

1 Introduction

The demand for companies to achieve climate neutrality in the future among the regular competition is driving them to continuously improve the efficiency of the products they manufacture on the one hand and to make production as efficient as possible on the other [BUND21]. In addition, there are economic challenges, especially in high-wage countries such as Germany, which require not only an increase in productivity and product quality but also a reduction in costs in order to remain competitive as a production location compared to low-wage countries [BREC11]. In addition, many sectors need to find solutions to the growing shortage of skilled workers in the manufacturing industry [BURS24]. In order to achieve this in production, individual production technologies or entire process chains are being optimized and automated. Automation requires stable and adaptive processes that no longer require manual intervention. However, the flexibility of individual processes, which is required in many areas, poses major challenges due to continuously changing conditions [BREC11].

In the context of Industry 4.0, data-driven automation systems are required and seen as an enabler for high competitiveness of manufacturing companies in high-wage countries. In order to develop such systems and implement them in a holistic ecosystem, so-called Digital Twins (DTs) are being developed due to the increasing possibilities of digitalization. In this work, the definition by Bergs et al. [BERG20c, BERG21] is applied, which describes a DT in the context of manufacturing technology as follows: *“The digital twin of an asset is the virtual representation of its physical state - state changes are described by models and supported by data.”* These could, for example, include process-related changes in the state of a workpiece. According to Shao et al. [SHAO20], a Digital Twin differs from a traditional simulation model through its regular connection to the real physical object in the sense of monitoring. According to the CIRP Encyclopedia of Production Engineering, the DT is a virtual image of a real device, object, machine, service or intangible asset that describes its properties and behavior using models, data and information within its life cycle [STAR19]. An up-to-date and comprehensive overview of the DT methodology in all areas of production technology can be found in [JONE20].

The implementation of Digital Twins for individual manufacturing technologies is necessary in order to digitalize production holistically. Electrical discharge machining (EDM) is usually used as an alternative manufacturing process for high-priced products [KLOC14a]. Advantages over other manufacturing technologies include the high flexibility and accuracy. Due to the increasing demand for materials with high thermomechanical strength, wire EDM is increasingly being used for a variety of applications, e.g. in tool and die making as well as in the aerospace industry [BOOS18, HEID21]. In particular, monitoring and automation of the EDM process results in the need for integration into networked adaptive production in the context of Industry 4.0. However, the use of process data in wire EDM represents a major challenge for the development of a DT. Due to a high amount of data generated by millions of individual discharges in the single-digit microsecond range and a stochastic process behavior, a valid data

acquisition and processing system must first be developed and implemented. A subsequent analysis should link existing expert knowledge and existing physical models with the data in order to generate new insights into the process and to relate a data-driven system for process monitoring and optimization to improve productivity and quality. The use of artificial intelligence (AI) methods is a promising approach for this.

The performance of AI and the potential to solve complex problems have increased rapidly in recent years. At the latest since the introduction of the chatbot ChatGPT from the company OpenAI, the whole topic of AI has taken on a much more practical character in society [RAY23]. AI methods have played a role in people's everyday lives for much longer and the use of AI in manufacturing companies is also increasing [JAVA23, PART24, ROCK24]. The most important prerequisite for a well-functioning AI model is a sufficiently large amount of data with high data quality, which can be evaluated on the basis of various factors as named in [ASKH13].

Even though the application of AI methods in wire EDM has already been dealt with in many works, it has not yet been possible to develop valid models that have been trained on the basis of sufficiently large amounts of data and retain their validity even under changed process conditions. For this reason, in this thesis a system is initially developed and implemented in this work, with which physical process data can be continuously recorded. By processing the data in real time, a memory for the high data volumes is realized. However, it is systematically validated that no irrelevant information is lost by reducing the amount of data; on the contrary, the density of information is increased.

In practice, wire EDM typically involves a main cut followed by one or more trim cuts, which sequentially enhance accuracy and surface quality. Since the main cut has a significant impact on productivity and contour accuracy, the main cut machining is examined in this thesis.

Based on the data, AI-based models are developed in this thesis, which enable both quantitative predictions regarding component quality and qualitative predictions regarding process performance. These predictions are realized in regression and classification models using various AI methods. To this end, the relevant input and output parameters are first systematically identified and evaluated. Subsequently, a sufficiently high number of experiments are carried out with defined process conditions and data is generated in order to train, validate and test the models. Finally, the findings are transferred to a concept that enables machine users to digitize, monitor and optimize their processes using external software simply by equipping a data acquisition system without data science expertise. For this purpose, the findings are transferred to the development of a DT in an industrial environment.

Einleitung

Die Forderung nach Klimaneutralität im regulären Wettbewerb treibt die Unternehmen dazu an, zum einen den Wirkungsgrad der hergestellten Produkte kontinuierlich zu verbessern und zum anderen auch die Fertigung möglichst effizient zu gestalten [BUND21]. Hinzu kommen insbesondere in Hochlohnländern wie Deutschland wirtschaftliche Herausforderungen, die neben einer Steigerung der Produktivität und Produktqualität auch die Reduzierung der Kosten erfordern, um als Produktionsstandort weiterhin konkurrenzfähig gegenüber Niedriglohnländern zu bleiben [BREC11]. Zusätzlich müssen viele Branchen Lösungen für den wachsenden Fachkräftemangel in der produzierenden Industrie finden [BURS24]. Um dies in der Fertigung zu realisieren, werden einzelne Fertigungstechnologien oder ganze Prozessketten optimiert und automatisiert. Die Automatisierung setzt stabile und adaptive Prozesse voraus, die keine manuellen Eingriffe mehr benötigen. Die Flexibilität einzelner Prozesse, die in vielen Bereichen gefordert wird, stellt jedoch aufgrund sich kontinuierlich verändernder Bedingungen große Herausforderungen dar [BREC11].

Im Kontext von Industrie 4.0 werden datengetriebene Automatisierungssysteme gefordert und als Enabler für eine hohe Konkurrenzfähigkeit der produzierenden Unternehmen in Hochlohnländern gesehen. Um solche Systeme zu entwickeln und in ein ganzheitliches Ökosystem zu implementieren, werden durch die zunehmenden Möglichkeiten der Digitalisierung sogenannte Digital Twins (DT) entwickelt. In dieser Arbeit findet die Definition von Bergs et al. [BERG20c, BERG21] Anwendung, die einen DT im Kontext der Fertigungstechnologie wie folgt beschreibt: *„Der digitale Zwilling eines Assets ist das virtuelle Abbild seines physikalischen Zustands - Zustandsänderungen sind beschrieben durch Modelle und gestützt durch Daten.“* Diese könnten zum Beispiel prozessbedingte Zustandsänderungen eines Werkstücks sein. Nach Shao et al. [SHAO20] unterscheidet sich ein DT von einem traditionellen Simulationsmodell durch seine regelmäßige Verbindung zum realen physikalischen Objekt im Sinne eines Monitorings. Nach der CIRP Enzyklopädie der Produktionstechnik ist der DT ein virtuelles Abbild eines realen Geräts, Objekts, einer Maschine, einer Dienstleistung oder eines immateriellen Assets, das dessen Eigenschaften und Verhalten anhand von Modellen, Daten und Informationen innerhalb seines Lebenszyklus beschreibt [STAR19]. Einen aktuellen und umfassenden Überblick über die Methodik des DT in allen Bereichen der Produktionstechnik gibt [JONE20].

Die Implementierung von DTs für einzelne Fertigungstechnologien ist notwendig, um die Produktion ganzheitlich zu digitalisieren. Die Funkenerosion (EDM) wird meist als alternatives Fertigungsverfahren für hochpreisige Produkte eingesetzt [KLOC14a]. Die Vorteile gegenüber anderen Fertigungstechnologien sind die hohe Flexibilität und Genauigkeit. Aufgrund der steigenden Nachfrage nach Werkstoffen mit hoher thermomechanischer Festigkeit wird die Drahtfunkenerosion zunehmend für eine Vielzahl von Anwendungen eingesetzt, z. B. im Werkzeug- und Formenbau sowie in der Luftfahrtindustrie [BOOS18, HEID21]. Dabei ergibt sich insbesondere aus der Überwachung und Automatisierung des Erodierprozesses die Notwendigkeit der

Einbindung in eine vernetzte adaptive Produktion im Kontext von Industrie 4.0. Die Nutzung von Prozessdaten in der Drahtfunkenerosion stellt dabei jedoch eine große Herausforderung für die Entwicklung eines DT dar. Aufgrund der prozessbedingt hohen Datenmenge durch Millionen von einzelnen Entladungen im einstelligen Mikrosekundenbereich und des stochastischen Prozessverhaltens muss zunächst eine valide Datenerfassung und -verarbeitung entwickelt und implementiert werden. Eine anschließende Analyse soll vorhandenes Expertenwissen und bestehende physikalische Modelle mit den Daten verknüpfen, um zum einen neue Erkenntnisse über den Prozess zu generieren und zum anderen ein datengetriebenes System zur Prozessüberwachung und -optimierung zur Verbesserung von Produktivität und Qualität zu realisieren. Dazu ist die Anwendung von Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI) ein vielversprechender Ansatz.

Die Leistungsfähigkeit von KI und das Potential komplexe Probleme zu lösen sind in den vergangenen Jahren rasant gestiegen. Spätestens seit der Einführung vom Chatbot ChatGPT der Firma OpenAI hat das ganze Thema KI einen wesentlich praxisnäheren Charakter in der Gesellschaft erhalten [RAY23]. Dabei haben KI-Methoden schon wesentlich länger eine Rolle im Alltag der Menschen eingenommen und auch der Einsatz von KI in produzierenden Unternehmen wird zunehmend größer [JAVA23, PART24, ROCK24]. Die wichtigste Voraussetzung für ein gut funktionierendes KI-Modell ist eine hinreichend große Datenmenge mit hoher Datenqualität, welche anhand unterschiedlicher Faktoren bewertet werden kann, wie in [ASKH13] beschrieben.

Auch wenn schon in vielen Arbeiten die Anwendung von KI-Methoden in der Drahtfunkenerosion behandelt wurde, konnten noch keine validen Modelle entwickelt werden, die auf Basis ausreichend großer Datenmengen trainiert wurden und auch bei veränderten Prozessbedingungen ihre Gültigkeit behalten. Daher wird in dieser Arbeit zunächst ein System entwickelt und implementiert, mit dem sich kontinuierlich physikalische Prozessdaten aufzeichnen lassen. Durch eine Datenverarbeitung in Echtzeit wird ein Speichern der hohen Datenmengen ermöglicht. Dabei wird kontrolliert, dass durch die Reduktion der Datenmenge keine relevanten Informationen verloren gehen, sondern im Gegenteil, die Informationsdichte erhöht wird. In der Praxis werden beim Drahtrodieren in der Regel ein Hauptschnitt und ein oder mehrere Nachschnitte nacheinander ausgeführt, um die Genauigkeit und Oberflächenqualität zu erreichen. Da der Hauptschnitt einen erheblichen Einfluss auf die Produktivität und Konturgenauigkeit hat, wird in dieser Arbeit die Hauptschnittbearbeitung untersucht.

Basierend auf den Daten werden KI-Modelle entwickelt, die sowohl quantitative Prognosen bezüglich der Bauteilqualität als auch qualitative Prognosen bezüglich der Prozessperformance ermöglichen. Dies wird in Regressions- und Klassifikationsmodellen unter Anwendung verschiedener KI-Methoden realisiert. Dazu werden die relevanten Input- und Output-Parameter zunächst systematisch identifiziert und bewertet. Nachfolgend werden unter definierten Prozessbedingungen eine hinreichend hohe Anzahl an Experimenten durchgeführt und Daten erzeugt, um die Modelle zu trainieren und zu testen. Abschließend werden die Erkenntnisse für die Entwicklung eines DT in einem industriellen Umfeld übertragen.