

AI-based optimisation of injection moulding processes

In the ProQuaOpt project, AI-based methods were developed for the automated optimisation of productivity and quality in injection moulding processes. For the mould used, this reduced the cycle time by approximately 4 seconds, which increased daily productivity by 73 products, or approximately 5 per cent. Photograph: IMMS.

Motivation and overview

Injection moulding is the most widely used process for manufacturing plastic parts across virtually all application areas. In Germany, 14.6 million tonnes of plastic are processed annually by approximately 3000 companies into moulded components and assemblies it with wide variety of finished products, made from up to four materials, generating revenues of € 65.1 billion. The resulting products range from individual moulded components to complete assemblies. They may consist of up to four different materials and often feature complex free-form surfaces that can be finished with various surface textures (from grained to glossy). If the waste rate of such parts and assemblies could be reduced by just 1% from the current 4%, approximately 150,000 tons of plastic and approximately € 650 million in costs would be saved in Germany alone.

www.imms.de/i40

Injection moulding machines are typically configured by skilled personnel to produce high-quality parts. However, producing good parts alone does not automatically ensure resource-efficient manufacturing. The optimum balance of high quality, high throughput, and minimal resource input can currently only be identified through iterative trial-and-error procedure. A considerable saving potential could be

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

achieved by development of tools that reduce the production of rejected parts. In addition, further reductions in material consumption, energy usage, and production time per part could be achieved if the optimal operating point is identified. The effectiveness of the processes and the quality of the products could be continuously evaluated and optimised accordingly.

In the ProQuaOpt project, one such tool is developed using AI-based approach for automated productivity and quality optimisation of the injection moulding processes. To achieve this, a product-process-quality closed-loop control system was established. The system consists of a controlled process at the injection moulding machine, a measurement unit for optical quality inspection of the component, and a controller in the form of a self-learning assistance system.

The combined system was implemented at the project partner KHW Kunststoff- und Holzverarbeitungswerk GmbH and refined through iterative testing. The project demonstrated that the integrated framework can refine process parameter candidates under real production conditions. The AI-based surrogate model predictions validates the process parameter combination and reliably control the injection moulding process toward improved quality and reduced cycle times. The optimisation of cycle time varies depending on the mould used and other additional process parameters and can therefore only be evaluated for the respective product. The mould used at KHW, the cycle time for the production of the part was reduced by approximately 4 seconds using the implemented optimisation process. This corresponds to an increase in daily productivity of 73 additional products, or roughly 5% increase. If errors occurred during optimisation, the system automatically returned to the last acceptable solution, thereby ensuring uninterrupted operation while simultaneously reducing the number of required physical machine trials.

www.imms.de/proquaopt

www.imms.de/embeddedai

From manual adjustment to closed-loop control – approaches and challenges

Using the closed-loop control system, the injection moulding machine can operate continuously at an optimal production point with respect to productivity, quality, and energy efficiency. Traditionally, machine settings are optimised manually step by step, to produce a product with no defects. Further, operators must decide whether additional adjustments and fine-tuning of parameters are worth the extra time required, even after the produced parts already meet the quality requirements. In contrast, the optimisation system continuously improves and adjusts the process parameters in small iterative steps to reach an optimal operating point. The system

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

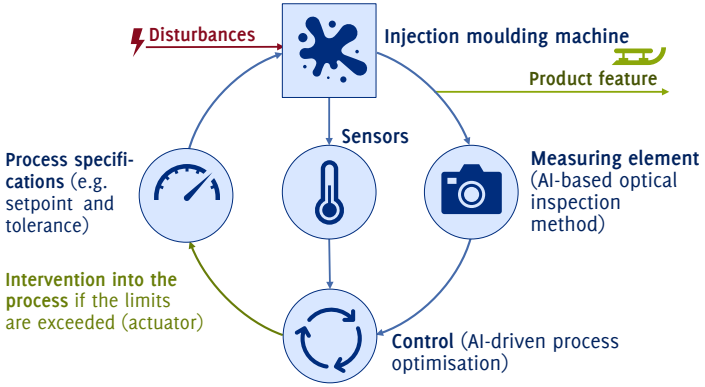


Figure 1:

Product-process-quality control loop.

Graphic: IMMS.

can also start with previously stored parameter settings for a specific mould-machine combination.

Injection moulding machines are already equipped with a large number of sensors that continuously record machine and process data. Some of these data, such as oil supply temperature or ejector stroke, are essential for stable machine operation but do not directly affect part quality or the duration of the injection moulding cycle. In addition, injection moulding processes can be characterised using a wide range of process parameters, including cylinder temperature zones, melt pressure, injection speed, injection volume flow rate, back pressure, screw rotation speed during plasticising, injection stroke, residual melt cushion, holding pressure, holding pressure time, residual cooling time, clamping force, and mould wall temperature. A key challenge of the project was therefore to identify which parameters significantly influence the process and to distinguish these relevant factors from noise and other disturbance variables within the machine data. In particular, the relationships between the recorded process data and the three main target criteria, product quality, cycle time, and energy consumption, had to be analysed and quantified.

Product–process–quality control loop

The implemented product–process–quality control loop combines quality information extracted from image data with process data from the injection moulding machine. Based on these inputs as feedback to the optimisation process, it generates recommendations for the adjustment of the process parameters for the injection moulding machine. At present, however, the new parameter settings still need to be entered manually on the machine, as write access via a digital interface is not available on the equipment used.

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

IMMS developed the controller for this closed-loop system in the form of an AI-based process optimisation module. It receives feedback from the quality control unit providing information on product quality. It further explores the process parameter space, and identifies potential solutions for optimising multiple objectives such as cycle time, energy consumption, and material usage. Based on this analysis, it generates recommended parameter settings for the injection moulding process. In addition, IMMS was responsible for designing and implementing the interfaces to the injection moulding machines, as well as for the data storage and data preprocessing infrastructure.

Interfaces for data acquisition, real-time monitoring, and extensibility

To achieve a highly generic solution, IMMS analysed the interfaces of injection moulding machines in collaboration with machine manufacturers and developed a data acquisition concept. This was consolidated into an integrated system architecture that combines machine data acquisition, data processing, and quality evaluation within a unified workflow. This enables continuous acquisition of machine data, integration of quality information from image-based inspection, and centralised storage and processing of all relevant data. The modular architecture allows different data sources and interfaces to be integrated without modifying the core processing pipeline.

With this system, machine and quality data can be processed, analysed, and fed back during operation in near real time. This provides the basis for real-time monitoring and parameter evaluation, which was successfully demonstrated in live setups at the partner KHW.

In addition, the architecture supports seamless integration of additional data sources, such as OPC UA-based time-series data and image-based quality measurements, and provides standardised interfaces for downstream analysis modules. This ensures that the system can be further extended in the future toward closed-loop control and data-driven process optimisation.

AI-based controller with surrogate modelling and evolutionary optimisation

Based on the available data, IMMS investigated optimisation algorithms and implemented **surrogate modelling** approaches to approximate the relationship between process parameters and resulting product quality. Surrogate modelling (also referred

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

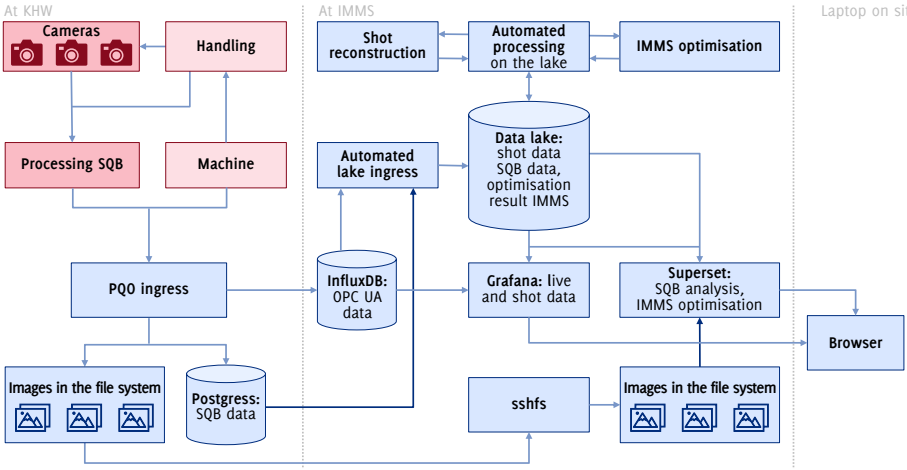


Figure 2: Data acquisition workflow module of the AI-based injection moulding optimisation demonstrator implemented at the KHW partner site; red: Steinbeis Quality Assurance and Image Processing GmbH (SQB), blue: IMMS. Graphic: IMMS.

to as meta modelling) describes approaches in which expensive or computationally complex models are replaced by simpler, computationally efficient approximations. The goal is to accelerate or simplify simulation, optimisation, and inference tasks. These approaches are particularly useful in high-dimensional and complex parameter spaces. However, their performance strongly depends on the quality and representativeness of the training data, the choice of surrogate model, and the tuning of hyperparameters. As a result, significant domain expertise is required to minimise model errors and ensure reliable predictions. Appropriate surrogate models were selected and trained at IMMS, using injection moulding process data, and thereby enabled efficient AI-based evaluation of candidate parameter configurations without the need for time-consuming physical machine trials.

Building on these models, IMMS implemented **evolutionary optimisation** strategies, in particular **genetic algorithms**, to search for improved parameter configurations within the multidimensional injection moulding parameter space. These stochastic search methods, inspired by natural evolution, iteratively improve solutions through genetic operators such as mutation, recombination, and selection until an optimal or near-optimal solution is identified. This approach is particularly well suited for complex optimisation problems, as it does not require explicit mathematical models

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

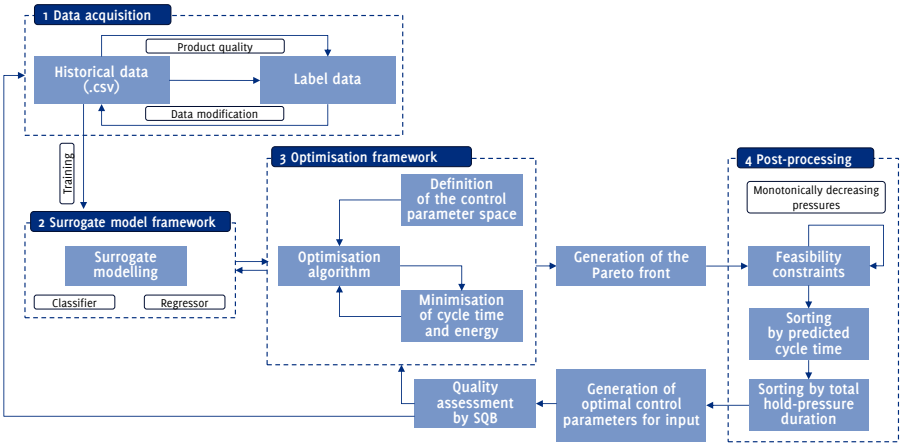


Figure 3: The implemented prototype system is structured as a modular software architecture consisting of four main functional modules.: 1) Data acquisition, 2) Surrogate model framework, 3) Optimisation framework, 4) Post-processing. Grapic: IMMS.

and can operate as a black-box optimisation method. It is especially effective for non-linear, multi-modal, and non-differentiable problems. However, its successful application requires careful parameterisation, since evolutionary algorithms are often computationally intensive, may be difficult to scale, and can exhibit unpredictable convergence behaviour.

The optimisation process implemented in ProQuaOpt evaluates the generated candidate solutions based on surrogate model predictions, iteratively refining the parameter configurations, within predefined bounds set for each controllable process parameters. Measured cycle time, energy consumption, and defect outcomes are fed back into the surrogate models to converge toward optimal production settings.

www.imms.de/proquaopt

Prototype: demonstration of the solution in ongoing production

For the demonstrator at the company KHW, IMMS developed an integrated system architecture that combines machine data acquisition, data processing, and quality evaluation within a unified workflow (see Figure 3). The optical quality inspection implemented by the partner Steinbeis Quality Assurance and Image Processing GmbH (SQB GmbH), shown in red in the figure 2, provides feedback on the injection-moulded parts ejected from the machine to the IMMS control system.

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

For the machines available at KHW, it was necessary to reconstruct discrete injection moulding cycles from the available time-series data, as the machines did not provide direct cycle segmentation.

The described approaches were implemented in a prototype system with a modular software architecture, as illustrated in Figure 3, consisting of four main functional modules:

1. **Data acquisition:** This module captures process parameters and production data from the injection moulding machines.
2. **Surrogate model framework:** This is a machine learning model, which approximates the relationship between process parameters and resulting product quality. It enables fast evaluation of candidate parameter configurations without requiring physical experiments for each combination and continuously updates from the new data available from both the machines and quality inspection systems.
3. **Optimisation framework:** The prototype uses a genetic algorithm as the main optimisation strategy. The algorithm iteratively generates new parameter configurations, evaluates them using the surrogate models, and identifies improved solutions over multiple generations. This module supports multi-objective optimisation to balance different quality and process-related objectives.
4. **Post-processing:** This module interprets the optimisation results and proposes final machine settings. The demonstrator at KHW includes a fully automated, knowledge-based post-processing system that integrates surrogate model predictions, optimisation results, and quality feedback to automatically determine optimal machine configurations.

Outlook

The prototype demonstrates that process optimisation using machine learning methods is also feasible with limited data. The achieved productivity improvement of 5% was validated for a specific product, using the corresponding tooling on a suitable machine setup. In general, cycle time optimisation depends strongly on the mould, the machine, and various additional process parameters, and therefore can only be specified for the respective product configuration.

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.

IMMS aims to further develop the approach and generalise it across different tools and manufacturing processes. In addition, there is potential to transfer the method to similar optimisation problems beyond injection moulding, particularly to processes where parameter sets influence production outcomes across different machines and where the correct combination of parameters is critical for achieving high product quality and energy-efficient operation.

Contact person: Dr.-Ing. Tino Hutschenreuther, tino.hutschenreuther@imms.de

With funding from the:

Federal Ministry of Research, Technology and Space

The **ProQuaOpt** project on which this report is based was funded by the German Federal Ministry of Research, Technology and Space (BMFTR) under the reference **01|S22019E.** The author is responsible for the content of this publication.

Reference:

Real-Time Optimal Parameter Recommendation for Injection Molding Machines Using AI with Limited Dataset, Bipasha Roy. Silvia, Krug. Tino Hutschenreuther. *AI 2026, 7, no. 2: 49.* **https://doi.org/10.3390/ai7020049**

© IMMS GmbH. All rights reserved. Reproduction and publication only with express permission of IMMS GmbH.



KI-basierte Optimierung von Spritzgießprozessen

Im Projekt ProQuaOpt wurden KI-basierte Methoden zur automatisierten Produktivitäts- und Qualitätsoptimierung für Spritzgießverfahren entwickelt. Für das verwendete Werkzeug konnte die Zykluszeit so um ca. 4 Sekunden reduziert werden, was die Produktivität für einen Tag um 73 Produkte oder ca. 5% erhöhte. Foto: IMMS.

Motivation und Überblick

Spritzgießen ist das verbreitetste Verfahren, um Kunststoffteile für praktisch alle Anwendungsgebiete herzustellen. In Deutschland werden jährlich 14,6 Mio. Tonnen Kunststoff von über 3000 Unternehmen zu formfallenden Bauteilen und Baugruppen mit verschiedensten Oberflächen aus bis zu vier Materialien verarbeitet. Ließe sich dabei der Ausschuss von aktuell 4% um nur 1 % reduzieren, würden allein in Deutschland ca. 150.000 t Kunststoff und ca. 650 Mio. € Kosten eingespart.

Spritzgießmaschinen werden in der Regel durch Fachpersonal so eingestellt, dass sie gute Teile produzieren. Doch gute Teile allein bedeuten nicht automatisch eine ressourceneffiziente Produktion, da das Optimum aus hoher Qualität und hohem Durchsatz bei möglichst geringem Input derzeit nur über iterative Versuche herausgefunden werden kann. Großes Einsparpotenzial könnten Tools bieten, die den Ausschuss reduzieren. Daneben ließen sich zusätzlich Material, Energie und Zeit je Teil einsparen, wenn der optimale Betriebspunkt gefunden und dafür die Effektivität der Prozesse und Qualität der Produkte bewertet und zu optimiert werden.

www.imms.de/i40

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

Im Projekt ProQuaOpt wurden daher KI-basierte Methoden zur automatisierten Produktivitäts- und Qualitätsoptimierung für Spritzgießverfahren entwickelt. Dafür wurde ein Produkt-Prozess-Qualitätsregelkreis aufgebaut. Dieser besteht aus einer Regelstrecke an der Spritzgießmaschine, einem Messglied zur optischen Qualitätsprüfung des Bauteils und einem Regler in Form eines selbstlernenden Assistenzsystems.

Dieser Regelkreis wurde beim Projektpartner KHW Kunststoff- und Holzverarbeitungswerk GmbH implementiert und über iterative Tests verfeinert. Mit ihm wurde nachgewiesen, dass sich Prozessparameter unter realen Produktionsbedingungen verfeinern, die KI-basierten Modellvorhersagen validieren und der Spritzgießprozess sicher zu verbesserter Qualität und reduzierten Zykluszeiten steuern lassen kann. Für das verwendete Werkzeug konnte die Zykluszeit so um ca. 4 Sekunden reduziert werden, was die Produktivität für einen Tag um 73 Produkte oder ca. 5% erhöhte. Bei Fehlern kehrte das System zur letzten akzeptablen Lösung zurück, was einen unterbrechungsfreien Betrieb bei gleichzeitig reduzierter Anzahl physischer Versuche sicherstellte.

www.imms.de/proquaopt

www.imms.de/embeddedai

Vom manuellen Einstellen zum Regelkreis – Ansatzpunkte und Herausforderungen

Über den Regelkreis kann an der Spritzgussmaschine stets der optimale Produktionsprozess hinsichtlich Produktivität, Qualität und Energieeffizienz gefahren werden. Dieser Vorgang hat Parallelen zum initialen manuellen Einrichten in einzelnen Schritten: Dort ist bislang stets abzuwägen, ob die Prozessoptimierung über die Einhaltung der Qualitätsmerkmale hinaus mit dem zeitlichen Aufwand der weiteren Optimierung vereinbar ist. Entgegengesetzt dazu verfeinert das Optimierungssystem kontinuierlich den Prozess und passt mithilfe kleiner Iterationsschritte die Prozessparameter an, um einen optimalen Betriebspunkt einzustellen. Startpunkt können dabei auch die letzten dem System bekannten Parameter einer Werkzeug-Maschinen-Kombination sein.

Spritzgießmaschinen verfügen bereits über viele Sensoren und dokumentieren deren Signalverläufe. Viele Daten sind für den Betrieb der Anlage essentiell, wirken sich jedoch nicht direkt auf die Formteilqualität oder die Zeit eines Spritzgießzyklus aus, wie z.B. Ölvorlauftemperatur oder Auswerferweg. Spritzgießmaschinen lassen sich durch weitere Daten charakterisieren, wie z.B. Zylinderwandtemperaturzonen,

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

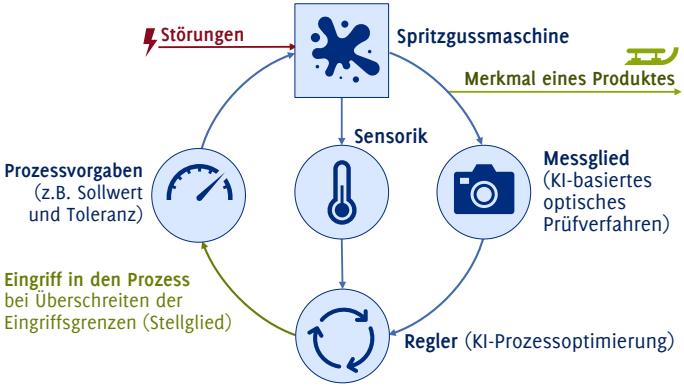


Abbildung 1:

Produkt-Prozess-Qualitätsregelkreis.

Grafik: IMMS.

Massedrücke, Einspritzgeschwindigkeit, Einspritzvolumenstrom, Staudruck, Plastifizierdrehzahl, Spritzweg, Masserestpolster, Nachdruck, Nachdruckzeit, Restkühlzeit, Schließkraft oder Werkzeugwandtemperatur. Eine besondere Herausforderung bestand deshalb im Trennen signifikanter Einflüsse von Störgrößen aus den Daten der Spritzgießmaschinen und deren spezifischen Einflüssen auf die drei Zielkriterien Qualitätsmerkmale, Zykluszeit und den Energieeinsatz.

Produkt-Prozess-Qualitätsregelkreis

Der implementierte Produkt-Prozess-Qualitätsregelkreises kombiniert die Ergebnisse der aus Bilddaten gewonnenen Qualitätsinformationen und Prozessdaten und leitet daraus automatisiert Handlungsempfehlungen zur Parametereinstellung auf Basis der Optimierungsalgorithmen für den Spritzgießprozess ab. Die Einstellung der neuen Parameter muss zurzeit noch manuell an der Maschine vorgenommen werden, da an dieser der schreibende Zugriff über eine digitale Schnittstelle nicht möglich war.

Das IMMS hat für diesen Regelkreis den Regler in Form einer KI-basierten Prozessoptimierung entwickelt. Dieser erhält über ein Messglied Informationen zur Qualität eines Produktes, untersucht den Parameterraum, identifiziert dabei mögliche Lösungen zur Optimierung von verschiedenen Parametern wie Zykluszeit, Energieverbrauch oder Materialeinsatz und schlägt Einstellungen an der Maschine vor. Darüber hinaus hat das IMMS das Design und die Implementierung der Schnittstellen zu den Spritzgießmaschinen verantwortet sowie die Datenablage und -aufbereitung realisiert.

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

Schnittstellen zur Datenerfassung, Echtzeit-Monitoring und Erweiterungsoptionen

Für eine möglichst generische Lösung hat das IMMS die Schnittstellen von Spritzgießmaschinen im Austausch mit deren Herstellern analysiert, ein Konzept zur Datenerfassung entwickelt und dieses zu einer integrierten Systemarchitektur konsolidiert sowie die Maschinendatenerfassung, Datenverarbeitung und Qualitätsbewertung in einem einheitlichen Workflow kombiniert. Mit dem implementierten System lassen sich Maschinendaten kontinuierlich erfassen, Qualitätsinformationen aus der bildbasierten Inspektion integrieren sowie alle relevanten Daten zentral speichern und verarbeiten. Die modulare Architektur erlaubt es, unterschiedliche Datenquellen und Schnittstellen zu integrieren, ohne die zentrale Verarbeitungspipeline zu verändern.

Mit dem System können Maschinendaten und Qualitätsinformationen während des Betriebs nahezu in Echtzeit verarbeitet, ausgewertet und rückgemeldet werden. Das ist die Grundlage für Echtzeit-Monitoring und Parameterbewertung und wurde in Live-Setups beim Partner KHW demonstriert.

Darüber hinaus unterstützt die Architektur die nahtlose Integration zusätzlicher Datenquellen, wie OPC/UA-basierte Zeitreihendaten und bildbasierte Qualitätsmessungen, und stellt standardisierte Schnittstellen für nachgelagerte Analyse-Module bereit. Das gewährleistet, dass das entwickelte System in Zukunft auf geschlossene Regelkreise und datengetriebene Optimierung erweitert werden kann.

KI-basierter Regler mit Surrogate-Modellierung und evolutionärer Optimierung

Auf Basis der verfügbaren Daten hat das IMMS Optimierungsalgorithmen untersucht und **Surrogate-Modellierungsansätze** implementiert, um den Zusammenhang zwischen Prozessparametern und der resultierenden Produktqualität zu approximieren. Bei solchen Ersatzmodellierungen werden teure oder schwer zu berechnende Modelle durch günstigere Annäherungen ersetzt, um Simulationen, Optimierungen oder Schlussfolgerungen zu beschleunigen oder zu vereinfachen. Das ist vor allem bei komplexen Räumen nützlich, hängt aber von Trainingsdaten, Surrogaten sowie Hyperparametern ab und erfordert somit ein tiefes Fachwissen, um Modellfehler zu

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

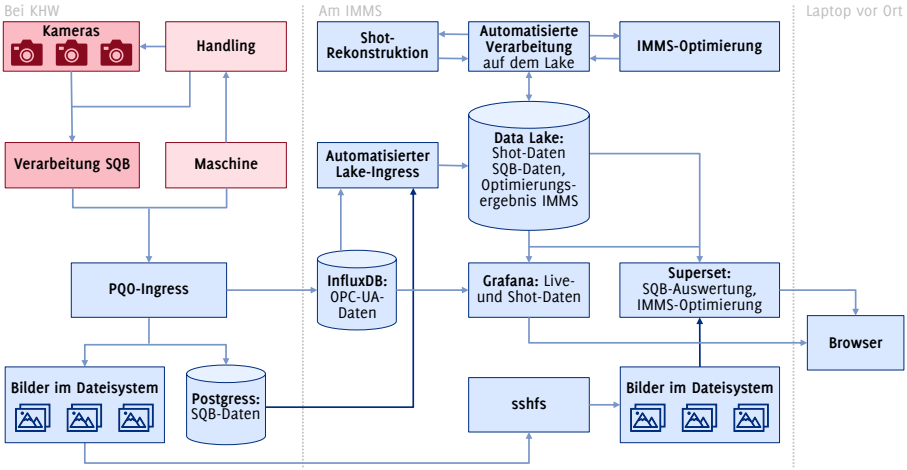


Abbildung 2: Workflow-Module für den beim Partner KHW realisierten Demonstrator zur KI-basierten Optimierung von Spritzgießprozessen; rot: Steinbeis Qualitätssicherung und Bildverarbeitung GmbH (SQB), blau: IMMS. Grafik: IMMS.

minimieren. Das IMMS hat Surrogate-Modelle ausgewählt, mit den Spritzgussdaten trainiert und damit eine effiziente KI-basierte Bewertung von Kandidaten für Parameterkonfigurationen ermöglicht, ohne zeitaufwändige Maschinenversuche durchführen zu müssen.

Aufbauend auf diesen Modellen hat das IMMS **evolutionäre Optimierungsstrategien** implementiert, insbesondere **genetische Algorithmen**, um verbesserte Parameterkonfigurationen im mehrdimensionalen Parameterraum des Spritzgießprozesses zu suchen. Bei diesen von der natürlichen Evolution inspirierten stochastischen Suchverfahren werden Lösungen über Mutation, Rekombination und Selektion u.a. über genetische Operatoren iterativ verbessert, bis ein Optimum gefunden wird. Das für komplexe Optimierung prädestinierte Vorgehen ermöglicht ohne exakte Modellierungen und über Black-Box-Suchen gute Lösungen für nicht-lineare, multi-modale, nicht-differenzierbare Probleme. Auch hier ist für die Parametrisierung viel Erfahrung notwendig, da die Verfahren oft rechenintensiv, in manchen Fällen nur aufwändig skalierbar und in ihrer Konvergenzgeschwindigkeit schwer vorhersagbar sind.

Der in ProQuaOpt implementierte Optimierungsprozess bewertet die generierten Lösungsvorschläge auf der Grundlage von Vorhersagen der Surrogate-Modelle und

www.imms.de/proquaopt

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

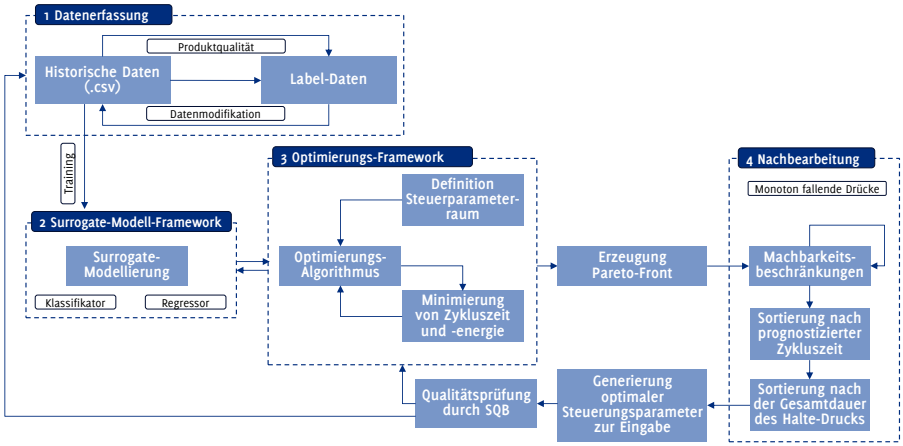


Abbildung 3: Das implementierte Prototypsystem ist als modulare Softwarearchitektur aus vier Hauptfunktionsmodulen aufgebaut: 1) Datenerfassung, 2) Surrogate-Modell-Framework, 3) Optimierungs-Framework, 4) Nachbearbeitung. Grafik: IMMS.

verfeinert die Parameterkonfigurationen iterativ innerhalb vordefinierter Grenzen, die für jeden steuerbaren Prozessparameter festgelegt wurden. Die gemessenen Zykluszeiten, der Energieverbrauch und die Fehlerquoten werden in die Surrogate-Modelle zurückgeführt, um eine Konvergenz hin zu optimalen Produktionseinstellungen zu erreichen.

Prototyp: Demonstration der Lösung bei laufender Produktion

Für den Demonstrator bei der Firma KHW hat das IMMS eine integrierte Systemarchitektur, die Maschinendatenerfassung, Datenverarbeitung und Qualitätsbewertung in einem einheitlichen Workflow kombiniert, siehe Abbildung 2. Die vom Partner Steinbeis Qualitätssicherung und Bildverarbeitung GmbH (SQB GmbH) realisierte und im Bild rot dargestellte optische Qualitätsprüfung lieferte das notwendige Feedback über die von der an Spritzgießmaschine ausgeworfenen Fertigteile an die Regelung des IMMS.

Für die beim Partner KHW vorhandenen Maschinen war es notwendig, aus den verfügbaren Zeitreihendaten diskrete Spritzgießzyklen zu rekonstruieren, da die Maschinen diese nicht selbst bereitstellten.

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

Die oben beschriebenen Lösungsansätze wurden in einem Prototypsystem mit einer in Abbildung 3 illustrierten modularen Softwarearchitektur aus vier Hauptfunktionsmodulen implementiert:

1. **Datenerfassung:** Dieses Modul erfasst Prozessparameter und Produktionsdaten von den Spritzgießmaschinen.
2. **Surrogate-Modell-Framework:** Maschinenlernmodelle approximieren die Beziehung zwischen Prozessparametern und der resultierenden Produktqualität. Sie ermöglichen eine schnelle Bewertung von Kandidaten-Parameterkonfigurationen ohne physische Experimente für jede Kombination und werden kontinuierlich aktualisiert, sobald neue Daten von den Maschinen und der Qualitätsprüfung verfügbar werden.
3. **Optimierungs-Framework:** Im Prototyp ist ein genetischer Algorithmus als primäre Optimierungsstrategie implementiert. Der Algorithmus erzeugt iterativ neue Parameterkonfigurationen, bewertet diese mithilfe der Surrogat-Modelle und identifiziert verbesserte Lösungen über mehrere Optimierungsgenerationen. Dieses Modul unterstützt Multi-Objective-Optimierung, um unterschiedliche Qualitäts- und Prozesskriterien zu balancieren.
4. **Nachbearbeitung:** Dieses Modul interpretiert die Optimierungsergebnisse und schlägt finale Maschineneinstellungen vor. Der Demonstrator bei KHW beinhaltet ein vollständig automatisiertes, wissensbasiertes Nachbearbeitungssystem, das Vorhersagen der Surrogatmodelle, Optimierungsergebnisse und Qualitätsfeedback integriert, um die optimalen Maschineneinstellungen automatisch zu bestimmen.

Ausblick

Der Prototyp zeigt, dass eine Prozessoptimierung auch mit wenig Daten mittels maschineller Lernmethoden möglich ist. Die erreichten Verbesserungen der Produktivität von 5% wurden konkret für ein bestimmtes Produkt mit den dafür notwendigen Werkzeugen an einer dafür geeigneten Maschine nachgewiesen. Generell ist die Optimierung von Zykluszeiten vom verwendeten Werkzeug und verschiedener anderer Parameter abhängig und kann jeweils nur für das konkrete Produkt angegeben werden.

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.

Das IMMS strebt an, das Verfahren weiter auszubauen und für verschiedene Werkzeuge und Prozesse zu generalisieren. Darüber hinaus wird das Potenzial gesehen, das Verfahren auf ähnliche Prozessoptimierungen für verschiedene Prozesse auch außerhalb des Spritzgießens zu übertragen, beispielsweise auf solche, bei denen Parametersätze auch über verschiedene Maschinen hinweg den Produktentstehungsprozess beeinflussen und deren richtige Kombination für gute Produktqualität und einen energieeffizienten Ablauf sorgen.

Kontakt: Dr.-Ing. Tino Hutschenreuther, tino.hutschenreuther@imms.de

Gefördert durch:

Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt

Das diesem Bericht zugrunde liegende Vorhaben **ProQuaOpt** wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Forschung, Technologie und Raumfahrt (BMFTR) unter dem Förderkennzeichen **01IS22019E** gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei der Autorin/beim Autor.

www.imms.de/proquaopt

Literatur:

Real-Time Optimal Parameter Recommendation for Injection Molding Machines Using AI with Limited Dataset, Bipasha Roy. Silvia, Krug. Tino Hutschenreuther. *AI 2026, 7, no. 2: 49.* **https://doi.org/10.3390/ai7020049**

© IMMS GmbH. Alle Rechte sind vorbehalten. Vervielfältigung und Veröffentlichung nur mit Genehmigung der IMMS GmbH.