

# Sachbericht zum Verwendungsnachweis

## Verbundprojekt

### Intelligenter Kristallisationssensor zur Verbesserung der Qualitätssicherung im Spritzguss (InKriS)

in der Fördermaßnahme

## KMU-innovativ Produktionstechnik

#### Dr. Matthias Kreil

iMes Solutions GmbH, Elisabethstraße 8, 84489 Burghausen,  
[matthias.kreil@imes-solutions.com](mailto:matthias.kreil@imes-solutions.com)

#### Eduard Putsch, Peter Putsch

Exipnos GmbH, Brandisstraße 4, 06217 Merseburg,  
[eduard.putsch@exipnos.de](mailto:eduard.putsch@exipnos.de)

#### Dr. Erhard Giese

FOS Messtechnik GmbH, Ruetgersstrasse 40, 24790 Schacht-Audorf,  
[fosgiese@aol.de](mailto:fosgiese@aol.de)

#### Dr. Heiko Huth, Prof. Dr. Mario Beiner

Fraunhofer IMWS, Walter-Hülse-Str. 1, 06120 Halle (Saale),  
[mario.beiner@imws-fraunhofer.de](mailto:mario.beiner@imws-fraunhofer.de)

**Projektlaufzeit:** 01.05.2021 - 30.10.2023

**Erstellungsdatum:** 30.04.2024

#### Projektpartner:

iMes Solutions GmbH (iMes)	02P20K530
FOS Messtechnik GmbH (FOS)	02P20K531
Exipnos GmbH (Exipnos)	02P20K532
Fraunhofer IMWS (IMWS)	02P20K533

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wurde durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) in der Fördermaßnahme „KMU-innovativ: Produktionsforschung“ (Förderkennzeichen 02P20K530 ff.) gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium  
für Bildung  
und Forschung



---

## Inhaltsverzeichnis

I.	Teil I Kurzfassung .....	4
I.1	Aufgabenstellung .....	4
I.2	Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens .....	4
I.3	Wesentliche Ergebnisse im Überblick .....	5
II.	Eingehende Darstellung – Ausführlicher Sachbericht .....	7
II.1	Motivation und Aufgabenstellung .....	7
II.2	Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens .....	7
II.3	Planung und Ablauf des Vorhabens .....	9
II.4	Erzielte Ergebnisse .....	10
II.4.1	Erarbeitung des Gesamtkonzept für den intelligenter Kristallisationssensor (alle Partner) 11	
II.4.2	Entwicklung Kristallisationssensor (FOS) .....	12
II.4.3	Entwicklung, Erprobung und Implementierung Kristallisationsmodell (IMWS) .....	17
II.4.4	Entwicklung und Erprobung des KI-Modells (iMes) .....	35
II.4.5	Erprobung des InKriS-Sensors bei einem Endanwender (alle) .....	42
II.4.6	Zusammenfassung – Erreichung der verfolgten wissenschaftlich-technischen Ziele .....	46
II.5	Darstellung des während des Vorhabens bekannt gewordenen Fortschritts auf diesem Gebiet bei anderen Stellen .....	46
II.6	Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere die Verwertbarkeit der Ergebnisse .....	47
II.7	Zusammenarbeit mit anderen Stellen außerhalb des Verbundprojektes .....	48
II.8	Veröffentlichungen, Vorträge Referate, etc. ....	49

---

## I. Teil I      **Kurzfassung**

### I.1      **Aufgabenstellung**

Der im Projekt »InKriS« verfolgte Forschungsansatz war die stufenweise Entwicklung eines „Intelligenten Kristallisationssensors“. Zentrale Entwicklungsschritte im Projekt waren dabei: (1) Die soft- und hardwareseitige Umsetzung und Erprobung eines inline-tauglichen Kristallisationsmodells zur Bestimmung von Kristallisationsparametern aus Temperaturzeitreihen für die Kunststoffmasse in der Spritzgussform basierend auf IR-Sensordaten; (2) Hardwareimplementierung des Kristallisationsmodells als Grundlage für die Etablierung eines „Kristallisationssensors“; (3) Entwicklung eines anwendungsbezogenen KI-Systems, das aus Kristallisationssensordaten, Prozessdaten der Spritzgussmaschine und Umgebungsdaten nach einer Abmusterungs-/Anlernphase mit 3D-Vermessung eine Aussage zur Qualität individueller Spritzgussteile treffen kann als Basis für die Erweiterung zum „Intelligenten Kristallisationssensor“; (4) Erarbeitung eines Ergänzungsmoduls zum KI-System, das bei Geometrieabweichungen einen Vorschlag zur Anpassung der Maschinenparameter liefern kann.

### I.2      **Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens**

Das Spritzgussverfahren ist ein preisgünstiges und extrem breit eingesetztes Verfahren zur Herstellung von Bauteilen aus teilkristallinen, thermoplastischen Kunststoffen (mit oder ohne Faserverstärkung) in großen Stückzahlen. Typische Anwendungen sind Struktur- und Verkleidungsbauteile im Fahrzeugbau, Gehäuse für elektronische Geräte und Haushaltsgeräte, Spielzeug oder Bauteile für die Medizintechnik.

Lokal unterschiedliches Kristallisationsverhalten ist bekanntermaßen ein wesentlicher Grund für Verzugseffekte in Spritzgussbauteilen und damit eine zentrale Ursache für Qualitätsprobleme in der Massenfertigung. Um Verzugsprobleme zu erkennen, wird bei der Produktion von hochwertigen Spritzgussbauteilen kontinuierlich eine 3D-Bauteilvermessung durchgeführt. Entsprechende Vermessungstechnologien sind zumindest für kleinere Spritzgussbauteile Stand der Technik, bedeuten jedoch für die Spritzgussunternehmen einen hohen finanziellen Aufwand in Form von Investitionen und laufenden Kosten.

Zu Projektbeginn existierende Lösungen in Richtung einer sensorunterstützten Qualitätskontrolle und Spritzgusssteuerung basierten typischerweise auf Drucksensoren in Spritzgussformen, die in Kombination mit speziellen Testprogrammen im Dialog mit dem Nutzer genutzt werden können, um Aussagen zur Bauteilqualität abzuleiten. Diese Lösungen sind nicht KI-basiert, nutzen Anwendereingaben während einer fest vorgegebenen Einfahrphase und spezifische Korrelationen zur Qualitätseinschätzung. In Ermangelung geeigneter Sensorik werden Informationen zur Kristallisation des Kunststoffes selbst dabei nicht verwendet.

Ein sehr interessanter Ansatzpunkt zur Verbesserung der Datenlage für die Qualitätssicherung, die Prozessoptimierung und einschlägige KI-Systeme sind bis heute nur sehr selten eingesetzte, ultraschnelle (IR-)Temperatursensoren, die Aussagen zur Änderung der Temperatur des Kunststoffes während des Abkühlens in der Spritzgussform und damit auch zum verzugsbestimmenden Kristallisationsprozess im Bauteil liefern. Mit entsprechenden IR-Sensoren für den Spritzguss ist FOS Messtechnik GmbH seit Jahren aktiv, marktpositioniert und hat sich eine Alleinstellung erarbeitet. Neben einer sehr schnellen Temperaturmessung erfordert ein echter „Kristallisationssensor“ aber eine inline-taugliche Auswertung basierend auf einem Kristallisationsmodell, welches soft- und hardwareseitig in geeigneter Weise umgesetzt werden muss, um zu robusten und großserientauglichen Aussagen zum Kristallisationszustand in kritischen Regionen von Spritzgussbauteilen zu kommen. Eine derartige Sensorlösung stand zu Projektbeginn nicht zur Verfügung und wurde im Projekt »InKriS« entwickelt und erforscht.

Dazu waren Aktivitäten in vier zentralen Arbeitsfeldern notwendig. Das Fraunhofer IMWS hat zunächst ein inlinetaugliches Kristallisationsmodells erarbeitet, das Kristallisationsparameter (Kristallisationstemperatur und -wärme) ausgibt. Die FOS GmbH hat die Hardwareintegration des entwickelten Kristallisationsmodells in den eigenen IR-Temperatursensor realisiert, womit ein „Kristallisationssensor“ für weiterführende Projektarbeiten zur Verfügung stand, der Inline-Kristallisationsparameter ermittelt und ausgibt. iMes Solutions hat im Projekt ein KI-System erstellt, welches

---

ausgehend von den Daten des Kristallisationssensors, der Spritzgussmaschine und Verzugsmessungen an (ausgewählten) Bauteilen Vorhersagen zur Bauteilqualität liefern kann, was den „Intelligenten Kristallisationssensors“ komplettiert und grundsätzlich auch Prozessparameteranpassungsvorschläge ableitbar macht. Von Exipnos wurden mehrere Messkampagnen zur Erprobung und Optimierung des „intelligenten Kristallisationssensors“ unter anwendungsanalogen Bedingungen umgesetzt. Gegen Ende des Projekts wurde ein Langzeitversuch mit der entwickelten Sensorik bei einem externen Spritzgussunternehmen realisiert, der von allen Projektpartnern unterstützt und zur Validierung der im Projekt »InKriS« entwickelten Lösungen genutzt wurde.

Die Arbeitspakete im Projekt »InKriS« wurden im Wesentlichen gemäß dem ursprünglichen Arbeitsplan bearbeitet. Die Arbeiten im Projekt wurden im Rahmen von 14 individuell geplanten Arbeitspaketen realisiert, die weitestgehend antragsgemäß umgesetzt werden konnten. Auf Grund von marktbedingten Lieferschwierigkeiten und von Verzögerungen bezüglich der Umsetzung der externen Spritzgussversuche bei einem am Forschungsprojekt »InKriS« selbst nicht beteiligten Unternehmen kam es jedoch im zweiten Projektjahr zu einem gewissen Verzug, weshalb eine kostenneutrale Verlängerung der Projektlaufzeit um sechs Monate beantragt und bewilligt wurde. Im Rahmen dieser Verlängerung gelang es, alle wesentlichen Projektarbeiten wie geplant abzuschließen.

### **I.3 Wesentliche Ergebnisse im Überblick**

Im Rahmen des Projekts »InKriS« wurde - wie geplant - ein **Kristallisationssensor** entwickelt, basierend (i) auf der schnellen Erfassung der Abkühlkurven des Kunststoffes im Spritzgusswerkzeug mit dem weiterentwickelten IR-Senor von FOS und (ii) einer Inline-Datenanpassung der erfassten Temperaturzeitreihen mittels eines Kristallisationsmodells des Fraunhofer IMWS als Teil der Sensorsoftware. Für die Entwicklung und Optimierung des Kristallisationssensors wurden von Exipnos diverse Messkampagnen mit verschiedenen teilkristallinen Kunststoffen realisiert.

Weiterhin wurden alle für den **Intelligenten Kristallisationssensor notwendigen KI-Analysetools** von iMes Solutions entwickelt und anhand der Temperaturzeitreihen und der Bauteilvermessung bei Exipnos angelernt und erprobt. Bei der Klassifikation der Qualität des Spritzgussteils wurden die verwendeten Features bestehend aus Maschinenparametern, Kristallisationssensormessungen und Umgebungsparametern variiert und zusätzlich auch die Anzahl an verwendeten Kristallisationssensoren (1-3 Stück) und deren Position in der Spritzgussform (vorne, Mitte, hinten). Dabei stellte sich heraus, dass der Kristallisationssensor wichtige Informationen zur Bestimmung der Spritzgussteilqualität liefert und fast immer allein oder als Teil der ausgewählte Feature-Menge für die besten Klassifikationsergebnisse notwendig war. Auch der Versuch einer Klassifikation nur auf den Zeitreihen der gemessenen Abkühltemperatur der Kristallisationssensoren ergab ein leicht schlechteres Ergebnis im Vergleich zur vorigen Klassifikation auf den Features. Da aber hier nur die Informationen aus den Kristallisationssensoren verwendet wurden, ist dies auch ein Zeichen für den Informationsgehalt, den die Kristallisationssensoren liefern können. Ein Modell zur Parameteranpassung bei Qualitätsabweichungen konnte erstellt werden und zeigte die Möglichkeit für die automatische Anpassung zur Optimierung der variablen Maschinenparameter auf. Eine abschließende Evaluierung im Realbetrieb einer langfristigen Produktionskampagne konnte im Rahmen der Testkampagnen bei Exipnos nicht mehr umgesetzt werden und ist als zukünftige Arbeit geplant.

Die Möglichkeiten des Kristallisationssensors zur **Bewertung des Potentials von kristallisationsbeeinflussenden Füllstoffen und Additiven** wurden im Rahmen von Direktcompoundier-Kampagnen mit Dosierung der Zuschlagstoffe über die DCIM bei Exipnos aufgezeigt.

Eine längerfristige externe **Kampagne mit Kristallisationssensor im Industrieinsatz** zeigte, dass der entwickelte Kristallisationssensor auch nach ca. 50.000 Schüssen noch voll funktionsfähig war und zuverlässig Daten zur Kristallisation in der Spritzgussform lieferte. Selbst kleine Anomalien im Spritzgussprozess, die noch nicht zu kritischen Verzugserscheinungen und Schlechteilen führten, konnten sowohl in den Inline-berechneten Kristallisationsparametern als auch mit Hilfe einer Abweichungsanalyse für die Abkühlkurven reproduzierbar identifiziert werden. Dies zeigt die hohe Empfindlichkeit der mittels Kristallisationssensor erhobenen Daten sowie das Potential des Intelligenten Kristallisationssensors mit KI-Analyse der detektierten Parameter/Abweichungen. Leider war darauf basierend eine

---

Sortierung in Gut-Mittel-Schlecht Bauteile nicht möglich, da die im Routinebetrieb beim externen Industriepartner praktisch nur Gut-Bauteile hergestellt wurden. Eine Quantifizierung von Verzugseffekten infolge der mittels Kristallisationssensor detektierbaren kleineren Prozessinstabilitäten würde offensichtlich eine Präzisionsvermessung einer großen Stückzahl von Bauteilen erforderlich machen, was im Projekt »InKriS« auf Grund des zeitlichen, technischen und finanziellen Aufwands nicht mehr umsetzbar war. Entsprechende Folgeaktivitäten sind geplant. Die Tatsache, dass anhand der beim Industriepartner aufgezeichneten Kristallisationssensor-Daten Probleme mit einer initial zu kurzen, verzugskritischen Zykluszeit aufgedeckt werden konnte, zeigt das Potential für eine KI-basierte Optimierung von Prozessparameter.

---

## II. Eingehende Darstellung – Ausführlicher Sachbericht

### II.1 Motivation und Aufgabenstellung

Ein im Bereich der Kunststoffverarbeitung mittels Spritzguss technisch besonders relevantes Problem zur Sicherung von Bauteilgeometrie und -eigenschaften sind Verzugseffekte, die maßgeblich von der Kristallisation der Kunststoffe während der Abkühlung in der Spritzgussform bestimmt werden. Schon kleine Schwankungen bezüglich der Prozess- und Umgebungsparameter oder der Materialeigenschaften können hierbei zu deutlichen Qualitäts- und Performanceproblemen bei den Bauteilen führen. Zum Zeitpunkt des Projektstarts von »InKriS« standen kommerziell praktisch keine Sensoriklösungen zur Verfügung, welche es erlauben, die Kristallisation des Kunststoffs beim Spritzguss inline zu erfassen. Technische Lösungen zur schnellen Erfassung der Temperatur der Spritzgussmasse in der Form existierten zwar, wurden aber nur sehr selten eingesetzt und definitiv nicht zur detaillierten Detektion des Kristallisationsprozesses genutzt. Die Entwicklung und Etablierung einer entsprechenden Sensoriklösung in Kombination mit der Nutzung der Möglichkeiten eines problemangepassten KI-Systems wurden deshalb als hervorragende Möglichkeit zur Minimierung von verzugsbedingtem Ausschuss und zur Erschließung zusätzlichen Leichtbaupotentials bei Spritzgussbauteilen aus Kunststoff angesehen. Eine entsprechende Lösung zu entwickeln, zu erproben und deren Möglichkeiten zu erforschen, war das Hauptanliegen im Forschungsvorhaben »InKriS«.

In Forschungsvorhaben »InKriS« kooperierten drei KMU mit dem Ziel durch eine innovative Entwicklung im Bereich der Produktionsforschung ihr Geschäftsfeld zu erweitern, ihre Zukunftsfähigkeit zu stärken und ihre Position im internationalen Wettbewerb weiter zu verbessern. Dabei wurden Synergien genutzt, die nur in der Zusammenarbeit von hochspezialisierten Unternehmen mit verschiedener Expertise erschlossen werden können. FOS verfügt über breite Erfahrungen im Bereich Inline-Sensorik für die Kunststoffverarbeitung, iMes Solutions hat Expertise zu KI und digitaler Datenverarbeitung und Exipnos brachte seine Erfahrungen im Bereich Kunststoffverarbeitung ein. Zusätzliche Möglichkeiten ergaben sich durch die Integration des Fraunhofer IMWS, welches über breite Erfahrungen im projektrelevanten Bereich von der Sensorik bis hin zur Kunststoffverarbeitung mittels Spritzguss verfügt.

### II.2 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens

Das Spritzgussverfahren ist ein preisgünstiges und extrem breit eingesetztes Verfahren zur Herstellung von Bauteilen aus teilkristallinen, thermoplastischen Kunststoffen (mit oder ohne Faserverstärkung) in großen Stückzahlen. Typische Anwendungen sind z.B. Struktur- und Verkleidungsbauteile im Fahrzeugbau, Gehäuse für elektronische Geräte, Teile für Haushaltsgeräte, Spielzeug oder auch Bauteile für die Medizintechnik.

Lokal unterschiedliches Kristallisationsverhalten ist bekanntermaßen ein wesentlicher Grund für Verzugseffekte in Spritzgussbauteilen und damit eine zentrale Ursache für etwaige Qualitätsprobleme in der Massenfertigung. Um Verzugsprobleme zu erkennen, wird bei der Produktion von hochwertigen Spritzgussbauteilen kontinuierlich eine 3D-Bauteilvermessung durchgeführt. Entsprechende Vermesungstechnologien sind zumindest für kleinere Spritzgussbauteile Stand der Technik, bedeuten jedoch für die Spritzgussunternehmen einen hohen finanziellen Aufwand in Form von Investitionen und laufenden Kosten. Kontinuierliche 3D-Vermessung wird deshalb im kostengetriebenen Marktsegmenten meist nicht realisiert und durch stichpunktartige Kontrollen ersetzt. Dies führt zu erheblichen Risiken bei zufälligen Schwankungen in den Prozessparametern oder bezüglich der Eigenschaften der Ausgangsstoffe.

Im Bereich der Verfolgung von schnellen Kristallisationsprozessen eröffnet die rasante Entwicklung der Fast Scanning Kalorimetrie (FSK) in den letzten Jahren neue Möglichkeiten.<sup>1</sup> Im Labor ist es mittlerweile möglich, mit kommerziellen Fast Scanning Kalorimetern routinemäßig Kühlraten von einigen 10.000 K/s

---

<sup>1</sup> Schick, C.; Mathot, V.: Fast scanning calorimetry, Springer-Verlag, Heidelberg, (2016)

---

zu realisieren,<sup>2</sup> spezielle Ultra-Fast-Scanning-Setups erreichen sogar 1.000.000 K/s.<sup>3</sup> Damit sind die beim Spritzguss auftretenden Kühlraten detektierbar und der Einfluss entsprechender Temperaturprogramme auf das Kristallisationsverhalten ist direkt nachstellbar. Die adäquate Einbeziehung dieser Möglichkeiten bei der numerischen Simulation von Spritzgussprozessen und -bauteilen steht noch am Anfang. Die entsprechenden Modelle, Algorithmen und Module existieren zwar, werden aber in der industriellen Praxis typischerweise nicht genutzt. Es ist aber absehbar, dass sich deren Nutzung verstärken und die Vorhersagequalität marktplatzierte Softwareprodukte bei Einbeziehung des Kristallisationsgeschehens in Spritzgussbauteilen wesentlich verbessern wird. Damit wächst auch der Bedarf an inline-tauglichen Sensoriklösungen, die eine Verfolgung von Kristallisationsprozessen während der Bauteilherstellung mittels Spritzguss ermöglichen. Dies sind interessante Entwicklungsrichtungen, die für zukünftige Spritzgussmaschinengenerationen auch zusätzliche Möglichkeiten bezüglich einer bauteilangepassten Prozessführung eröffnen werden. Eine KI-basierte Unterstützung der Steuerung von Spritzgussmaschinen war zum Projektstart von »InKriS« und ist bis heute Gegenstand verschiedenster Forschungsaktivitäten, wobei Informationen zur Kristallisation im Bauteil selbst hier zunächst nicht direkt einfließen.

Ein sehr interessanter Ansatzpunkt zur Verbesserung der Datenlage für die Qualitätssicherung, die Prozessoptimierung und einschlägige KI-Systeme sind bis heute nur sehr selten eingesetzte, ultraschnelle (IR-)Temperatursensoren, die Aussagen zur Änderung der Temperatur des Kunststoffes während des Abkühlens in der Spritzgussform und damit auch zum verzugsbestimmenden Kristallisationsprozess im Bauteil liefern. Mit entsprechenden IR-Sensoren für den Spritzguss ist die FOS Messtechnik GmbH seit Jahren aktiv, marktpositioniert und hat sich so eine Alleinstellung erarbeitet. Neben einer sehr schnellen Temperaturmessung erfordert ein echter „Kristallisationssensor“ aber eine inline-taugliche Auswertung basierend auf thermodynamischen Modellen,<sup>4</sup> welche soft- und hardwareseitig in geeigneter Weise umgesetzt werden müssen, um zu robusten, rückkopplungs- und großserientauglichen Aussagen zum Kristallisationszustand in kritischen Regionen von Spritzgussbauteilen zu kommen. Eine derartige Sensorlösung stand zu Projektbeginn nicht zur Verfügung und wurde deshalb im Projekt »InKriS« entwickelt und erforscht.

Zu Projektbeginn existierende Lösungen in Richtung einer sensorunterstützten Spritzgusssteuerung basierten typischerweise auf Drucksensoren in Spritzgussformen, die in Kombination mit speziellen Testprogrammen im Dialog mit dem Nutzer genutzt werden können, um Aussagen zur Bauteilqualität abzuleiten.<sup>5</sup> Diese Lösungen sind nicht KI-basiert, nutzen Anwendereingaben während einer fest vorgegebenen Einfahrphase und spezifische Korrelationen zur Qualitätseinschätzung. In Ermangelung geeigneter Sensorik werden Informationen zur Kristallisation des Kunststoffes selbst dabei nicht verwendet.

Die Verwendung von KI-Techniken für Qualitätsverbesserungen im industriellen Umfeld ist im Kontext von Industrie 4.0 ein wichtiges Forschungsthema.<sup>6</sup> Der Spritzgussprozess kann dabei gemäß einschlägiger Literatur<sup>7</sup> mittels drei verschachtelter Regelkreise beschrieben werden: Maschinenregler (Maschinenparameter wie Geschwindigkeit, Druck und Temperatur), Prozessregler (interne Formtemperatur und -druck) und Vorgabenregler (Bauteilqualität). In anderen Arbeiten<sup>8</sup> wurde untersucht, wie mit Hilfe

---

<sup>2</sup> Danke, V.; Gupta, G.; Huth, H.; Schawe, J.E.K.; Beiner, M., Polymorphic states and phase transitions in a comb-like polymer having a rigid polyester backbone and flexible side chains. *Thermochim. Acta* (2019) in press. doi.org/10.1016/j.tca.2019.02.003

<sup>3</sup> Toda, H.; Androsch, R.; Schick, C.: Insights into polymer crystallization and melting from fast scanning chip calorimetry, *Polymer* **91**, 239–263 (2016)

<sup>4</sup> Nakamura, K., Watanabe, T., Katayama, K., Amano, T., Some Aspects of Nonisothermal Crystallization of Polymers. I. Relationship Between Crystallization Temperature, Crystallinity, and Cooling Conditions. *J. Appl. Polym. Sci.* **16**, 1077-1091 (1972)

<sup>5</sup> Como Neo – System zur Prozessüberwachung und Prozessoptimierung beim Kunststoffspritzgießen (<https://www.kist-ler.com/?type=669&fid=417>)

<sup>6</sup> Köksal, G., Batmaz, İ., & Testik, M. C. (2011). A review of data mining applications for quality improvement in manufacturing industry. *Expert systems with Applications* **38** (2011) 13448-13467.

<sup>7</sup> Karbasi H, Reiser H, editors. Smart Mold: Real-Time in-Cavity Data Acquisition. First Annual Technical Showcase & Third Annual Workshop, Canada; 2006.

<sup>8</sup> Ogorodnyk, O., Lyngstad, O., Larsen, M., Wang, K., Martinsen, K. (2019). Application of Machine Learning Methods for Prediction of Parts Quality in Thermoplastics Injection Molding. 10.1007/978-981-13-2375-1\_30.

von Neuronalen Netzen (MLP) und Entscheidungsbäumen (J48) die Spritzgussqualität basierend auf einer Vielzahl von Prozessparametern, wie Haltedruckvarianz, Haltedruckzeit, Staudruck, Auskühlzeit vorausgesagt werden kann. Mittels Kreuzvalidierung und Information Gain als Feature Selection wurde dabei eine Klassifizierung auf Gut/Schlecht-Teil durchgeführt. Es wurde eine Genauigkeitsrate von 99.375% für MLP und 97.5% für J48 erreicht. Alternative Ansätze<sup>9</sup>, die versuchen die Spritzgussteilqualität inline vorherzusagen, nutzen sowohl klassische Regressionsalgorithmen als auch unterschiedliche Neuronale Netzwerkarchitekturen. Als Input für die Vorhersagemodelle wurden dabei Prozessparameter und ein Wärmebild des Bauteils, 25 Sekunden nach dem Spritzvorgang, verwendet. Dabei lieferten Neuronale Netze die besten Vorhersagen mit einem R2 Score von 0,92 auf den Rohsignalen und 0,86 auf den Bilddaten. Dieser Ansatz ähnelt zwar dem in »InKriS« verfolgten Konzept, beinhaltet aber grundsätzlich keine Information zum primären Kristallisationsprozess, der bei der Entformung bereits weitestgehend abgeschlossen sein muss. Ein Problem der genannten Studien ist auch, dass die Anzahl der untersuchten Bauteile nur relativ gering ist (Daten für wenige hundert Teile).

Der im Projekt »InKriS« verfolgte Forschungsansatz zur Entwicklung eines „Intelligenten Kristallisationssensors“ ist in Abbildung 1 zusammenfassend dargestellt. Zentrale Entwicklungsschritte im Projekt waren dabei: (1) Die soft- und hardwareseitige Umsetzung und Erprobung eines inline-tauglichen Kristallisationsmodells zur Bestimmung von Kristallisationsparametern aus Temperaturzeitreihen für die Kunststoffmasse in der Spritzgussform basierend auf IR-Sensordaten; (2) Hardwareimplementierung des Kristallisationsmodells als Grundlage für die Etablierung eines „Kristallisationssensors“; (3) Entwicklung eines anwendungsbezogenen KI-Systems, das aus Kristallisationssensordaten, Prozessdaten der Spritzgussmaschine und Umgebungsdaten nach einer Abmusterungs-/Anlernphase mit 3D-Vermessung eine Aussage zur Qualität individueller Spritzgussteile treffen kann als Basis für die Erweiterung zum „Intelligenten Kristallisationssensor“; (4) Erarbeitung eines Ergänzungsmoduls zum KI-System, das bei Geometrieabweichungen einen Vorschlag zur Anpassung der Maschinenparameter liefern kann.

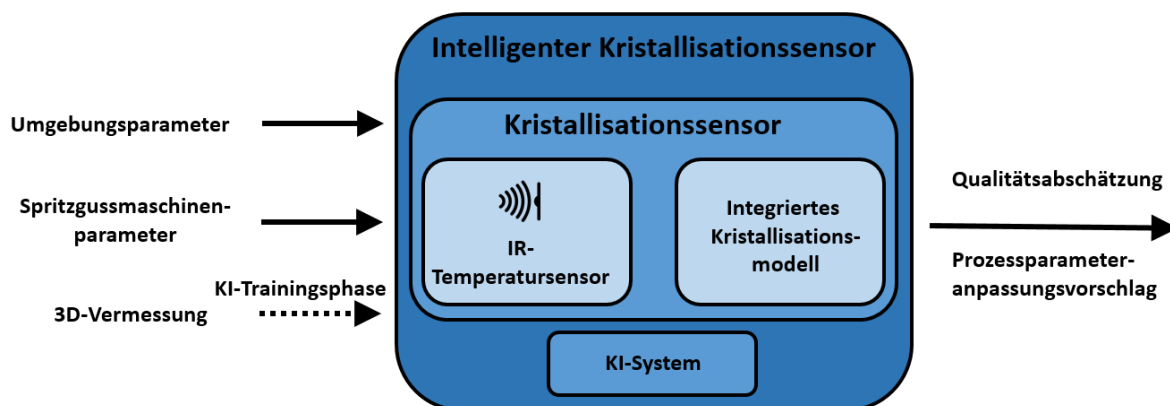


Abbildung 1. Schematische Darstellung des Konzepts zum Intelligenten Kristallisationssensor.

### II.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Das zentrale wissenschaftlich-technische Arbeitsziel des Projekts »InKriS« war die prototypische Herstellung eines „Intelligenten Kristallisationssensors“ sowie dessen Erprobung und Optimierung unter Praxisbedingungen im Produktionsprozess. Dazu waren Aktivitäten in vier verschiedenen Arbeitsfeldern notwendig. Das Fraunhofer IMWS hat zunächst ein inlinetaugliches Kristallisationsmodell erarbeitet, das Kristallisationsparameter (Kristallisationstemperatur und -wärme) ausgibt, und in einen Algorithmus umgesetzt, der bezüglich Laufzeit und Robustheit den Anforderungen an einen routinemäßig einsetzbaren Inline-Kristallisationssensor genügt. Die FOS GmbH hat die

<sup>9</sup> Nagorny, Pierre, et al. Quality prediction in injection molding. 2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA). IEEE, 2017

---

Hardwareintegration des entwickelten Kristallisationsmodells in den eigenen IR-Temperatursensor realisiert, womit ein „Kristallisationssensor“ für weiterführende Projektarbeiten zur Verfügung stand, der inline Kristallisationsparameter ermittelt und ausgibt. iMes Solutions hat im Projekt ein KI-System erstellt, welches ausgehend von den Daten des Kristallisationssensors, der Spritzgussmaschine und Verzugsmessungen an (ausgewählten) Bauteilen Vorhersagen zur Bauteilqualität liefern kann, was den „Intelligenten Kristallisationssensors“ komplettiert, und grundsätzlich auch Prozessparameteranpassungsvorschläge ableitbar macht. Von Exipnos sind mehrere Messkampagnen zur systematischen Erprobung des „intelligenten Kristallisationssensors“ unter anwendungsanalogen Bedingungen umgesetzt worden. Die Bewertung der Sensorik und das Feedback von Exipnos zu den bei den Spritzgusskampagnen gemachten Erfahrungen waren ein wichtiger Input bei der Optimierung. Weiterer Teil der Aktivitäten bei Exipnos war auch die Integration einer neuen Dosierungssteuerung in die verwendete Spritzgussanlage. Dieses DCIM-Modul zur Direktcompounding bietet exzellente Möglichkeiten zur Verwendung speziell additiver Kunststoffe, die die Effizienz und Nachhaltigkeit von Spritzgussprozessen erhöhen. Gegen Ende des Projekts »InKriS« wurde ein Langzeitversuch mit der entwickelten Sensorik bei einem externen Spritzgussunternehmen umgesetzt, der von allen Projektpartnern unterstützt und zur Validierung eigener Entwicklungen genutzt wurde.

Der finanzielle Aufwand zur Realisierung des Forschungsprojekts resultierte primär aus den zur Umsetzung der Aktivitäten notwendigen Personalkosten bei den Projektpartnern. Darüber hinaus erfolgte bei Exipnos im Rahmen des Projekts eine geplante Investition, welche die Steuerung der Dosiereinheit des DCIM-Moduls an der verwendeten Spritzgussanlage betraf. Dies bot im Projekt zusätzliche Möglichkeiten zur effizienten Einarbeitung von speziellen Additiven und Füllstoffen mit Einfluss auf die Kristallisation der Kunststoffmatrix. Weitere kleinere Ausgabenpositionen in den beantragten Projektmittel wurden antragsgemäß genutzt, um Verbrauchsmaterialien und die Reisetätigkeit im Projekt zu finanzieren.

Die Arbeitspakete im Projekt »InKriS« wurden im Wesentlichen gemäß dem ursprünglichen Arbeitsplan bearbeitet. Die Arbeiten im Projekt wurden im Rahmen von 14 individuell geplanten Arbeitspaketen realisiert, die weitestgehend antragsgemäß umgesetzt werden konnten. Die Abstimmung zwischen den Partnern erfolgte im Rahmen von regelmäßigen Projekttreffen, die überwiegend einmal im Monat stattfanden und entweder im Zusammenhang mit Arbeitsaufhalten/Messkampagnen in Präsenz durchgeführt wurden, oder in Form einer Videokonferenz organisiert wurden. Die Koordination des Projektaktivitäten wurde von iMes Solutions sichergestellt. Auf Grund von marktbedingten Liefer-schwierigkeiten und von Verzögerungen bezüglich der Umsetzung der externen Spritzgussversuche bei einem am Forschungsprojekt »InKriS« selbst nicht beteiligten Unternehmen, kam es jedoch im zweiten Projektjahr zu einem gewissen Verzug, weshalb eine kostenneutrale Verlängerung der Projektlaufzeit um sechs Monate beantragt und bewilligt wurde. Im Rahmen dieser Verlängerung gelang es, die eingetretenen Verzögerungen zu kompensieren und alle wesentlichen Projektarbeiten wie geplant abzuschließen.

## **II.4 Erzielte Ergebnisse**

In diesem Kapitel sind die wesentlichen fachlichen Ergebnisse des Projekts »InKriS« und die zu deren Erreichung notwendigen F&E-Aktivitäten im Detail dargestellt. Die wichtigsten Ergebnisse und Aufgabenblöcke sind in den nachfolgenden Unterkapiteln II.4.1 - II.4.7 zusammengestellt. Die Hauptaktivitäten sind dabei den am Projekt beteiligten Partnern zugeordnet, womit auch der sich ergebende Aufwand zugeordnet ist. Die im Rahmen einer synergistischen Zusammenarbeit entstandenen Beiträge anderer Projektpartner sind entsprechend erwähnt.

## II.4.1 Erarbeitung des Gesamtkonzept für den intelligenten Kristallisationssensor (alle Partner)

Zu Beginn des Projekts wurden die grundlegenden Festlegungen zur Architektur des intelligenten Kristallisationssensors und den Schnittstellen zwischen den verschiedenen Modulen getroffen. Eine schematische Darstellung des erarbeiteten Konzepts ist in Abbildung 2 gezeigt. Das auf einem separaten Rechner installierte KI-System erhält Daten vom Kristallisationssensor, der Spritzguss(SG)-Maschine sowie zusätzlichen Sensoren/Datenquellen und liefert im angelernten Zustand Aussagen zu Bauteilqualität und Vorschläge zur Prozessparameteranpassung.

Von der SG-Maschine werden die Spritzgussparameter (Temperaturen, Drücke, ...) für jedes Bauteil über das Netzwerk an das KI-System transferiert. Der in der Spritzgussform integrierte IR-Sensor liefert Zeitreihen für die Schmelztemperatur sowie zusätzlich die zeitabhängige Formtemperatur und den Druck an der Sensorposition (Rohdaten). Unter Verwendung eines im Projekt entwickelten Kristallisationsmodells - welches direkt in die IR-Sensorelektronik integriert wurde - werden aus der Zeitabhängigkeit der Schmelztemperatur beim Abkühlen für jedes Spritzgussbauteil Kristallisationsparameter (Kristallisationstemperatur, Kristallisationsenthalpie) bestimmt. Damit entsteht ein Kristallisationssensor, der für jedes Bauteil verschiedene Temperatur- und Druck-Zeitserien (Rohdaten) und die Kristallisationsparameter über das Netzwerk an das KI-System übermittelt. Als Triggersignal für die Datenübertragung wurde ein Positionssignal der SG-Maschine genutzt. Zum Training des KI-Systems wurden die hergestellten SG-Bauteile einer Vermessung unterzogen, um deren Qualität zu quantifizieren und eine Gut/Schlecht Klassifizierung herbeizuführen. Die entsprechenden Daten wurden mittels Scanner erfasst und an das KI-System übertragen. Zusätzlich wurden während der Messkampagnen mit einem kommerziellen Raumsensor kontinuierlich Umgebungsdaten wie Raumtemperatur und Luftfeuchtigkeit aufgenommen und drahtlos übertragen.

Als erstes Teilmodul des KI-Systems galt es ein Datenaufnahmewerkzeug entwickelt, das eine Anbindung der Sensorik, die Speicherung der empfangen Sensordaten und deren Visualisierung ermöglicht. Die bauteilspezifischen Sensordaten waren mit einem Zeitstempel zu verknüpfen und mit einer aktuellen Schusszahl zu identifizieren. Dies ermöglicht die eindeutige Zuordnung des individuellen Datensatzes zu einem Bauteil. In den SG-Maschinenparametern ist sowohl die Schusszahl als auch die Schusszeit vorhanden. Die Daten des Kristallisationssensors sowie die Umgebungsdaten sind dann mittels Zeitstempel zuordenbar. Gleiches gilt für die Vermessungsdaten des im Projekt genutzten Scanners, die zum Training des KI-Systems mittels Geometrie-Abweichungsanalyse für eine Gut/Schlecht Beurteilung genutzt wurden. Der gewählte Ansatz sieht vor, dass nach dem Training das KI-System aus den erfassten Kristallisation-Sensor und SG-Maschinen-Daten auch ohne Vermessung eine Prognose zur Qualität der Teile (gut/schlecht) liefern kann. Final soll es dann auch möglich sein, dass vom KI-System mit einem weiteren Modell Parameteranpassungsvorschläge für die Prozessparameter generiert werden, so dass bei einer im Prozess entstehenden Abweichung die Qualität der Spritzgussteile wieder hergestellt werden kann.

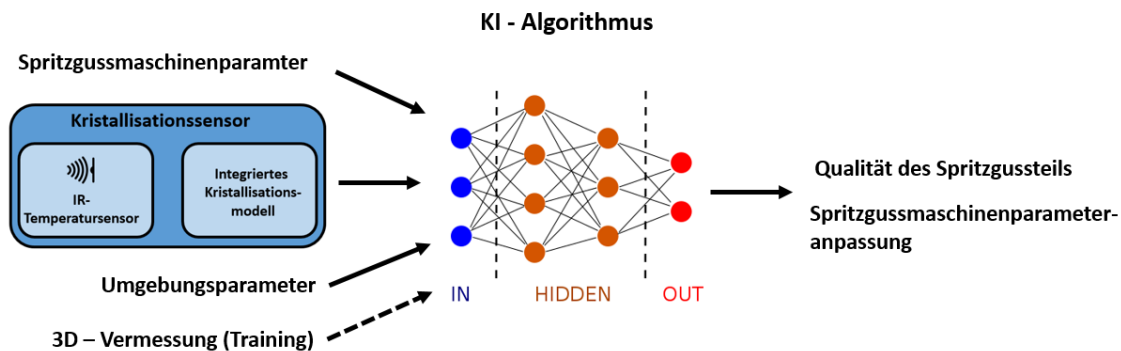


Abbildung 2. Schematische Darstellung der Module des intelligenten Kristallisationssensors und der relevanten Datenströme.

## II.4.2 Entwicklung Kristallisationssensor (FOS)

FOS hat für das Projekt die in der Firma bereits vorhandene Schmelzetemperatur-Messtechnik auf die Anforderungen im Projekt »InKriS« angepasst und erheblich weiterentwickelt.

Ausgangspunkt war ein FOS Infrarot-Schmelze-Temperatursensor mit Ausgangssignalen in analog Messtechnik, d.h. es wird konventionell z.B. ein zur Temperatur der Kunststoffschmelze im SG-Werkzeug proportionales Spannungssignal ausgegeben. Für die Projektaufgaben wurde der IR-Temperatur-Sensor im Elektronik-Konzept völlig überarbeitet und weiterentwickelt.

Die entwickelte Sensor-Elektronik zeichnet sich dabei durch folgende Neuheiten aus:

- Elektronik quasi vollständig digital mit schnellerem Microcontroller und A/D- bzw. D/A-Wandlern
- USB-Datenschnittstelle
- neu entwickelte Sensor-Software für den neuen Microcontroller
- integrierter Ladungsverstärker für zusätzliche Werkzeuginnendruck-Messung
- zusätzliche Auswertung für Thermoelemente

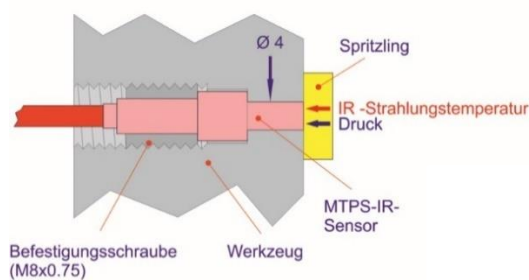
Zum Parallel-Betrieb mehrerer Sensoren wurde außerdem ein zentrales Anschlussgerät entwickelt, das bis zu 16 Analog-Signale verarbeiten kann, d.h. schnelle Signal-A/D-Wandlung und USB-Schnittstelle zu einem Laptop zur Signaldarstellung und Aufzeichnung. Die Bereitstellung eines Temperatursignal mit sehr hoher Zeitauflösung ist eine wesentliche Voraussetzung für die Auswertung der Temperaturzeitreihen mit einem Kristallisationsmodell und damit die Basis für die angestrebte Bestimmung von Kristallisationsparametern basierend auf Inline-Daten.

### ⑥ Werkzeugsensoren (p, T-IR)

Beispiel:

**MTPS 408-IR**

Ø 4 mm Spezial-Sensor für den Einbau in Spritzgießwerkzeuge



### Sensorfunktionen:

- ① Drucksensor (p)
- ② Infrarot-Schmelze-Thermometer (IRT)
- ③ Oberflächen-Kontakt-Thermometer (STS)
- ④ Werkzeug-Thermometer (BTS)

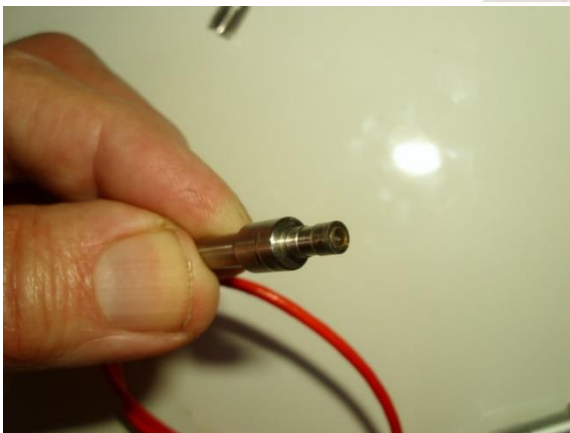
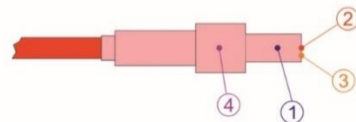


Abbildung 3. (oben) Schematische Darstellung eines MTPS-IR Kombisensors von FOS mit seinen Komponenten und (unten links) Bild des im Projekt InKriS für die Signalerfassung in der Spritzgussform verwendeten MTPS-IR Kombisensors MTPS-IR Sensors sowie (unten rechts) der Messkette mit den eingesetzten Hardwarekomponenten (Sensor, Verbindungskabel und Messverstärker).

Im Folgenden sind einige Bilder der von FOS im Rahmen des Projekts »InKriS« entwickelten and angepassten Hardware zu sehen. Abbildung 3 zeigt den im Projekt verwendete Kombi-Sensor für Spritzgießwerkzeuge mit einem Frontdurchmesser  $\varnothing 4\text{mm}$  der einen IR-Schmelze-Temperatur-Sensor, ein Oberflächen-Kontakt-Thermometer, einen Werkzeug-Temperatur-Sensor und einen Werkzeuginnen-druck-Sensor beinhaltet und die entwickelte Messkette bestehend aus Sensor, Verbindungskabel und Messverstärker für die Signalaufbereitung. In Abbildung 4 ist die Einbausituation der Sensorik in der für das Projekt »InKriS« erstellten SG-Form dokumentiert. Während der Erprobung in Messkampagnen bei Exipnos (Kapitel II.4.4) wurden dabei üblicherweise drei Kombisensoren zur Detektion der lokalen Schmelzetemperatur gleichzeitig verwendet.

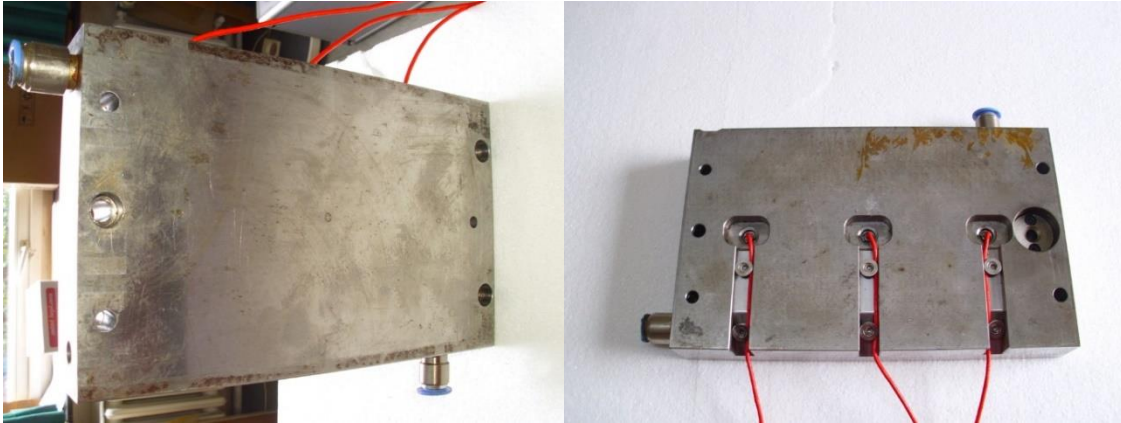


Abbildung 4. (links) Frontseite (Kavität-Seite) der Werkzeug-Platte, in der 3 MTPS-Sensoren eingebaut sind und (rechts) Rückseite der Werkzeugplatte mit den dort verlegten Sensor-Anschlußkabeln

Abbildung 5 dokumentiert ein Detail-Problem als wertvolles Ergebnis aus der Erprobung der Sensorik in den Messkampagnen. Es zeigte sich, dass die Sensoren auch sensibel auf Änderungen bezüglich der Kabelführung reagieren können. Gewisse Biegeradien müssen unbedingt eingehalten werden, damit der Sensor auch über längere Zeit funktionstüchtig bleibt. Der in Abbildung 5 rechts zu sehende Radius ist zu klein. Im Rahmen von anpassenden Maßnahmen musste deshalb sichergestellt werden, dass die Kabelführung kleine Biegeradien vermeidet. Danach arbeitete die Sensorik zuverlässig und ohne Unterbrechungen.

Die FOS-Messausrüstung bei einem der ersten Einsätze an der Spritzgießmaschine bei Exipnos ist in Abbildung 6 zu sehen. Im Teilbild links oben ist auf dem Tisch das entwickelte zentrale Signal-Erfassungsgerät mit USB-Schnittstelle zum Laptop zu erkennen. Das Teilbild rechts oben zeigt nochmal das DAQ-Gerät und einen Laptop, wo eine LabView-Software gerade einen Temperaturverlauf online darstellt und aufzeichnet. In den beiden unteren Teilbildern ist der Aufbau mit drei Sensoren mit den dazugehörigen drei Messverstärkern bei der Erprobung an der der SG-Maschine im Rahmen einer der durchgeführten Messkampagnen gezeigt.

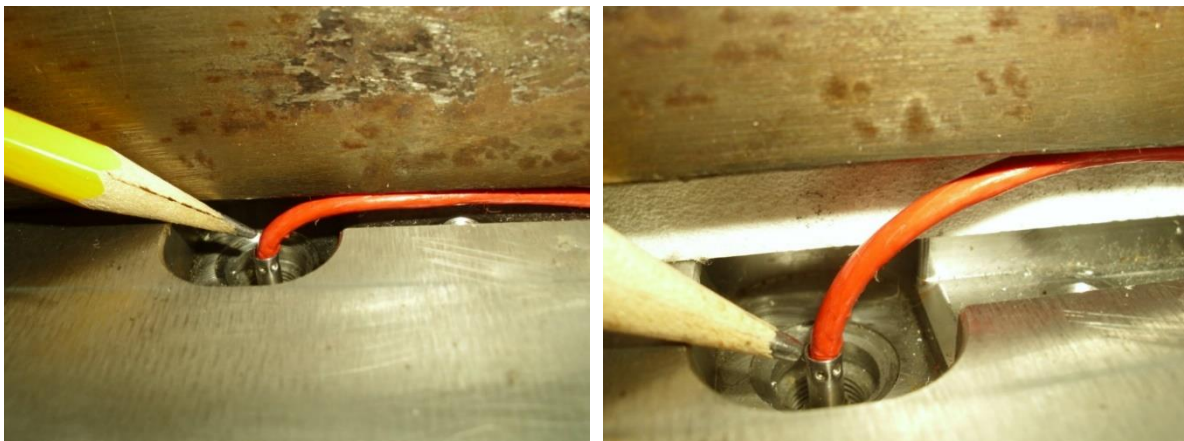


Abbildung 5. Kabelführung in der Einbausituation mit (links) zu kleinem Biegeradius und (rechts) optimalem Biegeradius, bei dem keine Funktionsstörungen auftreten.



Abbildung 6. FOS-Messausrüstung beim Einsatz während der Messkampagnen bei Exipnos. Das im Projekt entwickelte DAQ-Gerät ist rechts oben auf dem Tisch zu erkennen, auf dem Laptop sieht man die Mess-Datenaufzeichnung durch die spezielle LabView-Software. Unten ist die Variante mit drei Sensoren im Einsatz gezeigt.

Einen detaillierteren Eindruck von den bei FOS entwickelten Elektronikkomponenten vermittelt Abbildung 7, welche die neuen Hardwareplatinen für die IR-Sensorik zeigt. Die Einbausituation in das neu entwickelte DAQ-Gerät ist ebenfalls in Abbildung 7 (rechts) dokumentiert. Man sieht dort insbesondere die bei FOS entwickelte Zentral-Platine zur Verarbeitung der Sensorsignale. In jeder Platine steckt heute auch ein „Stück“ FOS-Software, d.h. die Betriebssoftware für die Elektronik, die diese steuert und die digitale Schnittstelle (USB) bedient. Die Hardware-Entwicklung ermöglicht die digitale Ausgabe von Temperaturzeitreihen für die Kunststoffschmelze in der SG-Form und ist somit auch die Basis für deren weitergehende Auswertung mit dem im Projektteil des Fh IMWS (Kapitel II 4.3) entwickelten Kristallisationsmodell. Die Details zum Modell und zur Implementierung der relevanten Algorithmen in den finalen Kristallisationssensor sind im Detail unten beschrieben.

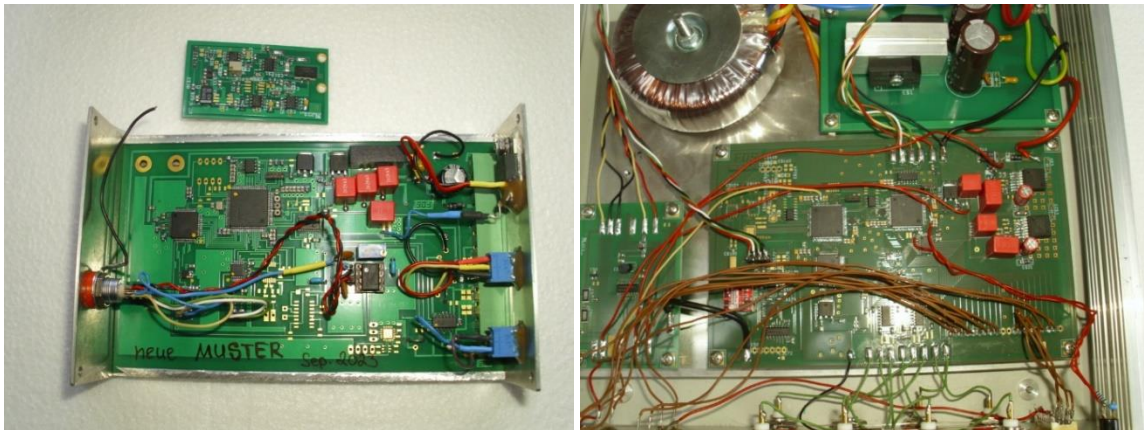


Abbildung 7. (links) Im Projekt InKris neu entwickelte Elektronik-Platinen für die IR-Temperaturmessung und (rechts) deren Einbausituation in neuen DAQ-Gerät von FOS.

Neben der Ausstattung der SG-Form mit drei Kombisensoren mit IR-Temperaturmessung des Kunststoffschmelze wurde im Projektverlauf entschieden, dass die SG-Maschine bei Exipnos mit zusätzlicher Sensorik an Maschinendüse auszustatten, da dies wichtige zusätzliche Informationen liefert. Die Maschinendüse wurde deshalb von FOS mit Druck- und Temperatursensoren ausgestattet. Die erhaltenen Druck- und Temperatur-Daten wurden nach Einbau parallel zu den anderen FOS-Daten aufgezeichnet und es erfolgte eine Miteinbeziehung der neuen Daten in die KI-Auswertung durch iMes Solutions (Kapitel II.4.5). Im Weiteren wurde von FOS an der Exipnos-Spritzgießmaschine zusätzlich noch ein Schnecken-Positionssensor angebracht, der Messung von Einspritzvolumen und –geschwindigkeit erlaubt. Dieser Sensor ist ebenfalls an das DAQ-Zentralgerät angeschlossen und speist dort die Schneckenposition ein.

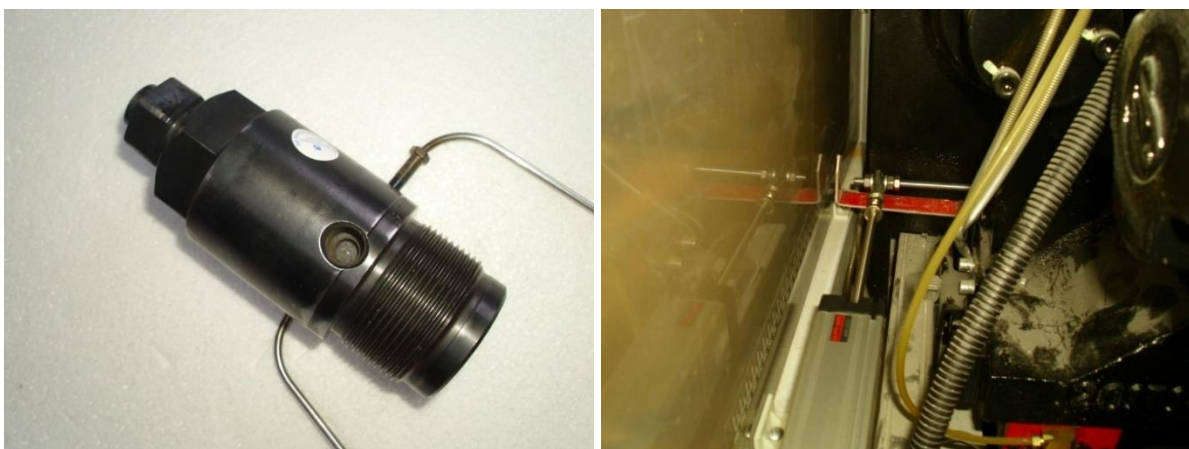


Abbildung 8. (links) FOS-Schmelzdrucksensor zur Messung des Einspritzdruckes in der Maschinendüse in Kombination mit einem FOS Schmelzethermometer und (rechts)

**Inlineauswertung der Sensorsignale.** Für die Erfassung und erweiterte Auswertung der Sensorsignale hat FOS ein Konzept entwickelt und im Projekt erprobt und realisiert. An einem zentralen DAQ-Gerät können dabei Sensoren mit analogen und digitalen Signalausgängen angeschlossen und versorgt werden. Das Gerät erzeugt dabei zusätzlich Steuersignale wie z.B. ein Reset-Signal für die Werkzeuginnendruckensoren und ein Werkzeug-offen-geschlossen-Schalter wird dort für den Start-Stop der Signalaufzeichnung für jeden Spritzgusszyklus ausgewertet. Wesentliche Eckpunkte und Features des von FOS umgesetzten ganzheitlichen Hard- und Softwarekonzepts sind:

- **Ein zentrales DAQ-Gerät** kann bis zu 16 analoge Sensorsignale digitalisieren, verwalten und mittels einer USB-Schnittstelle zu einem Laptop übertragen, die dazu notwendige Software wurde auch komplett bei FOS entwickelt.

- **LabView wird mit von FOS geschriebenen Programmen** auf einem PC/Laptop zur Auswertung, Aufzeichnung und Bildschirmdarstellung der Sensorsignale verwendet.
- Eine **bidirektional betriebene USB-Verbindung** wird für die Datenübertragung zwischen DAQ-Gerät und Laptop/PC verwendet. Diese übernimmt einerseits das Übertragen der Sensorsignale an den Laptop/PC zur zentralen Signalerfassung mittels LabView. Andererseits können darüber aber auch Daten vom Laptop an das DAQ-Gerät gesendet werden, z.B. Stellsignale oder Programm-Codes.

Damit wurde von FOS im Rahmen des Projektes »InKriS« die IR-Temperatur-Sensorik zu einem ganzheitlichen Messsystem weiterentwickelt, was im weiteren Projektverlauf auch die Integration eines Kristallisationsmodells zur Auswertung von Temperaturzeitreihen und die darauf beruhende Weiterentwicklung zum Kristallisationssensor erlaubte.

Zur Implementierung des am Fraunhofer IMWS entwickelten Kristallisationsmodells bzw. der zur Datenauswertung notwendigen Auswertelgorithmen hat FOS anschließend ein LabView Programm entwickelt, mit dem die Sensorsignale für jeden Spritzzyklus dargestellt, gespeichert und zur Bestimmung von Kristallisationsparametern ausgewertet werden. Ein Beispiel für einen typischen Signalverlauf, der in Echtzeit bei jedem Spritzzyklus auf dem Bildschirm dargestellt und abgespeichert wird, ist in Abbildung 9 gegeben. Man sieht dort u.a. die Schmelzetemperatur am IR-Sensor während des gesamten Spritzgusszyklus, d.h. vom Schließen der Spritzgussform bis zum Auswerfen des Bauteils aus teilkristallinem Kunststoff. Genau diese Echtzeit-„in-cavity“ IR-Temperaturmessung am Spritzling ist ausschließlich mit dem FOS Sensor möglich.

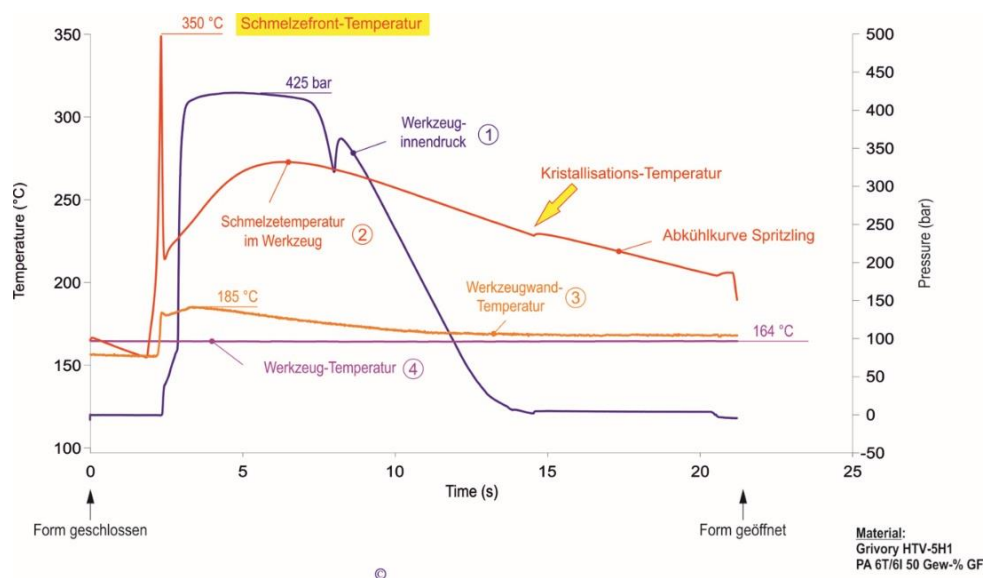


Abbildung 9. Typischen Signalverlauf für die verschiedenen Sensorsignale, die in Echtzeit bei jedem Spritzzyklus auf dem Bildschirm dargestellt und anschließend abgespeichert werden. Die In der Temperaturzeitreihe für den IR-Sensor erkennt man (i) die Schmelzefronttemperatur beim Eintritt in das Werkzeug und (ii) die Kristallisationstemperatur während des Abkühlens der Schmelze.

Integraler Bestandteil des von FOS entwickelten LabView-Programms ist die Analyse der IR-Temperaturzeitreihen mittels Kristallisationsmodell. Die Zeit, in der das Werkzeug zwischen den einzelnen „Schüssen“ geöffnet ist, reicht dabei aus, die Sensorsignale für das gerade fertiggestellte SG-Bauteil im post-processing weiter auszuwerten und in anderen Bildschirm-Darstellungen zur Anzeige zu bringen. Die Signalauswertung mittels Kristallisationsmodell gemäß Kapitel II.4.3 ergibt in Standardfall

1. **Kristallisationstemperatur** (Berechnung basierend auf Arbeiten und Inputs des IMWS)
2. **Kristallisationsgrad** (Berechnung basierend auf Arbeiten und Inputs des IMWS)

Auf dem Bildschirm werden Kristallisationstemperatur „T krist“ und Kristallisationsgrad „%Krist“ über der Zeitachse bzw. „Schussachse“ als Verlaufslinie gemeinsam angezeigt und dargestellt. Die Darstellung

dieser Parameter aus der Datenanalyse ist im LabView Programm implementiert und in neue Bildschirmanzeigen umgesetzt. Die Parameter „T krist“ und „%Krist“ werden zusammen den Signal-Verlaufskurven als CSV-Dateien ausgegeben und für die KI-Software zur Verfügung gestellt. Dies qualifiziert das im Rahmen des Projekts entwickelte Messsystem als Kristallisationssensor.

Grundsätzlich steckt die Implementierung von zusätzlichen Datenanalysen und Bildschirmanzeigen bei FOS aber noch in den Anfängen. Die Bereitstellung und Ausgabe weiterer Parameter, die für den Spritzgießer neue, bisher nicht verfügbare Detail-Informationen über das Verhalten der Kunststoff-Schmelze in der SG-Form liefern, ist geplant. Dies betrifft beispielsweise

3. **Maximalwert der Schmelze-Temperatur** / Temperatur beim Eintritt in das Werkzeug
4. **Abkühlgeschwindigkeit** der Schmelze
5. **Fließfrontgeschwindigkeit** (bei Mehrsensordsystemen)
6. **Temperaturverlust der Schmelze** Delta T im Verlauf des Fließweges (bei Mehrsensordsystemen)
7. **Ausformtemperatur** (auch für temperaturgesteuertes Ausformen nutzbar)
8. **Wärmeleitkoeffizient**

Es hat sich als sehr hilfreich erwiesen, den IR-Schmelze-Sensor mit einer zusätzlichen Druck-Messfunktion auszustatten. Daher wurden für das Projekt »InKriS« die FOS MTPS-Kombi-Sensoren für Druck und IR-Temperatur-Sensoren weiterentwickelt und eingesetzt. Das hat für den Spritzgießer den Vorteil, dass er, wenn er bereits Werkzeuginnendruck-Sensoren in seinem Werkzeug einsetzt, diese Drucksensoren einfach durch die FOS IR-MTPS-Sensoren ersetzen kann. Zum Einsatz eines InKriS-Messsystems (Abbildung 10) ist dann kein kostspieliger Umbau der Spritz-Werkzeuges notwendig, was die Hemmschwelle für die Erprobung und den Erwerb erheblich senkt.

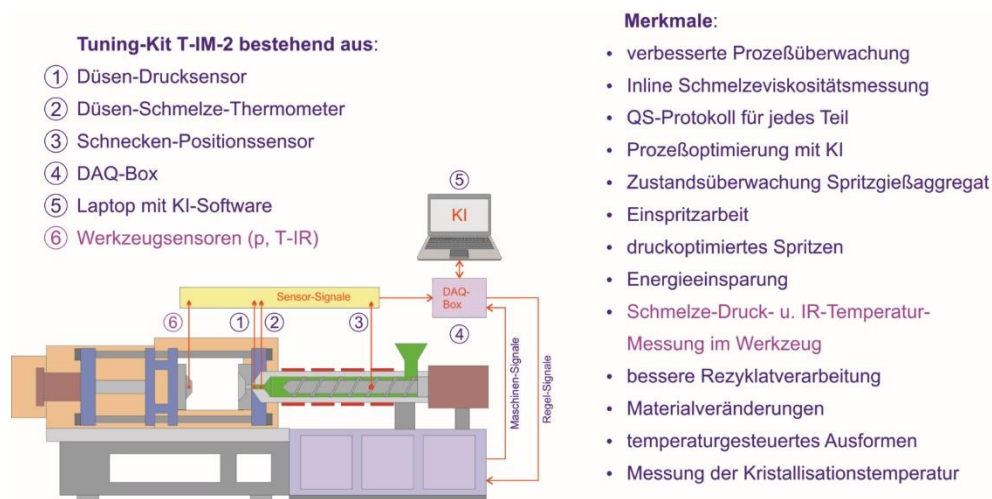


Abbildung 10. Komponenten des InKriS-Messsystems an einer Spritzgießmaschinen.

### II.4.3 Entwicklung, Erprobung und Implementierung Kristallisationsmodell (IMWS)

#### Entwicklung Kristallisationsmodell

Das Nakamura-Modell<sup>10</sup> zur Bestimmung von Kristallisationsparametern aus Abkühlkurven wurde an die Anforderungen bei einer Inline-Anwendung während des Spritzgussprozesses angepasst. Annahmen und Parameter des Modells sind in Abbildung 11 gezeigt. Das Plateau bei der Kristallisationstemperatur  $T_c$  ergibt sich durch die bei der Kristallisation entstehenden Wärme, die zumindest theoretisch, zu einer konstanten Temperatur während der Kristallisation führt. In jeden Fall kommt es im Bereich der

<sup>10</sup> K. Nakamura, T. Watanabe, K. Katayama and T. Amano, *J. Appl. Polym. Sci.* 16 (1972) 1077-1091.

Kristallisation zu einer Abweichung vom einfach-exponentiellen Abfall der Temperatur. Aus den exponentiellen Temperaturverläufen oberhalb und unterhalb der Kristallisationstemperatur,  $T_1(t)$  und  $T_2(t)$ , und den unabhängig bestimmten Parametern ( $\Delta t$ ,  $R/C_p$ ,  $T_c$ ,  $T_s$ ) lässt sich bei bekannter spezifischer Wärmekapazität  $c_p$  mit  $\Delta t = \Delta H/R \cdot (T_c - T_s)$  die Kristallisationsenthalpie  $\Delta h = \Delta t \cdot R/C_p \cdot (T_c - T_s) \cdot c_p$  bestimmen. Daraus ist der Kristallisationsgrad  $X_C = \Delta h/\Delta h_{100\%}$  berechenbar, wenn die Kristallisationsenthalpie für eine fiktive, 100% kristalline Probe  $\Delta h_{100\%}$  bekannt ist. Falls  $c_p$  und  $\Delta h_{100\%}$  nicht bekannt sind, lässt sich statt der absoluten Werte immer noch die relative Veränderung des Kristallisationsgrades bestimmen.

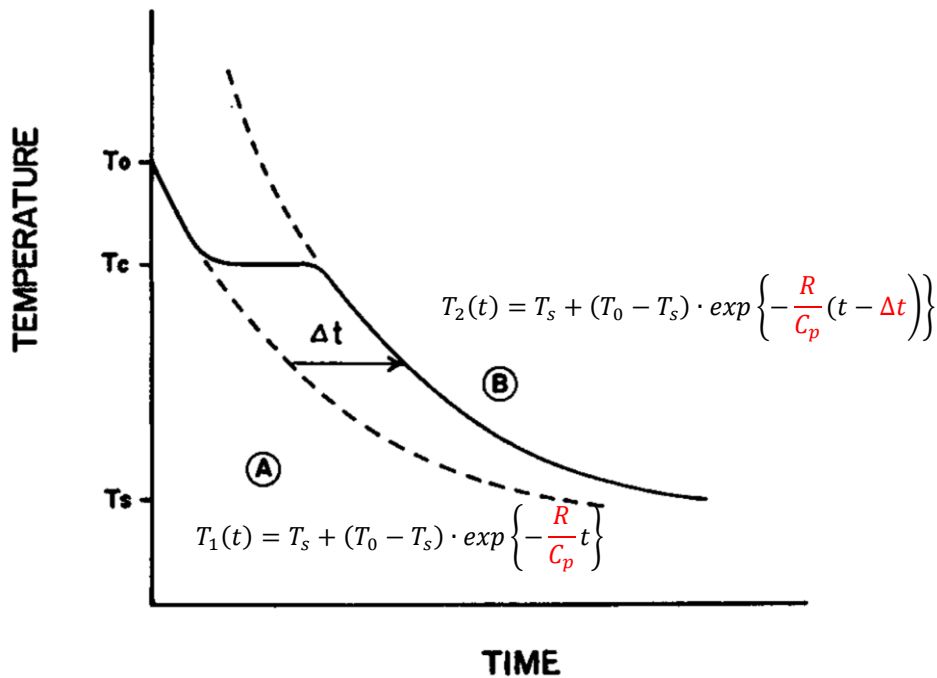


Abbildung 11. Nakamura-Modell zur Bestimmung von Kristallisationsparametern aus Abkühlkurven aus Ref.[11].  $T_1(t)$  gemäß Gl. (A) und  $T_2(t)$  gemäß Gl. (B) beschreiben die exponentiellen Temperaturänderungen oberhalb und unterhalb der Kristallisationstemperatur  $T_c$ . Dabei ist  $T_s$  die Formtemperatur,  $T_0$  die Anfangstemperatur der Schmelze,  $C_p$  die Wärmekapazität der Probe,  $\Delta t$  die Zeitverschiebung aufgrund des Kristallisationsplateaus und  $R$  ein empirischer Faktor, der den Wärmeübergang zwischen Probe und Form beschreibt.

Eine direkte Bestimmung der Modellparameter aus einer Anpassung der Abkühlkurven ist schwierig und fehleranfällig. Um zu einem robusten, inlinetauglichen Auswertalgorithmus zu kommen, erfolgt deren Bestimmung deshalb in mehreren Schritten. Weiterhin wird die Anpassung durch eine Linearisierung der Kurven vereinfacht. In Abbildung 12 (links) ist die Vorgehensweise an einem Beispiel demonstriert. Der entwickelte Algorithmus arbeitet folgendermaßen:

- Linearisierung der IR-Sensordaten zur Anpassung an die logarithmierte Form der Nakamura-Gleichungen:  
 $\ln(T_1(t) - T_s) = \ln(T_0 - T_s) - \frac{R}{C_p} \cdot t$ ,  $\ln(T_2(t) - T_s) = \ln(T_0 - T_s) - \frac{R}{C_p} \cdot (t - \Delta t)$   
wobei  $T_0$  die Maximaltemperatur der Schmelze zu Beginn der Abkühlkurve und  $T_s$  die Formtemperatur sind.
- Differenzierung der linearisierten Kurve: Das Maximum bei  $t_{cryst}$  entspricht der Kristallisationstemperatur  $T_c$ .
- Anpassung der linearisierten Daten mit reduziertem Parametersatz ( $\frac{R}{C_p} = B$ ,  $\Delta t$ ) und bekanntem  $T_s$ ,  $T_0$ ,  $T_c$ ,  $t_{cryst}$  gemäß Nakamura-Modell

$$y = \begin{cases} \ln(T_0 - T_s) - B \cdot t & t < t_{cryst} - \Delta t \\ \ln(T_0 - T_s) - B \cdot (t - \Delta t) & t > t_{cryst} + \Delta t \\ \ln(T_c - T_s) & \text{sonst} = \text{Plateaubereich} \end{cases}$$

- Berechnung der Kristallisationsenthalpie aus den Parametern der Kurvenanpassung  

$$\Delta h = \Delta t \cdot B \cdot (T_c - T_s) \cdot c_p$$

Die Erprobung des entwickelten Algorithmus erfolgte mit Temperaturzeitreihen aus SG-Versuchen mit verschiedenen Polymeren (Abbildung 12, links). Dabei wurden nach der Bestimmung der Startparameter über Schritt 1 und 2 nochmals alle fünf Parameter ( $T_s$ ,  $T_0$ ,  $T_c$ ,  $\Delta t$ ,  $B$ ) in die finale Anpassung einbezogen. Repräsentative Ergebnisse für die Kristallisationsparameter sind in Abbildung 12 rechts gezeigt.

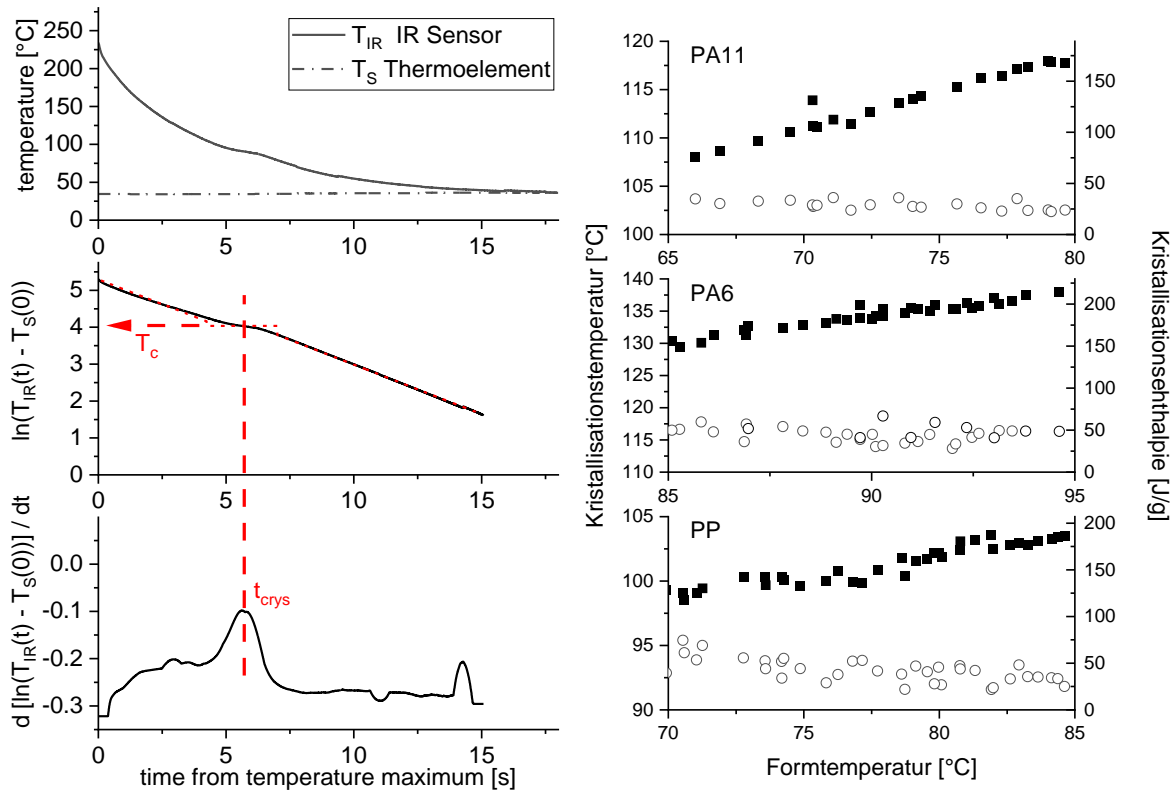


Abbildung 12.. links: Automatisierte Bestimmung der Kristallisationsparameter mittels des im Text beschriebenen Auswerte-Algorithmus. rechts: Ermittelte Kristallisationsparameter (Kristallisationstemperatur (offene Kreise) und -enthalpie (volle Quadrate) für verschiedene Polymere (PP/PA6/PA11) in Abhängigkeit von der Formtemperatur  $T_s$ . Das Maximum der Kristallisationsenthalpie auf y-Achse entspricht jeweils 100% Kristallinität ( $\Delta h_{100\%}$ ).

Weitere Tests zeigten, dass es für spezielle Fälle zusätzlicher Modifikationen des Algorithmus bedarf, um reale Messkurven mit dem Nakamura-Modells anzupassen. So ist die Maximaltemperatur in vielen Fällen nur als geeigneter Startwert für  $T_0$  zu betrachten, da der unmittelbare Anfangsbereich der Temperaturzeitreihen stärker als exponentiell abfällt oder anderweitig beeinflusst ist. Zusätzlich wurden für die Bestimmung von  $T_c$  und  $\Delta t$  alternative Algorithmen entwickelt, falls die Anpassung auf Basis des Nakamura-Modells nicht funktioniert oder eine direkte Bestimmung der Kristallisationstemperatur aus der Ableitung fehlschlägt. Auch dabei wird weiterhin davon ausgegangen, dass der Kurvenverlauf über größere Temperaturbereiche exponentiell ist und sich im Bereich der Kristallisationstemperatur eine Art Plateau ausbildet, wie dies im Nakamura-Modell angenommen wird. Testweise wurden von der zu implementierenden Software die Ergebnisse verschiedener Auswertemethoden erzeugt, um eine finale Aussage zu Zuverlässigkeit und Aussagekraft verschiedener Varianten treffen zu können.



Abbildung 13. Integration einer ersten Testversion des Kristallisationssensors mit der zugehörigen Erfassung- und Auswerteelektronik an der Spritzgussmaschine. Oben: Spritzgussmaschine mit DCIM-Modul, unten links: Feste Seite der eingebauten Spritzgussform mit IR-Sensor, unten rechts: Datenerfassungs- und Auswerteelektronik zum Kristallisationssensor. Das Notebook dient hier der Überwachung der Datenerfassung und -auswertung während der Testphase, unten Mitte: hergestelltes SG-Bauteil aus PP.

Eine erste Testversion des Kristallisationssensors wurde in eine Spritzgussform integriert. Dafür wurde von Exipnos ein Wechselplattenwerkzeug zur Herstellung von rechteckigen Platten mit einer der Größe von 197 x138 x 3.5mm erstellt, in dem an drei verschiedenen Positionen Bohrungen zur Einbringung des Sensors (Durchmesser 4mm) angebracht sind. In Abbildung 13 ist die verwendete SG-Maschine, die eingebaute SG-Form mit Kristallisationssensor sowie die zusätzliche Elektronik-Box zum Sensor gezeigt.

In einem ersten Testlauf wurde die Aufnahme der Daten getestet. Die Zeitreihen für jeden SG-Zyklus wurden in eine separate Datei geschrieben und nach Abschluss des Datenaufnahme gespeichert. In der ersten Testphase erfolgte noch keine direkte Triggerung durch die SG-Maschine, die im Weiteren im Kristallisationssensor von FOS routinemäßig umgesetzt wurde. Als Zeitintervall für einen Schuss

wurde für die Tests die Zeitspanne definiert, während der die vom IR-Sensor erfasste Temperatur über der Formtemperatur liegt. Damit wurde die Erfassung aller Daten im relevanten Zeitbereich sichergestellt.

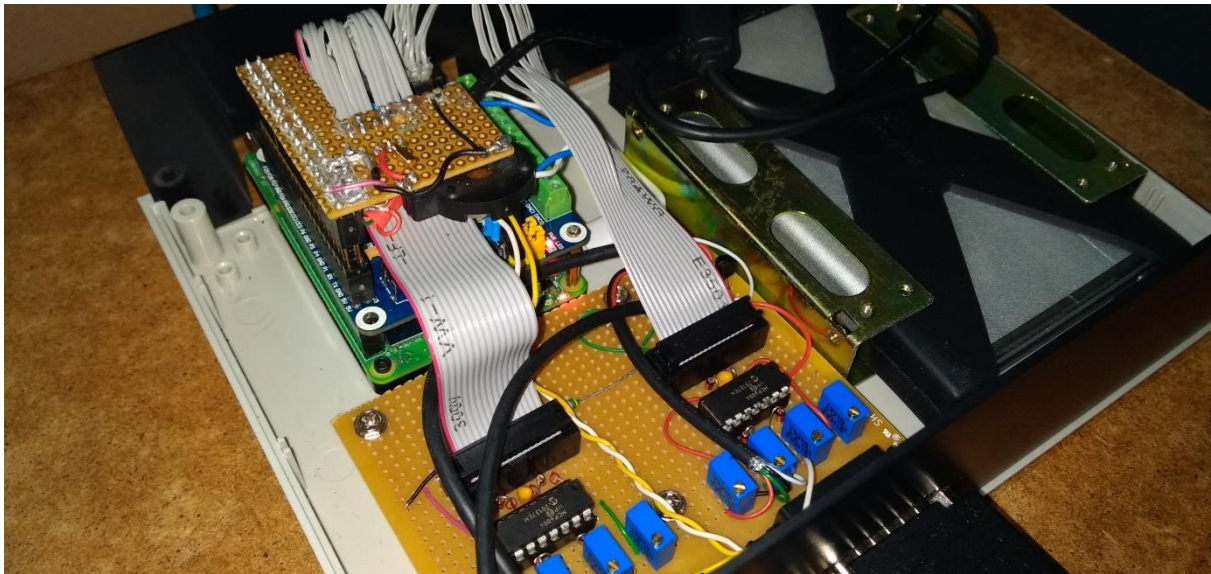


Abbildung 14. SBC zur Signaldigitalisierung, Datenerfassung und -auswertung mit zusätzlicher Trigger- und Anpassungselektronik.

Zur Inlineauswertung der aufgenommenen Zeitreihen wurde die Datenerfassung und Auswertung im ersten Schritt auf einem Single-Board-Computer (SBC) realisiert. Der geöffnete Aufbau ist in Abbildung 14 gezeigt. Verwendet wurde ein Raspberry Pi 4B mit einem zusätzlichen AD/DA Modul mit acht 24bit Eingängen. Zur Anpassung der Eingangssignale und zur Synchronisation mit dem Gesamtsystem ist eine zusätzliche Elektronik verbaut. Da der Sensor vier analoge Signale (IR-Temperatursignal der Polymerschmelze, Formtemperatur, Oberflächentemperatur und Druck an der Sensorposition) digitalisieren kann, ist es damit möglich, gleichzeitig zwei Sensoren komplett zu erfassen. Die Zeitreihen werden als einzelne Dateien mit Zeitstempel im Namen abgelegt und übertragen.

Die digital abgelegten Zeitreihen des IR-Sensors wurden dem auch auf dem SBC implementierten Auswerteprogramm zur Bestimmung der Kristallisationsparametern (siehe *Arbeitspaket 3*) direkt zur Verfügung gestellt. Die Temperaturzeitreihen der IR-Sensoren für ein Bauteil können damit quasi-parallel zu dessen Fertigstellung ausgewertet werden. Die Berechnung der Kristallisationsparameter gelingt (auch bei Auswertung mit verschiedenen Methoden) innerhalb von 5-20s. Damit liegt das Ergebnis schon vor Beginn oder spätestens während des nächsten Schusses der SG-Maschine vor.

Repräsentative Zeitreihen für die Temperatur des IR-Sensors aus Testmessungen an PP und deren Auswertung sind in Abbildung 15 zusammengestellt. Die Ergebnisse werden pro Schuss als einzelne Zeilen für jeden Sensor mit Zeitstempel (Schusszeit) Schussnummer und Kanalnummern zur Sensoridentifikation abgelegt. Neben den Zeitreihen und Kristallisationstemperatur und -enthalpie werden auch alle weiteren Ergebnisse der Auswerterroutinen gespeichert (fit type, Datei, Schusszeit, IR-Spalte, Formtemperatur-Spalte, Oberflächentemperatur-Spalte,  $t_{crys}$ ,  $\Delta t$ ,  $T_0$ ,  $T_S$ ,  $T_c$ ,  $B_1$ ,  $B_2$ ,  $\Delta H$ ,  $X_c$ , Fitfehler). Die Aufteilung des Parameters  $B$  in  $B_1$  und  $B_2$  erfolgte, da in einigen Beispielen der Anstieg der Kurven vor und nach der Kristallisation sich änderte, was auf eine Änderung des Kühlparameters bzw. des thermischen Kontaktes zwischen Bauteil und Wandung der Spritzgussform schließen lässt. Ebenfalls gespeichert werden die zu Testzwecken mit verschiedenen Methoden bestimmten Kristallisationstemperaturen. Mit Hilfe des Fitfehlers wurde für jeden Schuss und Sensor der beste Fit bestimmt und in eine extra Datei gespeichert.

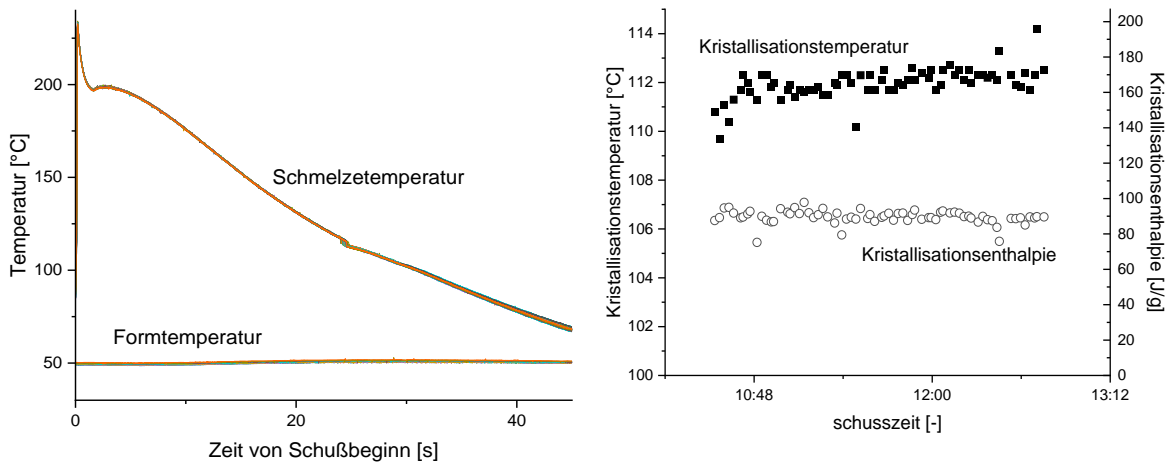


Abbildung 15. Aufgezeichnete Zeitreihen des IR-Sensors (Schmelztemperatur) und Formtemperatur (links) und berechnete Kristallisationstemperatur und Kristallisationsenthalpie (rechts) für verschiedene Bauteile (Schüsse) aus Testmessungen an der Exipnos Spritzgussanlage.

Wenn benötigt, wurde für jeden Sensor und Schuss eine separate Datei mit ausführlicheren Ergebnissen abgelegt. Da die Zeitreihen mit Zeitstempel erfasst und gespeichert werden, kann die Auswertesoftware auch nachträglich mit diesen Daten weiterentwickelt werden. Die direkte Einbeziehung der Zeitreihen in die KI-Auswertung ist vorgesehen, um so nur statisch erfassbare Einflussfaktoren aufzudecken.

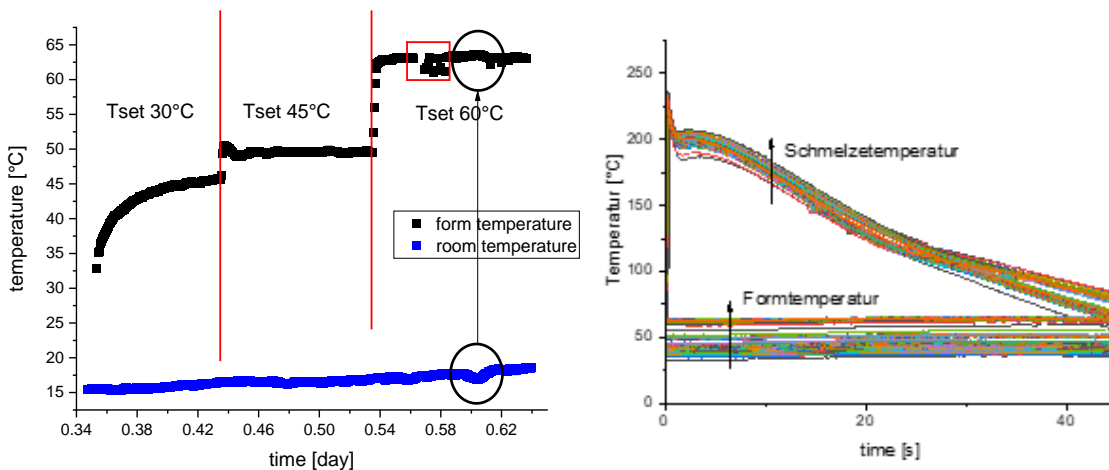


Abbildung 16. Testkampagne an der Spritzgussanlage mit PP und verschiedenen Sollwerten für die Formtemperatur. Links: Form- und Umgebungstemperatur während der gesamten Kampagne. Rechts: Während der einzelnen Schüsse aufgezeichnete Temperaturzeitreihen für Schmelze- und Formtemperatur.

Der entwickelte SBC zur Aufnahme und Onlineauswertung der Temperaturzeitreihen wurde in die Anlage integriert und in einer Testkampagne bei verschiedenen Formtemperaturen an der Maschine getestet. Einige Zeitreihen sowie die dabei gemessene Formtemperatur sind in der Abbildung 16 gezeigt. Es wurden in einer Kampagne bei Exipnos insgesamt 400 Teile gespritzt, gewählte Zykluszeit war dabei 1 min. Etwaige Probleme wurden dabei parallel notiert, um die spätere Beurteilung der Teile zu unterstützen. Die Solltemperatur der Spritzgussform wurde während der Kampagne variiert (30°C, 45°C, 60°C). Für den Sollwert 30°C wird eine signifikante Drift der Formtemperatur beobachtet, was auf eine begrenzte Kühlleistung hindeutet für die Erprobung des Kristallisationssensors interessante Testmöglichkeiten bietet. Der kurze Abfall der Umgebungstemperatur (mit einem Kreis in Abbildung 16 gekennzeichnet) scheint sich interessanterweise auch in der Formtemperatur widerzuspiegeln. Ebenso zeigen sich Probleme bei Schuss 316-324 aufgrund von Verzögerungen im Spritzgussprozess auch als Abwei-

chungen in der Formtemperatur (markiert mit dem roten Rechteck). Die aufgezeichnete Umgebungstemperatur zeigt zusätzlich einen langsamen Anstieg, der zunächst aber nicht zu einer wahrnehmbaren Beeinflussung des Gesamtprozesses führt. Eine weitergehende Analyse zum Einfluss derartiger Störungen auf den Verlauf des IR-Temperatursignals, d.h. die Abkühlung des SG-Bauteils, ist Gegenstand weiterführender Arbeiten.

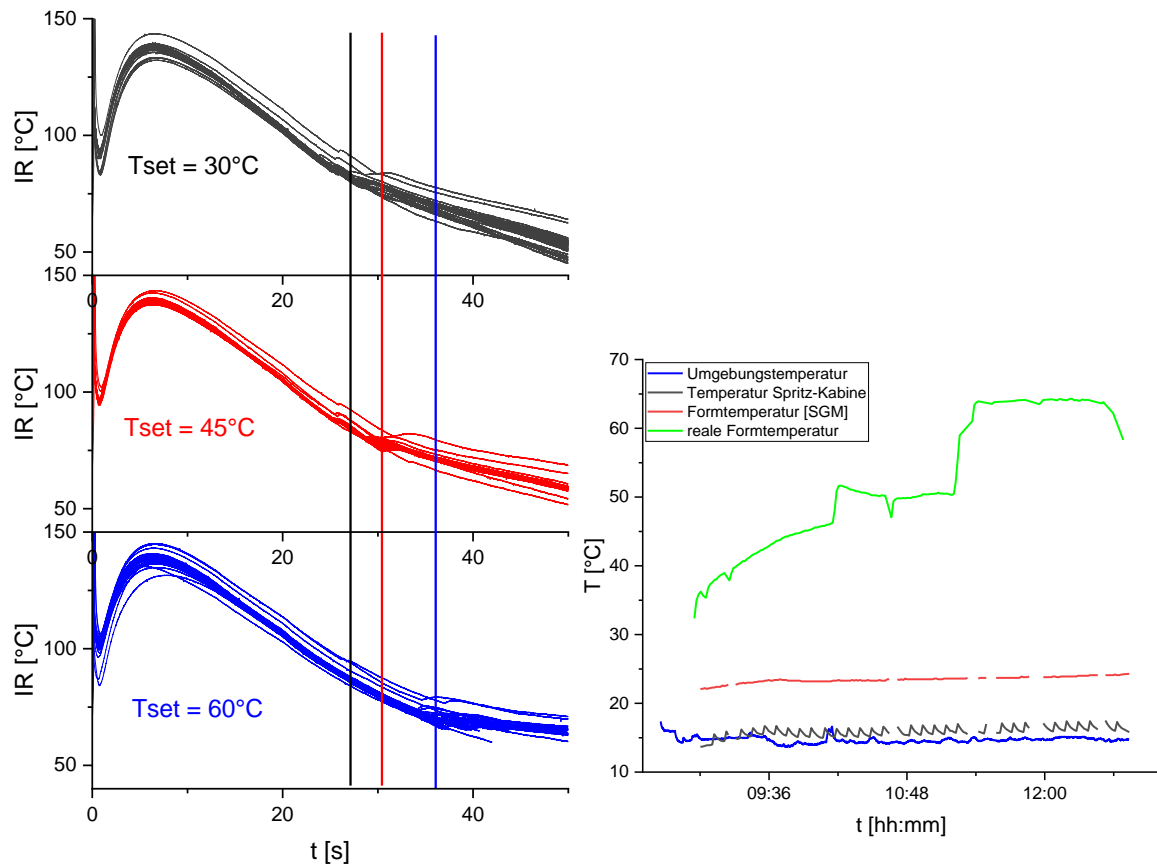


Abbildung 17. links: Temperatur-Zeit-Kurven der Spritzgusskampagne für PBS (Bio Elan A140). Es zeigt sich in den Kurven eine Abhängigkeit des Plateaus (Kristallisationstemperatur) von der eingestellten Formtemperatur. Es wird jedoch auch deutlich, dass zusätzliche Effekte wie das erste Minimum sowie teilweise Sprünge in den Kurven auftreten. Rechts ist der tatsächliche Verlauf der Formtemperatur in grün sowie die Umgebungstemperatur (blau) die gemessene Temperatur in der Spritzkabine (schwarz) und die von der Maschine ermittelte Formtemperatur (rot) gezeigt.

#### Modelladaption auf Messdaten aus den Testkampagnen

Das Kristallisationsmodell nach Nakamura zur Beschreibung der Temperatur-Zeit-Kurven wurde evaluiert und das grundlegende Konzept zur Datenauswertung beim intelligenten Kristallisationssensor wurde entwickelt. Auf Basis der Ergebnisse mehrerer Spritzgusskampagnen beim Partner Exipnos im Projekt »InKriS« wurde die entwickelte Hardware und der Auswertalgorithmus weiterentwickelt. In Abbildung 16 und Abbildung 17 sind Messkurven und Auswertungen aus zwei der Kampagnen gezeigt. Dabei zeigten sich verschiedene zusätzliche Effekte, die durch eine weitergehende Untersuchung mittels erweiterter Sensorierung zu klären waren und sind. Die prinzipielle Eignung des Algorithmus konnte nachgewiesen werden. So ist in Abbildung 18 - bereits ohne KI - ein Einfluss der variierten Parameter auf die bestimmte Kristallisationstemperatur erkennbar.

Weiterhin hat sich gezeigt, dass der ursprünglich verwendete Algorithmus (1) zwar funktioniert, aber nicht optimal zur Anpassung geeignet ist. Zum einen sollten alle Parameter variiert werden, um Fehler bei der einfachen Bestimmung der Kristallisationstemperatur aus der Ableitung zu verhindern. Anderer-

seits ist in dem Fall durch die Redundanz in den Parametern ( $t_{crys}$  und  $T_c$ ) die Anpassung überbestimmt. Da der Übergang von Abkühlung zu Plateau und zur weiteren Abkühlung nicht abrupt erfolgt wurde statt dem ursprünglich verwendeten Algorithmus:

$$f(t) = \begin{cases} \ln(T_0 - T_s) - B \cdot t & t < t_{crys} - dt \\ \ln(T_0 - T_s) - B \cdot (t - dt) & t > t_{crys} + dt \\ \ln(T_c - T_s) & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

zum einfacheren Fit eine Näherung mit der folgenden Formel (2) verwendet.

$$f(t) = \frac{-B \cdot dt}{1 + \exp\left\{\frac{t - t_{crys}}{0.25 \cdot dt}\right\}} - B \cdot \left(t - \frac{dt}{4}\right) + \ln(T_0 - T_s) + 0.76159 \cdot B \cdot dt \quad (2)$$

Hierbei handelt es sich um eine Summe aus Stufenfunktion und linearem Abfall welche die Kurven gut beschreibt und den bisherigen Algorithmus approximiert. Die Kristallisationstemperatur ist nicht direkt Teil der Funktion, sondern folgt aus  $t = t_{crys}$ .

$$T_c = \frac{-B \cdot dt}{2} - B \cdot \left(t_{crys} - \frac{dt}{4}\right) + \ln(T_0 - T_s) + 0.76159 \cdot B \cdot dt \quad (3)$$

Da diese Funktion stetig ist kann sie auch einfacher als Anpassungsfunktion verwendet werden.

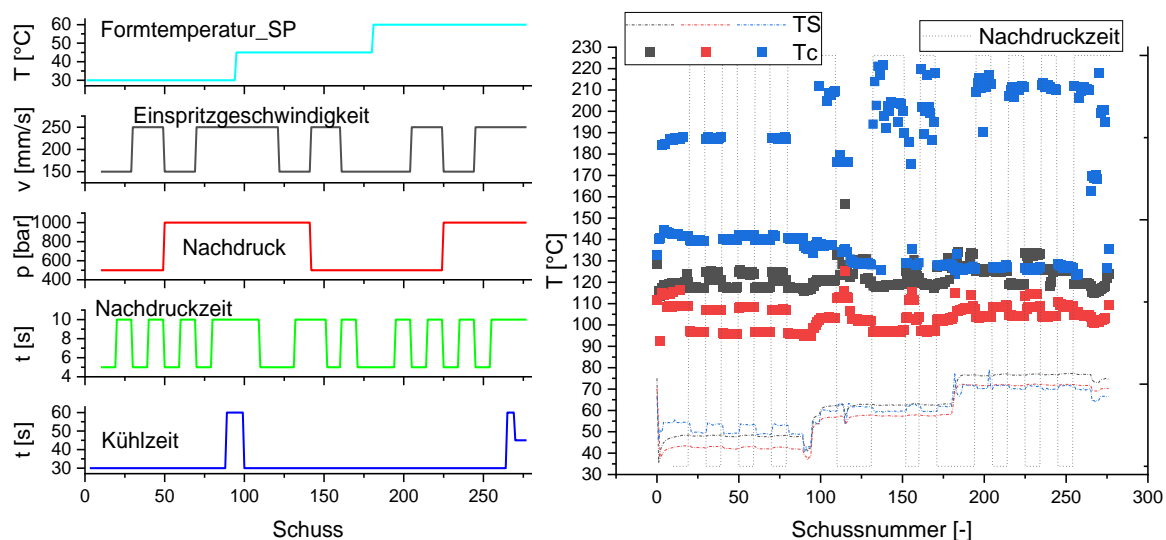


Abbildung 18. Spritzguss Kampagne mit systematischer Variation verschiedener Parameter. Links sind die variierten Parameter dargestellt. Rechts sieht man die ermittelten Kristallisationstemperaturen ( $T_c$ ) die gemessenen Formtemperaturen ( $T_S$ ) sowie die variierte Nachdruckzeit als Parameter, welche großen Einfluss auf die ermittelte Kristallisationstemperatur hat. Als Material wurde hier ein Polypropylen (PP LG Chem M1600) verwendet.

#### Bewertung der Ergebnisse für verschiedene teilkristalline Polymere

Es wurden aus der Spritzgusskampagne für PP, für verschiedene Parameter, Platten zur Offline-Analyse ausgewählt. Zur Untersuchung wurde DSC, Röntgendiffraktometrie sowie polarisationsoptische Aufnahmen eingesetzt. Die variierten Parameter und die aus den verschiedenen Methoden erhaltene Ergebnisse sind in Tabelle 1 zusammengefasst. Weitere Parametervariationen (Einspritzgeschwindigkeit, Nachdruck und Kühlzeit) wurden in der Offline-Analyse nicht berücksichtigt. Die Aufgezeichneten Temperatur-Zeit-Kurven sind in Abbildung 19 und der Vergleich der Kristallinität mit offline-Methoden in Abbildung 21 gezeigt.

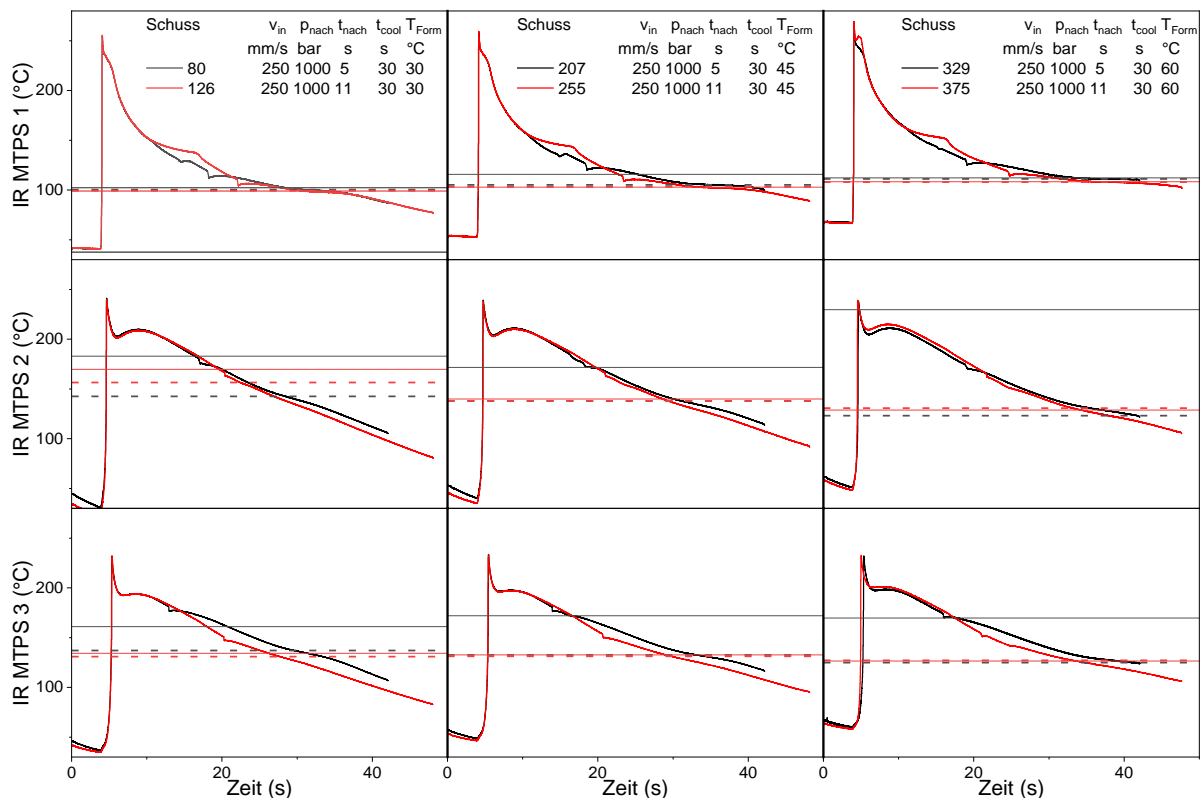


Abbildung 19. Temperatur-Zeit-Kurven für die zur Offline-Analyse ausgewählten Platten. In Schwarz und Rot sind jeweils die Kurven für die kürzeste und längste Nachdruckzeit geplottet. In horizontaler Richtung sind die eingestellten Formtemperaturen 30, 45 und 60°C und in vertikaler Richtung die Daten für die Sensorpositionen 1, 2 und 3 gezeigt. Die horizontalen Linien zeigen die aus den automatisierten Fits erhaltenen Kristallisationstemperaturen. Die Ergebnisse der automatisierten Bestimmung der Kristallisationstemperatur (durchgezogene Linien) mittels Kristallisationssensor sind aufgrund der gezeigten Probleme Abbildung 20 teilweise falsch. Ein neuer Fit mit eingeschränkten Parametern und manuell festgelegten Startparametern ergibt andere Kristallisationsparameter, die in den überwiegenden Fällen eine plausible Kristallisationstemperatur (gestrichelte Linien) ergeben.

In Abbildung 20 sind exemplarisch für eine gespritzte Platte die aufgenommenen Temperatur-Zeit-Kurven gezeigt. Zusätzlich ist die Abkühlrate als 1. Ableitung und der Schneckenweg geplottet. Hier zeigt sich das Problem, dass weitere Effekte die Abkühlkurven beeinflussen. Die gemessene Temperatur an den Sensoren 2 und 3 bleibt höher, solange die Schnecke weiterbewegt wird. Zusätzlich kommt es beim Zurückziehen der Schnecke zu Abreißeffekten sichtbar als Stufen in den Temperatur-Zeit-Kurven. Leider ist aufgrund dieser Probleme eine automatisierte Auswertung der Temperatur-Zeit-Kurven mit verlässlichen Kristallisationsparametern schwierig. Im Vergleich mit Ergebnissen aus der Kristallisationskinetik von DSC und UFSC sind die Bestimmten Temperaturen zu hoch.

Das zeigt sich in den Ergebnissen (Kristallisationstemperatur bzw. Kristallinität, Tabelle 1, Abbildung 19, Abbildung 21). Ein neuer Fit mit eingeschränkten Parametern und manuell festgelegten Startparametern liefert für die ausgewählten Platten neue Kristallisationsparameter, die etwas besser sind. Das lässt sich jedoch automatisiert für eine gesamte Kampagne schlecht realisieren. Für die Auswertung durch die KI sollte das jedoch kein Problem ergeben so lange die erhaltenen Ergebnisse für gleiche Abkühlkurven gleiche bzw. ähnliche Kristallisationsparameter ergeben. Das zeigt sich bei Auswertungen der Kampagnen in denen für einen Parametersatz viele (>100) Platten gespritzt wurden.

Tabelle 1: Parameter der untersuchten Platten. Offensichtlich falsch bestimmte Parameter sind mit rot gekennzeichnet.

Probe		Parameter		DSC	WAXS	online			online (neuer Fit)		
Platte/ Sensor		$t_{nach}$	$T_{Form}$	Xc	Xc	TS	Tc	Xc	TS	Tc	Xc
		s	°C	%	%	°C	°C	%	°C	°C	%
80	S1	5	30	42.2	52.4	45.7	102.4	43.4	45.5	100.4	10.3
	S2	5	30	43.4	50.6	58.7	182.9	148	60.9	142.5	28.1
	S3	5	30	38.0	48.3	51.4	161	1.19	51.5	137.1	23.5
126	S1	11	30	44.9	52.1	46.0	99.02	27.67	46.1	99.34	37.6
	S2	11	30	39.3	53.1	59.0	169.7	284.2	61.6	156.5	129.4
	S3	11	30	39.1	52.6	52.1	134.3	23.16	52.4	130.9	25.8
201	S1	5	45	45.8	51.7	59.0	115.8	36.95	59.2	105.2	8.5
	S2	5	45	43.7	52.2	71.6	171.6	3	73.8	137.9	21.7
	S3	5	45	46.2	51.4	65.9	172.1	3.919	66.0	132.7	17.4
248	S1	11	45	44.6	53.1	59.3	102.9	29.3	59.3	103.2	32.9
	S2	11	45	46.2	52.6	71.7	140	29.87	73.9	138	35.2
	S3	11	45	42.8	51.5	66.2	132.6	15.74	66.3	131.2	20.3
323	S1	5	60	45.4	52.1	75.2	112.2	60.55	75.1	111.1	8.2
	S2	5	60	43.5	49.7	85.6	229.7	7.659	87.9	123.2	31.4
	S3	5	60	42.5	47.7	82.3	169.7	3.438	82.4	125	30.6
369	S1	11	60	44.6	52.1	75.0	108.3	32.71	74.7	107.9	15.1
	S2	11	60	44.2	52.3	86.0	128.8	5.018	88.0	130.8	18.5
	S3	11	60	41.8	51.1	82.3	126.5	7.495	82.1	127.3	14.7

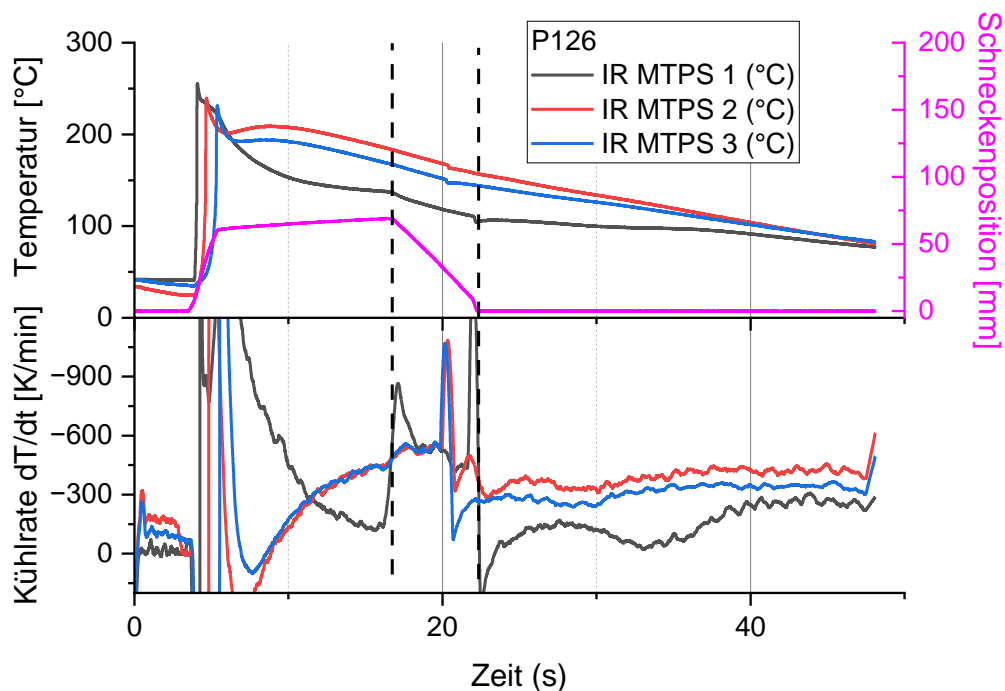


Abbildung 20. Beispiel für Abkühlkurve und auftretende Kühlraten. Zusätzlich auftretende Features z.B. während des Rückfahrens der Schnecke ( $t = 16.5 \dots 22.5s$ ) erschweren die Bestimmung der Kristallisationsparameter.

Prinzipiell zeigt sich eine niedrigere Kristallinität vom Kristallisationsensor für die Platten mit kürzerer Haltedauer insbesondere für die erste Sensorposition. Das spiegelt sich aufgrund der Nachkristallisation nicht bei den Offline-Methoden wider. Die DSC zeigt für alle Programme und Sensorpositionen ein ähnliches Schmelzverhalten (Abbildung 24). Das ist jedoch durch die Nachkristallisation der Probe nach dem Spritzguss sowie der Veränderung der Probe während der DSC-Messung selbst (Reorganisation) zu erklären. Aus diesem Grund ist auch in den Röntgenmessungen die Kristallinität für alle Platten ähnlich. Für die die Platten mit langer Haltedauer bzw. hoher Formtemperatur scheint die Kristallinität aus Röntgen an den verschiedenen Positionen gleich. Nur bei kürzerer Haltedauer und niedrigerer

Formtemperatur ist ein geringer Abfall der Kristallinität weiter entfernt vom Anguss aufgetreten. Im Fall der DSC Daten ist kein eindeutiger Trend zu erkennen. Für die WAXS Untersuchungen ist die Kristallinität an den Positionen ähnlich. Prinzipiell zeigt sich eine niedrigere Kristallinität vom Kristallisationssensor für die Platten mit kürzerer Haltedauer insbesondere für die erste Sensorposition.

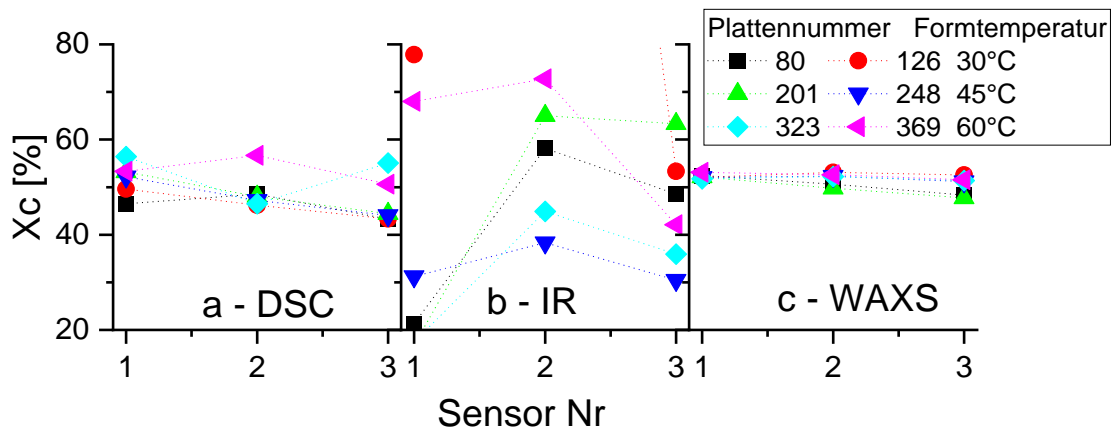


Abbildung 21. Durchschnittliche Kristallinität der gespritzten Platten mit langer (80, 201, 323) und kurzer (126, 248, 369) Haltedauer für verschiedene Formtemperaturen an den Sensorpositionen aus DSC (a) bestimmt mittels Kristallisationssensor (b) und Röntgenstreuung (c).

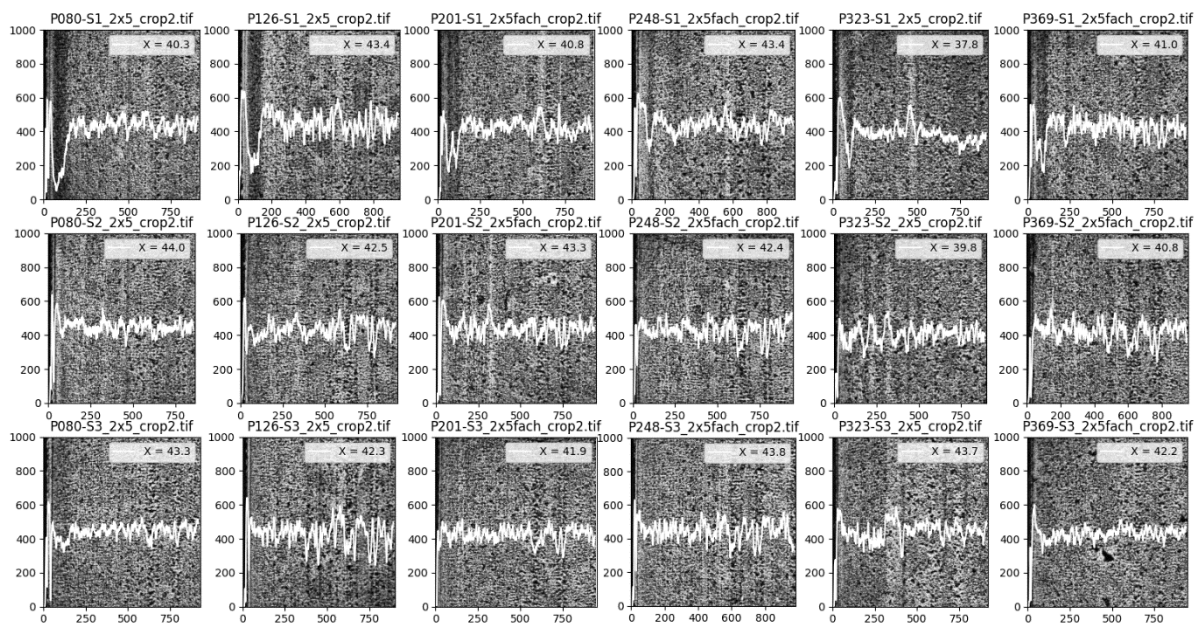


Abbildung 22. Polarisationsoptische Aufnahmen an der Sensorposition. Die weißen Kurven zeigen die über die Vertikale gemittelte Intensität als Kristallinität (0...1000 entspricht 0...100%). An der Sensorposition 1 ist ein Oberflächeneffekt (bis ca. 300µm) insbesondere für die Platten die bei niedriger Formtemperatur gespritzt wurden zu erkennen.

Für die polarisationsoptischen Aufnahmen wurden an den Sensorpositionen 50µm Schnitte mit dem Mikrotom über die Breite der Platten angefertigt. Für die ausgewählten Platten ist in Abbildung 22 jeweils ein Ausschnitt an der Sensorposition gezeigt. In horizontaler Richtung sind die Bilder von den verschiedenen Platten, in vertikaler die jeweilige Sensorposition gezeigt. Es zeigt sich für die Sensorposition 1 ein Oberflächeneffekt (bis ca. 300µm), der insbesondere für die Platten auftritt, die bei niedriger Formtemperatur gespritzt wurden. Vergleicht man die Temperatur-Zeitkurven (Abbildung 19 und Abbildung 20) ist auch hier ein Unterschied zwischen der Position 1 und den Positionen 2 und 3 zu sehen. Aus der in vertikale Richtung gemittelten Intensität ist eine ortsabhängige Kristallinität abgeschätzt wurden. Dabei zeigt sich im Randbereich ein geringerer Wert, was auf hohe Abkühlraten an der

Oberfläche zurückzuführen sein dürfte. Für höhere Formtemperaturen scheint der Unterschied weniger ausgeprägt.

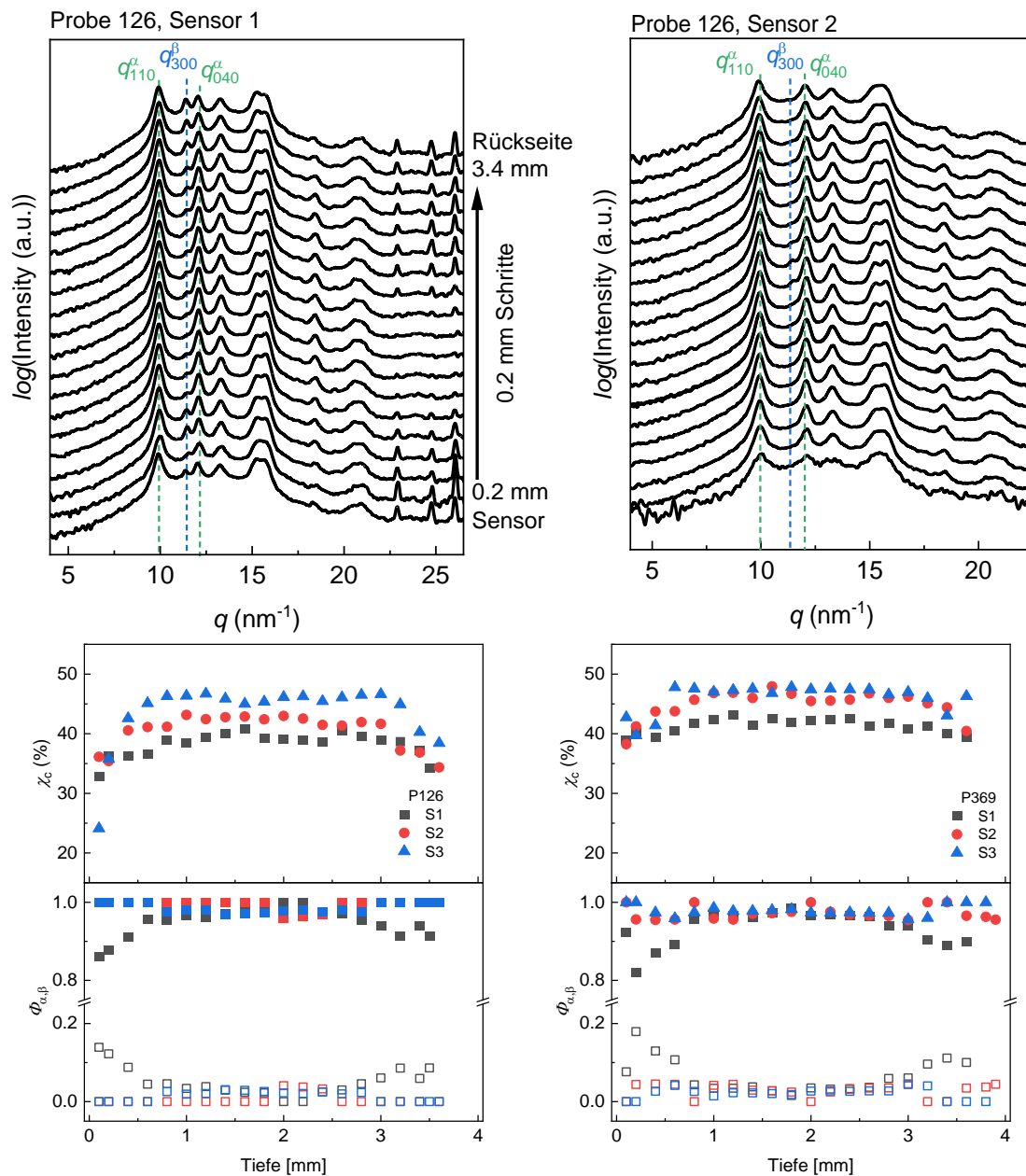


Abbildung 23. (oben) Steukurven für die Sensoren 1 und 2 der Platte 126 in Abhängigkeit von der Tiefe. Aufgenommen wurden die Kurven mit  $200\mu\text{m}$  Schrittweite über den Querschnitt der Platte. An den Oberflächen der Sensorposition 1 ist im Gegensatz zu Position 2 ein Anteil von beta-Phase zu sehen. (unten) Kristallinität und Phasenanteile für die drei Sensorpositionen der 2 Platten 126 und 369. Auch hier ist der Anteil von beta-Phase an Sensorposition 1 im Gegensatz zu den Positionen 2 und 3 zu sehen.

Da dies nur eine grobe Abschätzung ist, wurde der Effekt mittels ortsaufgelöster Röntgendiffraktometrie (Abbildung 23) näher untersucht. Dazu wurden an zwei Platten - gespritzt bei  $30^{\circ}\text{C}$  und  $60^{\circ}\text{C}$  - Röntgendiffraktogramme in Schritten von  $200\mu\text{m}$  über die Plattendicke an den drei Sensorpositionen aufgenommen. Diese wurden dann separat ausgewertet. Während sich die Kristallinität für alle drei Sensorpositionen unterscheidet, wird exklusiv für Sensorposition 1 eine zusätzliche beta-Phase in der Randschicht detektiert, welche an den anderen Positionen nicht auftritt. Aus den in Abbildung 23 gezeigten Streukurven ist ein deutlicher Unterschied in der Zusammensetzung der Kristallphasen insbesondere an den Oberflächen zu sehen. In einem ähnlichen Bereich wie in den POM Untersuchungen ist ein Anteil von ca. 20% beta-Phase an der Sensorposition 1 zu erkennen

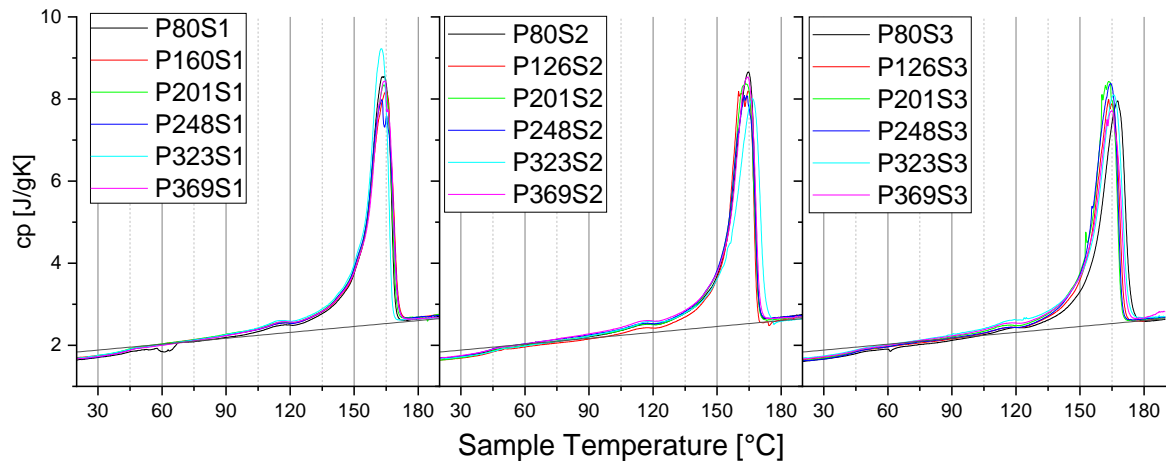


Abbildung 24. Aufheizkurven aus DSC mit 20K/min für Proben an den Sensorpositionen 1 bis 3 aus den verschiedenen ausgewählten Platten herausgeschnitten. Die zusätzliche schwarze Linie ist die Wärmekapazität für 100% amorph in der Flüssigkeit verwendet als Basislinie zur Kristallinitätsbestimmung.

Ein Vergleich von ungefülltem und mit 7.5% Talk gefülltem PP (Abbildung 25) zeigt in den Abkühlkurven Unterschiede, die aufgrund der zusätzlichen Störeinflüsse jedoch nicht in systematischen Änderungen der online bestimmten Kristallisationsparametern sichtbar sind. Prinzipiell sollte sich eine schnellere Kristallisationskinetik - wie in den Offline-Methoden zu sehen - auch in den Abkühlkurven zeigen. Die Unterschiede treten jedoch nur bei hohen Temperaturen bzw. langsamen Abkühlraten wie in der DSC auf und beeinflussen möglicherweise die Kristallisation beim Spritzgießen weniger, da dort im realen Bauteil deutlich höhere Kühlraten auftreten. Das niedrigere Temperaturniveau der Kurven für das gefüllte Material kann mit einer höheren Wärmeleitfähigkeit durch den Füllstoff erklärt werden.

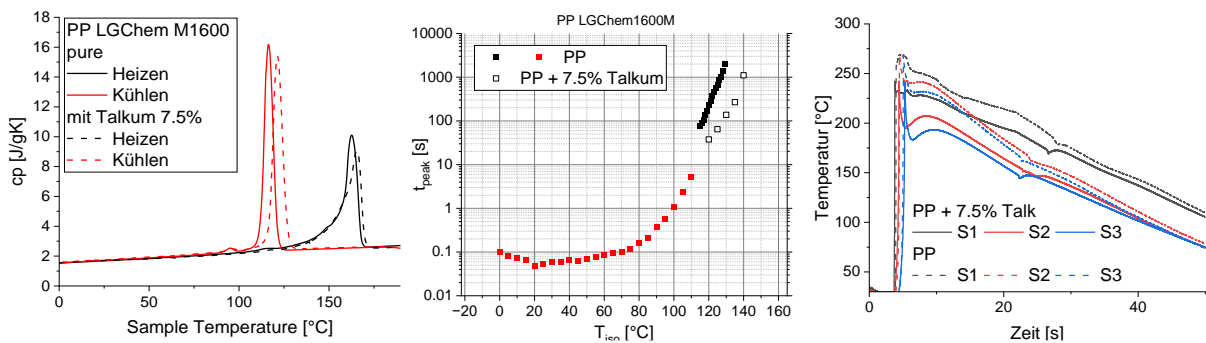


Abbildung 25. Links: Vergleich der Wärmekapazität des reinen PP mit dem mit 7.5% Talkum in den DSC. Es zeigt sich eine schnellere Kristallisation durch den zugefügten Talk. Mitte: Vergleich der Kinetik des reinen PP mit dem mit 7.5% Talkum aus DSC-Daten während des Abkühlens mit verschiedenen Raten und isotherm bei verschiedenen Temperaturen. Die bereits aus der linken Abbildung geschlossene schnellere Kristallisation ist hier noch einmal quantitativ erfasst. Rechts: Vergleich der Abkühlkurven für PP und PP mit 7.5% Talkum für sonst gleiche Spritzparameter aus der 6. SG-Kampagne.

Da sich das aufgrund der Nachkristallisation nicht in den Messungen an Bauteilen mit Offline-Methoden widerspiegelt, wurde testweise ein ähnliches Temperaturprogramm wie beim Spritzguss mittels Ultra Fast Differential Calorimetry (UFSC) nachgebildet. Die experimentelle Nachstellung mittels UFSC zeigt unterschiedlich ausgeprägte Schmelzpeaks für die an den Sensorposition 1, 2, 3 gemessenen Abkühlprogramme. Das Abkühlprogramm an Sensorposition 1 ergibt höhere Schmelzenthalpien als die Abkühlprogrammen an den Sensorpositionen 2 und 3 (Abbildung 26). Im Kombination mit den am finalen Bauteil ermittelten nahezu konstanten Kristallinitäten bedeutet dies, dass an den Sensorpositionen 2 und 3 ein höheren Materialanteil bei tieferen Temperaturen nachkristallisiert. Das kann zumindest tendenziell auch die Unterschiede in den Ergebnissen für POM und WAXS an den verschiedenen Sensorpositionen erklären.

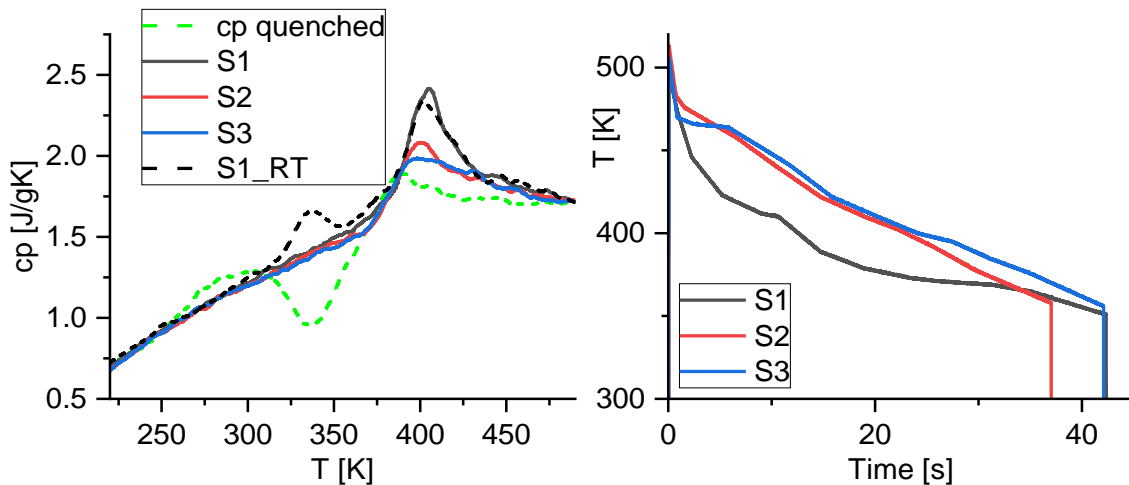


Abbildung 26: (links) Schmelzkurven nach Temperaturprogramm wie vom IR-Sensoren gemessen. Die Kurven S1...S3 sind nach Erreichen des Endes des Temperaturprogrammes direkt auf 210K abgeschreckt, während S1\_RT für 30s auf 303K gehalten wurde. Die grüne Kurve ist ein Heizen nach direktem Quenching in den amorphen Zustand. Alle Heizkurven sowie das Abschrecken wurden mit 10000K/s durchgeführt. (rechts) verwendete simulierte Abkühlkurven aus IR-Sensormessungen während des Spritzgusses.

#### II.4.4 Spritzguss-Testmessungen mit IR-Temperatursensor (Exipnos)

Im Rahmen des Projekts zur Erforschung, Erprobung und Optimierung sensorintegrierter Kristallisationsmodelle und inlinetauglicher KI-Systeme wurden umfangreiche Testkampagnen durchgeführt. Diese Kampagnen zielten darauf ab, die Leistungsfähigkeit des Kristallisationsmodells zu bewerten, die Standardsoftware schrittweise zu optimieren und neue Möglichkeiten zur Steuerung der Kristallisation von Polymeren zu erforschen.

Zu Beginn des Projekts stand die Herausforderung, ein speziell an die Erfordernisse Im Projekt »InKriS« angepasstes Spritzgusswerkzeug herzustellen. Um mehrere Sensoren von FOS nahtlos in die Spritzgussform integrieren zu können, wurde ein ebenes Plattenwerkzeug ausgewählt. Hierfür wurde die eitech Werkzeugbau GmbH beauftragt, eine entsprechende Wechsel-Platte für eine bei Exipnos verfügbare Spritzgussform herzustellen. Diese maßgeschneiderte Platte ermöglichte die präzise Platzierung von drei Sensoren und bildete die Grundlage für alle durchgeführten Testkampagnen. Die Sensoren sind in regelmäßigem Abstand in der Mitte der Form vertikal entlang der Fließrichtung der Schmelze ausgerichtet (Abbildung 27).

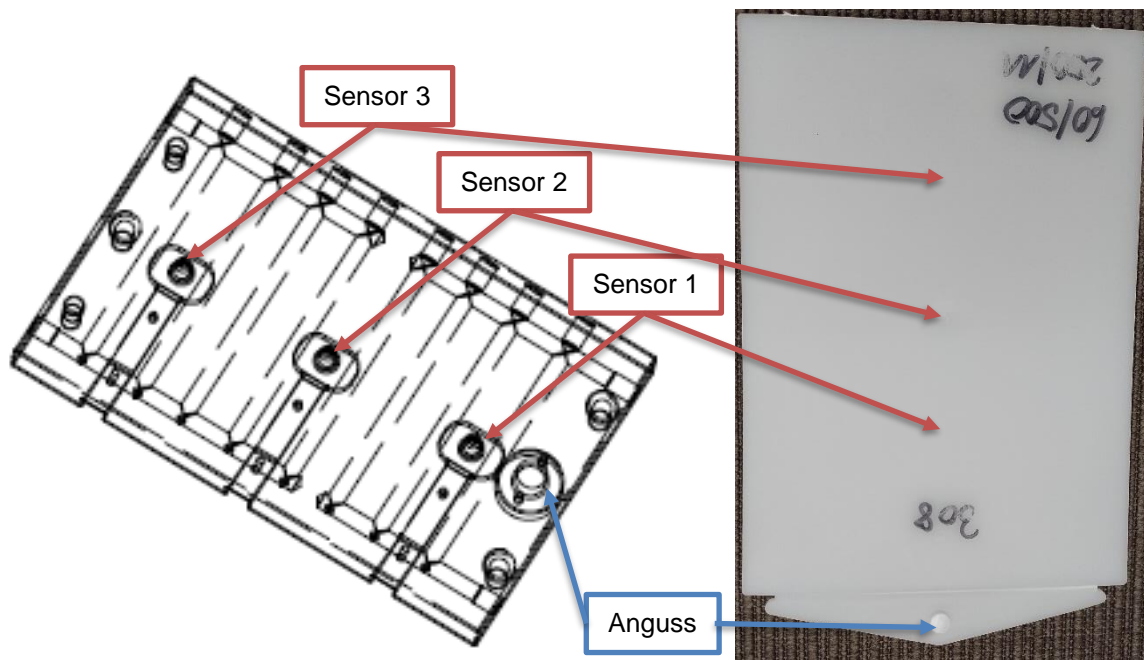


Abbildung 27. links: Technische Zeichnung der Spritzgussform mit den 3 Sensorpositionen. Rechts Gespritzte PP-Platte aus einer Kampagne.

Zur schnellen und robusten Beurteilung der Qualität der im Projekt InKriS hergestellten Spritzgussplatten mit Abmessungen von ca. 197 x138 x 3.5 mm<sup>3</sup> wurde ein geeignetes Vermessungsverfahren entwickelt. Die Platten wurde dazu entlang der langen und kurzen Seite gescannt. Die Durchbiegung in beide Richtungen wurde dann mittels einer am Fraunhofer IMWS entwickelten Softwarelösung bestimmt. In Abbildung 28 ist die Vorgehensweise am Beispiel einer kurzen Seite dargestellt. Links oben ist das originale Bild in Graustufen. Darunter das in Schwarz-weiß umgewandelte Bild und zur Kontrolle bzw. Entscheidung der Schwelle das Histogramm des Originals sowie rechts die erkannten Konturen und die daraus ermittelte Geometrie der Platte aus den Kantenlinien und der berechneten Mittellinie zur Verzugsbestimmung.

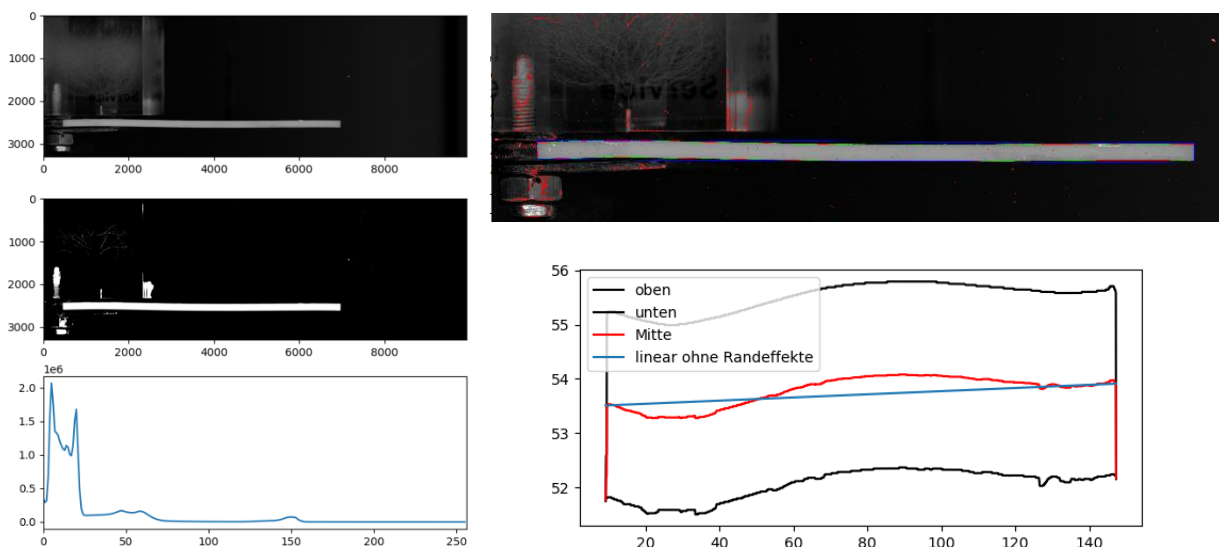


Abbildung 28. Verzugsmessung mittel Scanner für zwei Seiten (lang und kurz). Hier dargestellt für die kurze Seite der Platte. Gezeigt sind links das originale Graustufen- und Schwarz-weiß Bild und das Histogramm des Originals sowie rechts die erkannten Konturen und die daraus ermittelte Geometrie der Platte aus den Kantenlinien und der berechneten Mittellinie zur Verzugsbestimmung.

---

Weiterhin galt es sicherzustellen, dass alle während einer Spritzgusskampagne bei Exipnos für ein Bauteil erhobenen Daten zusammengeführt werden können. Dies betraf zunächst die Maschinenparameter und die Temperatur-Zeitkurven, später auch den Druck in der Form sowie Düsendruck und -temperatur. Letztere wurden für jedes Bauteil im Zeitintervall vom Zusammenfahren der Spritzgussform bis zum Entformen aufgezeichnet. Für die Zusammenführung dieser Daten mit den zusätzlich generierten Vermessungsdaten wurde der aktuelle Zeitstempel der aufgenommenen Daten und die daraus folgende Schussnummer in den Maschinenparametern verwendet. Alle bei Exipnos hergestellten Bauteile wurden während der Kampagne instantan mit der Schussnummer aus den aufgezeichneten Maschinenparametern versehen, um die Identifizierbarkeit sicherzustellen.

Zur Entwicklung und Erprobung des Kristallisationssensors und zur Schaffung einer geeigneten Datenbasis für das KI-System wurden bei Exipnos insgesamt 6 Spritzguss-Kampagnen unter Verwendung folgender Polymermaterialien durchgeführt:

1. PP Copo HI (Braskem BC-20) QM 52188 natur (vgl. Abbildung 15 und Abbildung 16)
2. Bio-Elan A140HS1 QM 52305 natur (Abbildung 17)
3. PP (alphaPP-N23761-CM2-1, betaPP-N23761-CM1-1, PP HJ120UB)
4. PP LGChem M1600 (vgl. Abbildung 18)
5. PP LGChem M1600, PA 6.6 (vgl. Abbildung 19 und Abbildung 20)
6. PP LGChem M1600 (+7.5% Talk), Bio-Elan A140HS2 QM 52387 natur + 7.5% Talk (vgl. Abbildung 31 und Abbildung 32)

Dabei wurden typischerweise verschiedene Spritzgussparameter variiert. Unter anderem die Formtemperatur, der Nachdruck und die Nachdruckzeit, die Einspritzgeschwindigkeit und in manchen Fällen die Kühlzeit (vgl. Abbildung 18). Die von der FOS-Sensorik erhobenen Datensätze wurden mit den Maschinenparametern und den Vermessungsdaten zusammengeführt und flossen in die KI-Auswertung bei iMes Solutions ein. Während jeder Kampagne wurden mindestens 150 Platten entnommen, nummeriert und vermessen, um die Erprobung von Kristallisationssensoren und KI-Analyse zu unterstützen und den Einfluss von anwendungsrelevanten Schwankungen und Veränderungen in den Prozessparametern auf die Bauteilqualität zu untersuchen.

Während der Entwicklungsphase des Kristallisationssensors wurde bei den Kampagnen mit einem Multifunktionssensor gestartet. In den späteren Kampagnen wurde die Spritzgussform dann mit drei entsprechenden Sensoren ausgestattet. Jeder Multifunktionssensor einzeln lieferte dabei Informationen lokaler Situation bezüglich Schmelztemperatur (IR), Formtemperatur und Schmelzoberflächentemperatur (Thermoelement). In Abbildung 4 und Abbildung 27 ist die mit den Sensoren bestückte Spritzgussform zu sehen.

Während der Testkampagnen wurde deutlich, dass die Lokalisierung der Sensoren sowie die Genauigkeit der Dosierung die gemessenen Abkühlkurven deutlich beeinflussen. Die sich ergebende Kurvenform hat auch einen signifikanten Einfluss auf die Güte der Anpassung der Daten mit Hilfe des im Projekt erarbeiteten Kristallisationsmodells. Während die Kristallisationstemperatur meist sehr robust bestimmt werden konnte, erschwerten komplexe Kurvenformen die Bestimmung der Kristallinität. Um diese Effekte zu minimieren, wurden die Auswertalgorithmen vom Fraunhofer IMWS im Nachgang der ersten Kampagnen angepasst und optimiert. Bei der ersten Kampagne musste auch ein Sensor aufgrund von Beschädigungen ersetzt werden, was zu einer Überarbeitung der Sensor-Einbausituation führte, eine Verbesserung der Robustheit der FOS-Sensoren zur Folge hatte und zukünftig auch Teil der Hinweise an die Nutzer von FOS-Sensoren sein wird.

Durch die Ausstattung der Form mit drei IR-Sensoren sowie der zusätzlichen Größen Schneckenweg und Düsendruck standen ab der 3. Kampagne zusätzliche Sensorinformationen zur Verfügung. Darüber hinaus wurden ab diesem Zeitpunkt auch die Kristallisationsparameter direkt aus den Temperatur-Zeitkurven ermittelt. Die Details dazu sind in den einschlägigen Kapiteln des Berichts (II.2.2 und II.2.3) ausführlich erläutert. In Abbildung 29 ist ein Beispiel für die Ermittlung der Geschwindigkeit der Schmelzefront zwischen den jeweiligen Sensoren (1-2) und (2-3) gezeigt. Diese kann aus den Maxima der IR-Temperaturen, welche das Erreichen der Sensoren durch die Schmelze abbilden, bestimmt werden.

Die berechnete Geschwindigkeit korreliert direkt mit der Einspritzgeschwindigkeit, die im Rahmen der dargestellten Kampagne variiert wurde.

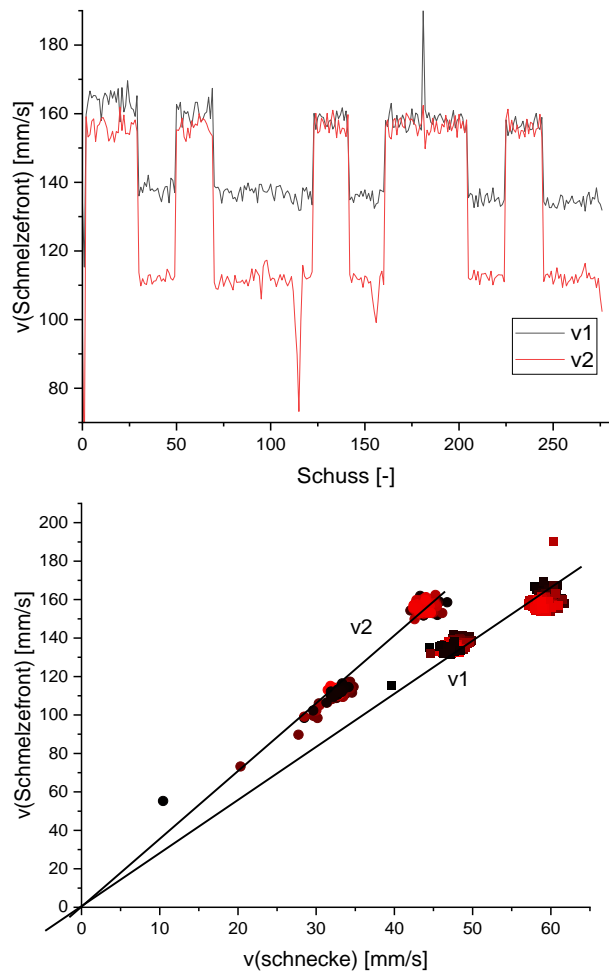


Abbildung 29. (links) Bestimmung der mittleren Schmelzefrontgeschwindigkeit zwischen den Sensoren (1-2;  $v_1$ ) und (2-3;  $v_2$ ). (rechts) Linearer Zusammenhang zwischen Schneckengeschwindigkeit und der Fortbewegungsgeschwindigkeit der Schmelzefront zwischen den Sensoren.

Neben der schrittweisen Perfektionierung des Kristallisationssensors und der Datengenerierung für das KI-System wurden in den späteren Kampagnen bei Exipnos auch die Möglichkeiten des Kristallisationssensors im Zusammenhang mit der Dosierung von kristallisationsbeeinflussenden Komponenten über das bei Exipnos verwendete DCIM-System evaluiert. Dazu war es notwendig, das existierende Dosiersystem anzupassen, um eine präzise Kristallisationssteuerung zu ermöglichen. Deshalb wurde im Projekt InKriS bei Exipnos eine neue Dosiersteuerung beschafft und in das Maschinensystem integriert (Abbildung 30). Dieses wurde – nach gewissen Verzögerungen auf Grund von Lieferschwierigkeiten – ab der fünften Testkampagne erfolgreich eingesetzt.



Abbildung 30. (links) Dosiersteuerung (rot umrandet) für die vier Dosiereinrichtungen (blauumrandet) an der Spritzgussanlage mit DCIM bei Exipnos und (rechts) Blick auf den Bildschirm der Dosiersteuerung während einer Kampagne.

Ein wesentlicher Aspekt der Kampagnen unter Einsatz der DCIM war die Verwendung des Kristallisationsensors zur Untersuchung des Einflusses spezieller (kristallisationsfördernder) Füllstoffe auf das Kristallisationsverhalten. Neben reinem Polypropylen (PP) wurde deshalb PP mit Talkum 7,5% dosiert, um die Auswirkungen auf die Kristallinität zu untersuchen. Darüber hinaus wurde auch das biobasierte und biologisch abbaubare Material Polybutylensuccinat (PBS) als alternatives Material betrachtet. PBS wurde ebenfalls mit 7,5% Talkum dosiert und in das Projekt integriert, um die Möglichkeiten für nachhaltige Polymerprodukte zu erkunden. Die Untersuchung von PBS zeigte vielversprechende Ergebnisse und legte nahe, dass dieses Material in Zukunft eine Alternative zu herkömmlichem PP bieten könnte, was bedeutende Auswirkungen auf die Nachhaltigkeit der Kunststoffindustrie haben könnte.

In Abbildung 31 und Abbildung 32 sind die Daten für mit Talk gefülltes PP gezeigt. Die Vorgabe war 7,5% Talk in den Platten. Innerhalb einer kleinen Schwankungsbreite ist dies für alle gespritzten Platten erfüllt. Es zeigt sich in den Temperatur-Zeit-Kurven ein stabiler Verlauf bei gleichen Parametern mit einer kleinen Drift aufgrund der Änderung der realen Formtemperatur (Abbildung 32). Daraus ergeben sich auch stabile Kristallisationsparameter aus der Auswertung vom Temperatur-Zeit-Reihen mit Hilfe des Kristallisationssensors. Auch wenn aufgrund der zusätzlich auftretenden Effekte eine gute Bestimmung realer Kristallisationstemperatur schwierig ist. Insbesondere der Knick in den Kurven zwischen 20 und 25 Sekunden verfälscht das Ergebnis. Zu sehen ist in der Kristallisationstemperatur jedoch das Einlaufen in stabile Verhältnisse (Formtemperatur) zu Beginn des jeweiligen Versuches (Abbildung 31). Ebenfalls der Effekt bei 60°C Formtemperatur am Ende des Versuches. Eine signifikante Beeinflussung des Kristallisationsverhaltens von PP durch 7,5% Talk konnte basierend auf den online bestimmten Daten des Kristallisationssensors (T krist und %Krist) nicht nachgewiesen werden. Begleitende Offline-Untersuchungen am Fraunhofer IMWS (Kapitel II.4.3) zeigten jedoch ebenfalls, dass deutliche Änderungen von Kristallisationstemperatur und Kristallisationsgrad durch Beigabe von 7,5% in PP bei spritzgussrelevanten Kühlraten nicht zu erwarten sind.

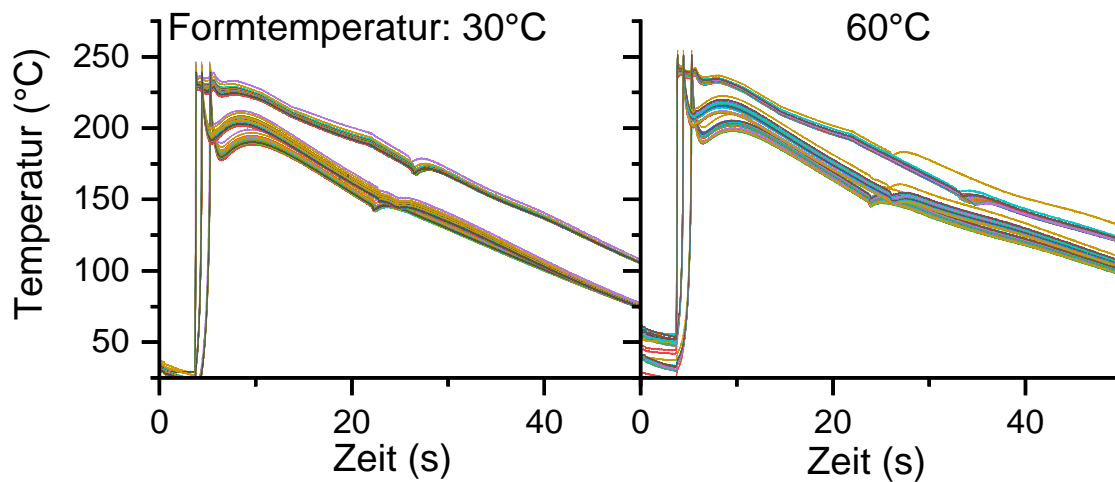


Abbildung 31: Temperatur-Zeit-Kurven für den Spritzguss von PP mit 7,5% eingemischtem Talk bei 30°C und 60°C SG-Formtemperatur. In beiden Fällen ergeben sich an allen drei Sensorpositionen stabile Abkühlkurven mit einer kleinen Drift aufgrund der Drift der realen SG-Formtemperatur.

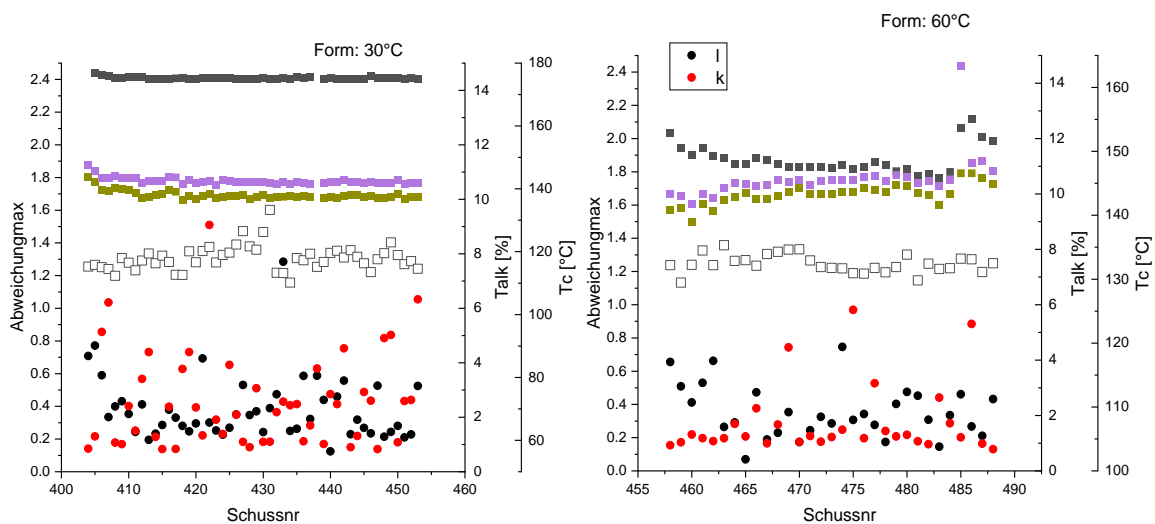


Abbildung 32: Spritzgusskampagne für PP mit 7,5% über die DCIM eingemischtem Talk. Es sind die bestimmten Abweichungen in der Geometrie (geschlossene Punkte Rot - kurze Seite und Schwarz - lange Seite), die pro Schuss eingemischte Menge an Talk in der Platte (offene Quadrate) sowie mittels Kristallisationsmodell bestimmte Kristallisationstemperatur an den 3 Sensorpositionen (Quadrate 1 – Schwarz, 2 – violett, 3 gelb/braun) gezeigt. Es wurden die für PP optimalen SG-Parameter bei zwei SG-Formtemperaturen (30°C und 60°C) verwendet.

Insgesamt trugen die durchgeführten Testkampagnen maßgeblich zur Weiterentwicklung sensorintegrierter Kristallisationsmodelle und des Kristallisationssensors sowie zur Schaffung der Datenbasis für das KI-System bei. Die unter Einsatz der Spritzgussmaschine mit DCIM gewonnenen Erkenntnisse ermöglichten es auch, Aussagen zu Möglichkeiten einer Kristallisationsbeeinflussung durch einschlägige Füllstoffe und Additive zu erlangen, die sonst zusätzlicher Laboruntersuchungen bedurft hätten.

## II.4.5 Entwicklung und Erprobung des KI-Modells (iMes)

### II.4.5.1 Datenbasis

Die finalen Ergebnisse wurden auf den Datensätzen der beiden letzten Experimente (Experiment 5 + 6) erzeugt. Dabei wurden die schon zuvor benutzte Plattenform mit 3 integrierten Kristallisationssensoreinheiten ausgestattet (vorne, in der Mitte und hinten in der Spritzgussform) und Teile mit zwei Materialien gespritzt: PP und PP mit 7.5% Talkum. 86 Features, aufgeteilt in 5 Feature-gruppen, konnten aus den Rohdaten abgeleitet werden: 27 Maschinenparameter (MACHINE), 33 Kristallisationssensorfeatures

---

(CRYST), 19 abgeleitet Kristallisationssensorfeatures (CRYST2), 5 variierte Maschinenparameter (PARAM\_VAR), 2 zur Umgebungstemperatur/Luftfeuchtigkeit (ENV\_TEMP\_HUMID).

#### II.4.5.2 Klassifikation der Qualität der Spritzgussteile

##### II.4.5.2.1 Klassifikation auf Zeitreihenfeature

Ziel war die Erkennung der Qualität des Spritzgussteils direkt nach dem Spritzgussvorgang. Hierbei sollte eine Unterscheidung zwischen einem Teil, das die Spezifikation erfüllt – Gutteil, und einem Teil, das Abweichungen von der Spezifikation aufweist – Schlechtteil, erreicht werden. Um den Einfluss der unterschiedlichen Sensorwerte zu ergründen, wurden mehrere Modelle mit variierenden Feature-gruppen trainiert. Zusätzlich wurde, wenn die Kristallisationssensoren in der Feature-gruppe berücksichtigt waren, auch die Einbeziehung der 3 Kristallisationssensoren variiert. Zur Klassifikation wurden unterschiedliche Algorithmen des maschinellen Lernens trainiert, um die günstigste Herangehensweise zu ermitteln. Da es keine Qualitäts-Spezifikation für unser Testspritzgussteil gab, wurden unterschiedliche Grenzwerte für den Verzug der Quer- und Längsseite festgelegt und mit dafür jeweils trainierten Modellen getestet. Nachfolgend sind die Variationen der Feature-gruppen, Variation der Kristallisationssensoren und die überprüften Grenzwerte für den Verzug zur Ermittlung von Gut- und Schlechtteilen detailliert dargestellt.

In der Auswertung wurden die 5 Feature-gruppen in 8 Kombinationsvariationen wie folgt getestet:

1. MACHINE, CRYST, CRYST2, PARAM\_VAR, ENV\_TEMP\_HUMID
2. MACHINE, CRYST, CRYST2, PARAM\_VAR
3. MACHINE, CRYST, PARAM\_VAR
4. MACHINE, CRYST, CRYST2
5. MACHINE, CRYST
6. CRYST, CRYST2
7. CRYST
8. MACHINE

Bei der Auswertung der Kristallisationssensoren (d.h. immer, wenn Cryst und/oder Cryst2 in der Sensorkombinationsvariation berücksichtigt wurden), wurde die Auswahl der Kristallisationssensoren wie folgt variiert, d.h. entweder alle Kristallisationssensoren oder nur je ein Sensor:

1. Sensor1, Sensor2, Sensor3
2. Sensor1
3. Sensor2
4. Sensor3

Für die Klassifikation wurden folgende Algorithmen verwendet: Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine (SVM) und Gradient Boosting. Die Hyperparameter wurden in einer verschachtelten Kreuzvalidierung optimiert. Für die Entscheidung, ob ein Teil als gut oder schlecht bewertet wurde, wurden die Scanbilder der Quer- und Längsseite der Spritzgussteile ausgewertet. Da wir davon ausgehen, dass ein Gutteil eine eben Platte darstellt, sind somit der maximale Verzug der Quer- und der Längsseite die zentralen Entscheidungsmerkmale. Es wurden unterschiedliche Grenzen für den Verzug der Längs- und Querseite als Unterscheidung zwischen Gut- und Schlechtteil getestet. Dabei wurde der gesamte Datensatz verwendet und zwei Grenzwerte (Quer-/Längsseite) gewählt mit den nachfolgend aufgeführten Bedingungen, so dass gilt: falls Abweichung der Seite > Grenzwert dann Schlechtteil sonst Gutteil.

1. Wähle den Grenzwert für Quer-/Längsseite einzeln, so dass für die beiden Seiten jeweils 50% Gutteile und 50% Schlechtteile gefunden werden (th\_good33\_bad66).
2. Wähle den Grenzwert für Quer-/Längsseite gemeinsam, so dass für die beiden Seiten gemeinsam 50% Gutteile und 50% Schlechtteile gefunden werden (th\_good50\_bad50).

3. Wähle den Grenzwert für Quer-/Längsseite gemeinsam, so dass für die beiden Seiten gemeinsam 50% Gutteile und 50% Schlechttteile gefunden werden. Wähle bei mehreren Ergebnissen das Ergebnis mit der minimalen Summe der beiden Grenzwerte (th\_good50\_bad50\_min\_th\_sum).
4. Wähle den Grenzwert für Quer-/Längsseite gemeinsam, so dass für die beiden Seiten gemeinsam 50% Gutteile und 50% Schlechttteile gefunden werden. Wähle bei mehreren Ergebnissen das Ergebnis mit der minimalen Differenz zwischen den beiden Grenzwerten (th\_good50\_bad50\_min\_th\_diff).
5. Wähle je für die Quer- und Längsseite die Abweichung so, dass gilt: Abweichung  $\leq$  3.Quartil (aller Abstandswerte) + 1,5 \* Interquartilsabstand (aller Abstandswerte) (th\_optimal\_max\_abw\_no\_out15).
6. Wähle je für die Quer- und Längsseite die Abweichung so, dass gilt: Abweichung  $\leq$  3.Quartil (aller Abstandswerte) + 3 \* Interquartilsabstand (aller Abstandswerte) (th\_optimal\_max\_abw\_no\_out30).
7. Wähle je für die Quer- und Längsseite die Abweichung so, dass gilt: Abweichung  $\leq$  3.Quartil (aller Abstandswerte) (th\_optimal\_max\_abw).

Abbildung 33 zeigt die besten Klassifikationsergebnisse je Grenzwert für das Material PP Talk 7,5 und Abbildung 34 zeigt die beste Klassifikationsergebnisse je Grenzwert für Material PP. Hierbei ist in der ersten Spalte (threshold) die Strategie zur Grenzwertermittlung (wie oben beschrieben) vermerkt, die zweite Spalte (classifier) gibt den verwendeten Klassifikationsalgorithmus an, danach folgen in den nächsten 5 Spalten die Klassifikationsergebnisse Accuracy (acc), Precision Klasse 0 – Schlechttteil (prec0), Precision Klasse 1 – Gutteil (prec1), Recall Klasse 0 – Schlechttteil (rec0), Recall Klasse 1 – Gutteil (rec1). In Spalte 8 und 9 sieht man den prozentualen Anteil an Schlecht- und Gutteilen (%0, %1) im Datensatz nach Anwendung der jeweiligen Grenzwertstrategie und in Spalte 10 und 11 wird der Grenzwert für den Verzug in mm für die Querseite (th\_short) und die Längsseite (th\_long) angegeben. Spalte 12 und 13 zeigen die ausgewählte Featuregruppen (data\_selection) und die verwendete Auswahl an Kristallisationssensoren (sensor\_pos).

Für die Auswertung wurden alle Ergebnisse über die unterschiedlichen Variationen (Klassifizierungsalgorithmus, Featuregruppen, Kristallisationssensoren) nach dem Recall für die Klasse 0 (Schlechttteile) sortiert, da das Erkennen von Schlechttteilen die höchste Priorität hat. Die besten Ergebnisse liefern für PP Talk7,5 eine Accuracy zwischen 73 und 96. Hier sieht man, dass je kleiner der Anteil an Schlechttteilen, desto besser wird die Accuracy. Beim Recall für die Klasse 0 (Schlechttteile) liefert PP Talk 7,5 einen Wert zwischen 70 und 89. Hier ist sowohl ein hoher Wert von 89 bei einer Verteilung von 70% Schlechttteilen zu 30% Gutteilen als auch ein ebenfalls guter Wert von 86 bei einer Verteilung von 28% Schlechttteilen zu 72% Gutteilen zu beobachten. Bei den ausgewählten Feature-gruppen ist zu sehen, dass immer die Daten der Kristallisationssensoren selektiert wurden, sogar viermal ausschließlich, was darauf schließen lässt, dass diese Sensorik zentrale Informationen für die Auswertung liefert. Einmal sind alle 3 Kristallisationssensoren zentral für die Klassifikation, in den 6 anderen Fällen reicht je ein Kristallisationssensor aus. Das Material PP zeigt eine Accuracy zwischen 72 und 89 und einen Recall für die Schlechttteile zwischen 79 und 94. Hier sind die Schwankungen der Accuracy und der Recall Ergebnisse zwischen den unterschiedlichen Grenzwerten nicht so groß wie beim PP Talk 7,5 Material. Bei der Featuregruppenauswahl wird fünfmal der Kristallisationssensor ausgewählt, davon einmal ausschließlich. Jedoch zweimal reichen nur die Maschinenparameter. Trotzdem ist auch hier der Kristallisationssensor eine wichtige Datenquelle zur Identifikation der Spritzteilqualität. Einmal sind alle 3 Kristallisationssensoren zentral für die Klassifikation, in den 4 Fällen reicht je ein Kristallisationssensor aus.

threshold	classifier	acc	prec0	prec1	rec0	rec1	%0	%1	th short	th long	data_selection	sensor_pos
th_good33_bad66	RandomForest	0.73	0.76	0.59	0.89	0.34	70	30	0.31	0.56	cryst, cryst2	1
th_good50_bad50	SVM	0.77	0.76	0.79	0.81	0.74	50	50	0.31	1.65	machine, cryst, cryst2	1
th_good50_bad50_min_th_sum	RandomForest	0.79	0.79	0.80	0.81	0.78	50	50	0.42	0.70	cryst	2
th_good50_bad50_min_th_diff	Gradient Boosting	0.84	0.84	0.84	0.84	0.83	50	50	0.63	0.63	cryst, cryst2	1, 2, 3
th_optimal_max_abw_no_out15	SVM	0.84	0.76	0.89	0.79	0.87	35	65	0.75	0.77	machine, cryst, cryst2	3
th_optimal_max_abw_no_out30	Gradient Boosting	0.92	0.88	0.94	0.86	0.95	28	72	1.05	0.77	cryst	3
th_optimal_max_abw	Gradient Boosting	0.96	0.72	0.98	0.70	0.98	9	91	1.51	1.28	machine, cryst	2

Abbildung 33. Beste Klassifikationsergebnisse je Grenzwert für Material PP Talk 7,5

threshold	classifier	acc	prec0	prec1	rec0	rec1	%0	%1	th short	th long	data_selection	sensor_pos
th_good33_bad66	RandomForest	0.86	0.87	0.84	0.94	0.68	69	31	0.72	1.24	machine, cryst, cryst2	1, 2, 3
th_good50_bad50	SVM	0.72	0.70	0.76	0.79	0.65	50	50	0.72	7.10	cryst, cryst2	2
th_good50_bad50_min_th_sum	RandomForest	0.88	0.88	0.90	0.90	0.87	50	50	1.02	1.37	machine, cryst	1
th_good50_bad50_min_th_diff	Gradient Boosting	0.89	0.87	0.91	0.91	0.87	50	50	1.30	1.30	machine	1, 2, 3
th_optimal_max_abw_no_out15	RandomForest	0.89	0.89	0.91	0.93	0.85	54	46	1.31	1.16	machine	1, 2, 3
th_optimal_max_abw_no_out30	SVM	0.88	0.80	0.94	0.92	0.84	40	60	1.71	1.40	machine, cryst, cryst2	3
th_optimal_max_abw	SVM	0.87	0.79	0.94	0.92	0.83	40	60	1.71	1.40	cryst	2

Abbildung 34. Beste Klassifikationsergebnisse je Grenzwert für Material PP

#### II.4.5.2.2 Klassifikation auf Zeitreihen

In einem weiteren Schritt wurde versucht, die Qualität der hergestellten Spritzgussteile direkt aus den Zeitreihen abzuleiten, d.h. ein Modell zu trainieren, dass die Qualität nicht auf den berechneten Features der Zeitreihen klassifiziert, sondern direkt auf den Rohdaten der Zeitreihe. Da wir davon ausgehen, dass die größte Information in den Abkühlkurven der Kristallisationssensoren stecken, berücksichtigen wir auch in dieser Auswertung nur selbige für das Material PP Talk 7,5. In Abbildung 35 sieht man verschiedene Zeitreihen der Temperaturmessung in der Spritzgussform für Gut- und Schlechteile der 3 Kristallisationssensoren für das Material PP Talk 7,5.

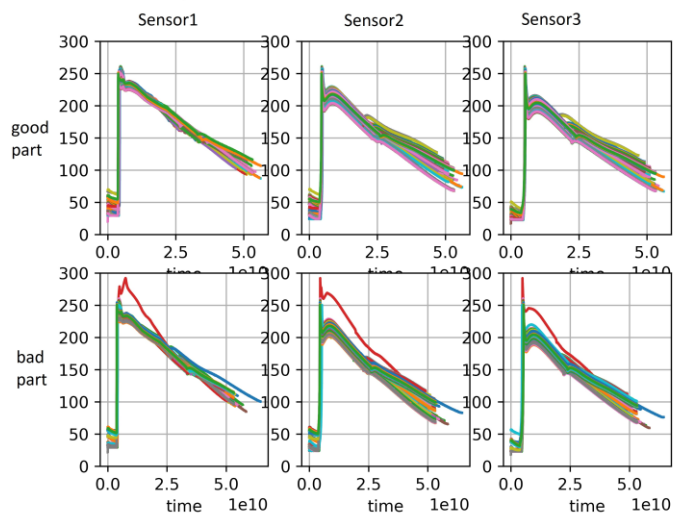


Abbildung 35. verschiedene Abkühlkurven für Gut- und Schlechteile der 3 Kristallisationssensoren für das Material PP Talk 7,5

Um die Abkühlkurven der Kristallisationssensoren für das Training vorzubereiten, mussten wir zunächst die Zeitreihen auf äquidistante Zeitstempel bringen und dann ein Resampling durchführen, da die Messfrequenz der Sensoren zu hoch war. Dabei erzeugten wir zwei neue Datensätze mit den 3 Temperaturmessungen der Abkühlkurven mit Messwerten alle 10 ms und alle 100 ms. Zur Unterscheidung der Gut- und Schlechteile verwenden wir jeweils die gleichen zwei Grenzwerte des Verzugs für die Quer- und Längsseite, die im letzten Abschnitt beschrieben wurden. Zur Klassifikation wurden 2 Algorithmen, die speziell für Zeitreihen ausgelegt sind, eingesetzt: Dynamic-Time-Warping in Kombination mit K-Nearest-

Neighbor und der RandOm Convolutional KERNel Transform Algorithmus (ROCKET). In Abbildung 36 sieht man die besten Ergebnisse für alle Grenzwerte mit Temperaturwerten alle 10 ms, Abbildung 37 mit Temperaturwerten alle 100 ms.

PP Talk7,5 liefert eine Accuracy zwischen 71 und 95 und eine Recall für die Klasse 0 der Schlechteile zwischen 50 und 85. Verglichen mit den Ergebnissen der Klassifikation mit den Features aus dem vorherigen Absatz sind die Ergebnisse etwas schlechter. Das Material PP liefert eine Accuracy zwischen 71 und 95 und eine Recall für die Klasse 0 der Schlechteile zwischen 48 und 84. Auch hier ist das Ergebnis schlechter als zuvor die Klassifikation auf den Features. Man muss allerdings bedenken, dass hier nur die Informationen der Temperaturmessungen des Kristallisationsensors ausgewertet wurden und daher die Ergebnisse dafür sehr gut sind.

Die Auswertung mit Temperaturwerten alle 10 ms ist aufwendiger aufgrund der 10-mal größeren Datenmenge im Vergleich zu Datenpunkten alle 100ms. Vergleicht man die Accuracy zwischen den 10 ms und 100 ms Datensatz, so sind die Ergebnisse sehr ähnlich, dreimal sind sie gleich, zweimal ist der 10 ms Datensatz besser und zweimal der 100 ms Datensatz. Daher ist der Datensatz mit 100 ms aufgrund der weniger aufwendigen Berechnung vorzuziehen.

threshold	classifier	acc	prec0	prec1	rec0	rec1	%0	%1	short_th	long_th
th_good33_bad66	Rocket	0.74	0.80	0.57	0.85	0.47	70	30	0.31	0.56
th_good50_bad50	KNN_DTW	0.71	0.69	0.74	0.77	0.65	50	50	0.31	1.65
th_good50_bad50_min_th_sum	KNN_DTW	0.73	0.73	0.74	0.73	0.72	50	50	0.42	0.70
th_good50_bad50_min_th_diff	Rocket	0.79	0.82	0.77	0.73	0.85	50	50	0.63	0.63
th_optimal_max_abw_no_out15	KNN_DTW	0.79	0.74	0.82	0.61	0.88	35	65	0.75	0.77
th_optimal_max_abw_no_out30	KNN_DTW	0.86	0.79	0.92	0.77	0.90	28	72	1.05	0.77
th_optimal_max_abw	Rocket	0.95	0.80	0.96	0.50	0.99	9	91	1.51	1.28

Abbildung 36. Beste Klassifikationsergebnisse je Grenzwert für Material PP Talk 7,5 auf Temperaturzeitreihen mit Messungen alle 10 ms

threshold	classifier	acc	prec0	prec1	rec0	rec1	%0	%1	short_th	long_th
th_good33_bad66	KNN_DTW	0.71	0.78	0.54	0.84	0.42	70	30	0.31	0.56
th_good50_bad50	Rocket	0.74	0.75	0.74	0.73	0.74	50	50	0.31	1.65
th_good50_bad50_min_th_sum	KNN_DTW	0.73	0.73	0.74	0.73	0.73	50	50	0.42	0.70
th_good50_bad50_min_th_diff	Rocket	0.79	0.82	0.77	0.75	0.83	50	50	0.63	0.63
th_optimal_max_abw_no_out15	Rocket	0.82	0.76	0.85	0.70	0.88	35	65	0.75	0.77
th_optimal_max_abw_no_out30	KNN_DTW	0.85	0.77	0.90	0.75	0.89	28	72	1.05	0.77
th_optimal_max_abw	Rocket	0.95	0.62	0.96	0.48	0.98	9	91	1.51	1.28

Abbildung 37. Beste Klassifikationsergebnisse je Grenzwert für Material PP Talk 7,5 auf Temperaturzeitreihen mit Messungen alle 100 ms

#### II.4.5.3 Vorschlag bei Qualitätsabweichung zur Anpassung der variablen Parameter

Ziel war es, einen Anpassungsvorschlag von ausgewählten Maschinenparametern zu erhalten, die man an der Spritzgussmaschine abändern kann, sobald es zu einer Qualitätsminderung kommt. Als variable Maschinenparameter zur Anpassung wurden Einspritzgeschwindigkeit, Formtemperatur, Nachdruck und Nachdruckzeit festgelegt. Als Datensatz wurden die Experimentaufzeichnungen der Materialien PP und PP mit 7.5% Talkum verwendet. Auf diesen Daten wurde ein Regressions-Vorhersagemodell auf allen Features (variable Maschinenparameter + alle übrigen Features) trainiert, das die erwartete Abweichung für die Quer- und Längsseite zurückgibt. Hierfür wurden folgende Regressionsalgorithmen angewandt: Linear Support Vector Regression, Lasso, Ridge, Linear Regression, ElasticNet, DecisionTree Regressor, Epsilon-Support Vector Regression, Gradient Boosting Regressor, RandomForest Regressor und Multilayer Perceptron Regressor.

---

Tritt eine Qualitätsminderung auf, kann mit dem trainierten Regressions-Vorhersagemodell die optimale Konfiguration für die variablen Maschinenparameter ermittelt werden. Dazu nimmt man die nicht variablen Features, bei dem die Qualitätsminderung aufgetreten ist und variiert die variablen Features und gibt beides als Input an das Regressionsmodell. Das Regressionsmodell liefert darauf für jede Variation der variablen Features eine Abweichung der Quer- und Längsseite. Sucht man auf den Abweichungen nach den kleinsten Werten kann man daraus die optimalen variablen Parameter ableiten.

Um die erstellten Regressionsmodelle zu bewerten, wurde eine Leave One Out Crossvalidation durchgeführt, d.h. ein Featuresatz wurde als zu optimierender ausgewählt, dann wurden alle anderen Featuresätze für das Training des Regressionsmodells verwendet. Danach wurden die nicht variablen Features des zu optimierenden Featuresatzes gemeinsam mit den Variationen der zu variierenden Features in den Regressionsalgorithmus gegeben. Das Ergebnis hieraus war jeweils eine vorhergesagte Abweichung der Quer- und Längsseite. Die Summe der beiden Abweichungen wurden nach Größe sortiert und als bestes Ergebnis das kleinste Ergebnis oder die kleinsten Ergebnisse zurückgegeben mit den dazugehörigen variablen Features. Die Abweichungen der Quer- und Längsseite für den zu optimierenden Featuresatz ist gegeben und kann so mit der vorhergesagten Abweichung der Quer- und Längsseite verglichen werden. Auf den Ergebnissen können somit verschiedene Kriterien berechnet werden zur Bewertung der Algorithmen:

1. Der Prozentsatz, bei dem die kleinste Summe der vorhergesagten Quer- und Längsseitenabweichung durch das Regressionsmodell kleiner ist als die ursprüngliche Abweichung (sum better than orig%)
2. Der durchschnittliche Unterschied zwischen der kleinsten Summe der vorhergesagten Quer- und Längsseitenabweichung durch das Regressionsmodell und der bekannten Abweichung (mean sum diff SHORT LONG) und dessen Standardabweichung (std sum diff SHORT LONG),
3. Der durchschnittliche Unterschied zwischen der Summe der vorhergesagten Quer- und Längsseitenabweichung durch das Regressionsmodell bei Verwendung des zu optimierenden Featuresatzes und der bekannten Abweichung des zu optimierenden Featuresatzes (mean sum diff SHORT LONG orig pred) und dessen Standardabweichung (std sum diff SHORT LONG orig pred), d.h. es handelt sich um den Vergleich vorhergesagte Abweichung Quer- und Längsseite auf den zu optimierenden Features durch das Regressionsmodell versus bekannte Abweichung Quer- und Längsseite.
4. Die durchschnittliche Anzahl an gleichen kleinsten Summen der vorhergesagten Quer- und Längsseitenabweichung durch das Regressionsmodell (mean #equal best)
5. Die durchschnittlichen Prozent, bei denen die vorhergesagte Länge der Querseitenabweichung durch das Regressionsmodell größer als Null ist (mean SHORT is+%).
6. Die durchschnittlichen Prozent, bei denen die vorhergesagte Länge der Längsseitenabweichung durch das Regressionsmodell größer als Null ist (mean LONG is+%).

Die Ergebnisse der Regressionsmodelle wurden nach Kriterium 1 sortiert. Dies zeigt, wie oft die beste Vorhersage der Abweichung des Regressions-Modells besser ist als die gegebene Abweichung des zu optimierenden Featuresatzes. Kriterium 2 und 3 bewerten den durchschnittlichen Unterschied zwischen den Abweichungen des Regressionsmodells auf allen Variationen der variablen Features bzw. des zu optimierenden Featuresatzes im Vergleich zur gegebenen Abweichung des zu optimierenden Featuresatzes. Kriterium 4 zeigt auf, ob es mehrere beste Ergebnisse für die beste Vorhersage gibt, was eine Auswahl des besten Featuresatzes erschwert, aber nichts über die Qualität des Vorhersagemodells aussagt. Kriterium 5 und 6 zeigen an, wie oft von den Regressionsmodellen Werte kleiner als 0 für die Abweichung zurückgegeben werden, was ein Qualitätsmerkmal für die Vorhersagemodelle darstellt, da die Abweichung nicht kleiner als 0 werden kann. In Tabelle 2 sieht man die Ergebnisse der Modelle für Parametervorschläge mit dem Material PP 7,5 Talk. Linear Support Vector Regression und Lasso liefern einen hohen Prozentsatz an besseren Vorschlägen (Kriterium 1) gepaart mit einer niedrigen Abweichung zwischen Vorhersage und gegebener Abweichung für den zu optimierenden Featuresatz (Kriterium 3) und erreichen somit die besten Modellergebnisse. In Tabelle 3 sind die Ergebnisse der Modelle

für die Parametervorschläge mit dem Material PP dargestellt. Hier liefert ElasticNet fast auf allen Vorschlägen bessere Werte (Kriterium 1) mit einer gleichzeitig niedrigen Abweichung zwischen Vorhersage und gegebener Abweichung für den zu optimierenden Featuresatz (Kriterium 3) und schneidet somit im Vergleich zwischen den Modellen am besten ab.

Tabelle 2: Bewertung der Regressionsmodelle für Korrekturvorschlag der variablen Features für das Material PP Talk 7,5

Regressor	sum better than orig%	mean sum diff SHORT LONG	std sum diff SHORT LONG	mean sum diff SHORT LONG orig pred	std sum diff SHORT LONG orig pred	mean #equal best	mean SHORT is+%	mean LONG is+%
Linear Support Vector Regression	72	0.44	0.36	0.41	0.33	1	98	100
Lasso	62	0.4	0.27	0.38	0.25	4	100	100
Ridge	61	0.66	1.4	0.54	1.3	1	56	70
Linear Regression	58	1.7	10	1.6	10	1	55	79
ElasticNet	58	0.4	0.29	0.37	0.26	1	100	100
DecisionTree Regressor	49	0.43	0.35	0.44	0.36	36	100	100
Epsilon-Support Vector Regression	46	0.39	0.23	0.39	0.23	1	100	100
Gradient Boosting Regressor	45	0.34	0.26	0.34	0.25	9.5	100	100
RandomForest Regressor	45	0.35	0.24	0.34	0.23	9.6	100	100
Multi-layer Perceptron regressor	17	3.3	6	3.7	6	1	44	66

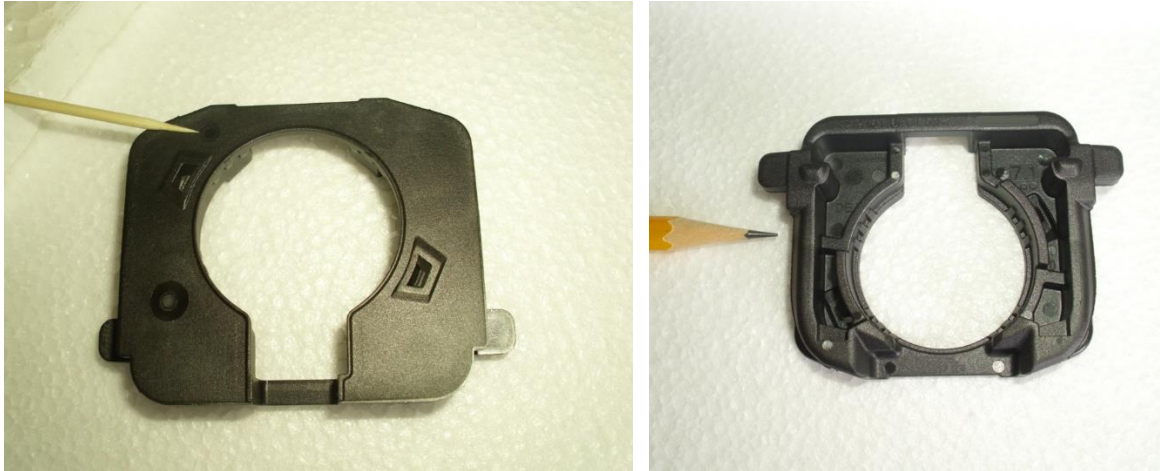
Tabelle 3: Bewertung der Regressionsmodelle für Korrekturvorschlag der variablen Features für das Material PP

regressor	sum better than orig%	mean sum diff SHORT LONG	std sum diff SHORT LONG	mean sum diff SHORT LONG orig pred	std sum diff SHORT LONG orig pred	mean #equal best	mean SHORT is+%	mean LONG is+%
ElasticNet	99	1.3	0.79	0.5	0.41	1	100	100
Ridge	98	1.6	0.79	0.52	0.43	1	79	99
Lasso	97	1	0.73	0.51	0.41	1	100	100
Linear Regression	97	1.6	0.85	0.55	0.6	1	76	99
Linear Support Vector Regression	96	1.3	0.76	0.73	0.45	1	100	98
Multi-layer Perceptron regressor	69	2.1	1.6	2.6	2.1	1	72	74
DecisionTree Regressor	65	0.84	0.79	0.64	0.56	67	100	100
Gradient Boosting Regressor	62	0.52	0.47	0.45	0.4	28	100	100
Epsilon-Support Vector Regression	56	0.59	0.52	0.56	0.46	1	100	100
RandomForest Regressor	50	0.6	0.48	0.56	0.43	72	100	100

#### II.4.6 Erprobung des InKriS-Sensors bei einem Endanwender (alle)

Letzter Teil des Projektes InKriS war es, den Kristallisationssensor in der Produktion bei einem Endanwender aus der kunststoffverarbeitenden Industrie einzusetzen und ausgiebiger zu erproben. Für diese Anwendungserprobung konnte als externer Partner die Firma Kronowetter Kunststoff und Metalltechnik GmbH in Ainring/Mitterfelden gewonnen werden. Der im Projekt InKriS entwickelte Kristallisations-sensor wurde dort in ein Spritzguss-Werkzeug zur Herstellung eines hochwertigen Automobil-Bauteils (Abbildung 38) eingebaut und in der laufenden Produktion eingesetzt. Das Kunststoffbauteil wurde dabei aus dem faserverstärkten Hochtemperatur-Kunststoff Grilamid HTV-5H1 (Polyamid PA 6T/6I mit

50 ma% Glasfaser) hergestellt. Die Schmelzetemperatur an der Düse betrug ca. 330 °C, die Werkzeugtemperatur ca. 165 °C. Die im Spritzgussprozess verwendete Zykluszeit betrug zunächst ca. 20 s. Während der externen Testkampagne wurden insgesamt ca. 50.000 Bauteile hergestellt.



*Abbildung 38. Während der externen Testkampagne hergestelltes Automobil-Bauteil aus Grilamid HTV-5H1. Der Zahnstocher im Bild links weist auf die Position des Kristallisationssensors im Spritzgusswerkzeug hin.*

Bei den Messungen wurde eine Fernsteuerung des eingesetzten Messsystem-Laptops angewendet. Das Programm TeamViewer ermöglicht es dabei via Internet auf das jeweilige FOS-Messsystem beim Kunden vor Ort aus der Ferne zuzugreifen, um z.B. Programme zu starten, Parameter einzugeben oder Dateien zu übertragen. Diese Möglichkeit des Supports wird auch für die spätere Vermarktung der Messtechnik und für den Probebetrieb bei potentiellen Kunden sehr hilfreich sein. Der FOS-Software-Ingenieur konnte so vom FOS-Büro aus ganz erheblich zum Gelingen dieser Messkampagne bei der Fa. Kronowetter beigetragen. Mit TeamViewer konnte FOS jederzeit die großen Datensätze vom System-Laptop herunterladen und auch die Spritzzyklen Online auf dem PC-Bildschirm verfolgen, visuell beurteilen und Hinweise für die Maschineneinstellung geben. Der Kristallisationssensor konnte so für industrierelevante Kampagnenzeit erprobt werden und eine große Menge an Messdaten gespeichert werden. Eine Vermessung der Bauteile erfolgte bei Unternehmen für das angespritzte Bauteil leide nicht.

In Abbildung 39 sind typische Temperatur-Zeit-Kurven für die Kunststoffschmelze zu sehen, wie sie vom Kristallisationssensor aufgezeichnet wurden. Verglichen sind dabei eine repräsentative Messung am Messtag 3 mit kurzer Zykluszeit mit einer Messung vom Messtag 47 mit längerer Zykluszeit. Für die initial benutzte Zykluszeit ist der Kristallisationsprozess beim Öffnen des Spritzgusswerkzeugs offensichtlich nicht abgeschlossen, was starke Verzugseffekte zur Folge haben kann. In den Temperatur-Zeit-Kurven konnte unter den initial gewählten Bedingungen kein Plateau detektiert werden, womit die Kristallisationstemperatur nicht quantifizierbar ist. Der im Kristallisationssensor verwendete Algorithmus lieferte dann typischerweise die Stelle der Temperatur-Zeit-Kurve mit der geringsten Steigung als fiktive Kristallisationstemperatur zurück, was dem Temperaturmaximum in den Abkühlkurven bei etwa 6 s entspricht. Dies ist ein Artefakt des verwendeten Auswertalgorithmus der offensichtlich bei entsprechenden nicht-idealen Kurvenformen auftreten kann und durch manuelle bzw. programmgestützte Inspektion der Messdaten während der Implementierung des Sensors für ein neues Bauteil ausgeschlossen werden muss.

Nachdem der Befund einer nichtabgeschlossenen Kristallisation während der Zykluszeit vorlag und kommuniziert wurde, konnte der Prozess durch Kronowetter kurzfristig optimiert werden, indem die Zykluszeit um einige Sekunden verlängert wurde und zusätzlich andere Parameter geringfügig angepasst wurden. Wie man in Abbildung 39 erkennt, tritt bei etwas längerer Zykluszeit in den Temperatur-Zeit-Kurven für die Schmelzetemperatur ein Plateau auf, womit die Bestimmung der Kristallisationstemperatur möglich war. Die ermittelten Kristallisationstemperaturen sind für zwei komplette Messtage in Abbildung 40 dargestellt. Man erkennt eine hohe Grundstabilität der vom Kristallisationssensor ermittelten

Kristallisationstemperatur  $T_c$  bei eingefahrenem Prozess. Man erkennt aber auch temporäre Probleme mit der Prozessstabilität, die sich praktisch 1:1 in der Kristallisationstemperatur widerspiegeln. Diese Probleme traten offensichtlich im Zusammenhang mit kurzen Prozessunterbrechungen bzw. infolge von langsamen Temperaturdriften auf. Bei genauer Betrachtung erkennt auch kleinere Unterschiede (einige K) in der mittleren Kristallisationstemperaturen an zwei aufeinanderfolgenden Messtagen, was in Sinne eines Kristallisationssensor gestützten Qualitätsmanagements zusätzliche Potentiale aufzeigt. Offensichtlich ist die Empfindlichkeit dieses Parameters auf Veränderungen im Prozess durchaus hoch.

Neben der Bestimmung der Kristallisationstemperatur  $T_c$  durch den Kristallisationssensor wurde zusätzlich die mittlere Temperaturabweichung  $\Delta IR$  der bauteilindividuellen Abkühlkurven von einer Referenzkurve ermittelt. Hierzu wurden in den Abkühlkurven drei Bereiche (1,2,3) definiert, die Abbildung 39 gekennzeichnet sind. Für die Berechnung einer Referenzkurve wurden in einem relativ kurzen Zeitintervall (einige Minuten) repräsentative Temperatur-Zeitkurven gemittelt und als Referenz für den jeweiligen Tag verwendet. Das verwendete Zeitintervall ist Abbildung 40 durch blaue vertikale Linien gekennzeichnet. Die mittlere Abweichung der Schmelzetemperatur  $\Delta IR$  über die Zykluszeit und der Kristallisationstemperatur  $\Delta T_c$  von den Mittelwerten im Referenzzeitintervall gezeigt.

Interessanterweise zeigen sich kleinere Störungen und Instabilitäten im Spritzgussprozess sowohl in den ermittelten Kristallisationstemperaturen  $\Delta T_c$  als auch in der Auswertung der mittlere Temperaturabweichungen  $\Delta IR$  der Abkühlkurven von der Referenz. Dies zeigt die hohe Empfindlichkeit des mittels Kristallisationssensor ermittelten Parameter für Schwankungen in der Prozessstabilität. Daraus ergeben sich interessant Möglichkeiten bezüglich der Prozessüberwachung und der Anwendung KI-basierter Ansätze im Sinne des intelligenten Kristallisationssensors, die entsprechende Abweichungen zweifelsfrei erkennen können. Leider fehlte bei der im Projekt final realisierten Kampagne die Möglichkeit einer Bauteilvermessung, um eine direkte Zuordnung von geometrischen Veränderungen treffen zu können, d.h. die Identifizierung von Schlecht-Teilen war nicht möglich. Insgesamt erfüllten die im Kampagnenzeitraum – trotz mittels Kristallisationssensor nachweisbarer Prozessschwankung praktisch alle die anwendungsbezogenen Geometrieanforderungen, d.h. waren Gut-Teile. Dies verunmöglichte die Nutzung der Daten des Kristallisationssensors für das von iMes Solutions entwickelte KI-System. Größere gezielte Änderungen im Spritzguss-Prozess waren nicht umsetzbar, da der externe Versuch unter den Bedingungen einer Routineproduktion umgesetzt wurde, d.h. das extrem teure Spritzgusswerkzeug keinesfalls gefährdet werden sollte und auch keine größere Menge von Schlechteile produziert werden sollten.

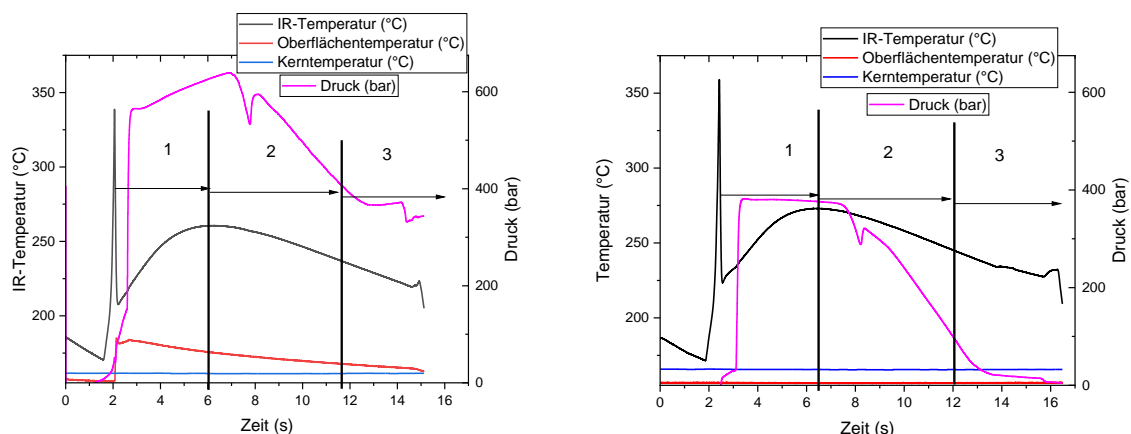


Abbildung 39. Vom Kristallisationssensor am 3. und 47. Messtag der externen Messkampagne erfasste Messreihen für verschiedene Sensorsignale. Zwischen beiden Terminen wurde die Zykluszeit basierend auf den Informationen des Kristallisationssensors moderat verlängert und die Prozessbedingungen leicht angepasst.

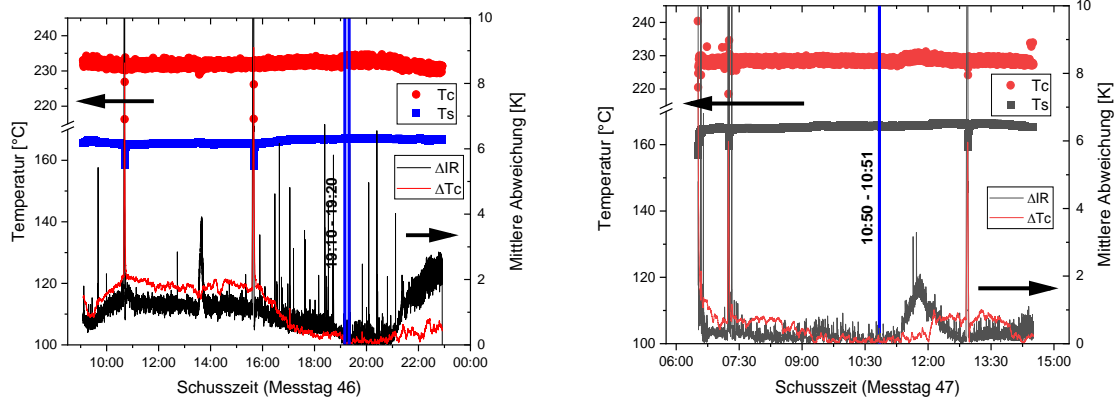


Abbildung 40. Auswertung der Abkühlkurven für die an den Messtagen 46 und 47 hergestellten Bauteile. Gezeigt sind die ermittelten Werte für Kristallisationstemperatur  $T_c$  und Surfacetemperatur  $T_s$  sowie die Abweichungen der Kristallisationstemperatur  $\Delta T_c$  und der mittleren Schmelzetemperatur  $\Delta IR$  von den Referenzwerten, die als Mittelwert über ein kurzes Zeitintervall ermittelt wurden (vertikale blaue Linien mit Zeitangabe).

Positiv festzuhalten bleibt in jedem Falle, dass schon anhand der Daten des im Projekt InKriS entwickelten Kristallisationssensors – selbst ohne KI-Unterstützung – erkannt werden konnte, dass die initial gewählte Zykluszeit zu kurz war und die Kristallisation des Materials in der Spritzgussform noch nicht vollständig abgeschlossen war. Selbst der erfahrene Spritzgießer konnte dies ohne den Kristallisationssensor nicht erkennen! Weiterhin wurde festgestellt, dass die mittels implementierten Kristallisationsmodells extrahierten Parameter sehr empfindlich auf kleine Schwankungen in der Prozessstabilität reagieren und mit Veränderungen in der gesamten Abkühlkurve korrelieren. Damit sind Schwankungen unter Verwendung von sehr wenigen Parametern quantifizieren und in KI-basierte Analysewerkzeuge integrieren lassen.

Das Anlernen des von iMes Solutions entwickelten KI-Systems durch geometrische Verifizierung von Gut-Mittel-Schlecht-Teilen konnte im Rahmen des externen Feldversuchs leider nicht abgebildet werden, da im Projektrahmen und -zeitraum eine hochpräzise 3D-Bauteilvermessung technisch, logistisch und aufwandsseitig nicht mehr umsetzbar war. Das auch kleine Prozessschwankungen mittels Kristallisationssensor mit und ohne KI-Analyse detektierbar sind, konnte zweifelsfrei gezeigt werden. Selbst wenn sich die KI-Analyse zunächst nur auf kleine systematische Auffälligkeiten in den vom Kristallisationssensor ausgegebenen Kristallisationsparametern und Abkühlkurven der Schmelze im Spritzgusswerkzeug fokussiert, sollten sich so bisher unentdeckte Qualitätsschwankungen aufdecken lassen. Dies gilt im evaluierten Spritzgussprozess offensichtlich selbst dann, wenn die detektierten Prozessschwankungen zunächst noch zu keinen qualitätskritischen Verzugseffekten führen. Dies zeigt das Potential des Kristallisationssensors für die Qualitätssicherung im Spritzguss klar auf. Weiterführende Untersuchungen zu dieser Fragestellung mit 3D-Präzisionsmessverfahren sind angedacht und werden vorbereitet. Grundsätzlich ist aus den vorliegenden Ergebnissen ableitbar, dass es durch detaillierte (KI-)Analyse von mittels Kristallisationssensor am Bauteil gemessenen Prozessdaten sehr gut gelingt, Probleme in der Prozessstabilität zu detektieren und somit auch Schlechteile identifiziert werden können.

Inwieweit sich aus der KI-Analyse auch Empfehlungen für die Einstellung der Spritzgussparameter ableiten lassen, bleibt auf Grund der endlichen Datenmenge zunächst noch offen. Grundsätzlich werden die Möglichkeiten eines intelligenten Kristallisationssensor wachsen, wenn in Anlern- oder Nutzungsphase viele Prozessparameter systematisch verändert werden können und eine Vielzahl von Bauteile präzise vermessen werden. Im externen Anwendungsversuch mit dem InKriS Kristallisationssensor konnten Probleme in der Parameterwahl auch ohne hochpräzise Bauteilvermessung identifiziert werden. Anhand der Auskühlkurven des Kristallisationssensors aufgezeigt werden, dass die vom erfahrenen Spritzgießer initial gewählte Zykluszeit zu kurz und verzugs kritisch war. Dies zeigt eindrucksvoll die Möglichkeiten und das Potential des KI-basierten Intelligenten Kristallisationssensors.

---

#### II.4.7 Zusammenfassung – Erreichung der verfolgten wissenschaftlich-technischen Ziele

Im Rahmen des Projekts InKris wurde - wie geplant - ein **Kristallisationssensor** entwickelt, der basierend (i) auf der schnellen Erfassung der Abkühlkurven des Kunststoffes im Spritzgusswerkzeug mit dem weiterentwickelten IR-Senor von FOS und (ii) einer Inline-Datenanpassung der erfassten Temperaturzeitreihen mittels eines Kristallisationsmodells des Fraunhofer IMWS als Teil der Sensorsoftware. Für die Entwicklung und Optimierung des Kristallisationssensors wurden von Exipnos diverse Messkampagnen mit verschiedenen teilkristallinen Kunststoffen realisiert.

Weiterhin wurden alle für den **Intelligenten Kristallisationssensor notwendigen KI-Analysetools** von iMes Solutions entwickelt und anhand der Temperaturzeitreihen und der Bauteilvermessung bei Exipnos angelernt und erprobt. Bei der Klassifikation der Qualität des Spritzgussteils wurden die verwendeten Features bestehend aus Maschinenparametern, Kristallisationssensormessungen und Umgebungsparametern variiert und zusätzlich auch die Anzahl an verwendeten Kristallisationssensoren (1-3 Stück) und deren Position in der Spritzgussform (vorne, Mitte, hinten). Dabei stellte sich heraus, dass der Kristallisationssensor wichtige Informationen zur Bestimmung der Spritzgussteilqualität liefert und fast immer allein oder als Teil der ausgewählte Feature-Menge für die besten Klassifikationsergebnisse notwendig war. Auch der Versuch einer Klassifikation nur auf den Zeitreihen der gemessenen Abkühltemperatur der Kristallisationssensoren ergab ein leicht schlechteres Ergebnis im Vergleich zur vorigen Klassifikation auf den Features. Da aber hier nur die Informationen aus den Kristallisationssensoren verwendet wurden, ist dies auch ein Zeichen für den Informationsgehalt, den die Kristallisationssensoren liefern können. Ein Modell zur Parameteranpassung bei Qualitätsabweichungen konnte auch erstellt werden und zeigte die Möglichkeit für automatische Anpassung zur Optimierung der variablen Maschinenparameter auf. Eine abschließende Evaluierung im Realbetrieb einer langfristigen Produktionskampagne konnte im Rahmen der Testkampagnen bei Exipnos nicht mehr umgesetzt werden und ist als zukünftige Arbeit geplant.

Die Möglichkeiten des Kristallisationssensors zur **Bewertung des Potentials von kristallisationsbeeinflussenden Füllstoffen und Additiven** wurden im Rahmen von Direktcompoundier-Kampagnen mit Dosierung der Zuschlagstoff über die DCIM bei Exipnos aufgezeigt.

Eine längerfristige externe **Kampagne mit Kristallisationssensor im Industrieinsatz** zeigte, dass der entwickelte Kristallisationssensor auch nach ca. 50.000 Schüssen noch voll funktionsfähig war und zuverlässig Daten zur Kristallisation in der Spritzgussform lieferte. Selbst kleine Anomalien im Spritzgussprozess, die noch nicht zu kritischen Verzugserscheinungen und Schlechteilen führten, konnten sowohl in den Inline-berechneten Kristallisationsparametern als mit Hilfe einer Abweichungsanalyse für die Abkühlkurven reproduzierbar identifiziert werden. Dies zeigt die hohe Empfindlichkeit der mittels Kristallisationssensor erhobenen Daten sowie das Potential des Intelligenten Kristallisationssensors mit KI-Analyse der detektierten Parameter/Abweichungen. Leider war darauf basierend eine Sortierung in Gut-Mittel-Schlecht Bauteile nicht möglich, da die im Routinebetrieb beim externen Industriepartner praktisch nur Gut-Bauteile hergestellt wurden. Eine Quantifizierung von Verzugseffekten infolge der mittels Kristallisationssensor detektierbaren kleineren Prozessinstabilitäten würde offensichtlich eine Präzisionsvermessung einer großen Stückzahl von Bauteilen erforderlich machen, was im Projekt InKriS auf Grund des zeitlichen, technischen und finanziellen Aufwands nicht mehr umsetzbar war. Entsprechende Folgeaktivitäten sind geplant. Die Tatsache, dass anhand der beim Industriepartner aufgezeichneten Kristallisationssensor-Daten Probleme mit einer initial zu kurzen, verzugskritischen Zykluszeit aufgedeckt werden konnte, zeigt das Potential der für eine KI-basierte Optimierung von Prozessparametern.

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

Aus der Perspektive der Antragsteller gab es parallel zum Forschungsvorhaben »InKriS« weiterhin zahlreiche Aktivitäten, welche sich gezielt einer Verbesserung der Qualität von Spritzgussbauteilen widmen.

---

Inhalt sind dabei in vielen Fällen die Nutzung von klassisch erhobenen Spritzgussmaschinenparametern für eine Qualitätsvorhersage. Diese Projekte werden oft von Spritzguss-Maschinenherstellern initiiert oder begleitet, nutzen aber auch weiterhin keine Informationen zur Kristallisation der Kunststoffmasse in der Spritzgussform.

Alternative Forschungsansätze setzen auf die Nutzung von IR-Kamera-Systemen zur Temperaturbestimmung am entformten Bauteil.<sup>11</sup> Dies ermöglicht grundsätzlich lokale Temperaturgradienten abzubilden und verzugsrelevante Aussagen abzuleiten. Die Erfassung des primären Kristallisationsprozesses selbst gelingt dabei nicht, da dieser zur Erreichung einer Formstabilität des Bauteils beim Entformen typischerweise bereits weitestgehend abgeschlossen sein muss.

Punktuelle Aktivitäten zur Inline-Detektion des Kristallisationsprozesses mittels IR-Sensorik wurde nach Ende des Projekts »InKriS« auch vom Leibniz Institut für Polymerforschung Dresden vorgestellt. Diese wurden im Rahmen von Forschungsarbeiten am Synchrotron realisiert,<sup>12</sup> widmen sich zunächst aber nicht dem Thema Spritzguss, sondern eher der Extrusionsprozessen. Dennoch ist der gewählte experimentelle Ansatz zur schnellen Temperaturmessung mittels IR vergleichbar. Eine spritzgusstaugliche Umsetzung der Sensorik für hohe Drücke und anwendungsrelevante Ausführungsformen spielt dabei aber zunächst keine Rolle.

## **II.6 Voraussichtlicher Nutzen, insbesondere die Verwertbarkeit der Ergebnisse**

Die Ergebnisse des Forschungsvorhabens »InKriS« bilden die Grundlage für kommerzielle Versionen von „Kristallisationssensor“ und „Intelligentem Kristallisationssensor“. Die gezeigten Möglichkeiten bezüglich der Inline-Bestimmung von Kristallisationsparametern lassen es für FOS sinnvoll erscheinen, eine entsprechend erweiterte Version des eigenen IR-Temperaturensors zur Produktreife zu entwickeln und zu vertreiben. Da die entsprechende Hardwareerweiterung überschaubar erscheint und die Kosten nicht signifikant beeinflusst, ist geplant eine Produktvariante anzubieten, welche die entsprechenden Algorithmen implementiert und bestimmte Kristallisationsparameter direkt ausgibt. Die von iMes Solutions entwickelte KI-Software soll im Rahmen von Großversuchen oder Folgeprojekten mit Endanwendern/Maschinenherstellern weiter erprobt und bezüglich Ihrer Praxistauglichkeit und Aussagekraft bei großen Datenmengen evaluiert werden. Basierend auf den Ergebnissen entsprechender Praxistest soll entschieden werden, ob und wie eine Kommerzialisierung eines entsprechenden Produkts aussehen könnte und ob dieses am Markt wirtschaftlich platzierbar ist. Exipnos plant Folgeprojekte, die eine Nutzung des Potentials entsprechender Sensoriklösungen für die schnelle Optimierung von komplexen Verarbeitungsprozessen für neue Werkstoffe im Automotivmarkt zum Ziel haben. Das Fraunhofer IMWS wird die Projektergebnisse nutzen, um Partner aus verschiedenen Bereichen in anwendungsbezogenen Folgeprojekten zu unterstützen. Dies betrifft sowohl Spritzgussunternehmen mit Interesse an einem intelligenten Qualitätsmanagement, Maschinenhersteller, die an KI-gesteuerten Prozessregelungssystemen arbeiten, aber auch Unternehmen, die sich mit der numerischen Simulation von Spritzgussprozessen und -bauteilen oder der Einführung von neuen nachhaltigen Materialien in industrielle Kunststoffverarbeitungsprozesse beschäftigen.

Durch die Einführung unserer neuen Steuerungstechnologie weckten wir das Interesse der Firma Wirthwein, die daraufhin zwei Versuchsphasen bei uns buchte, um ein neues Material zu entwickeln. Wirthwein zeigte Interesse an der Steuerung und unserer CDS, daher konnten wir ein Angebot unterbreiten. Dies zeigt potenzielle Anwendungsmöglichkeiten in der Industrie. Die Kombination aus unserer

---

<sup>11</sup> Techawinyutham, L., Techawinyutham, W., Laohapanich, C., Insawang, K., Sanjay, M. R., & Siengchin, S. (2023). Possibility of infrared (IR) thermography camera to investigate properties of injected plastic product and optimisation injection process parameter using a design of experiment. *Advances in Materials and Processing Technologies*, 1–22

<sup>12</sup> A.K. Sambale, E. Euchler, K. Uhlig, R. Boldt, M. Schwartzkopf, S. Roth, M. Stommel, Vortrag CPP 3.4, DPG-Frühjahrstagung 2024, Berlin.

---

CDS und der kompatiblen Steuerung kann Wirthwein dabei unterstützen, ihr empfindliches Material in der Industrie einzusetzen. Insbesondere die Notwendigkeit einer schonenden und nur einmaligen Aufschmelzung während der Produktion ist eine Anforderung bei dem Material von Wirthwein, die unsere CDS plus Dosier- und Steuereinheit optimal erfüllt.

Zusätzlich planen wir, die CDS plus Dosier- und Steuereinheit auch anderen Unternehmen anzubieten, die zum Beispiel viele Biokunststoffe verarbeiten, da viele Biocompounds schonend gefahren werden müssen. Hierbei bieten wir nicht nur die Maschine selbst an, sondern auch Lizenzierungen für spezifische Formulierungen, um den potenziellen Nutzen für unsere Kunden zu maximieren. Diese innovative Lösung verspricht nicht nur Wirthwein, sondern auch anderen Unternehmen in der Branche wertvolle Vorteile und neue Möglichkeiten.

Unser Hauptziel besteht darin, eine Vielzahl von Abnehmern für unser DCIM-Paket (bestehend aus der CDS und der Dosier- und Steuereinheit) zu gewinnen. Darüber hinaus eröffnet die Einheit Möglichkeiten für potenzielle Forschungsprojekte. Wir streben danach, unsere innovative Lösung in verschiedene Branchen zu etablieren und suchen aktiv nach Partnerschaften mit Unternehmen, die von der fortschrittlichen Steuerungstechnologie profitieren könnten. Durch die Vielseitigkeit und Anpassungsfähigkeit unserer Produkte sind wir zuversichtlich, dass sie nicht nur in der Industrie, sondern auch in der akademischen Forschung und Entwicklung einen bedeutenden Beitrag leisten können. Unsere Vision ist es, die DCIM-Einheit als Standard in der Branche zu etablieren und gleichzeitig neue Horizonte für Forschung und Innovation zu eröffnen.

## **II.7 Zusammenarbeit mit anderen Stellen außerhalb des Verbundprojektes**

Im Rahmen unseres Projekts haben wir eng mit verschiedenen Partnern zusammengearbeitet, um unsere Ziele zu erreichen. Außerhalb des Projektes haben wir mit dem Werkzeugbauer eitech Werkzeugbau GmbH zusammengearbeitet, der eine maßgeschneiderte Platte hergestellt hat, auf der die Sensoren von FOS passend platziert werden konnten. Diese Platte ermöglichte nicht nur die präzise Integration der Sensoren, sondern auch die Übertragung relevanter Messwerte für die KI. Durch diese Zusammenarbeit konnten wir sicherstellen, dass die Sensoren optimal positioniert waren und die erforderlichen Daten für eine effiziente Steuerung des Spritzgussprozesses bereitgestellt wurden.

Zusätzlich haben wir mit Penko zusammengearbeitet, einem Spezialisten für Dosiersteuerungen. Penko hat die Dosiersteuerung für unsere DCIM neu programmiert und mit einem neuen Schaltschrank geliefert. Diese neue Steuerung ermöglichte eine präzisere Dosierung während des Spritzgussprozesses und trug dazu bei, die Effizienz und Qualität unserer Produkte zu verbessern. Die Zusammenarbeit mit Penko war entscheidend für den Erfolg unseres Projektes und zeigt die Bedeutung von Partnerschaften in der Entwicklung und Implementierung neuer Technologien.

Durch die Zusammenarbeit mit eitech Werkzeugbau GmbH und Penko konnten wir sicherstellen, dass unsere DCIM-Lösung optimal funktioniert und den Anforderungen unserer Kunden gerecht wird. Diese Partnerschaften unterstreichen unser Engagement für Innovation und Qualität und tragen dazu bei, unsere Position als führender Anbieter von Spritzgusslösungen zu stärken.

Für die Anwendungserprobung des Kristallisationssensors konnte als externer Partner die Firma Kronwetter Kunststoff und Metalltechnik GmbH in Ainring/Mitterfelden gewonnen werden. Das während der Erprobung in der Produktion beim Unternehmen erhaltene Feedback und die generierten Daten waren für die Bewertung von Möglichkeiten und Schwächen der im Projekt entwickelten Hard- und Softwarelösungen äußerst wertvoll. Deshalb bedankt sich das Projektkonsortium an dieser Stelle recht herzlich für die freundliche Kooperation und Unterstützung.

## II.8 Veröffentlichungen, Vorträge Referate, etc.

Wesentliche Ergebnisse von InKriS sollen in einem kurzen Beitrag in einem für die Kunststoffindustrie relevanten Branchenjournal zeitnah veröffentlicht werden. Eine Vorstellung des InKriS Meßsystems in der Zeitung „Kunststoffe“ und „Plast-Verarbeiter“ ist geplant. Darüber hinaus wird es eine Webseite zu den Ergebnissen von InKriS vom Fraunhofer IMWS geben.

FOS hat eine erste Version des InKris-Sensors bereits auf der Industrie-Messe FAKUMA im Oktober 2023 in Friedrichshafen vorgestellt und beworben. Die Bilder unten zeigen den FOS Messestand und die Ausstellungswand mit dem Sensor und einer dynamische „laufenden“ Signal-Bildschirm-Darstellung.



Eine weitere Vorstellung des gesamten InKrisS Messsystems und der finalen Projektergebnisse auf der FAKUMA 2024 ist bereits in Vorbereitung. POLYKUM wird dort vertreten sein und einen Stand präsentieren, der als Ort für eine Live-Demonstration dient. Auf diesem Stand wird eine Spritzgussmaschine in Aktion zu sehen sein, während sie das innovative BioCelain® verarbeitet. Um diese Demonstration zu unterstützen, ist geplant, die im Projekt InKriS entwickelte Sensorik direkt an der Spritzgussmaschine anzubringen. Diese Ausgabe von inline-detektierten prozessrelevanten Größen wie Kristallisationsparametern, Temperatur- und Druckzeitreihen und andere relevante Parameter wird in Echtzeit demonstriert. Die erfassten Daten werden live auf einem Fernsehbildschirm präsentiert, um den Zuschauern einen Einblick in die technischen Details des Prozesses zu ermöglichen und die Möglichkeiten des InKris-Messsystems aufzuzeigen.