

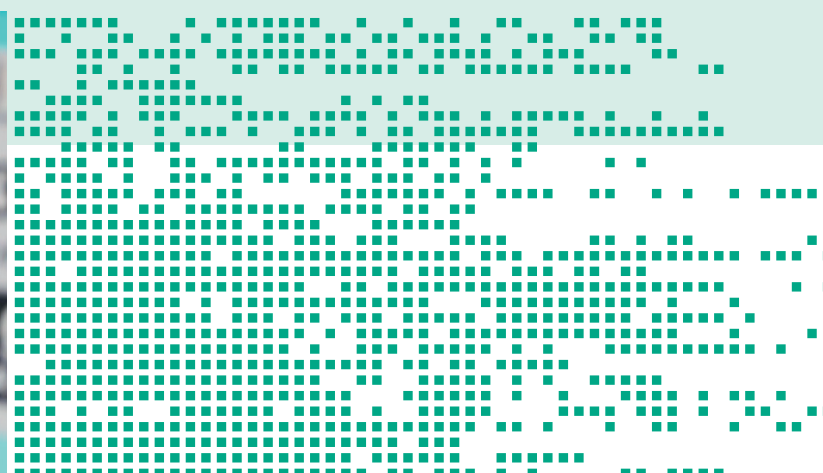
Im Fokus: Digitalisierung in der Oberflächentechnik

In der Oberflächentechnik nehmen sowohl die Qualitätsanforderungen als auch der Kostendruck stetig zu. Zusätzlich steigt – wie in einer vom BMWi in Auftrag gegebenen Studie festgestellt wurde – kontinuierlich die Komplexität der Produkte¹, wodurch auch die Anforderungen an die fachliche Expertise immer höher werden. Ein Ansatz, um die geforderte, äußerst umfangreiche Wissensbasis zumindest zum Teil bereitzustellen, sind digitale Zwillinge, in denen relevante Prozess- und Produkteigenschaften durch Simulationsmodelle repräsentiert sind. Bei einem echtzeitfähigen digitalen Zwilling besteht zudem die Möglichkeit, z. B. auf Produktionsschwankungen oder neue Produktanforderungen schnell und vorhersagbar zu reagieren.

Bisher basieren Simulationscodes vorwiegend auf phänomenologischen, d. h. physikalischen und/oder chemischen Modellen, in denen jedoch die Prozess- und Produkteigenschaften oft nur unvollständig wiedergegeben werden oder die einen erheblichen Rechenaufwand erfordern. Datengetriebene Modelle, die auf Kennfeldern oder Methoden der künstlichen Intelligenz (KI) – insbesondere dem Deep Learning – basieren, umgehen diese Problematik.

Außerhalb der Oberflächentechnik werden KI-basierte Methoden bereits erfolgreich für Websuchen, Empfehlungssysteme, Bilderkennung, Spracherkennung und Textgenerierung eingesetzt. Um KI auch in der Oberflächentechnik einsetzen zu können, müssen produkt- und prozessübergreifende Datenbanken aufgebaut werden, indem Prozessdaten in-situ erfasst und die Ergebnisse nachgelagerter Proben- und Produktanalytik entsprechend eingebunden werden. Die Daten bilden die Grundlage für auf die spezifischen Produkte und Prozesse trainierte digitalen Zwillinge, bestehend aus einer Kombination vereinfachter physikbasierter Modelle mit KI-Methoden.

Mit den digitalen Zwillingen lassen sich die Produktionsprozesse modellbasiert regeln und optimieren sowie erforderliche Wartungen vorhersagen. Qualität, Durchsatz und Reproduzierbarkeit von Beschichtungsprozessen in der Oberflächentechnik können so verbessert und gleichzeitig der Einfluss auf die Umwelt verringert werden.



Die Visualisierung der Prozessdaten spielt eine zentrale Rolle bei der Digitalisierung.

¹Bischoff, J. ; et al.: Erschließen der Potenziale der Anwendung von Industrie 4.0 im Mittelstand. Mülheim an der Ruhr: agiplan, 2015, XIV, 386 S.



Die digitale Transformation und insbesondere Ansätze der künstlichen Intelligenz sind Treiber für modulare, flexible und skalierbare Produktionssysteme und Gegenstand aktueller Arbeiten am Fraunhofer IST.»

Prof. Dr.-Ing. Christoph Herrmann / Institutsleiter



Mitarbeiter des Fraunhofer IST diskutieren die aktuellen Prozessparameter.

Umstrategie für ein Data-Mining-Projekt

Das CRISP-DM-Modell (Cross Industry Standard Process for Data Mining) ist ein Standardmodell für Data Mining, welches weit verbreitet, branchenübergreifend und öffentlich zugänglich ist. Dieses Modell wurde um 1996 von namhaften Unternehmen entwickelt und bietet eine sehr gute Möglichkeit, Data-Mining-Projekte sinnvoll abzubilden und abzuarbeiten. Das Modell, an dem wir uns auch in unseren Digitalisierungsprojekten am Fraunhofer IST orientieren, gliedert sich in sechs Phasen, wobei einzelne Prozessphasen auch wiederholt durchlaufen werden können. Im Folgenden werden die einzelnen Phasen kurz beschrieben und beispielhaft mit Projekten des Fraunhofer IST illustriert.



Eine zentrale Datenerfassung bietet die Chance, Daten auszuwerten und Korrelationen zu erkennen. Mit der Digitalisierung unserer Prozesse schaffen wir die Voraussetzungen für den Einsatz künstlicher Intelligenz.«

Dipl.-Phys. Holger Gerdes / Wissenschaftlicher Mitarbeiter





Phase 1: Geschäftsverständnis

Die erste Phase des CRISP-DM ist eine Grundvoraussetzung für ein erfolgreiches Abschließen des Projekts. In dieser Phase werden die Ziele und Anforderungen des Data Mining festgelegt. Hierbei sollte das Ziel **»SMART«** sein, d. h. **»spezifisch, messbar, akzeptiert, realistisch und terminiert«**. Nur so lässt sich auch nach Abschluss des Projekts feststellen, ob das Data Mining wirklich erfolgreich war.

Das Fraunhofer IST kann mit seiner jahrzehntelangen Erfahrung und den über 200 Mitarbeitenden auf eine ausgezeichnete Expertise im Bereich der Schicht- und Oberflächentechnik zurückblicken und hat bereits zahlreiche Digitalisierungsprojekte umgesetzt. Hierbei standen unterschiedlichste Fragestellungen im Vordergrund. Ein Beispiel ist die Integration von am Markt befindlichen Umgebungssensoren auf Basis von MQTT über WLAN zur Erfassung der Raumtemperatur, der Luftfeuchtigkeit und des Luftdrucks, um die genannten Parameter automatisiert in Datenbanken zu speichern und die Mitarbeitenden bei Unter- bzw. Überschreiten von Grenzwerten automatisiert per E-Mail zu informieren.

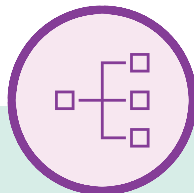
Die Datensicherung erfolgt dabei in zentralen Datenbanken, welche zusätzlich ergänzende Informationen z. B. über die Laborumgebungsbedingungen, Temperatur, Luftfeuchtigkeit und Luftdruck enthalten. Des Weiteren werden am Fraunhofer IST Webseiten als Upload-Front-End für die Mitarbeiter zur Verfügung gestellt. Diese Upload-Seiten nehmen fast beliebige Dokumentformate entgegen und speichern diese in aufbereiteter Form ebenfalls in Datenbanken ab.



Phase 3: Datenaufbereitung

Nach Abschluss der ersten beiden Phasen ist sichergestellt, dass die Daten zum Projektziel passen und nun für den nachfolgenden Prozess aufbereitet werden können. Das Ziel der dritten Phase ist, einen Datensatz mit allen notwendigen, korrekt formatierten Werten der Modellierung zu übergeben. Hierzu müssen die oftmals unterschiedlichen Datenquellen zusammengeführt werden, Fehler in den Datensätzen geeignet korrigiert und falls notwendig neue Variablen entwickelt werden.

Am Fraunhofer IST wurden zu diesem Zweck beispielsweise Software-Tools entwickelt, die es ermöglichen, automatisiert große Mikroskopbilder in kleinere Einheiten zu teilen, in Helligkeit, Kontrast und Farbraum zu bearbeiten und darüber hinaus den Dateinamen mit Zusatzinformationen zu versehen. Bei Bedarf kann die Datenaufbereitung innerhalb von Datenbanken erfolgen. Dazu werden neue Tabellen angelegt, welche die agglomerierten Informationen enthalten.



Phase 2: Datenverständnis

In der zweiten Phase des Projekts erfolgt dann der Abgleich des Projektziels mit den vorhandenen Datensätzen. In dieser Phase soll entschieden werden, ob die Datenbestände ausreichen, um das Projektziel mit guten Erfolgsaussichten zu erreichen. Falls alle notwendigen Daten vorliegen, kann mit der nächsten Phase begonnen werden. Falls die Daten nicht ausreichend sind, muss entweder das Projektziel neu definiert werden oder die Daten müssen nachgetragen oder -erfasst werden.

Hierbei setzt das Fraunhofer IST unter anderem auf OPC-UA-Server zur Datenbereitstellung. Diese Server sind bei Anlagenneuanschaffungen bereits implementiert, aber auch schon erfolgreich in Bestandsanlagen nachträglich integriert worden. Sie ermöglichen eine automatisierte Erfassung und Sicherung der Prozessparameter.



Phase 4: Modellierung

In der Phase der Modellierung wird nach einer passenden Methode zur Lösung der Problemstellung gesucht. Die möglichen Methoden umfassen den Einsatz einfacher Statistik, semi-empirischer Modelle oder Machine-Learning-Algorithmen bis hin zu neuronalen Netzwerken.

Am Fraunhofer IST werden Machine-Learning-Algorithmen in Kooperation mit Partnern zur Vorhersage von Schichteigenschaften und Prozessparametern und neuronale Netzwerke in der Bilderkennung eingesetzt.



Phase 5: Evaluierung

In der Modellierungsphase wird ausschließlich das Modell getestet. In der Evaluierungsphase geht es darum, die gesamte Verarbeitungsroutine zu testen und zu klären, ob der Prozess von der Datenaufnahme über die Verarbeitung und Modellierung zuverlässig funktioniert. Diese sogenannten Pipelines sollten dabei auch robust gegenüber Fehlern wie dem Ausbleiben von Daten tolerant sein.



Phase 6: Bereitstellung

In der letzten Phase wird das Projekt in die Unternehmensprozesse integriert. Alle am Fraunhofer IST aufgesetzten Digitalisierungsprojekte sind in Docker-Containern aufbereitet und können somit sehr einfach auch auf andere Systeme portiert werden.

Glossar

Data Mining

Viele Prozesse in der Oberflächentechnik sind sehr komplex und Korrelationen zwischen unterschiedlichen Prozessparametern oftmals nicht direkt erkennbar. Data Mining unterstützt dabei, Trends und Zusammenhänge zu erkennen, indem es statistische Methoden auf die Datenbestände anwendet. Der Begriff »Daten-Abbau« ist dabei etwas irreführend, da es nicht um die Generierung der Daten selbst geht, sondern um einen Wissensgewinn.

MQTT

Message Queuing Telemetry Transport (MQTT) ist ein offenes Netzwerkprotokoll, welches für die Kommunikation zwischen Maschinen genutzt wird.

OPC-UA

Open Platform Communications Unified Architecture (OPC-UA) ist ein Industriestandard, um einen Datenaustausch plattformunabhängig zu realisieren.

Strukturierte und unstrukturierte Daten

Strukturierte Daten haben im Gegensatz zu unstrukturierten eine vordefinierte und formatierte Datenstruktur. Beispiele für strukturierte Daten sind Kreditkartennummern, Adressen, Barcodes und insbesondere relationale Datenbanken. Unstrukturierte Daten sind meist Texte wie E-Mails, Präsentationen, Berichte, Videos und Bilder.

Kontakt

Dipl.-Phys. Holger Gerdes
 Telefon +49 531 2155-576
 holger.gerdes@ist.fraunhofer.de