziehungsweise Teamreflexion führen zu einer bisher nie gekannten Selbstoptimierung.“<sup>1</sup> Insbesondere in der Fertigung ist dieser Wertstrom sehr schön erkennbar, da viele kleine sichtbare Schritte zur Wertschöpfung und letztendlich zum Produkt führen. Die Werkzeuge, die dazu verwendet werden, sind aus vielen Lean Initiativen bekannt. Wichtige Schritte wie Prozess-Mapping und Prozessbeschreibungen sowie Eingangs- und Ausgangsanforderungen an den jeweiligen Schritten sind überschaubar und werden, auch in der Breite, als Standard durchgeführt. Ziel der Optimierungen und Änderungen ist ein konstanter Wertstrom, der mit möglichst wenigen Unterbrechungen abläuft und so eine konstante Wertschöpfung erzielt. Dies ist aus der Automobilindustrie bekannt und wurde über den Toyota-Produktionsprozess maßgeblich verteilt.

Viele Philosophien aus der Fertigungswelt wie Lean, Agile und andere werden in der Kommunikation verwendet. Um diese jedoch konkret in der Produktentwicklung umzusetzen, bedarf es immer wieder eines individuellen Projekts. Nicht immer erreicht man dabei das gewünschte Ziel. Die Entwicklung unseres Gemba 2.0-Konzeptes basiert genau auf dieser Erkenntnis und mehrerer notwendiger Iterationen, um den Kern des Problems und den maximalen Nutzen für die Organisation zu erzielen.

So stellte unser bisheriger Prozess im Musterbau hinsichtlich der Termineinhaltungen und der Stückzahl an guten Mustern eine gewisse Herausforderung dar. Man kam daher zu dem Schluss, dass ein Gemba Walk im Musterbau notwendig sei, da ja dort das Problem entstünde. Relativ schnell stellte man jedoch fest, dass im Musterbau die Schwierigkeit darin lag, dass die Wiederholungsfrequenz von Fehlern zu gering sei, als dass diese Fehler greifbar würden. Anders als in der Fertigung, wo jeder Schritt täglich tausendfach wiederholt wird und Fehler in vergleichsweise kurzen Abständen immer wieder auftreten, konnte ein täglicher Gemba Walk im Musterbau Wiederholungsfehler nur schwer identifizieren.

---

<sup>1</sup> FAZ: Wir haben keinen Fachkräftemangel! Artikel von Winfried Weber, Hermann Doppler, Oliver Prause - aktualisiert am 19.11.2018.

Bild 1: Herkömmlicher Gemba Walk

## 2. Mission Control mit Gemba 2.0

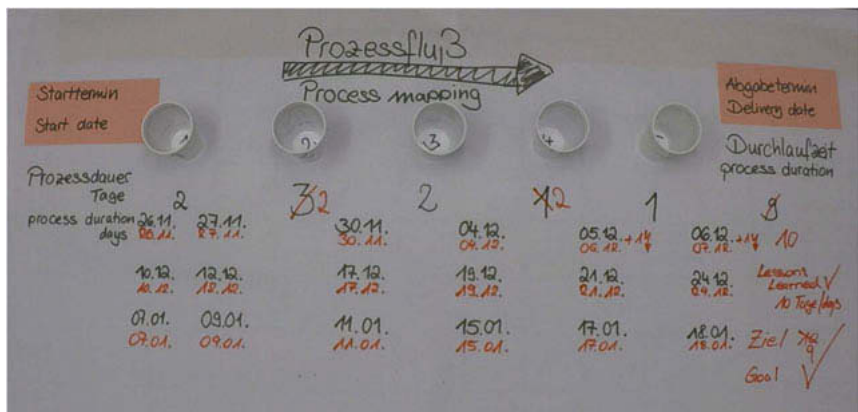
Aus dieser Erkenntnis wurde die Idee geboren, das Prozess-Mapping nicht eindimensional auf einen Auftrag und auf ein Blatt Papier zu skizzieren, sondern es mit verschiedenen Ebenen zu versehen, die mehr als nur das tägliche Tracking beinhalten. Der Fokus wurde somit erweitert. Prozessschritte, die deutlich vor und nach dem eigentlichen Durchführen des aktuellen Schrittes stattfinden, sollen besser erkennbar sein.

Im Prozessablauf sollen die Schwierigkeiten nachhaltig aufgedeckt und quantifizierbar gemacht werden. Die Planung soll über die Zyklen optimiert werden und nachvollziehbar bleiben, warum man am Anfang der Projektphase etwas anders machte als später. Ein Änderungsmanagement soll also erkennbar sein. Darüber hinaus müssen - um eine verbesserte Performance zu erzielen - Anforderungen rechtzeitig und klärend abgestimmt werden. Zu den weiteren Ansprüchen an die Mission Control gehört ein Yield Monitoring und Kostentransparenz über einzelne Prozessschritte hinweg. Nötig ist zudem eine Single Source of Truth<sup>2</sup>. Alle relevanten Informationen über den Projektzustand werden dabei auf einem Blick an einem Ort gebündelt, um zusätzliches Reporting bzw. Inkonsistenzen über Schnittstellengrenzen hinweg zu vermeiden. Nicht zu vergessen ist das Lessons Learned, welches einen zusätzlichen Aufwand in Dokumentation und Zeit (z.B. Lessons Learned Workshops) verhindert.

<sup>2</sup> Prof. Günther Schuh: Lean Innovation. 2013.

All diese Anforderungen konnten spielerisch auf einem herkömmlichen Tisch gebracht und die Zeitaufwände für die tägliche Abstimmung auf 15 Minuten optimiert werden. Der Erfolg der Maßnahme ist nachhaltig und konnte signifikante Einsparungen bei den Musterkosten und Durchlaufzeit erzielen sowie Abweichungen und Fehlerrate reduzieren. Weiterhin wurden die Kommunikation und die Motivation im Team deutlich verbessert. Lösungsorientierteres Arbeiten und Teamerfolge konnten sichtbar gemacht werden.

Die erste Ebene der Darstellung ist der Prozessfluss (siehe Bild 2), der mittels Pappbechern dargestellt, beschrieben und veränderbar bleibt. Danach folgt eine Prozessbeschreibung, die den Inhalt des Prozessschrittes erläutert und sowohl den Input als auch den Output des jeweiligen Schrittes festlegt. Mit dieser Beschreibung kann jetzt eine Dauer für den jeweiligen Schritt angenommen werden. Somit ist der Prozessfluss planbar und kann sowohl vorwärts als auch rückwärts geplant werden. Sollte also das Ablieferdatum festgelegt sein, kann man das Anfangsdatum beschreiben oder umgekehrt. Ein weiterer wichtiger Schritt ist die Prozessoptimierung und die Darstellung der gelernten Inhalte. Beim nächsten Durchlauf werden dadurch Verbesserungen sowohl in der Planung als auch in der Prozessqualität erzielt. Während der täglichen Durchsprachen werden so zielgerichtet auf den jeweiligen Prozessschritt die Anforderungen oder vorherigen Probleme bei diesem Schritt abgestimmt und etwaige Änderungen zwischen den einzelnen Fraktionen des Teams festgelegt. Weiter bietet sich die Möglichkeit, bereits vor der Durchführung das Verhalten auf potentielle Abweichungen abzustimmen und so zusätzliche Verzögerungen beim Eintreten dieser im Nachgang zu vermeiden. Dies führt unmittelbar zu schnelleren Entscheidungen und einer verbesserten Planungsgüte.



Ein weiterer Baustein in diesem Prozess stellt die Verbesserung der Prozessgüte dar (siehe Bild 3). In unserem Fall ist es der Ausschuss, der in der Fertigung entsteht. Es kann aber auch jegliche andere Ineffizienz sein. Durch ein Aufzeigen der eingesetzten Bauteillöse pro Prozessschritt und der Darstellung der verlorenen Teile kann man auf einen Blick die Problemschritte identifizieren und Maßnahmen sowohl in der Planung als auch der Qualität ableiten, um so eine deutliche Verbesserung oder sogar einen Stillstand des Prozesses zu initiieren, um mögliche Totalverluste zu vermeiden. In der hier gewählten Darstellung lässt sich außerdem ein Pareto aufzeigen, der den Trend der Abweichung in Richtung Serienproduktion beschreibt.

Eine weitere Funktionalität dieses Mission Control ist, dass man auf einen Blick erkennen kann, wo man steht. Dies ersetzt viel Reporting und Rückfragen durch Dritte, da jeder auf den Status schauen kann, an dem er vorbeiläuft und sich selbst ein Bild machen kann, ohne andere von ihrer täglichen Arbeit abzuhalten, was ja auch als Verschwendung in der Entwicklung bezeichnet wird.



Bild 3: Mission Control – Gemba 2.0 Prozess-Mapping mit Prozessgüte und Lessons Learned

Der Gemba 2.0 bietet auf eine spielerische Art Möglichkeiten, komplexe Probleme transparent zu machen und permanente Verbesserung ohne Mehraufwand zu generieren.

### **3. Zusammenfassung**

Bei der Entwicklung des Gemba 2.0 konnten sehr schnell sehr viele Schritte zur Verbesserung des Wertstroms identifiziert werden. Die Durchlaufzeiten konnten um über 50%, die Anzahl der Prozessabweichungen um fast 60% reduziert werden.

Den Gemba 2.0 kann man auf alle standardisierten Workflows anwenden, an dem mehrere Meschen oder Bereiche eingebunden sind. Das Werkzeug dient dazu, neue Prozesse zu entwickeln und zu optimieren. Man kann es aber auch auf eingeschlungene Prozesse anwenden, die global ausgerollt werden sollen oder einer sehr hohen Volatilität unterliegen, um so für Transparenz zu sorgen.

Die erste Umsetzung kann auf einem konventionellen Tisch mit Pappbechern, Post-It's und einigen Spielsteinen erfolgen.

Für zukünftige Anforderungen wie zum Beispiel ein globales oder nicht lokales Reporting kann man den Status per Web-Cam oder per Tagestatusfoto verteilen. An einer virtuellen Umsetzung wird derzeit ebenfalls gearbeitet. Allerdings gibt es hier einige Hürden, die man beachten muss um den Nutzen nicht durch zusätzlichen Overhead zu verlieren, sondern weiter zu steigern.

# Ermittlung valider Werkstoffdaten für die Simulation

Dr.-Ing. **G. Telljohann**, Dr.-Ing. **S. Dannemeyer**,  
DYNATEC GmbH, Braunschweig;  
Dipl.-Ing. **B. Hoster**,  
Gira Giersiepen GmbH & Co. KG, Radevormwald

## Kurzfassung

Die Finite-Elemente-Methode (FEM) ist mittlerweile ein Standardverfahren, das zur Unterstützung fast jeder Produktentwicklung und -optimierung eingesetzt wird. Die schnelle Weiterentwicklung leistungsfähiger Hard- und Software erlaubt eine immer präzisere Beschreibung der realen Bauteile durch mathematische Modelle und deren Simulation im Alltagseinsatz. Mit den Modellierungsmöglichkeiten und den Ansprüchen an die Genauigkeit und die Vielschichtigkeit der Simulationsergebnisse wächst auch der Datenhunger beim Aufbau der Modelle immens. Nachfolgend wird näher beleuchtet, welche Daten auf der Werkstoffseite zur Simulation von Kunststoffprodukten erforderlich sind, wie sie für unterschiedliche Simulationen eingesetzt werden und welche Grenzen bestehen.

## Abstract

The Finite Element Analysis (FEA) has become a standard procedure for support of almost any product development and optimization. More powerful hardware and software allow a more precise description of the real components by mathematical models and their simulation in common use. Growing demands on the accuracy and complexity of the simulation result in higher requirements on amount and quality of the input data. In the following, it will be examined in more detail, which data are required on the material side for the simulation of plastic parts, how they are applied to different simulation models and which limits exist.

## 1. Qualität, Anspruch und Aussagekraft einer Simulation

Wenn man Simulationsergebnisse betrachtet und bewertet, muss man immer im Hinterkopf behalten, dass wir generell von Modellen und idealisierten Randbedingungen sprechen, die die komplexe „Realität“ nie vollständig abbilden können. Die Eigenschaften des realen Bauteils und die reale Belastungssituation müssen soweit heruntergebrochen werden, dass das Modell die interessierenden technischen Aspekte hinreichend genau widerspiegelt und

gleichzeitig möglichst wirtschaftlich bleibt. Die Qualität und Aussagekraft der Simulation sind immer in diesem Kontext zu bewerten.

## 2. Vorgehen in der FEM und Bedeutung der Materialeigenschaften

Die FEM ist ein numerisches Berechnungsverfahren, das eine beliebige Verschiebungsfunktion bereichsweise (über die finiten Elemente) mit einfachen Funktionen annähert. In den meisten Fällen werden heute Volumenelemente mit einem quadratischen Verformungsansatz über die Elementausdehnung gewählt. Aus den einzelnen Elementen mit der Steifigkeit  $K$  und den Knotenverschiebungen  $u$  wird mit den äußeren Kräften  $F$  dann das Gleichungssystem in Matrizenschreibweise aufgebaut und für  $u$  gelöst [1]:

$$[K] \cdot \{u\} = \{F\} \Rightarrow \{u\} = [K]^{-1} \cdot \{F\}$$

Durch die stückweise (elementweise) Definition können sehr beliebige Funktionsverläufe der Verschiebung abgebildet werden, auch Knicke, die sich geschlossen analytisch nicht darstellen lassen. Für jedes einzelne finite Element kann separat eine Steifigkeit definiert werden. Damit lassen sich sehr komplexe Steifigkeitsmodelle für Bauteile aufbauen (z.B. ein Bauteil aus Verbundwerkstoffen oder plastische Zonen innerhalb eines Bauteils).

Für den Aufbau der Steifigkeitsmatrix wird die Materialsteifigkeit der Elemente benötigt. Bezogen auf den Elementquerschnitt und die Elementlänge ist dies der Zusammenhang zwischen Spannung und Dehnung. Ganz allgemein ergibt sich im dreidimensionalen anisotropen Fall hieraus eine Matrix mit  $6 \times 6 = 36$  Koeffizienten, die sich über die Ausnutzung von Symmetriebedingungen auf 21 zu ermittelnde Komponenten reduzieren lässt [4]. Für einen isotropen Werkstoff und unter der Voraussetzung kleiner Deformationen reduziert sich die Zahl der erforderlichen Kennwerte auf 2 (E-Modul  $E$  und Querkontraktionszahl  $\mu$ ). Das Ergebnis eines Rechenschrittes (Aufstellen der Steifigkeitsmatrix  $[K]$  und Lösen der oben angegebenen Gleichung) ist der Verschiebungsvektor  $\{u\}$ , aus dem sich dann im Postprocessing die resultierenden Dehnungen für jedes Element berechnen lassen. Die Spannungen werden anschließend aus den berechneten Dehnungen über das Materialgesetz bestimmt.

Das Materialgesetz ist damit zum Einen für die Aufstellung der Steifigkeitsmatrix erforderlich, zum Anderen zur Berechnung der Spannungen nach dem Lösen des Gleichungssystems. Wird der beschriebene Ablauf iterativ angewandt, das heißt, die Steifigkeitsmatrix für einzelne oder alle Elemente nach der Auswertung der Spannung korrigiert, so lassen sich auch



nichtlineare Zusammenhänge zwischen Spannung und Dehnung berücksichtigen. Das ist erforderlich, wenn z.B. ein bestimmter Spannungswert überschritten wurde und plastisches Materialverhalten berücksichtigt werden muss. Das Modell muss dann natürlich entsprechend fein diskretisiert sein, damit die Spannungsverläufe hinreichend genau abgebildet werden können. Im Extremfall kann so auch eine Rissbildung durch den Ausfall einzelner Elemente simuliert werden, (Bruchmechanik). Der Rechenaufwand steigt mit der Anzahl der erforderlichen Elemente und der Anzahl der notwendigen Rechenläufe (Iterationen) stark an. Zudem kann es erforderlich sein, die Lasten in mehreren Rechenschritten langsam aufzubringen.

## **2. Nichtlinearitäten in der Simulation und Temperatur- und Zeiteinfluss**

Gerade für die Berechnung von Kunststoff- und Elastomerbauteilen spielt aufgrund des Materialverhaltens und der relativ großen Verformungen und Verzerrungen die Berücksichtigung von Nichtlinearitäten häufig eine große Rolle. Eine grobe Klassifizierung der Nichtlinearitäten ist z.B. in [2] gegeben:

- Geometrische Nichtlinearität: Die Verformung der Struktur hat einen nicht zu vernachlässigenden Einfluss auf das Ergebnis. Das Gleichgewicht wird iterativ am verformten System berechnet
- Große Deformationen: Hier sind wahre Spannungen und Dehnungen zu berücksichtigen.
- Physikalische Nichtlinearität: Hierunter ist unterschiedliches nichtlineares Werkstoffverhalten zusammengefasst.
- Stabilität: Geometrische Instabilität (Knicken/Beulen) und Materialinstabilität
- Nichtlineare Randbedingungen (Kontakt)

Alle oben genannten Nichtlinearitäten lassen sich in den FEM-Simulationen berücksichtigen, allerdings immer zu Lasten einer zeitintensiveren Dateneingabe und Ergebnisauswertung (Arbeitszeit) und zu Lasten der Rechenzeit (iteratives Rechnen erforderlich). Dieser Beitrag beschränkt sich auf das Werkstoffverhalten. Im einfachsten Fall, für eine lineare Berechnung, sind hierzu werkstoffseitig nur der E-Modul und die Querkontraktionszahl erforderlich, die für die meisten Werkstoffe vom Lieferanten angegeben oder aus allgemeinen Quellen recherchiert werden können. In [4] sind schematisch Beispiele für das Spannungs-Dehnungsverhalten unterschiedlicher Polymere zusammengestellt.

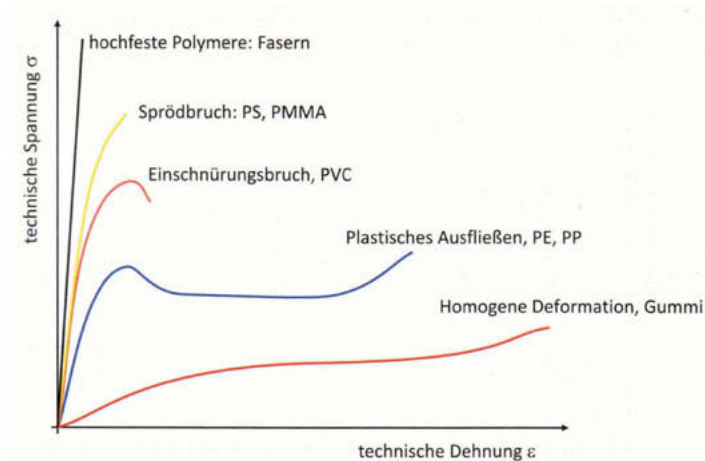


Bild 1: Schematisches Spannungs-Dehnungs-Verhalten von Polymeren unter Kurzzeit-Zugbelastung, aus [4]

Zur Simulation von Werkstoffen aus sehr spröden Werkstoffen wie dem oben dargestellten hochfesten, faserverstärkten Polymerwerkstoff ist eine lineare Modellierung des Werkstoffverhaltens für die meisten Anwendungsfälle vollkommen ausreichend. Mit der zusätzlichen Kenntnis der Werkstofffestigkeit können aus der Simulation gute Ergebnisse für die Bauteilfestigkeit und Sicherheit abgeleitet werden. Gleiches gilt in vielen Fällen für Duroplaste mit Dehnungen beim Bruch von unter 1% und im metallischen Bereich z.B. für Aluminiumsandguss. Für die gelbe Kurve (PS und PMMA) sind die Abweichungen am Ende der Beanspruchbarkeit schon größer und das Werkstoffverhalten von PE und PP kann nur noch sehr eingeschränkt für den Bereich sehr kleiner Werkstoffbeanspruchungen mit linearem Werkstoffverhalten abgebildet werden. Andernfalls wird der Fehler sehr groß.

Bezüglich gängiger Polymerwerkstoffe großer Hersteller ist die Campus –Datenbank [5] in vielen Fällen eine gute Datenquelle. Im Bild 2 sind Spannungs-Dehnungsdiagramme für Ultramid A3K (cond.) dargestellt. Hierbei handelt es sich um einen unverstärkten Polyamid PA66 der Firma BASF.

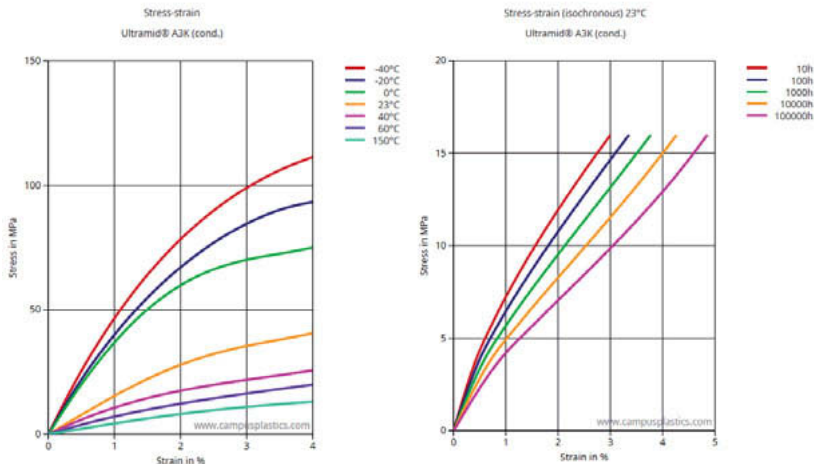


Bild 2: Spannungs-Dehnungs-Kurven für BASF Ultramid A3K im konditionierten Zustand bei unterschiedlichen Temperaturen (links, Kurzzeitversuch) und im Langzeitversuch bei 23°C, aus [5]

Die Steifigkeit des in Bild 2 dargestellten Polyamids ist stark temperatur- und belastungsabhängig. Darüber hinaus ist der Zusatz „cond.“ für „konditioniert“ zu beachten. Die Eigenschaften eines Polyamids im spritzfrischen, trockenen Zustand weichen erheblich von denen im konditionierten Zustand ab. Im konditionierten Zustand ist der Werkstoff weicher und duktiler. Das rechte Diagramm zeigt das Verhalten über die Zeit. Abhängig von der Spannung kriecht der Werkstoff über die Zeit. Abhängig von den Randbedingungen bedeutet das, dass sich die Spannung bei konstanter Verformung abbaut (Relaxation) oder der Werkstoff sich unter konstanter Spannung dehnt (Retardation). Man erkennt, dass die Berücksichtigung der genauen Einsatzbedingungen für eine gute Simulation extrem wichtig ist. Allerdings findet man bei weitem nicht für alle Werkstoffe eine so gute Datenbasis wie für den oben dargestellten; denn insbesondere die Zeitstandversuche sind sehr aufwändig und teuer. Berücksichtigt man die Temperatur- und Zustandsabhängigkeit (trocken oder konditioniert), resultiert daraus eine große Anzahl an Versuchen.

In einem einzelnen Berechnungsprojekt wird man sich eine solche Datenbasis aus wirtschaftlichen Gründen selten beschaffen können. Liegt die Basis nicht vor, wird man sich auf Versuche zur Messung von Werkstoffeigenschaften für die interessierenden Betriebspunkte (Einsatztemperaturbereich, Einsatzzeit und Werkstoffzustand) beschränken oder auf be-

kannte Daten vergleichbarer Werkstoffe oder empirische Ansätze zurückgreifen. Wie bei der Betrachtung der Betriebsfestigkeit noch näher zu erläutern sein wird, ist das Thema der Vergleichbarkeit hier nicht ohne Tücken.

Im Bild 3 ist an einem einfachen Lochstab der Unterschied in den Berechnungsergebnissen für die von-Mises-Vergleichsspannung mit einer linearen Berechnung mit linearem Materialgesetz und mit einer nichtlinearen Berechnung mit plastischem Materialgesetz für den oben beschriebenen Ultramid A3K (cond.) dargestellt.

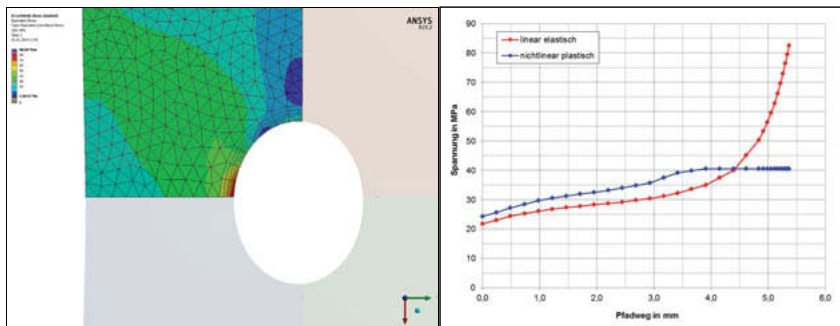


Bild 3: Von-Mises-Vergleichsspannung im Bereich der Kerbe (Bohrung) eines Lochstabes aus BASF Ultramid A3K(cond.) unter Zuglast. Spannungsbild für die lineare Berechnung und Diagramm zum Vergleich der linear elastischen und der nichtlinearen plastischen Berechnung.

Die am Lochrand mit einer elastischen Theorie (Formzahl) berechnete Spannung wird in der Realität unter der angesetzten Last nicht erreicht, weil der Werkstoff vorher zu fließen beginnt. Entsprechend sind die Ergebnisse für die berechnete Dehnung ebenfalls höchst unterschiedlich. Im linearen Fall wird am Lochrand eine Gesamtdehnung in Stabrichtung von  $\epsilon_x=5,3\%$  berechnet, in der (realistischeren) nichtlinearen Simulation dagegen ein Wert von  $\epsilon_x=12,1\%$ . Da für den Werkstoff in der Datenbank für den einachsigen Zugversuch eine Dehnung bei Bruch von  $\epsilon_{\text{Bruch}} > 50\%$  angegeben ist, kann das Bauteil die aufgebrachte Last aufnehmen, zumindest statisch. Anmerkung: Für den trockenen Zustand ist  $\epsilon_{\text{Bruch, trocken}}=30\%$ .

Man erkennt schon an diesem relativ einfachen Beispiel, wie schwer es in vielen Fällen wird, geeignete Daten für eine aussagekräftige Simulation und Bewertung der Ergebnisse zu bekommen. Je schlechter die Eingangsdatensituation ist, umso größer sind die Sicherheiten anzusetzen. Dabei wird hier noch nicht einmal auf den statistischen Charakter der Festigkeitskennwerte eingegangen. Hinweis: Die in der FEM-Simulation ermittelten lokalen Beanspruchungen am Hotspot sind mehrachsig und können nicht direkt mit den Werkstoffkenn-

werten aus dem einachsigen Versuch verglichen werden. Die Mehrachsigkeit resultiert hier aus der Kerbe (Loch). In den meisten Berechnungsfällen wird sich der Nachweispunkt für ein Bauteil in einem Bereich befinden, in dem die Mehrachsigkeit zu berücksichtigen ist.

### 3. Anisotrope Werkstoffeigenschaften, faserverstärkte Kunststoffe

Noch erheblich aufwändiger wird die Beschaffung der erforderlichen Datenbasis für gefüllte Polymere. Technische Produkte werden heute in den meisten Fällen aus glasfaserverstärkten Polymeren gefertigt. Die Glasfaser führt zu einer Erhöhung der Steifigkeit und der Festigkeit in Faserrichtung, allerdings auch zu einer geringeren Dehnung am Versagenspunkt (Bruch). In Bild 4 ist das temperaturabhängige Spannungs-Dehnungs-Verhalten des PA66 aus dem Bild 2 dargestellt, wenn er mit 35% Glasfaseranteil verstärkt wird. Das Diagramm ist wiederum der Campus-Datenbank entnommen [5].

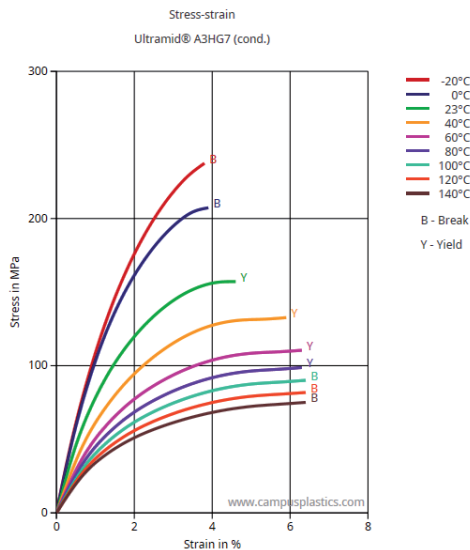


Bild 4: Spannungs-Dehnungs-Kurven für BASF Ultramid A3HG7 im konditionierten Zustand bei unterschiedlichen Temperaturen, aus [5]

Die ermittelte Spannungs-Dehnungs-Kurve gilt für Zugproben, bei denen die Faserausrichtung weitgehend in Probenrichtung verläuft. Durch die Verstärkung mit gerichteten Fasern wird das Werkstoffverhalten anisotrop. Im Idealfall, bei in einer oder gezielt in orthogonalen Richtungen ausgerichteten Fasern ist das Materialverhalten orthotrop. Bei statistisch verteil-

ten Faserausrichtungen, wie sie im Spritzgießprozess entstehen, ist das Materialverhalten allgemein isotrop. Die unterschiedlichen Steifigkeiten und Festigkeiten in den Hauptrichtungen bei ideal ausgerichteten Fasern sind in Bild 5 schematisch dargestellt [4].

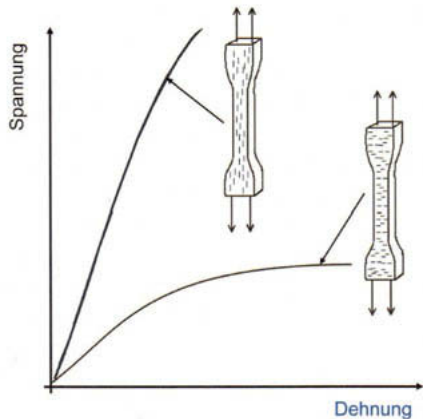


Bild 5: Spannungs-Dehnungs-Kurven abhängig von der Faserausrichtung, entnommen aus [4]

Am Anfang dieses Beitrags wurde dargestellt, dass bei allgemein isotropem Materialverhalten 21 unterschiedliche Koeffizienten bestimmt werden müssen, um die 6x6 Matrix zu füllen, über die die Dehnungskomponenten mit den Spannungskomponenten verknüpft sind. In einem durch Spritzgießen gefertigten Bauteil sind die Faserausrichtungen abhängig von der Fließrichtung beim Füllen des Werkzeuges an jedem Ort im Bauteil unterschiedlich. Soll dies in einer FEM-Simulation entsprechend berücksichtigt werden, müssen für jedes Element die lokale Steifigkeit und die entsprechenden Werkstoffkoeffizienten ermittelt werden. Dieser Prozess kann natürlich nur automatisiert erfolgen und wird von Schnittstellenprogrammen zwischen einer Füllsimulation und der mechanischen FEM-Simulation übernommen. Dabei ist zu beachten, dass die Vernetzung im mechanischen Modell Aspekte aus der Füllsimulation berücksichtigen muss, wie z.B. eine engere Vernetzung im wandnahen Bereich zur Abbildung einer sich schnell ändernden Faserausrichtung.

Wie eine Steifigkeitsbestimmung für ein Verbundmaterial prinzipiell funktioniert, kann an dem „Material Designer“ nachvollzogen werden, der in ANSYS Workbench seit dem aktuellen Release 19.2 implementiert ist. Hier wird ein kleines Volumenstück aus unterschiedlichen Materialien aufgebaut, z.B. Glasfaserstücke und umgebendes PA-Material und vernetzt. Bild

6 zeigt zwei Beispiele, ein Material mit unidirektional ausgerichteten Fasern und ein Material mit unregelmäßig verteilten Fasern. Das Vorgehen ähnelt in der Vorgehensweise sehr der bekannten Substrukturtechnik.

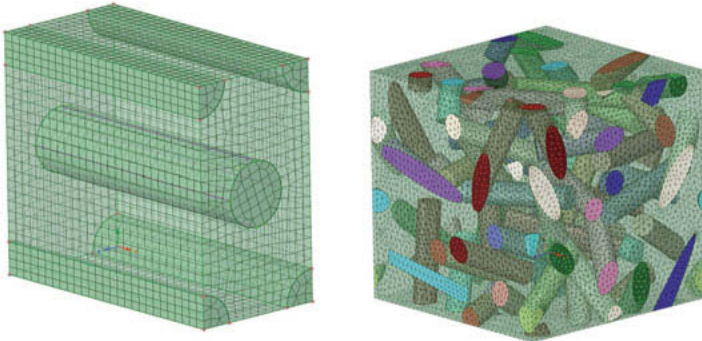


Bild 6: Material Designer, in ANSYS Workbench ab Release 19.2]

Der „Material-Designer“ kann gut eingesetzt werden, wenn in größeren Modellbereichen identisches Materialverhalten angesetzt werden kann und eine überschaubare Anzahl unterschiedlicher Materialien zu definieren ist.

Aus der Berücksichtigung der lokalen Werkstoffeigenschaften ergeben sich klare Verbesserungen in der Berechnung der primären FEM-Simulationsergebnisse, den Bauteilverformungen bzw. dem Verschiebungsfeld der Knoten. Allerdings gilt dies derzeit nur, solange das Materialverhalten linear-elastisch beschrieben werden kann. Sowohl die Übertragung über eine Programmschnittstelle als auch der „Material-Designer“ liefern Spannungs-Dehnungs-Beziehungen mit festen Koeffizienten. Allgemeinere Beschreibungsmöglichkeiten mit Fließbedingungen zur Beschreibung des plastischen Materialverhaltens sind derzeit nicht implementiert. Hier ist jeweils in Abhängigkeit der Berechnungssituation und des Berechnungsziels abzuwägen, welche Art der Werkstoffmodellierung zutreffender ist. Auch liegen Versagenskriterien im besten Fall für einachsige Bedingungen vor, nicht jedoch für die mehrachsige Beanspruchung des allgemein anisotropen Materials. In diesen Fällen werden neben der Simulation auf jeden Fall begleitende Versuche empfohlen. Dies gilt auch für andere, verarbeitungstechnisch bedingte Besonderheiten, wie z.B. Bindenähte. Bindenähte sind generell Schwachpunkte in Spritzgussteilen, insbesondere beim Einsatz faserverstärkter Polymere, da es zu keiner oder zu keiner vollständigen Durchmischung der Werkstoffe an den Fließ-

fronten kommt. Die Lage einer Bindenaht geht aus der Füllsimulation hervor. Ihre Beanspruchung ist den FEM-Simulationen zu entnehmen, die Festigkeit den Versuchen.

#### **4. Versagenskriterien für zyklische Beanspruchung**

Die Ausführungen bis hierher bezogen sich auf die statische Beanspruchung des Werkstoffes. Ganz andere Kriterien für die Festigkeitsbewertung ergeben sich aber unter veränderlichen Lasten. Der Werkstoff kann lokal ermüden und Risse können bereits bei Lasten weit unterhalb der Bruchlast entstehen und wachsen, bis der Restquerschnitt versagt. Dies gilt für Polymere in gleicher Weise wie für metallische Werkstoffe, nur dass das Gebiet weit weniger erforscht und rechnerisch abgesichert ist. Bezüglich Stahl und Aluminium sei auf die FKM-Richtlinie hingewiesen, die dieses Thema umfassend behandelt und eine Datenbank für viele Werkstoffe bereithält [6].

Für Kunststoffe findet sich eine entsprechende Datenbasis nicht. Auch ist unklar, wie allgemeine Festigkeitskennwerte, die an genormten Proben ermittelt werden, mit örtlichen Beanspruchungen am Bauteil verglichen werden können. Das heißt, die Umrechnung einer Werkstoff-Wöhlerlinie auf eine Bauteil-Wöhlerlinie, wie sie mit der FKM-Richtlinie für Stähle und Aluminiumwerkstoffe durchgeführt werden kann, ist nicht abgesichert. Es ist anzunehmen, dass dieses Thema insbesondere für faserverstärkte Werkstoffe mit stark anisotropen Werkstoffeigenschaften deutlich komplexer ist. Eine Bewertung sollte derzeit mit Versuchen parallel zur Simulation abgesichert werden.

Im Wöhlerdiagramm in Bild 7 ist ein Produkt aus unterschiedlichen, glasfaserverstärkten PA-Werkstoffen gefertigt und unter zyklischer Last getestet worden.



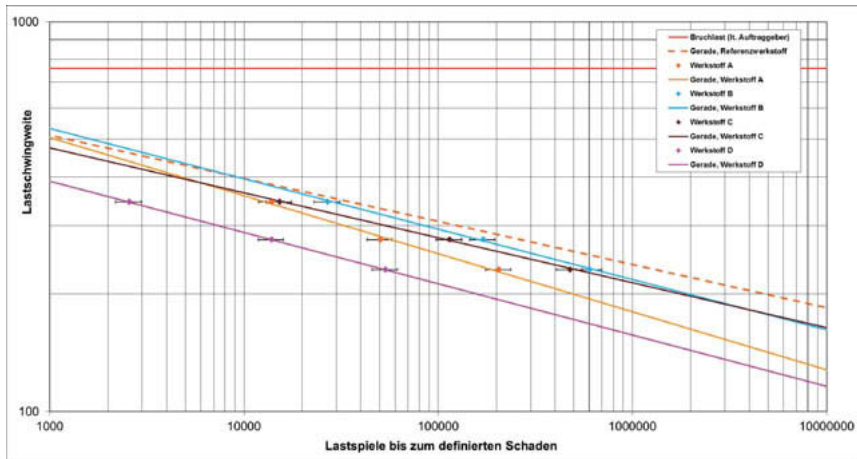


Bild 7: Wöhlerversuche an einem Bauteil aus unterschiedlichen faserverstärkten Werkstoffen und Bestimmung der Regressionsgeraden.

Bei der Erstellung der Wöhlerdiagramme ist auf eine sinnvolle Definition des Kriteriums für den Versuchsabbruch zu achten. Möglich sind z.B. die Definition eines erkennbaren Anrisses als Abbruchkriterium, wie es in der FKM-Richtlinie definiert ist oder die Zyklenzahl bis zum Bruch des Bauteils unter der aufgetragenen Last. Da bei den geprüften Werkstoffen hier die Risswachstumsgeschwindigkeit sehr unterschiedlich war und damit auch der Laufzeanteil vom Anriss bis zum Bruch, wurde hier die Lastspielzahl bis zum Bruch aufgetragen. Generell zeigt sich, dass auch für den faserverstärkten PA die Werte in der üblichen doppelt logarithmischen Auftragung gut durch eine Gerade approximiert werden können.

Bezüglich der Betriebsfestigkeit lassen sich signifikante Unterschiede zwischen den getesteten Werkstoffen ablesen. Die Steigung der Geraden scheint sich zwischen den Werkstoffen zu unterscheiden. Um dies zu belegen, müssten aber erheblich mehr Versuche zur Verifikation herangezogen werden. Ob ein „dauerfester“ Bereich existiert und an welcher Stelle dann die Knickpunktzahl sinnvoll festzulegen wäre, geht aus den Daten nicht hervor und wurde auch nicht geprüft. Bei der Versuchsdurchführung dürfen keine zu hohen Prüffrequenzen gefahren werden, da sich der Werkstoff ansonsten lokal erwärmt und das Ergebnis verfälscht wird. Dieser Umstand macht die Bauteilprüfungen im High-Cycle-Fatigue langwierig und teuer.

Abschließend sei noch darauf hingewiesen, dass innerhalb des Projektes oben Versuche an Werkstoffen mit gleichem Grundwerkstoff und gleichem Glasfaseranteil einen Unterschied von Faktor 10 in der Laufzeit ergeben haben. Als Ursache wurde seitens des Auftraggebers später eine in der Spritzgießverarbeitung kürzer gebrochene Glasfaser ermittelt. Das Beispiel zeigt, wie vorsichtig in diesem Umfeld bei der Substitution eines bewährten Faserwerkstoffes durch einen nach Datenblatt zunächst gleichwertig erscheinenden Faserwerkstoff vorgegangen werden muss und wie sehr es hier auf Details ankommt.

## 5. Zusammenfassung

Mit der Finiten-Elemente-Methode steht ein weit entwickeltes numerisches Werkzeug zur Verfügung, mit dem komplexe Verformungs- und Beanspruchszustände in Bauteilen berechnet werden können. Durch die bereichsweise Einteilung des Kontinuums in diskrete Elemente können nahezu beliebige Dehnungsverläufe abgebildet werden. Jedem finiten Element kann theoretisch eine separate Steifigkeit zugewiesen werden. Die Genauigkeit des Verfahrens ergibt sich dann (bei zutreffend abgebildeten Randbedingungen) durch die Auflösung des betrachteten Bereichs (Elementgröße) und durch die Abbildung der jeweiligen lokalen Steifigkeiten durch die einzelnen Elemente (Werkstoffbeschreibung).

Wie dargelegt wurde, ist die Beschreibung des Werkstoffverhaltens ein hochkomplexes Thema, das derzeit nur mit unvollständigen, auf den Anwendungsfall bezogenen Datensätzen gehandhabt werden kann. Unter dem Sammelbegriff „Werkstoffverhalten“ werden hier die Beschreibung der Werkstoffsteifigkeit, die zum Aufbau der Steifigkeitsmatrix erforderlich ist, und die anzuwendenden Versagens- oder Bewertungskriterien zusammengefasst.

Im einfachsten statischen Fall können mit zwei Werkstoffparametern, die die Steifigkeit beschreiben ( $E$  und  $\mu$ ), einem Werkstoffparameter zur Definition des Grenzwertes (Fließgrenze oder Zugfestigkeit) und einer linearen FEM-Simulation bereits valide Bewertungen erzielt werden. Diese Werkstoffparameter sind in den meisten Fällen direkt verfügbar oder leicht beschaffbar.

Unter zyklischer Belastung im High-Cycle-Fatigue (HCF) Bereich ist die Ermittlung der lokalen Beanspruchung ähnlich einfach, die Bewertung der Beanspruchung aber ungleich komplexer. Für Polymere wird man in den meisten Fällen zusätzlich zur Simulation parallele Wöhlerversuche durchführen, sofern man nicht auf eine eigene bestehende Datenbasis zurückgreifen kann. Dies gilt insbesondere für faserverstärkte Polymere. Eigene Bauteilversuche haben hier bei Verwendung vergleichbarer Werkstoffe (gleiches PA Grundmaterial und gleicher Glasfaseranteil) Unterschiede in der Lebensdauer von Faktor 10 ergeben. Das Beispiel zeigt, wie vorsichtig in diesem Umfeld bei der Substitution eines bewährten Werkstoffes

durch einen nach Datenblatt zunächst gleichwertig erscheinenden Werkstoff vorgegangen werden muss und wie sehr es auf Details ankommt.

Sofern nichtlineares (plastisches) Werkstoffverhalten berücksichtigt werden muss, hat man mit der Campus-Datenbank [5] zunächst eine gute Ausgangsbasis für gängige Werkstoffe großer Hersteller. Auch Zeit- und Temperatureinflüsse sind hier für einige Werkstoffe in Diagrammform angegeben. Die Bewertung der Simulationsergebnisse und der Vergleich mit den entsprechenden Werkstoffkennwerten erfordern Erfahrung. Der Berechnungsaufwand und die Berechnungszeit steigen immens, da mehr Daten ermittelt und eingegeben werden müssen und die Berechnung iterativ erfolgt.

Die Spannungs-Dehnungslinien für faserverstärkte Polymere aus der Campus-Datenbank gelten für Proben mit Faserausrichtung weitgehend in Richtung der Probenachse. Die Steifigkeit und die Festigkeit normal zur Faserausrichtung ist deutlich kleiner, die Duktilität aber größer. Durch die Faserverstärkung entsteht, wenn die Fasern nicht stochastisch verteilt sind, orthotropes oder im allgemeinen Fall anisotropes Materialverhalten. Auf Grundlage einer Füllsimulation kann das anisotrope Materialverhalten in der mechanischen FEM-Berechnung berücksichtigt werden und ergibt eine Verbesserung der Ergebnisse, sofern die Beanspruchung auf den linearen Werkstoffbereich beschränkt bleibt. Fließbedingungen zur Beschreibung nichtlinearer Spannungs-Dehnungs-Beziehungen sind derzeit nicht implementiert. Auch ist die Bewertung mehrachsiger Beanspruchungszustände für anisotropes Materialverhalten und verschiedene Versagensmechanismen (Matrix, Faser, Verbindung zwischen Matrix und Faser) nicht trivial. In Fällen höherer Werkstoffbeanspruchung im nichtlinearen Bereich und zur Einstufung der lokalen Werkstoffschädigung sind die Simulationen durch experimentelle Untersuchungen am Bauteil zu unterstützen.

## Literatur

- [1] Günther Müller, Clemens Groth: FEM für Praktiker, expert Verlag 1997
- [2] Peter Wriggers: Nichtlineare-Finite-Element-Methoden, Springer-Verlag 2001
- [3] Wilhelm Rust: Nichtlineare Finite-Elemente-Berechnungen, 2. Auflage, Vieweg+Teubner Verlag 2011
- [4] Markus Stommel, Marcus Stojek, Wolfgang Korte: FEM zur Berechnung von Kunststoff- und Elastomerbauteilen, Hanser Verlag 2011
- [5] Campus Datenbank im Internet, [www.campusplastics.com](http://www.campusplastics.com)
- [6] Rechnerischer Festigkeitsnachweis für Maschinenbauteile, FKM-Richtlinie, 6.Auflage 2012, VDMA-Verlag

# Topologieoptimierung

## Einsatz bei der Entwicklung von Spritzgussbauteilen

Dipl.-Ing. **F. Lutter**, Lanxess Deutschland GmbH, Dormagen

### Kurzfassung

Die Topologieoptimierung eröffnet schon seit mehr als zwanzig Jahren die Möglichkeit, auf einen oder mehrere Lastfälle hin optimierte Strukturen zu erzeugen, und dabei nur von einem Bauraum, also nicht von schon vorhandenen Lösungen auszugehen. Durch die rasante Entwicklung der Methoden, z.B. die Berücksichtigung von Fertigungsrestriktionen, aber auch der Rechnerkapazitäten ist das Verfahren mittlerweile geeignet, standardmäßig die Entwicklung von Spritzgussbauteilen, insbesondere in der Konzeptphase massiv zu unterstützen. Der vorliegende Text beleuchtet den Unterschied zwischen Designverifizierung und – Optimierung, definiert die Begriffe „Restriktion“, „Zielfunktion“ und „Designvariable“ und erläutert die Wichtigkeit einer klar gestellten Optimierungsaufgabe. An zwei Beispielen wird kurz der Ablauf einer mechanischen Bauteilauslegung mithilfe der Topologieoptimierung dargestellt. Anhand des Beispiels von wärmeleitenden Strukturen wird aufgezeigt, dass die Topologieoptimierung auch bei anderen technischen Fragestellungen anwendbar ist.

### 1. Fragestellungen bei der Bauteiloptimierung

Im Rahmen des Entwicklungsprozesses eines Bauteils treten verschiedene Fragestellungen auf, wie z.B. die nach der besten Profilform, nach einem passenden Angussystem, oder auch nach der Steifigkeit oder der Dauerfestigkeit des zu entwickelnden Artikels. Aus Sicht des Entwicklers sind diese Fragen alle gleichwertig und sollen möglichst früh und genau virtuell, d.h. ohne realen Prototypen beantwortet werden. Die sich daraus ableitenden Aufgabenstellungen für den Berechnungsingenieur unterscheiden sich jedoch grundsätzlich. So zielen die beiden letzten Fragen konkret auf die Bauteilperformance ab und können in der Regel in einem Schritt mit vergleichsweise überschaubarem Aufwand beantwortet werden. Die ersten beiden Fragestellungen verfolgen dagegen das Ziel eine optimale Bauteilgeometrie zu finden, die nicht in einem Schritt bestimmt werden kann, sondern grundsätzlich iterativ durch Vorgabe und Nachprüfung einer Reihe von Designs entwickelt werden muss (Bild 1).

| Typische Fragestellungen der Bauteilentwicklung   |  |
|---|--|
| <u>Designoptimierung</u>  | <u>Designverifizierung</u>   |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Fragt nach der optimalen Geometrie</li> <li>▪ Im Allgemeinen iterativ</li> <li>▪ Relativ aufwendig</li> <li>▪ Benötigt eine zentrale Restriktion (z.B. Gewicht)</li> <li>▪ Manuell / intuitiv oder</li> <li>▪ Automatisch</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Fragt nach Bauteileigenschaften</li> <li>▪ Wird in einem Schritt beantwortet</li> <li>▪ Relativ geringer Aufwand</li> <li>▪ Analytisch oder</li> <li>▪ durch Prüfung oder</li> <li>▪ durch Berechnung / Simulation</li> </ul> |

Bild 1: Fragestellung im Rahmen der Bauteiloptimierung

## 2. Optimierungsverfahren, Optimierungsproblem

Im weiteren Verlauf soll das Optimierungsproblem und die sich ergebenden Möglichkeiten und Herausforderungen in einer verständlichen und kurzen Form für den Anwender dargelegt werden. Es wird daher auf eine mathematisch fundierte Darstellung ausdrücklich verzichtet. Ein Optimierungsproblem wird für eine Zielfunktion gestellt, die von einer oder mehreren unabhängigen Variablen abhängt, welche in einem durch Restriktionen eingeschränkten Raum definiert sind. Zum Beispiel kann die Zielfunktion die Höhe auf einem Hügel an einem bestimmten Ort sein. Dieser Ort wird durch Ortskoordinaten (Variablen) festgelegt und kann durch Grenzen eingeschränkt sein (Restriktionen). Ein sinnvolles Optimierungsproblem wäre etwa: „Finde den Ort, an dem die Höhe maximal wird“, also: Finde den Gipfel!

Die Zielfunktion kann im zur Verfügung stehenden Gebiet ein globales, aber auch mehrere lokale Maxima (Gipfel) haben. Im Falle von mehreren Maxima kann es sein, dass das gefundene Maximum vom Ausgangspunkt der Suche abhängt, was für die Bauteiloptimierung allgemein bedeutet, dass es durchaus mehrere Lösungen (Designs) für ein Problem geben kann.

Überträgt man das allgemeine Optimierungsproblem auf die Optimierung eines Bauteils, gibt es normalerweise zwei Fragestellungen nach dem besten Design: „Welches Design zeigt die beste Performance unter Einhaltung von Gewichts- und/oder Geometriebeschränkungen?“ Oder: „Welches Design hat das niedrigste Gewicht unter Einhaltung von Geometrie- und Performancebeschränkungen?“

Welche Fragestellung, auch bei der Anwendung der Topologieoptimierung, angewendet wird, hängt von der Anzahl der Lastfälle und Anforderungen, vom Zusammenhang zwischen Bauteilgeometrie, Performance und Gewicht, sowie auch von der konkreten Fragestellung ab. Wenn z.B. nach einem Bauteil gefragt wird, das bestimmte Steifigkeiten an drei Stellen einhalten soll (drei Lastfälle), ist dies mit einem Performance-basierten Optimierungsziel nicht eindeutig möglich; man würde vielmehr die Steifigkeiten als Restriktion wählen und das Gewicht optimieren. Grundsätzlich muss jedoch gesagt werden, dass die frühzeitige Wahl der geeigneten Optimierungsfrage (nach Gewicht, Performance) entscheidend für das Erzielen von guten Ergebnissen in einer angemessenen Zeit ist.

### 3. Topologieoptimierung

Die Topologieoptimierung ist ein Verfahren der rechnerischen Bauteiloptimierung, welches darauf abzielt, eine neue optimale Bauteilgeometrie nur basierend auf zur Verfügung stehendem Bauraum, den Lastannahmen und gegebenenfalls Fertigungs- und Gewichtsrestriktionen zu entwickeln. Ein wichtiges Merkmal der Topologieoptimierung ist auch, dass es nicht einzelne Designvariablen wie Länge und Breite gibt. Vielmehr ist über dem Designraum eine Dichteverteilung definiert, die als Ganzes die Variabilität des Designs darstellt (Bild 2).

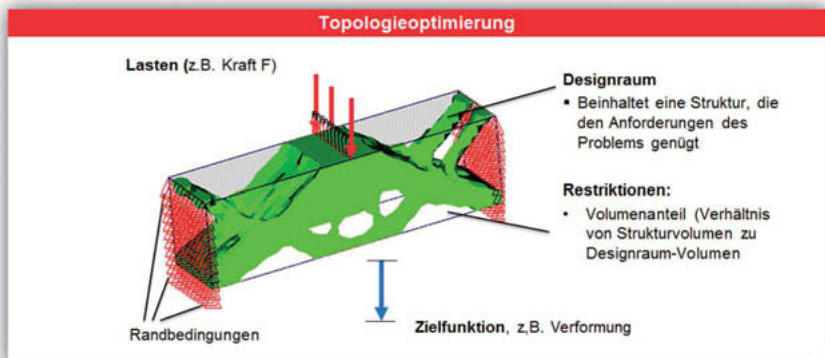


Bild 2: Topologieoptimierung, Komponenten des Optimierungsmodells

Ein spezielles Design wird durch diejenigen Bereiche im Designraum repräsentiert, die eine Dichte über einem Schwellenwert haben. Insofern wird das Design durch die Gesamtheit der

lokalen Dichten an allen Punkten im Designraum repräsentiert, und die Bauteilperformance wird durch Berechnung mit dem kompletten Designraum ermittelt, wobei die kritische Materialgröße (wie z.B. Steifigkeit) mit der Dichte skaliert. Man nennt das Verfahren deshalb auch ein parameterfreies Optimierungsverfahren, da es ohne einzelne Designparameter auskommt.

Beispiel: Der in Bild 2 dargestellte Balken zeigt die Bereiche in Grün, deren Dichte über einem Schwellenwert von 50% liegen und somit „Vollmaterial“ bedeuten. Die Steifigkeit im grünen Bereich entspricht der nominellen Materialsteifigkeit; im transparenten Bereich ist sie hingegen sehr klein oder null. Durch Variation der Dichteverteilung nach einem mathematischen Optimierungsalgorithmus können sowohl das Design als auch die resultierende Steifigkeit verändert und somit optimiert werden.

Durch den Verzicht von Designparametern ist es möglich, Designstrukturen mit unterschiedlichen Topologien zu erzeugen, d.h. zwei Wände z.B. können durch ein, zwei oder mehrere Verstrebrungen miteinander verbunden sein, woraus sich auch der Name des Verfahrens ergibt (Bild 3). Bei parameterbasierten Optimierungsverfahren können nur Eigenschaften wie Dicke, Durchmesser, Ort von bestehenden Strukturen graduell verändert werden; deren topologische Struktur bleibt jedoch gleich.



Bild 3: Bedeutung von „Topologie“

#### 4. Beispiele

Das erste Beispiel beinhaltet die Optimierung eines Pedallagerbocks in Kunststoff-Metall-Hybridbauweise. Der Designraum wird außen durch die Kontur des Blecheinlegers und innen



durch den Freigang des Pedals beschränkt. Als Fertigungsrestriktion wurde die Entformbarkeit in eine Richtung gewählt, da das Bauteil im Spritzgießprozess hergestellt wird. Aus dem Optimierungsergebnis wurde ein Modell zur quantitativen Berechnung, und nach einigen Iterationen das fertige Bauteil entwickelt.

Das zweite Beispiel beinhaltet ein Frontendmodul in Vollkunststoff-Bauweise. Für dieses Bauteil wurde mithilfe der Topologieoptimierung ein Konzeptdesign entwickelt. Ausgehend von einem aus Package und Vorgängerversionen abgeleiteten Bauraums wurden zunächst größere Optimierungen des gesamten Designraums durchgeführt, um die globale Struktur des optimalen Designs zu ermitteln. Danach wurde diese in ein erstes Rechenmodell überführt und dieses mit einem detaillierteren Designraum für die Rippen innerhalb der tragenden Profile weiter optimiert. Als Resultat ergibt sich konzeptionelles Rechenmodell, mit dem die Lastfälle quantitativ nachgerechnet werden und weitere detaillierte Optimierungen durchgeführt werden können.

Ein weiteres Beispiel zeigt als möglichen Ausblick die Anwendung im Bereich der Wärmeleitung in Materialien wie Metall, aber auch wärmeleitfähigen Kunststoffen (Bild 4). Betrachtet wird eine Grundplatte, in deren Mitte kreisförmig Wärmeleistung eingebracht wird, sowie einem daran anschließenden Körper, der über Ableitung an die umgebende Luft die Wärme wieder abgibt. Bei dem Beispiel könnte es sich also etwa um den Kühlkörper einer elektrischen Schaltung handeln.



Bild 4: Topologieoptimierung in Verbindung mit Wärmeleitproblemen

Es handelt sich bei dem Beispiel insofern um einen reinen Ausblick, als dass es in diesem Anwendungsfeld bei LANXESS noch keinerlei weitergehende Erfahrung oder Validierungen gibt. Man sieht jedoch, dass sich je nach Materialeigenschaften und Entformungsrestriktionen durchaus plausible Ergebnisstrukturen zeigen, und der Designer bei der Aufgabe, wärmeableitende Strukturen zu konstruieren, wertvolle Hinweise erhalten kann.

Frank Lutter

Lanxess Deutschland GmbH

Dormagen, 14.12.2018

# Produktionsgerechte Bauteilgestaltung für die Additive Fertigung

**G. Schwalme**, SKZ Das Kunststoff-Zentrum, Würzburg

## Kurzfassung

Additive Fertigungsverfahren kommen seit über 30 Jahren für die Herstellung von Prototypen und Designmustern zum Einsatz. Dabei dienen sie beispielsweise zur Überprüfung einer Konstruktion für Spritzgieß- oder Tiefziehteile und werden auf der Basis der CAD Daten des Produktes erstellt. Derartige Muster sollen den optischen und mechanischen Eigenschaften des Endproduktes möglichst nahekommen um aussagekräftige Beurteilungen und Versuche zu ermöglichen.

Die zunehmende Reife additiver Herstellverfahren und die, auch durch Wettbewerbsdruck getriebene, Effizienzsteigerung und Kostenreduzierung rücken diese Technologien seit einigen Jahren zunehmend in den Fokus zur Herstellung individueller Produkte oder Kleinserien. Beispielsweise Hörgeräte, Zahnersatz und Orthesen kommen in der Medizintechnik bereits heute aus additiven Fertigungsverfahren zum Einsatz. Wirtschaftlich interessant sind zudem unter anderem gedruckte Ersatzteile und Funktionsteile bei kleinen Serien von Konsumgütern und Sportartikeln.

Anders als bei der Prototypenherstellung ist für die additive Serienfertigung einerseits das gesamte Innovationspotential dieser Verfahren verfügbar und andererseits muss eine stabile Serienqualität gewährleistet sein.

## Fertigungsprozesse

Gemeinsame Basis der Herstellverfahren sind in der Regel 3D CAD Modelle, die auch auf Scans aufbauen können. Zur Übergabe an die Maschinensteuerung erfolgt zunächst eine Positionierung im Bauraum und dann ein Zerschneiden in einzelne Schichten (slicen):

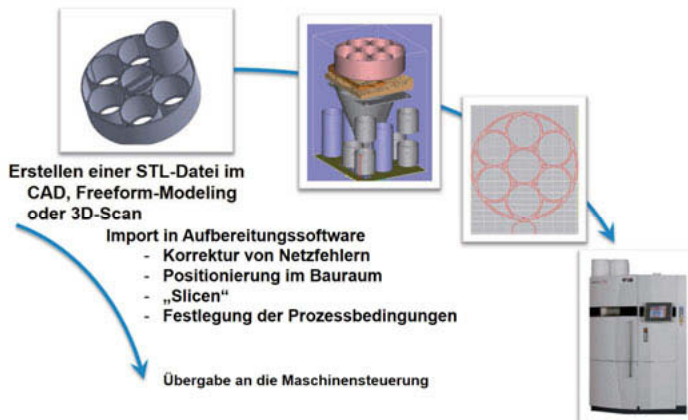


Bild 1: Workflow für die Additive Fertigung

Für die Bauprozesse kommen Metallpulver oder Kunststoffe in Form von Pulver, Granulat oder Strang sowie weitere Materialien zum Einsatz.

Zur Verbindung erfolgt häufig eine Aufschmelzung der Materialien über Wärmeeintrag oder eine chemische Reaktion (z.B. Fotopolymere). Die Vielzahl verfügbarer Prozesse veranschaulicht die folgende Grafik:

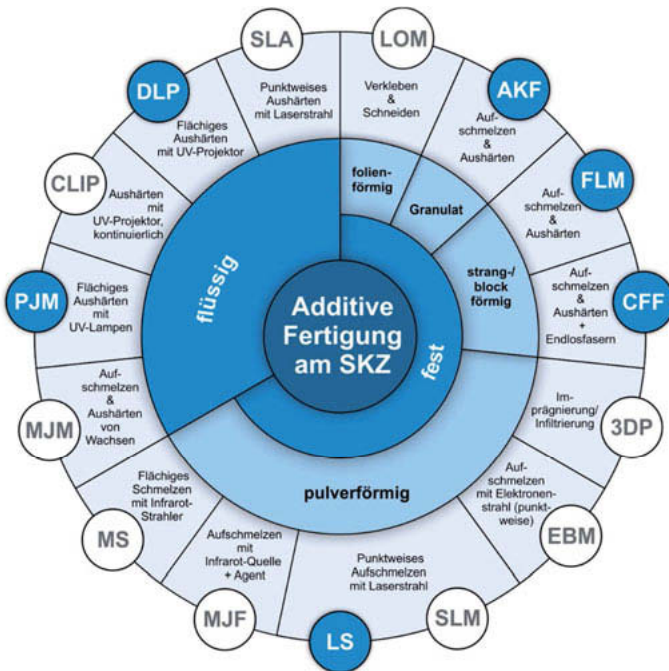


Bild 2: Auswahl additiver Fertigungsverfahren

## Bauteilkonstruktion

Additive Fertigungsverfahren ermöglichen die konstruktive Umsetzung innovativer Produkte mit hohen Freiheitsgraden. Integrierte bewegliche Elemente und innenliegende Stützstrukturen sind Beispiele dafür. Auch viele aus dem Spritzgießprozess bekannten Restriktionen, wie notwendige Entformungsschragen und die Vermeidung von Wanddickensprüngen, fallen ganz oder teilweise weg. Andererseits sind auch viele systembedingte Konstruktionsvorgaben der jeweiligen additiven Prozesse zu beachten. Der schichtweise Aufbau bedingt beispielsweise bei nicht pulverbasierten Herstellverfahren für flache Überhänge Stützstrukturen. Diese können aus dem Material des Bauteiles bestehen (SLA / DLP) oder ein auswaschbares Material (FDM, AKF, MJM) nutzen. Durch die Wahl geeigneter Winkel sind konstruktiv jedoch Stützen häufig vermeidbar, wie das nachstehende Bild verdeutlicht.

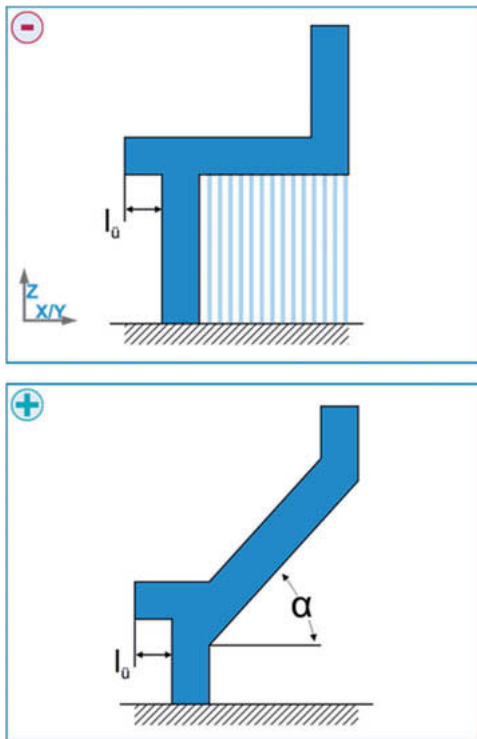


Bild 3: Stützstrukturen (oben) und geänderte Konstruktion (unten)

Minimale Wanddicken sind bei einigen Verfahren durch den Laser oder die Düsenbreite vorgegeben. Auch Bohrungen in x- und y-Richtung unterliegen den Stufensprüngen der Schichten. Hochwertige und glatte Oberflächen sind teilweise nur durch geeignete Nachbehandlungen erreichbar.

Bedingt durch den schichtweisen Aufbau treten am Bauteil Anisotropien auf, die sowohl bei der Konstruktion als auch bei der Positionierung im Bauraum zu beachten sind:

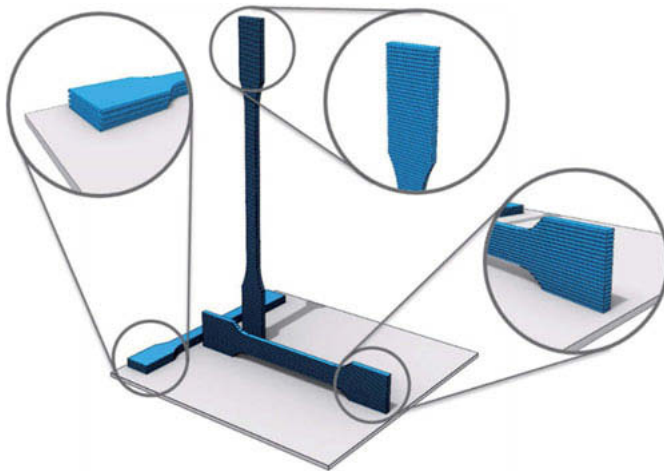


Bild 4: Schichten im Bauteil

Weitere konstruktive Besonderheiten gelten beispielsweise für Ecken, Hohlräume, bewegliche Geometrien und Passungen.

### **Wirtschaftlichkeit:**

Die werkzeuglose additive Fertigung ermöglicht oft relativ preiswerte Einzelbauteile und Kleinserien. In vielen Fällen sind heute jedoch die Materialien nur beim Druckerhersteller zu beziehen und mit entsprechenden Preisaufschlägen behaftet.

Exemplarisch für das LS Verfahren aus PA12 Pulver veranschaulicht das folgende Bild anhand eines relativ einfachen Bauteiles die Kostensituation im Vergleich zu Spritzgießbauteilen:

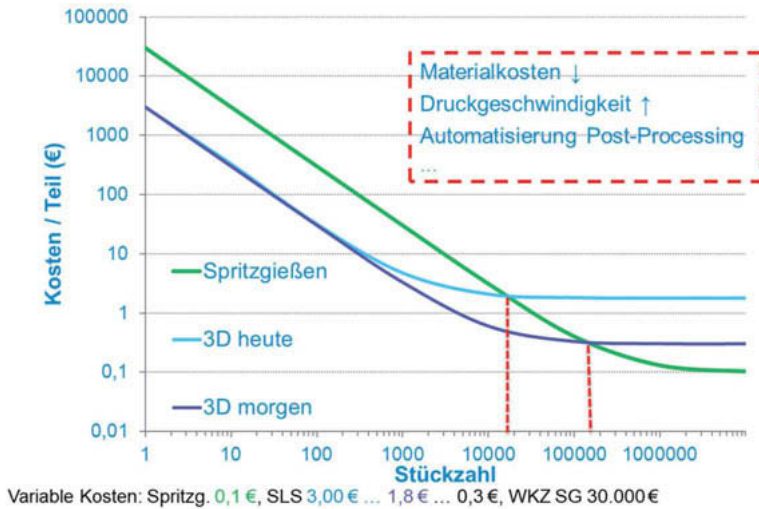


Bild 5: Exemplarischer Kostenvergleich

Wenn mit zunehmendem Wettbewerbsdruck die Materialkosten weiter sinken und die Druckgeschwindigkeiten steigen, kann sich in wenigen Jahren der Break Even durchaus um den Faktor 10 verschieben. Getrieben wird dieser Effekt zudem durch die Einkaufsstrategien der Konzerne, die für den Materialbezug häufig ein „single sourcing“ nicht dauerhaft akzeptieren.

Die Wirtschaftlichkeit hängt zudem bei vielen Verfahren signifikant ab von der Packungsdichte im Bauraum sowie von der Ausschussquote und der Recyclingquote bei pulverförmigen Materialien.



## Qualitätsaspekte

Wie bei allen Serienprozessen hängt die Qualität des Endproduktes unter anderem von der Konstruktion, der Materialqualität, der Parametrierung der Maschine, konstanten Fertigungsbedingungen und zuverlässigen Nachbehandlungsprozessen ab. Eine Auswahl der relevanten Parameter für das LS-Verfahren zeigt das folgende Bild:

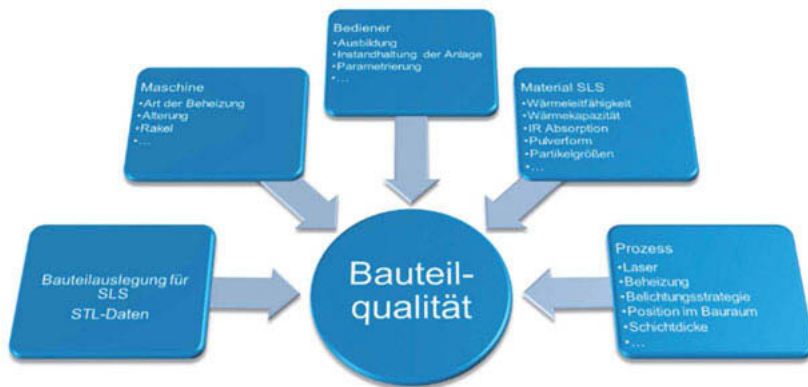


Bild 6: Qualitätsbeeinflussende Parameter LS

Neben einer laufenden Überprüfung und gegebenenfalls Kalibrierung der Maschinenparameter muss eine Wareneingangskontrolle sowie eine produktionsbegleitende Qualitätsüberwachung, beispielsweise durch Probekörper im Baujob, definiert werden.

Daneben ist, analog beispielsweise zum Spritzgießen, nur durch eine qualifizierte Ausbildung von Konstrukteuren, Maschinenbedienern und Qualitätsverantwortlichen die Nutzung des innovativen Potentials und die Sicherstellung einer dauerhaft hohen Serienqualität erreichbar.



# Lösungen für ZEISS Reverse Engineering, Reporting und Data Management

## ZEISS Lösungen im Werkzeugbau der Spritzgussindustrie

B.Sc./B.A. **J. Smokovitz**, M.Eng. **M. Häusele**,  
Carl Zeiss Industrielle Messtechnik GmbH, Oberkochen

### Kurzfassung

ZEISS Produkte können Prozesse in der Spritzgussindustrie optimieren und sorgen für einen optimalen Informationsfluss entlang der Prozesskette. An verschiedenen Stellen des Prozesses tragen sie zu einer Optimierung bei und sorgen so für Kosteneinsparungen und einer Verkürzung der Time-To-Market.

Speziell in der Produktentwicklungsphase kommt die Software ZEISS REVERSE ENGINEERING zum Einsatz. Diese Software optimiert den Werkzeugherstellungsprozess und hilft nachweislich dabei, die Anzahl der notwendigen Korrekturschleifen zu reduzieren.

Vor allem in der nachfolgenden Serienfertigung kommt die Software ZEISS PiWeb zum Einsatz, die dabei hilft die Qualität der Produkte und die Produktivität der Fertigung zu verbessern. Sie hilft dabei, Daten zu visualisieren, zu analysieren und Erkenntnisse davon abzuleiten.

### 1. ZEISS REVERSE ENGINEERING

- Einführung ZEISS REVERSE ENGINEERING
- Hauptfunktionen
- Fokus auf die patentierten Funktionen zur Werkzeugkorrektur
- Benefits der Software

ZEISS REVERSE ENGINEERING ist im Hause ZEISS die Software für hochgenaue Flächenrückführung und Werkzeugkorrektur. Für diese beiden Funktionen stehen darüber hinaus diverse Unterfunktionen zur Verfügung, die das Handling der Software stark vereinfachen.

Seit dem letzten Release steht zusätzlich noch eine neue Funktion zur Kalkulation von Volumina zur Verfügung. Mit dieser Funktion ist es möglich geschlossene Volumen zu berechnen. Einsatzbereich dieser Funktion ist hauptsächlich die Volumenberechnung von Zylinderkolben von Motoren. Allerdings gibt es noch vielfältige weitere Anwendungsgebiete, wie die Volu-

menberechnung von Turboladern oder die exakte Volumenberechnung von PET-Flaschen Rohlingen.

ZEISS REVERSE ENGINEERING ist keine Messsoftware im klassischen Sinne. Vielmehr werden die Messpunkte als Punktwolke oder Polygonnetz von Messgeräten, wie KMG, CT oder optischen Scannern in die Software importiert und dann je nach Anwendungsfall weiterverarbeitet.

Meist ist die Zielsetzung die Generierung oder Optimierung von CAD-Modellen. Diese beiden Anwendungsfälle kommen vor allem in der Spritzguss- sowie in der Automobilindustrie zum Einsatz, weshalb die meisten Kunden aus diesen Branchen stammen.

## **2. ZEISS PiWeb**

- Einführung ZEISS PiWeb
- Architektur
- Funktionalität für Qualitätssicherung

### **ZEISS PiWeb Overview**

ZEISS PiWeb sammelt Daten von jedem Messgerät über die gesamte Lieferkette hinweg und visualisiert sie über eine Datenquelle, auf die von mehreren Geräten weltweit aus zugegriffen werden kann.

Die Daten werden der ZEISS PiWeb-Datenbank entweder über eine direkte Schnittstelle oder durch herstellerunabhängige ASCII- oder .csv-Dateien bereitgestellt. Diese Daten können entweder numerische Ergebnisse oder eine Kombination von Bildern, Punktwolken oder anderen relevanten Inspektionsdaten sein.

Sobald die Daten in der Datenbank, die sich im Kundennetzwerk befindet, gespeichert sind, können die verschiedenen Clients auf sie zugreifen. ZEISS PiWeb verfügt über eine 3-Ebenen-Architektur. Eine Datenbankebene, eine Serveranwendungsebene und eine Clientebene. Diese Architektur bietet die Möglichkeit für moderne Integrationstechniken, die unter anderem zur Sicherheit beitragen. Beispielsweise gibt es eine Verbindung mit einem Active Directory-Server, um die Rollen und Rechte der Benutzer zu verwalten, sowie eine offene API. ZEISS PiWeb verfügt über drei verschiedene Module. Die drei Module werden auf Benutzerrollenbasis definiert. Der Client-Monitor dient zur Interaktion mit zuvor erstellten Berichten.

Mit dem ZEISS PiWeb Monitor kann der Benutzer vordefinierte Vorlagen zum Suchen und Filtern von Daten verwenden, um schnell die erforderliche Analyse zu erhalten.

Das zweite Modul, ZEISS PiWeb Designer, wird zum Erstellen visuell reichhaltiger Auswertungen verwendet. Ein Benutzer kann Auswertungen von Grund auf neu erstellen oder vorde-

finierte Vorlagen verwenden, um Auswertungen mit Tools wie interaktiven CAD-Modellen, Tabellen, Bildern oder Visualisierungen von Punktwolken schnell zu erstellen. Der Benutzer kann auch Hyperlinks für den Monitorbenutzer integrieren, um Elemente einfach auszutauschen oder um zu anderen Berichten oder Auswertungen zu navigieren.

Das dritte Modul, ZEISS PiWeb Planner, ist für die Administratorrolle vorgesehen. Dieses Modul ermöglicht die Konfiguration der Datenbank, die Verwaltung von Messungen, die Verwaltung von Benutzerrechten sowie die Implementierung automatischer Serverjobs.

Durch die verschiedenen Werkzeuge zur visuellen Darstellung von Daten ist ZEISS PiWeb ein leistungsstarkes Tool für jede Industrie. Obwohl ZEISS PiWeb seine Wurzeln in der anspruchsvollen Automobilindustrie hat, kann die Software problemlos in anderen Branchen eingesetzt werden, einschließlich der Spritzgussindustrie.

Beispielsweise können die während der Vorproduktionsphase gesammelten Daten leicht mit den späteren Produktionsdaten verglichen werden. Die Funktionsanalyse und andere Auswertungen können schnell auf gefilterte Datensätze angewendet werden.

Solange sich alle Daten in der ZEISS PiWeb-Datenbank befinden, können auch Auswertungen zu einem späteren Zeitpunkt durchgeführt werden. Dies bringt dem Benutzer eine enorme Zeitersparnis, da er keine alten Daten aufwendig vorbereiten muss, während er auf die neuesten Ergebnisse zugreift.



# **Predictive Maintenance: Maximales Wissen – Minimaler Stillstand**

**S. Kruppa, S. Fruth, KraussMaffei Technologies GmbH, München**

## **Kurzfassung**

Durch den Einzug der Digitalisierung in die Industrie ergeben sich zahlreiche neue Möglichkeiten, Daten aufzuzeichnen und zu nutzen. Ein Thema, das dabei häufig diskutiert wird, ist die vorhersagende Instandhaltung, häufiger bekannt unter dem Schlagwort „Predictive Maintenance“. Ihre Zielsetzung ist es, durch die Auswertung von Instandhaltungsdaten den Ausfallzeitpunkt von Maschinenkomponenten möglichst präzise vorherzusagen. Durch diese Kenntnis können Instandhaltungsmaßnahmen entsprechend geplant und die Lebenszeit eines Bauteils optimal ausgenutzt werden. Dies führt wiederum zu Kosteneinsparungen in der Instandhaltung und beugt ungeplanten Maschinenstillständen vor.

Der vorliegende Beitrag stellt das Themengebiet „Predictive Maintenance“ zunächst vor, um ein einheitliches Verständnis für Begriffe zu schaffen. Im Anschluss wird anhand einer Plastifizierschnecke ein konkreter Anwendungsfall aus dem Spritzgießen vorgestellt.

## **Abstract**

The digitalization of the industry allows multiple new ways off recording and using data. In this context “Predictive Maintenance” is a popular topic. Its goal is to predict the failure of plant equipment as good as possible, using historical data. By leveraging this data, maintenance activity can be planned accordingly and the lifetime of a component can be used be fully utilized, which leads to cost savings for the maintenance department and prevents unplanned downtime.

This article first introduces the topic “Predictive Maintenance” in general, to get a common understanding of some terms. As a specific use case in injection molding is presented: the wear process of a plasticating screw, including a simple prediction model.

## **Ausgangssituation**

Mit der Digitalisierung geht eine verstärkte Vernetzung von Anlagen und auch eine erhöhte Verfügbarkeit von Rechenleistung einher. Dadurch eröffnen sich der Industrie derzeit zahlreiche neue Potentiale für neue, innovative Lösungen und Geschäftsmodelle.

Ein Themengebiet stellt die vorhersagende Instandhaltung oder „Predictive Maintenance“ dar. Dabei ist die Thematik an sich keineswegs eine neue Idee. Die Grundidee wurde bereits in den 80er Jahren angewandt [1] und basiert auf der Annahme, dass durch bestehende Wartungsstrategien die Lebenszeit unterschiedlicher Bauteile nicht optimal ausgenutzt wird. Ein Bauteil, das zu früh gewechselt wird, obwohl es noch keiner Wartung bedurft hätte, verursacht überflüssige Kosten. Wird wiederum eine Komponente nicht rechtzeitig ausgewechselt und fällt aus, entstehen ebenfalls zusätzliche Kosten durch Stillstand und eventuelle zusätzliche Instandhaltungsmaßnahmen. Grundsätzlich kann zwischen drei unterschiedlichen Ausbaustufen der Instandhaltung unterschieden werden [2]:

- Run-to-failure: Komponenten werden bis zum Ausfall betrieben. Dies führt zu unerwarteten Stillständen, sowie zu einer hohen Belastung der Instandhaltung, da zwangsläufig eine hohe Reaktionsfähigkeit und Lagerhaltung aller möglichen Ersatzteile benötigt wird.
- Präventive Instandhaltung: Komponenten werden in vorab geplanten, festen Zeitintervallen gewartet. Dies kann zu überflüssigen Wartungen führen, außerdem können ungeplante Ausfälle nach wie vor auftreten, wenn Teile zwischen den festen Intervallen ausfallen.
- Vorhersagende Instandhaltung: Hier ist der aktuelle Zustand der Komponenten bekannt und vorhersagbar. Dadurch werden Wartungsmaßnahmen optimal planbar.

Predictive Maintenance wird unter anderem wie folgt definiert [2]: "Predictive Maintenance ist eine Philosophie oder Einstellung, die, einfach gesagt, den aktuellen Betriebszustand von Anlagenausstattung und -Systemen nutzt, um den Anlagenbetrieb zu optimieren."

Die vorhersagende Instandhaltung kann durchaus als eine erweiterte Ausbaustufe der präventiven Instandhaltung gesehen werden. Auch hier wird versucht, Komponenten vor Ihrem tatsächlichen Ausfall auszutauschen. Neben der präventiven Instandhaltung ist zudem noch die Wartung bei sich bietender Gelegenheit zu erwähnen. Häufig werden Maschinen in der Praxis schlicht dann gewartet, wenn sich für die Instandhaltung, z.B. durch einen Stillstand an Wochenenden eine Gelegenheit dazu ergibt.

Obwohl die Idee der vorhersagenden Instandhaltung schon länger existiert, haben die verbesserten Möglichkeiten zur Datenerfassung, -aufzeichnung und -auswertung, der Thematik im Zusammenhang mit Industrie 4.0 eine neue Bedeutung verliehen. „Predictive Maintenance“ wurde daher durch zahlreiche Unternehmen als ein zentraler Nutzen der Digitalisierung und auch als zukünftiger Schlüsselfaktor für die Entwicklung des Service identifiziert [3, 4, 5]. So befassen sich bereits 81% der in einer Studie erfragten Unternehmen intensiv mit der Thematik, allerdings haben nur 11% bereits umfängliche Lösungen auf dem Markt [4]. Eine weitere



Befragung kommt zu dem Ergebnis, dass nur 11% aller hier befragten Unternehmen die volle Ausbaustufe der Predictive Maintenance erreicht haben [3].

### **Typische Problemstellungen, Begriffe, Lösungswege und Technologien für vorausschauende Wartung**

Problemstellungen, die im Kontext der oben genannten Themenfelder gestellt werden, können von: „Wie lange kann ich Verschleißteile an meiner Maschine noch benutzen, ohne Qualitätseinbußen am Endprodukt zu haben?“ über „Wie lange kann ich eine spezifische Komponente verwenden, ohne einen Maschinenausfall zu riskieren?“ bis hin zu „Wann sollte ich im Optimalfall neue Ersatzteile bestellen, um meine Lagerhaltung möglichst gering zu halten?“ oder „Wie kann ich meine Instandhaltungsmaßnahmen optimal planen?“.

Um diese Fragestellungen beantworten zu können, muss für die betreffenden Komponenten die verbleibende Lebenszeit bestimmt werden, im englischen als „Remaining Useful Lifetime“ (RUL) bezeichnet. Die unterschiedlichen Ansätze lassen sich grob in vier Kategorien einordnen [6]:

- **Datengetriebene Ansätze:** Durch die Nutzung historische Konfigurations-, Nutzungs- und Ausfalldaten werden die voraussichtlichen Ausfallzeitpunkte unterschiedlicher Komponenten abgeschätzt. Die Schlagwörter „Big Data“ und „Künstliche Intelligenz“ sind hier einzuordnen.
- **Modellbasierte Ansätze:** Mit Hilfe mathematischer Modelle sollen die physikalischen Versagensmechanismen nachgebildet werden. Ein Verständnis dieser Prozesse soll für die Abschätzung der Komponentenlebenszeit verwendet werden.
- **Wissensbasierte Ansätze:** Es soll Expertenwissen in intelligente Systeme überführt werden, die aufgrund von Regelsätzen Abschätzungen treffen können.
- **Hybride Ansätze:** Diese Ansätze stellen eine beliebige Kombination der zuvor genannten Systeme dar.

Wenn von Industrie 4.0 oder Digitalisierungslösungen gesprochen wird, werden vorrangig rein datengetriebene Ansätze, teils auch mit Integration von Expertenwissen als Antwort auf die oben genannten Fragen gesehen.

Um die verbleibende Lebenszeit von Bauteilen bestimmen zu können, sind jedoch einige Voraussetzungen notwendig, die in der Praxis derzeit teils nicht gegeben sind.

Zum einen muss eine entsprechende Datenbasis vorhanden sein, um Vorhersagemodelle überhaupt entwickeln zu können. Vor allem Machine Learning Methoden erfordern riesige Mengen an Trainingsdaten, um brauchbare Ergebnisse zu liefern. Zudem muss die Qualität

der Daten entsprechend hoch sein, um sie sinnvoll verwenden zu können. Verrauschte oder unvollständige Daten sind für diese Methoden möglicherweise nicht verwendbar.

Zum anderen müssen Modelle, die Aussagen über den aktuellen Zustand einer Komponente treffen können, vorhanden sein, um eine Vorhersage über das künftige Verhalten treffen zu können. Diese Zustandsüberwachung wird im Englischen als „Condition Monitoring“ bezeichnet. Der Zustand sollte im Idealfall durch eine oder mehrere Kennzahlen bestimmt werden, die mit zunehmendem Verschleiß oder mit Schädigung, Trends oder anders geartete Veränderung aufweisen [7]. Auf Basis dieser Zustandskennzahlen kann so der aktuelle Zustand einer Komponente diagnostiziert und unter Nutzung des zeitlichen Verlaufs auch der zukünftige Verschleiß prognostiziert werden. Der Zusammenhang der erläuterten Themenfelder ist in Abbildung 1 nochmals dargestellt.

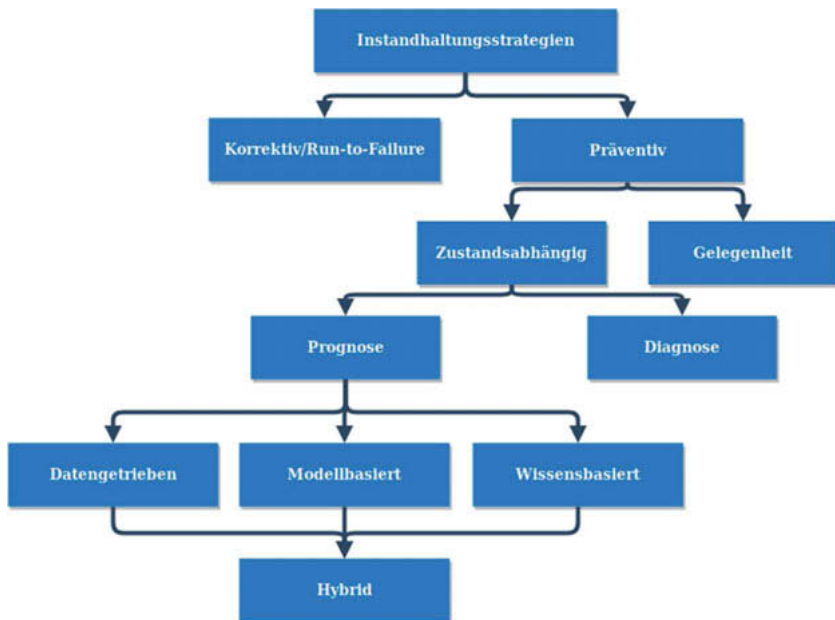


Bild 1: Zusammenspiel unterschiedlicher Instandhaltungsstrategien [6]

Im Bereich von Condition Monitoring und Predictive Maintenance ist bereits eine hohe Zahl unterschiedlicher Methoden und Algorithmen für unterschiedlichste Komponenten erprobt worden [8]. Hierzu zählen Lager, Pumpen, Zahnräder und Wellen, bei denen vor allem Methoden der Schwingungsanalyse Anwendung finden.

Im Folgenden soll als Anwendungsbeispiel der vorgestellten Methoden im Spritzgießen der Verschleiß einer Plastifizierschnecke betrachtet werden.

### **Anwendungsbeispiel im Spritzgießen: Plastifizierschnecke**

Die Plastifizierschnecke stellt innerhalb einer Spritzgießmaschine eines der Teile dar, die abhängig vom verarbeiteten Material vergleichsweise schnell verschleifen und zugleich einen großen Einfluss auf den Spritzgießprozess haben können. Durch korrosiven oder abrasiven Verschleiß kommt es zum einen zu einer Vergrößerung des Scherspalt zwischen Schnecke und Zylinder, zum anderen verändert sich zudem die Oberflächenbeschaffenheit der Schnecke. Durch diese Einflüsse nimmt die Förderleistung der Schnecke im Laufe ihrer Lebenszeit ab.

Dies führt bei ansonsten gleichbleibenden Prozessparametern unter anderem zu einer Verlängerung der Plastifizierzeit und kann in Extremfällen sogar Verlängerungen der Zyklusdauer bewirken. Eine weitere Auswirkung zeigt sich in der Materialqualität: Durch eine verringerte Förderleistung benötigt die Schnecke mehr Zeit um die gleiche Menge an Material zu fördern. Infolgedessen wird während der Plastifizierphase mehr Energie in das Gesamtsystem eingebracht, was einen durchaus erhöhten Energieeintrag in das Material mit sich bringt und zu Qualitätseinbußen am produzierten Teil führen kann. Um entsprechende Gegenmaßnahmen bei abnehmender Förderleistung einleiten zu können, ist es daher sinnvoll, den Zustand der Schnecke zu kennen.

Mit einer Vorhersage, ab welchem Zeitpunkt eine Schnecke nicht mehr prozessfähig ist, können zudem entsprechende Bestellungen rechtzeitig ausgelöst und Maschinenstillstände vermieden oder reduziert werden. Die „Gesundheitskennzahl“  $H$  kann als Quotient der aktuellen Leistungsfähigkeit  $S_{act}$  der Schnecke und der Leistungsfähigkeit einer neuen Schnecke unter gleichen Produktionsbedingungen  $S_{ref}$  berechnet werden.

Die Güte und somit Leistungsfähigkeit der verbauten Schnecke kann derzeit ohne einen Ausbau der Schnecke und eine visuelle Begutachtung nur mit Hilfe zusätzlicher Sensorik bestimmt werden [10].

Als Maß für die Leistungsfähigkeit kann allerdings, wie bereits zuvor erwähnt, die Förderleistung herangezogen werden. Diese kann direkt aus den Prozessdaten bestimmt werden und entspricht dem geförderten Volumenstrom für eine verschlissene und eine neue Schnecke:

$$H_{scr} = \frac{S_{act}}{S_{ref}} = \frac{\dot{V}_{act}}{\dot{V}_{ref}}$$

Die aktuelle Förderleistung kann im laufenden Prozess während der Plastifizierphase berechnet werden. Der geförderte Volumenstrom entspricht der Volumenänderung des Schnecken-vorraums beim Plastifizieren. Um die Größen intuitiver vergleichbar zu machen, wird dieser noch auf die Drehzahl normiert, sodass sich die Einheit der Förderleistung zu m³/U ergibt:

$$\dot{V}_{act} = \frac{\Delta s \cdot \left(\frac{D}{2}\right)^2 \cdot \pi \cdot 60}{\Delta t \cdot N}$$

$\Delta s$  ist hierbei die Wegänderung pro Zeitschritt,  $D$  der Schneckendurchmesser,  $\Delta t$  die Zeitdifferenz zwischen zwei Messpunkten in Sekunden und  $N$  die Drehzahl der Schnecke in Umdrehungen pro Minute.

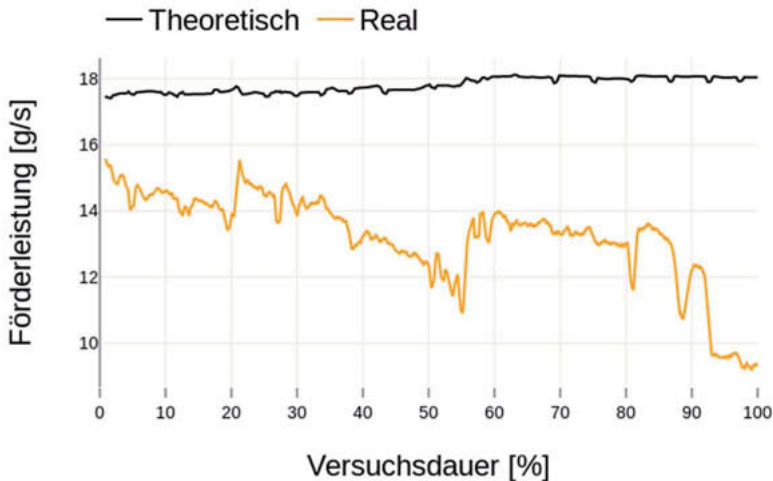


Bild 1: Realer Verschleißverlauf und theoretisch errechnete Förderleistung einer Versuchsschnecke

Die Förderleistung einer neuen Schnecke kann wiederum durch ein mathematisches Modell bestimmt werden, das die zum Teil nichtlinearen Zusammenhänge zwischen Druck und Drehzahl aufgrund der Materialabhängigkeit einbezieht. Eine neue Schnecke wird so immer ein  $H_{scr}$  nahe 1 aufweisen. Mit zunehmendem Verschleiß zeigt sich im Laufe der Lebensdauer der Schnecke dann ein fallender Verlauf. Der zeitliche Verlauf des Schneckenverschleißes ist in Abbildung 2 dargestellt. Die Grafik zeigt den Verschleißverlauf einer ungehärteten Schnecke über einen Versuchszeitraum von 15 Tagen. Pro Tag wurde ca. 8 Stunden produziert. Um den Verschleiß zu beschleunigen wurde ein 60% glasfasergefülltes Polyamid verwendet. Durch die Reduzierung auf eine Kennzahl, die die Zusammenhänge zwischen den einzelnen Prozessgrößen korrekt berücksichtigt, wird der Abnutzungsverlauf als kontinuierlicher Trend sichtbar. Der Verlauf von  $H_{scr}$  ist in Abbildung 3 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass der Verlauf bei nahezu 100% für eine neue Schnecke beginnt. Die Abweichung von 100% ist dabei auf kleinere numerische Fehler im Modell zurückzuführen. Die Förderleistung sinkt über die Versuchsdauer bis unter 50% ab. Da der Verlauf annähernd linear wirkt, liegt als simple Vorhersagemethode eine Extrapolation mittels eines linearen Regressionsmodells nahe. Auch dies ist in Abbildung 3 dargestellt.

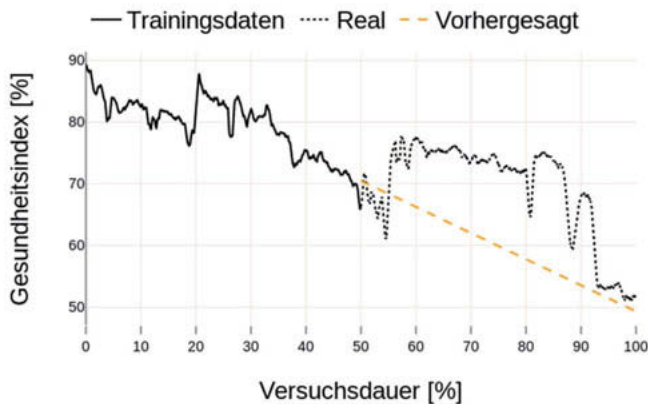


Bild 2: Verlauf des Gesundheitsindex  $H$  über die Versuchsdauer, inklusive Prognose nach halber Versuchsdauer

Die erste Hälfte der Daten wurde dabei für die Bestimmung der Regressionsparameter durch die Methode der gewichteten kleinsten Quadrate genutzt. Die Gewichte wurden dazu linear ansteigend verwendet, sodass „neuere“ Daten stärker gewichtet wurden. Mit Hilfe des Modells wurde anschließend auf die zweite Hälfte der Daten extrapoliert.

Der vorhergesagte Trend weicht zu Beginn recht stark vom vorhergesagten Verlauf ab. Allerdings zeigt sich, dass sich die reale Förderleistung später wieder der vorhergesagten Gerade annähert. Die Abweichung der Vorhersage vom realen Verlauf beträgt im Mittel für die letzten 50 Zyklen nur 3,25%. Daher scheint eine lineare Abnahme der Förderleistung bereits eine ausreichende Annahme für ein Modell darzustellen.

Es ist allerdings zu beachten, dass  $V_{act}$  stark materialabhängig ist. Eine durch Verschleiß beeinträchtigte Schnecke kann beispielsweise für eine Verarbeitung von PA nicht mehr sinnvoll sein, während die Förderleistung für PP noch ausreichend ist. Durch einen Materialwechsel kann folglich  $H_{scr}$  auch sprunghaft ansteigen. Abbildung 4 zeigt unterschiedliche Förderleistungen anhand realer Messdaten für die Materialien PA und PP bei gleichen Randbedingungen.

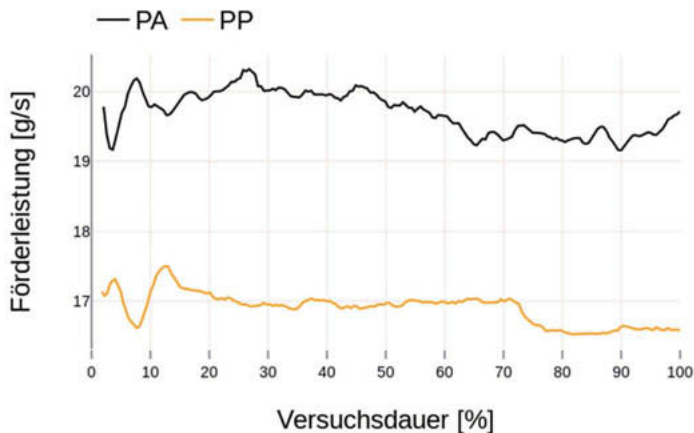


Bild 3: Förderleistung einer Schnecke für verschiedene Materialien bei gleichen Verschleißzustand und vergleichbaren Prozesseinstellungen

## Fazit

Berechnungs- und Vorhersagemodelle wie das soeben Vorgestellte, können in Zukunft den Zugang zu neuen Geschäftsfeldern- und Modellen eröffnen. Condition Monitoring/Predictive Maintenance kann zum einen als reines digitales Serviceprodukt genutzt werden, das ähnlich zu bestehenden Angeboten als Softwarelösung vertrieben wird. Dies ist sowohl als Plattformlösung im Sinne einer Internet-of-Things Anwendung denkbar, als auch als lokale Lösung innerhalb einer Produktion.

Die gezeigten Ansätze können allerdings auch bei der Umsetzung komplett neuer Geschäftsmodelle einen wichtigen Beitrag liefern. „Equipment-as-a-Service“ ist eines davon [11]. Bei Ansätzen wie Pay-per-Use, werden Maschinen nicht mehr nach klassischem Ansatz verkauft, sondern es werden Produktionskapazitäten für die Verarbeiter zur Verfügung gestellt [12]. Verarbeiter, die Maschinen mieten, zahlen bei solchen Ansätzen pro Nutzung, also pro Schuss oder Zeiteinheit.

Folglich ist es für Maschinenhersteller unerlässlich, die Maschinenverfügbarkeit gewährleisten zu können. Dazu ist wiederum eine umfassende Instandhaltung der Maschinen erforderlich. Diese wird durch Predictive Maintenance Lösungen, wie die vorgestellte Vorhersage des Schneckenverschleißes, maßgeblich unterstützt, indem Wartungsmaßnahmen besser planbar werden.

## Literaturverzeichnis

- [1] W.C. Laws, A.A. Muszynska, Periodic and Continuous Vibration Monitoring for Preventive/Predictive Maintenance of Rotating Machinery, „ J. Eng. Gas Turbines Power“, Bd. 109(2), 1987.
- [2] R. K. Mobley, An Introduction to Predictive Maintenance, BUTTERWORTH HEINEMANN, 2002.
- [3] M. Haarman, M. Mulders und C. Vassiliadis, „Predictive Maintenance 4.0 - Predict the unpredictable,“ 2017.
- [4] S. Feldmann, O. Herweg, H. Rauen und P.-M. Synek, „Predictive Maintenance - Service der Zukunft - und wo er wirklich steht,“ 2017.
- [5] O. P. Schleichert, B. Bringmann, H. Kremera, S. Zablotskiy und D. Köpfer, „Predictive Maintenance - Taking pro-active measures based on advanced data analytics to predict and avoid machine failure,“ 2017.
- [6] C. Okoh, R. Roy und J. Mehnen, „Predictive Maintenance Modelling for Through-Life Engineering Services,“ Procedia CIRP, Bd. 59, pp. 196-201, 2017.
- [7] R. C. M. Yam, P. W. Tse, L. Li und P. Tu, „Intelligent Predictive Decision Support System for Condition-Based Maintenance,“ The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Bd. 17, pp. 383-391, 2001.
- [8] J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao und D. Siegel, „Prognostics and health management design for rotary machinery systems - Reviews, methodology and applications,“ Mechanical Systems and Signal Processing, Bd. 42, pp. 314-334, 2014.
- [9] G. Dimmler, P. Kapeller, J. Kilian, R. Pfeil und C. Schönegger, „Ungeplante Stillstände vermeiden,“ Kunststoffe, Bd. 11, pp. 47-50, 2016.b
- [10] B. Praher, G. Steinbichler, „Zustandsüberwachung des tribomechanischen Systems Massezylinder/Plastifizierschnecke in der Kunststoffverarbeitung,“ 18. GMA/ITG Fachtagung Sensoren und Messsysteme, 2016.
- [11] R. Bucksch, G. Horstmann, C. Ludwig, F. Schmidt, E. Schulz und M. Walter, „Geschäftsmodelle in der Industrie 4.0 - Chancen und Potentiale nutzen und aktiv mitgestalten,“ 2017.
- [12] G. Knüpfner, „14.0: So funktioniert Pay-per-Use,“ Produktion, 2018.



# Prozessoptimierung mit intelligenten Werkzeugen

Dipl.-Ing.(FH) **Andreas Kißler**, HAIDLMAIR GmbH, Nußbach

## Kurzfassung

Der internationale Wettbewerb wird immer härter. Daher ist es immer mehr vonnöten, gerade im mitteleuropäischen (hochpreisigen) Raum, sich durch höhere Qualität und innovative Technologien vom internationalen Wettbewerb abzuheben und dem Kunden einen entsprechenden Mehrwert für seine Investitionen zu bieten. Eine dieser Innovationen ist die FDU (Flat Die Unit) von HAIDLMAIR, die die Vorzüge der Extrusions- und Spritzgießtechnologie vereint und über eine Reduzierung der Scherung, der Einspritz- und Kühlzeit, des Einspritzdrucks und des Energieverbrauchs zu einer kürzeren Zykluszeit führt und somit wieder eine höhere Produktivität ergibt. Die Besonderheiten dieses neuen Systems sind ein Teil des Vortrages.

Der andere Teil des Vortrages behandelt die zunehmende Digitalisierung in der Spritzgießbranche, die auch von den Werkzeugherstellern dementsprechende Lösungen verlangt. HAIDLMAIR begegnet diesen Herausforderungen mit seinem Mould Monitoring 4.0 System, das den gesamten Spritzgießprozess mit all seinen Parametern transparent und überprüfbar macht. Das System gibt seinem Benutzer die volle Kontrolle über sein Werkzeug, egal wo es sich befindet und informiert rechtzeitig darüber, ob das Werkzeug in Gefahr ist oder eine Wartung vonnöten ist. Somit lässt sich der Output erhöhen, Werkzeugschäden vermeiden und Wartungen besser planen.

## **1. Das Unternehmen HAIDLMAIR**

Seit 40 Jahren steht HAIDLMAIR für fortschrittliche Technik und hohe Qualität im Werkzeugbau. Fast 300 Mitarbeiter/innen arbeiten im Stammwerk in Nußbach (Oberösterreich), weitere 250 sind in 8 Betrieben in 4 Ländern in der HAIDLMAIR GROUP beschäftigt. HAIDLMAIR ist der Weltmarktführer bei Spritzgießwerkzeugen für Getränkekästen. Darüber hinaus werden in Nußbach Werkzeuge für Lager- & Logistikcontainer, Paletten- & Palettenboxen, Wertstoffbehälter sowie automotive und technische Teile gefertigt.

## **2. Mould Monitoring**

Mould Monitoring ist die Antwort von HAIDLMAIR auf die Herausforderungen der neuen, vernetzten Produktion im Rahmen von Industrie 4.0. Die Vision dahinter ist eine Erhöhung der Produktivität durch frühzeitige Erkennung von möglichen Fehlern, bevor die Produktion negativ beeinflusst wird. Langfristig soll das Produkt autonom den Fertigungsprozess steuern.

Das System ist spritzgussmaschinentyp- und ortsunabhängig und erlaubt eine Dokumentation der Einflussfaktoren über die gesamte Werkzeuglebensdauer und eine genaue Überwachung aller Spritzparameter (zb. Stückzähler, Zykluszeit, Vorlauftemperatur, Durchfluss, Forminnendruck uvm.). Zusätzlich wird der Benutzer über anstehende Wartungen und Services rechtzeitig benachrichtigt, was deren Planbarkeit erheblich erleichtert.

## **3. FDU**

Basis für die FDU ist die Breitschlitzdüse aus der Extrusion. Bei der FDU handelt sich um ein Heißkanal-Düsensystem für Spritzgießwerkzeuge. Der Strömungskanal in der Düse ist dabei auf eine Flachdüse projiziert. Dadurch strömt der Kunststoff gleichmäßig verteilt durch einen langen Spalt in die Kavität ein, anstatt durch einen kleinen Punktanguss.

Die FDU gibt es im Moment in 3 verschiedenen Bauformen: FDU Mini 6, FDU Midi 25 und FDU Maxi 44. Diese unterscheiden sich in der Größe bzw. in der Länge.

In der Einspritzphase reduziert die FDU die Scherung und verringert den maximalen Einspritzdruck, die Materialscherung. In der Nachdruckphase wird der entstandene Druck besser ins Produkt geleitet. Daneben wird die Kühlzeit reduziert und der Energieverbrauch verringert. Alle diese Vorteile führen zu einer reduzierten Zykluszeit.



Bild 1: Vorteile der FDU

### 3.1. Langglasfaserverarbeitung mit FDU

Die FDU optimiert die Glasfaserorientierung im Produkt. Um dies zu verdeutlichen wurden umfangreiche Tests am HAIDLMAIR hauseigenen Computertomographen durchgeführt, bei denen die FDU und eine offene Düse mit integrierter Spitze verglichen wurden. Die Vergleiche haben unter anderem gezeigt, dass die Fasern in der Mitte des Bauteils geordneter sind und im Gegensatz zur offenen Düse, keine oder nur sehr minimale Verwirbelungen und Anhäufungen von Fasern auftreten.

Eine zweite Analyse nahm den jeweiligen Anspritzpunkt der beiden Proben genauer unter die Lupe. Auch bei diesem Vergleich traten mehrere und größere Anhäufungen und Verwirbelungen von Fasern bei der offenen Düse auf.



Bild 2: Die analysierten Musterteile, links mit FDU, rechts mit offener Düse

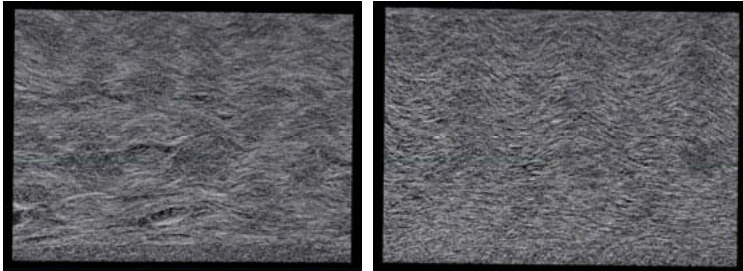


Bild 3 & 4: Schnitt Faserausrichtung Bauteilmitte mit offener Düse (links) und Schnitt Faserausrichtung Bauteilmitte mit FDU (rechts)

### 3.2. FDU mit Recyclingware

Die FDU eignet sich sehr gut für die Verarbeitung von Recyclingmaterial. Das zeigen die Vergleiche, die HAIDLMAIR mit der FDU und einer herkömmlichen Runddüse und verschiedenen Kunststoffarten durchgeführt hat. Diese Versuche zeigen, dass in allen Fällen der Einspritzdruck bis zu 10% verringert werden konnte, während der Forminnendruck um bis zu 18% gesteigert wurde. Diese Steigerung führt dazu, dass der Nachdruck besser im Bauteil wirken kann, was wiederum die Zykluszeit reduziert. Zusätzlich bleiben die Material- und Bauteileigenschaften erhalten, weil die Makromolekülketten des Regranulates nicht degradiert werden und Materialschwankungen durch den großen Austrittsquerschnitt der FDU kompensiert werden. Somit ist die FDU ist schonendste und beste Heißkanallösung für den Einsatz von Regranulat.

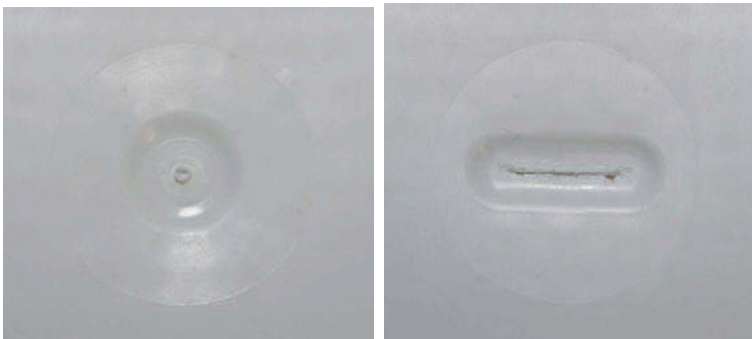


Bild 5: Vergleich Anspritzpunkte offene Heißkanaldüse (links) und FDU (rechts)

### 3.3. FDU ohne Freistrahlbildung

Der heutige Stand der Technik ist eine Freistrahlbildung bei direktem Einspritzen in die Wandung eines Bauteils. Sofern die Prallfläche nicht vorhanden ist, tritt die Schmelze schlängelförmig, rau oder mit matten Linien in die Kavität ein. Das Fließverhalten der FDU verhält sich komplett different zu dem heutigen Status quo der Technik, bereits bei Beginn des Einspritzvorganges im Quellfluss.



Bild 6: Freistrahlbildung mit FDU



# Praktische Erfahrung mit Prognosemodellen für die Produktionsqualität

**M. Raffelsieper**, Kistler Instrumente GmbH, Sindelfingen;  
**Dr.-Ing. R. Vaculik**, Kistler Instrumente AG, Winterthur

## Kurzfassung

Dass die Qualität der produzierten Artikel mit Hilfe des Werkzeuginnendruckverlaufs analysiert, überwacht gesteuert, und geregelt werden kann, ist allgemein bekannt. Schließlich beschreibt der Forminnendruckverlauf den Formteilbildungsprozess sehr präzise.



Bild 1: Gesicherte Qualität

In der heutigen Produktion, wo die Anforderungen am Artikel stetig gewachsen und die Peripherie immer komplexer wird, gerät dieses Grundlagenwissen in Vergessenheit. Viele Maschinenbediener fühlen sich schon fast überfordert. Die Erfahrungen in der Praxis zeigen immer wieder, dass beim Ermitteln der idealen Einstellwerte nicht gezielt vorgegangen wird. Dadurch entstehen unnötig lange Anfahrzeiten, Unterbrechungen der Produktion und zu hohe Ausschussquoten. Genau hier sollte eine systematische Herangehensweise erfolgen, und im Zeitalter von Industrie 4.0 kann das nur eine digitale Assistenz sein. Von der Bemusterung bis zur Serie helfen dem Anwender werkzeuginnendruckbasierte Assistenzsysteme, die geforderte

Qualität zu erreichen. Der Bediener bekommt aktive Unterstützung, z.B. um den Umschalt-  
punkt auf Nachdruck optimal festzulegen. Um zu erkennen, wie stark ein Prozess streut, wie  
groß oder klein die Überwachungsgrenzen zu setzen sind, fehlen oft geeignete Hilfsmittel.

Mit ComoNeo und ComoDataCenter hat Kistler zwei Systemkomponenten im Portfolio, mit  
denen sowohl Neueinsteiger als auch erfahrene Anwender ihre Prozesse präzise und effizient  
überwachen und regeln können. Ganz gleich, ob als nützliche Hilfestellung beim Einrichten  
des Spritzgiessprozesses, als System zur Prozessüberwachung und -regelung oder als Instru-  
ment zur Qualitätsprognose. Zudem eignen sie sich für unterschiedliche anwendungstechni-  
sche Applikationen – und bereitet die Fertigung Spritzgiessproduktion optimal auf die Möglic-  
keiten einer vernetzten Zukunft vor.

Wie bereits weiter oben beschrieben werden die Artikel immer anspruchsvoller und die Zu-  
sammenhänge zwischen Maschinenparametern, Prozessparametern und den Articleigen-  
schaften sind oft nicht ausreichend bekannt. In solchen Fällen kann ein statistischer Versuchs-  
plan die erforderliche Transparenz bringen. In diesem sollten neben den zu variierenden Ma-  
schinenparametern auch Prozessparameter mit erfasst werden.

Effizient lässt sich diese Aufgabe mit Hilfe eines geführten Assistenzsystems bewältigen z.B.  
– ComoNeoPREDICT. Ein solcher Versuchsplan wurde beispielsweise an einem Spritzenbü-  
gel durchgeführt. Auf Basis der Anforderungen für ein Medical-Bauteil galt es, die Korrelation  
zwischen Festigkeit, Forminnendruck und den Maschinenparametern zu untersuchen. Das Er-  
gebnis: Optimale Maschinenparameter im Konsens aller Forderungen und sichere, 100% on-  
line überwachte Produktion.

## **1. Werkzeuginnendruck als Mass für den sicheren Prozess**

Die Verarbeitung von Kunststoffen im Spritzgießverfahren ermöglicht eine wirtschaftliche Her-  
stellung hochwertiger Formteile. Die steigenden Rohstoff- und Herstellkosten und enormen  
Qualitätsanforderungen benötigen eine rationelle Fertigung im Spritzgießbetrieb. Ein hoher  
Auslastungsgrad der Spritzgießmaschine, mit einer Minimierung der Ausschussquoten bei ho-  
hen Qualitätsansprüchen, ist heute die tägliche Herausforderung der kunststoffverarbeitenden  
Betriebe. Die Prozessbeherrschung bildet die Grundlage für eine wirtschaftliche und flexible  
Produktion von Qualitätskunststoffteilen [1].



Zur Vermeidung von fehlerhaften Teilen bieten sich einige Möglichkeiten schon in der Maschinensteuerung; nämlich die Überwachung der Maschinenparameter, die einen Einfluss auf die Qualität des Spritzgießteils haben.

Tabelle 1: Beispiele Maschinenparameter vs. Prozessparameter im Werkzeug

| Maschinenparameter                 | Prozessparameter im Werkzeug     |
|------------------------------------|----------------------------------|
| Schneckendrehzahl                  | Druck im Werkzeug                |
| Hydraulikdruck                     | Massetemperatur im Werkzeug      |
| Staudruck                          | Werkzeugwandtemperatur           |
| Zylindertemperaturen               | Fließfrontgeschwindigkeit        |
| Massetemperatur im Schneckenorraum | Spezifisches Volumen             |
| Restmassepolster                   | Dicke der erstarrten Randschicht |
| Düsentemperatur                    |                                  |
| Schneckenvorlaufgeschwindigkeit    |                                  |
| Schließkraft                       |                                  |
| Temperiermitteltemperatur          |                                  |
| Zeiten                             |                                  |
| Wege                               |                                  |

Alle diese o. a. Parameter beeinflussen mehr oder weniger die Qualität des Formteils. Um kontinuierlich gute Teile zu fertigen, gilt es, diese Parameter zu überwachen bzw. zu regeln. Es genügt jedoch in der Regel nicht ausschliesslich die Parameter in der Maschine zu überwachen, da sie nicht den Zustand der Schmelze bei der Formteilbildung beschreiben. Hierzu ist es notwendig, im Werkzeug Abweichungen vom Soll Prozessverlauf zu erfassen und richtig zu interpretieren.

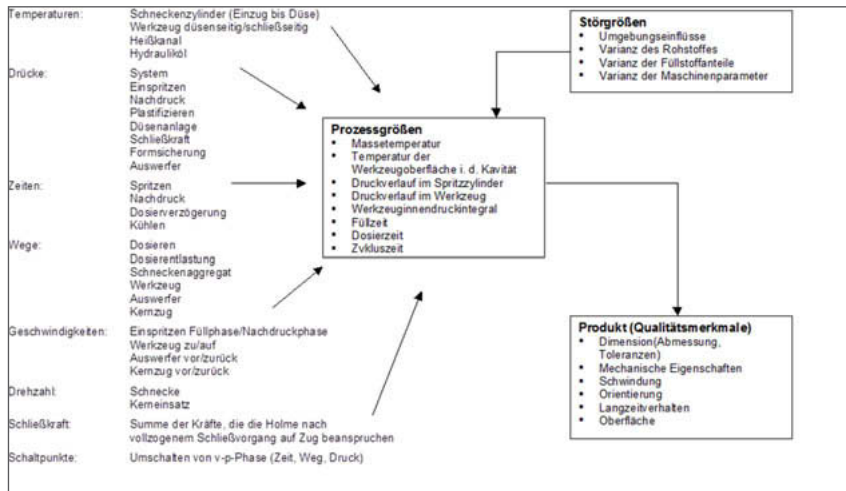


Bild 2: Einflüsse auf den Spritzgiessprozess

Im Folgenden sollen die Möglichkeiten der Temperatur- und Werkzeuginnendruckmessung näher betrachtet werden. Mit dem Einsatz von praxisbewährten Messgeräten und sachgerechter Messmethode können u.a. folgende Vorgänge schnell und sicher gelöst werden:

- Einfahren neuer Spritzgießwerkzeuge mit Sensorik oder Spritzgießwerkzeuge mit nachträglich installierter Sensorik, Ermitteln der idealen Einstelldaten an der Spritzgießmaschine
- Bestandsaufnahme über die Eigenschaften von Spritzgießmaschine, Spritzgießwerkzeug, Kunststoff und Umgebungseinflüsse
- Überwachung der Produktion
- Regelung des Prozesses bei Störgrößen z.B. Viskositätsschwankungen
- Schutz des Spritzgießwerkzeuges
- Dokumentation der Produktion durch das Messen und Speicherung der qualitätsrelevanten Prozessgrößen, wie Werkzeuginnendruck, Einspritzdruck, Temperatur im Spritzgießwerkzeug und in der Kunststoffschmelze
- Reduzierung des Kontrollaufwandes, d.h. Produktion direkt zum Montageband oder in die Verpackungseinheit
- Fehlersuche im Prozessablauf
- Untersuchungen zur Maschinenfähigkeit.

Der Verlauf des Werkzeuginnendrucks gibt Auskunft über die Qualität jedes einzelnen Formteils. Richtig gesteuert, sorgt er in der Kavität für eine nachhaltige Qualitätsverbesserung und Ausschussreduzierung. Der Werkzeuginnendruck kann die Füll-, die Kompressions- und die Nachdruckphase beim Spritzgießen sehr exakt beschreiben. Mit dem Wissen über die grundlegenden physikalischen Zusammenhänge fällt die Auswertung und Interpretation des Druckverlaufs leicht. In der folgenden Grafik (Bild 3) ist ein typischer Werkzeuginnendruckverlauf dargestellt und erklärt.

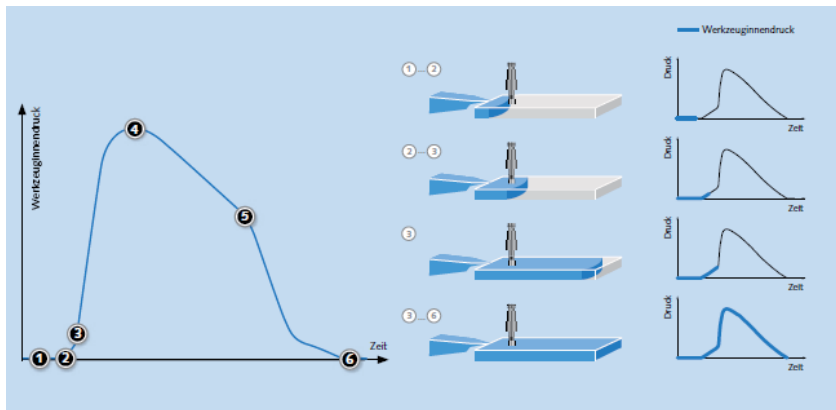


Bild 3: Vier Phasen des Werkzeuginnendruckverlaufs

Zu Beginn der Füllphase (1) tritt die Schmelze in die Kavität ein. Sobald die Fließfront den Sensor erreicht (2), ist ein Druck messbar. Mit zunehmender Füllzeit sollte der Druck nahezu linear ansteigen. Bei der volumetrischen Füllung der Kavität ist das Ende der Füllphase (3) erreicht. Die Schmelze wird in der Kompressionsphase verdichtet, um die Ausformung der Formteilkonturen sicherzustellen. Nach Erreichen des maximalen Werkzeuginnendrucks (4) folgt die Nachdruckphase. Sie gleicht die hohe Schwindung des Kunststoffs – also die Verkleinerung seines Volumens in Folge der Abkühlung – durch nachgeschobenes Material aus. In der Nachdruckphase werden bis zu 10 % des Formteil Volumens in das Formnest gedrückt. Wenn die Schmelze im Angussbereich erstarrt (5), lässt die fortschreitende thermische Kontraktion den Druck im Formnest bis auf den Umgebungsdruck absinken (6).

## 2. Digitale Assistenzsysteme

Die komplexen Anforderungen an Mitarbeiter in der Fertigung und Prozessentwicklung müssen in immer kürzerer Zeit bewältigt werden. Bei diesen Aufgaben können intelligente, automatisierte Assistenzsysteme helfen Standardaufgaben zu erledigen. Zu diesen Standardaufgaben gehört z.B. neben dem systematischen Festlegen von Eingriffsgrenzen auch die notwendige Anpassung der Maschineneinstellung bei Änderungen.

ComoNeo unterstützt Anwender sowohl in der Einrichtungs-phase als auch bei der Wiederherstellung von bereits erfolgreich validierten Spritzgießprozessen: Wer bei der Festlegung der Ausschussboxen einen zuverlässigen Assistenten sucht, findet mit ComoNeoGUARD ein hilfreiches Tool. Um bei der Wiederherstellung eines Prozesses – beispielsweise nach einem Maschinenwechsel – keine Zeit zu verlieren, bietet sich ComoNeoRECOVER als Mittel der Wahl an.

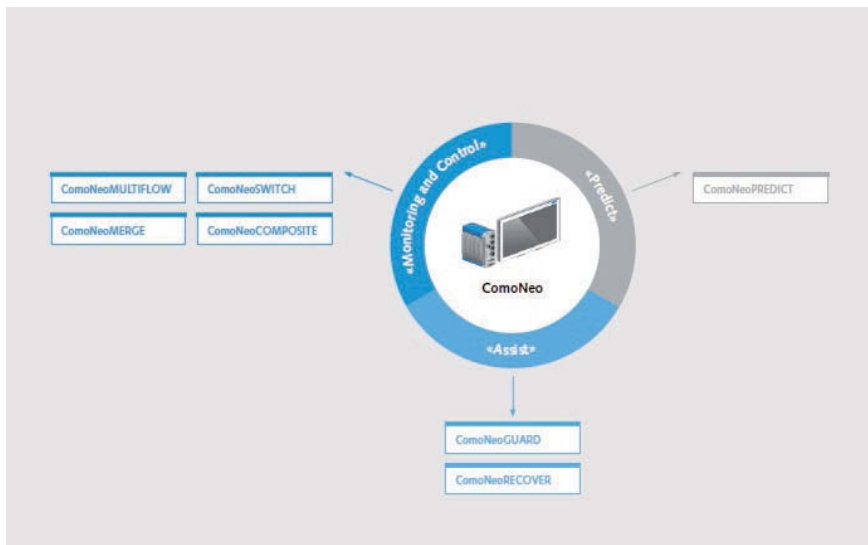


Bild 4: Assistenzsysteme



ISBN 978-3-18-23**4354**-7