
KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

WIE KÖNNEN KMU KI NUTZEN

Gordon Lemme



Fraunhofer
IWU

Das Fraunhofer IWU im Profil

- Gründung am 1. Juli 1991
- ca. 620 Mitarbeiter
- 41,5 Mio. Euro Jahresetat
- Leitthema "Ressourceneffiziente Produktion"



Hauptabteilung Cyber-physische Produktionssysteme

Schwer- punkte

IIoT orientierte
Steuerungs-
architekturen

Engineeringmethoden
für CPPS

Technische
Informationssysteme
für Maschinen

Fertigungs-
technologien für
Smarte Produkte

Basis

- Aufgabenbasierte Programmierung
- Modell-Layer
- Steuerungsarchitektur und steuerungsinterne Kommunikation

- Gestaltung wandlungsfähiger PS und Zellen
- Designvorgehen offen für KI, ML
- Transfer von RB zwischen Design und Software

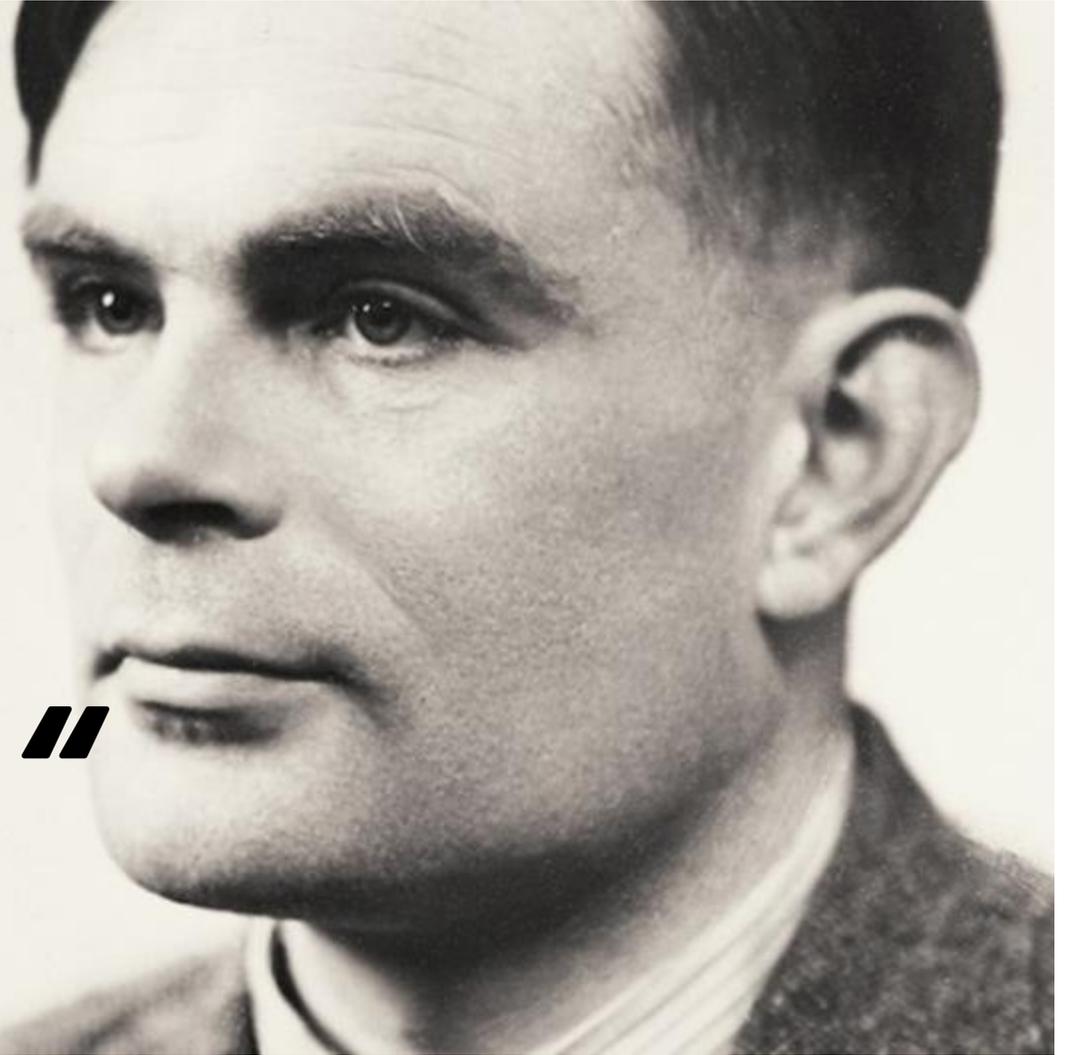
- Datenakquise, Vorverarbeitung
- Analyse (modellb, statistisch)
- Relevante Produktions- ML
- Datensicherheit/ Blockchain

- Produktgedächtnis und Sensorik
- Hochintegrierte, flexible Zellen (Montage und Prod.)
- Prozesse & Prozessführung an flexiblen Maschinen

Künstliche Intelligenz

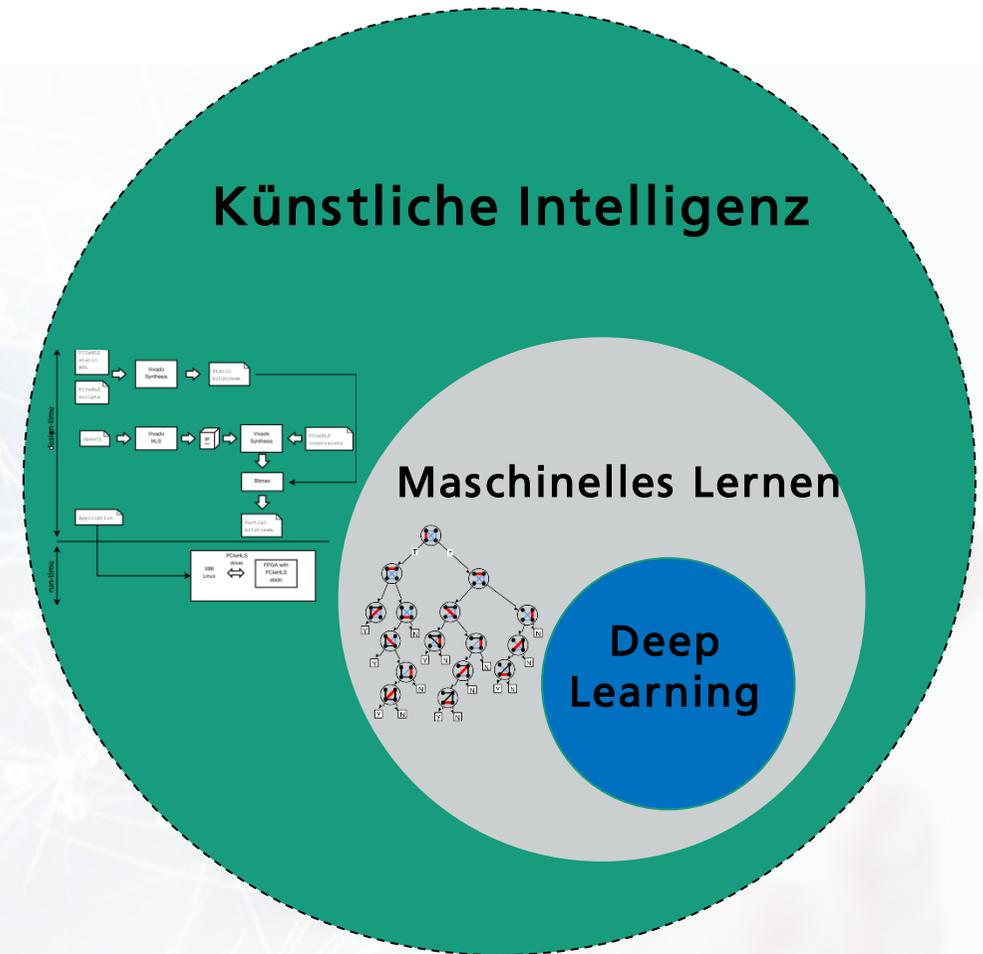
- britischer Mathematiker Alan Turing (1950) in „Computing Machinery and Intelligence“
Künstliche Intelligenz ist

***„ die Reaktion eines
intelligenten Wesens
auf die ihm gestellte Frage „***

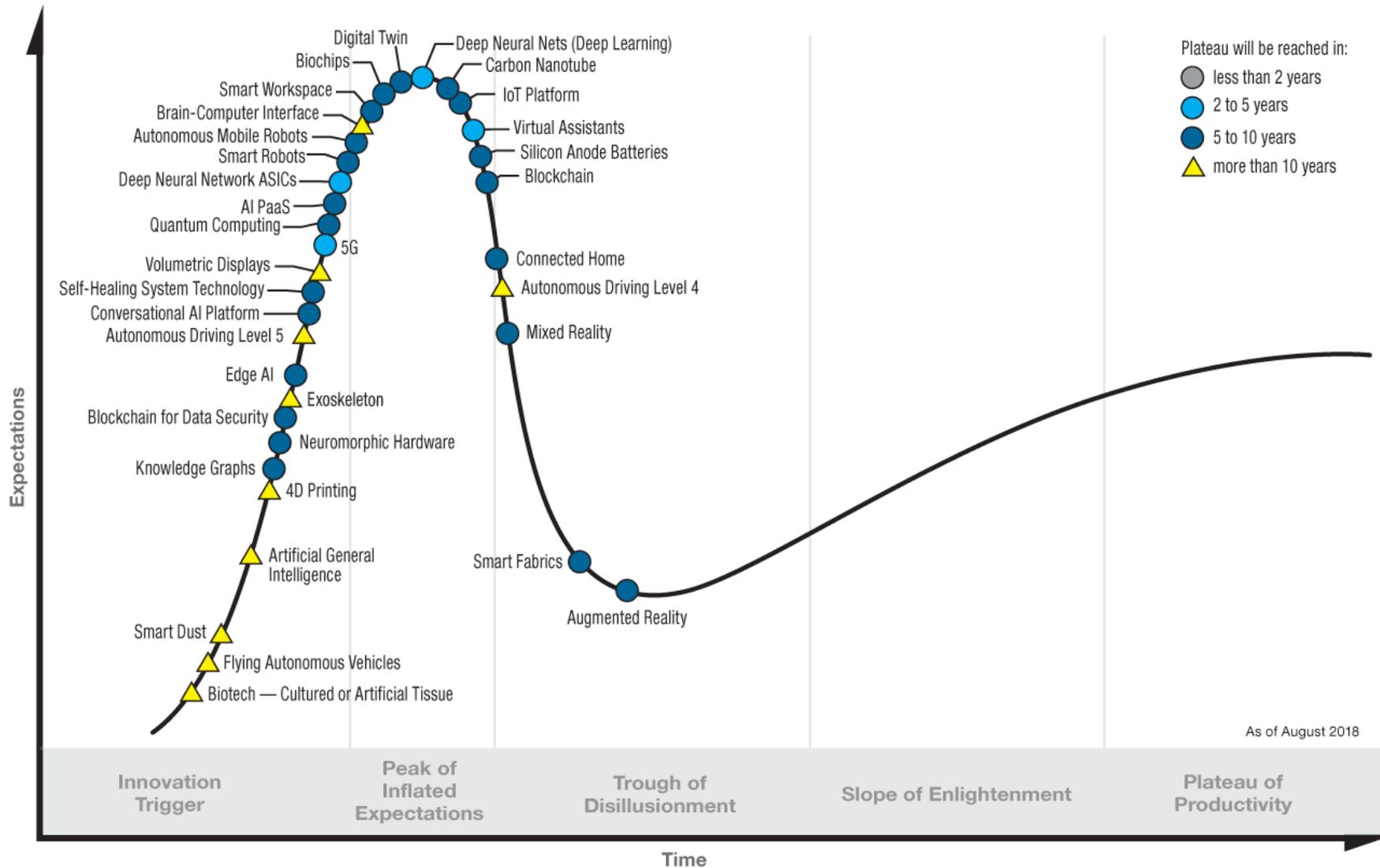


Künstliche Intelligenz

- ist ein wissenschaftlicher Bereich, der das maschinelle Lernen beinhaltet
- muss nicht nur Lernen, sie muss auch Wissen effizient abspeichern, einordnen bzw. sortieren und abrufen können
- sie muss ferner über eine Logik verfügen, wie sie das Wissen und das Gelernte einsetzen muss
- besteht aus einer breiten Palette aus Methoden, Algorithmen und Technologien, um Software so smart zu machen, dass sie auf Außenstehende wie eine menschliche Intelligenz wirkt



Hype Cycle for Emerging Technologies, 2018



Maschinelles Lernen

Künstliche Intelligenz (KI)

- Maschinen mit Fähigkeiten ausstatten, die intelligentem (menschlichem) Verhalten ähneln

Vorprogrammierte Regeln

- Manuell konstruierte Wissensbasis
- Explizit programmierte Lösungswege

```
tic %Start der Zeiterfassung
%Simulation des Blockmodells

sim('Dummy_Maschinengestell_ML15b');
%Auswertung der Ergebnisse
figure (1) %Diagramm 1 für Kühleitung S1
grid
hold on

plot (t_aus_1.Time,t_aus_1.data(:,1),'Color',[0 170/255 220/255], 'LineWidth',3)
legend('Temperatur Block 1','Temperatur Block 2','Temperatur Ausgang')
title('Kuehikanal S1')

xlabel('Zeit in s')
ylabel('Temperatur in °C')
set(gca,'fontSize', 25)

figure (2) %Diagramm 2 für Kühleitung F1
grid
hold on

plot (t_aus_2.Time,t_aus_2.data(:,1),'Color',[1 144/255 0], 'LineWidth',3)
legend('Temperatur Block 1','Temperatur Block 2','Temperatur Ausgang')
title('Kuehikanal F1')

xlabel('Zeit in s')
ylabel('Temperatur in °C')
set(gca,'fontSize', 25)

figure (3) %Diagramm 3 für Kühleitung M1
grid
hold on
```

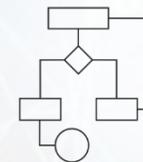
Maschinelle Lernverfahren

- Algorithmus/ Maschine lernt durch Wiederholen einer Aufgabe, diese bezüglich eines Gütekriteriums immer besser auszuführen
- Generierung von „Wissen“ aus „Erfahrung“



Angesehene Filme und Serien

Beispieldaten



$$f_m = \sum_{k=0}^{n-1} x_{2k} + e^{-\frac{2m}{2n}} \sum_{k=0}^{n-1} x_{2k} + e^{-\frac{2m}{2n}} \sum_{k=0}^{n-1} x_{2k} + e^{-\frac{2m}{2n}} \sum_{k=0}^{n-1} x_{2k+1}$$

mathematischer Algorithmus



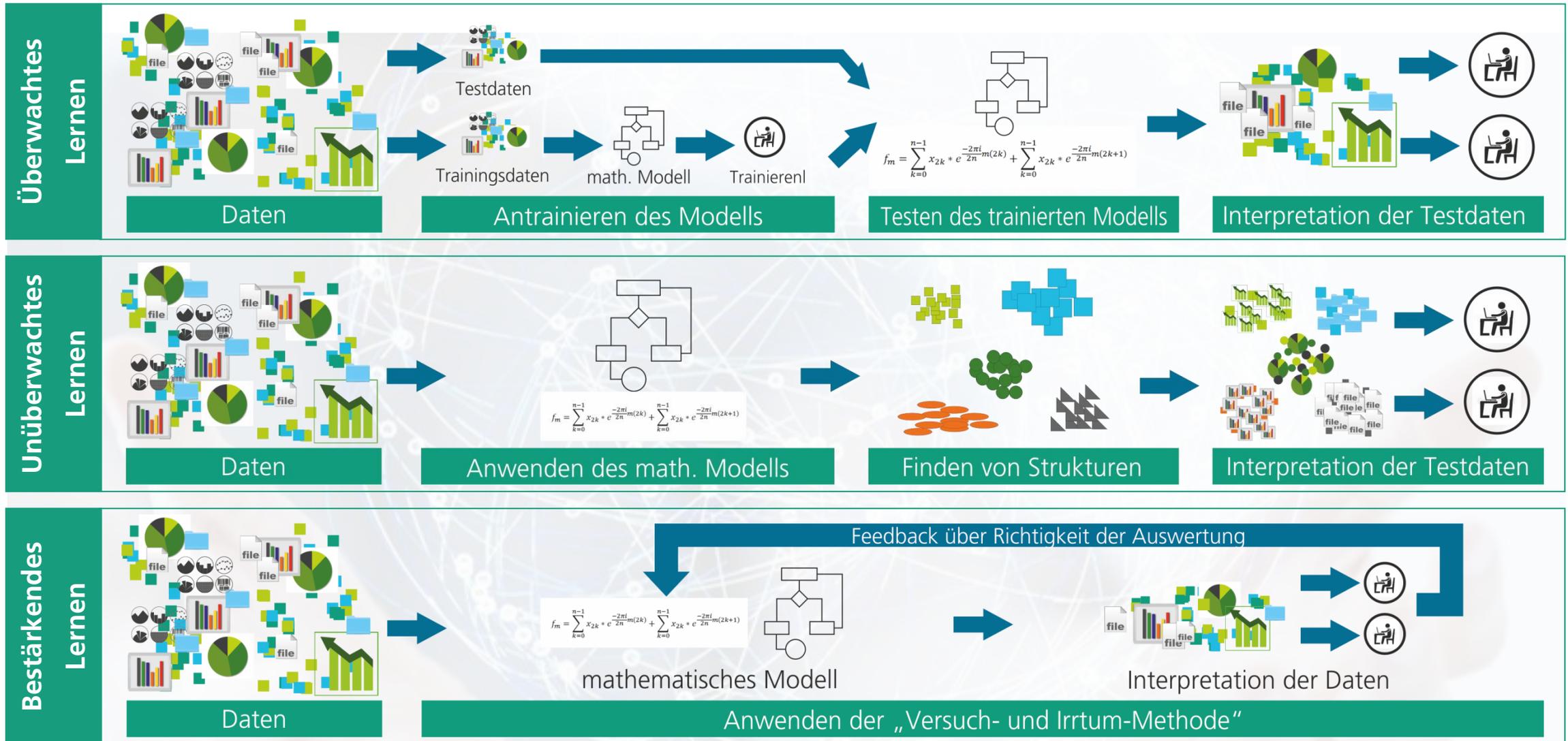
Empfehlungen für neue Filme und Serien

Interpretation der Daten

Warum werden diese Verfahren benötigt?

Wo liegen derzeit Grenzen dieser Verfahren?

Lernstile des Maschinellen Lernens



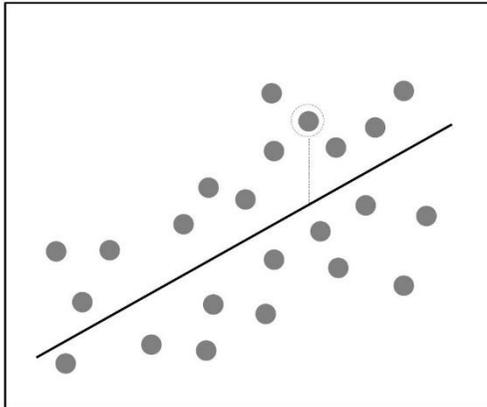
Arten des Maschinellen Lernens

Lern-stile	Überwachtes Lernen				Unüberwachtes Lernen			
Lern-modelle	Regression		Klassifikation		Clustering			Assoziation
Lern-verfahren	Regressions-analysen	Andere Verfahren	Entscheidungs-bäume	Andere Verfahren	Cluster-analyse	Instanzbasierte Algorithmen	Andere Verfahren	Assoziations-regeln
Lern-algorithmen	<ul style="list-style-type: none"> Lineare Regression Quadratische Regression Polynomiale Regression 	<ul style="list-style-type: none"> Multilayer Perceptron PCA LDA 	<ul style="list-style-type: none"> Classification Tree Random Forest Additional pruned Tree 	<ul style="list-style-type: none"> Multilayer Perceptron SVM K – Nearest Neighbour Back Propagation 	<ul style="list-style-type: none"> K-means Naive Bayes Fuzzy – C – means 	<ul style="list-style-type: none"> Self – organizing map Locally Weighted Learning (LWL) 	<ul style="list-style-type: none"> Grubbs Test SVM NMS Multilayer Perceptron 	<ul style="list-style-type: none"> Apriori GSP

Arten des Maschinellen Lernens

Überwachtes Lernen

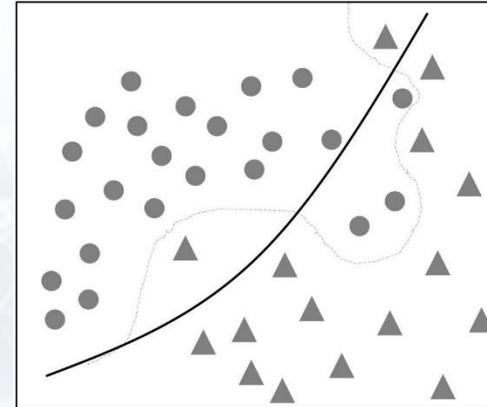
Regression



Beispiele

- Ausfallprognose
- Lebensdauervorhersagen

Klassifikation

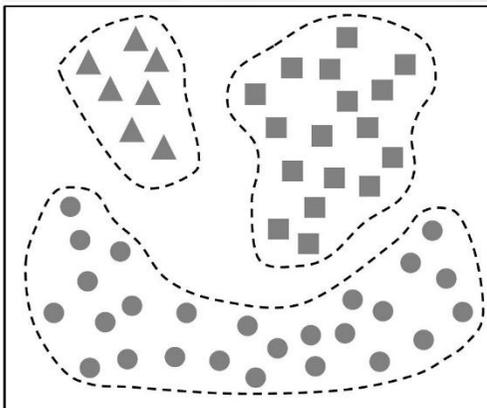


Beispiele

- Spamschutz
- Bilderkennung
- Schrifterkennung

Unüberwachtes Lernen

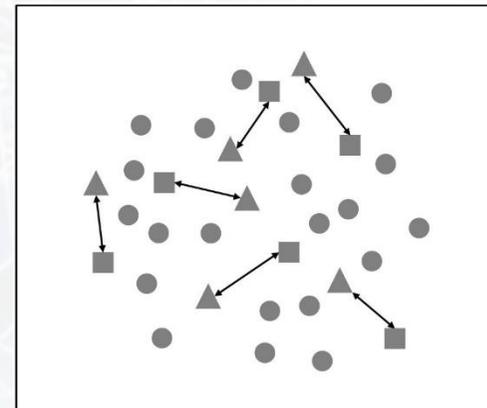
Clustering



Beispiele

- Personalisierte Werbung im Internet
- Empfehlungen (z.B. für Filme, Musik)

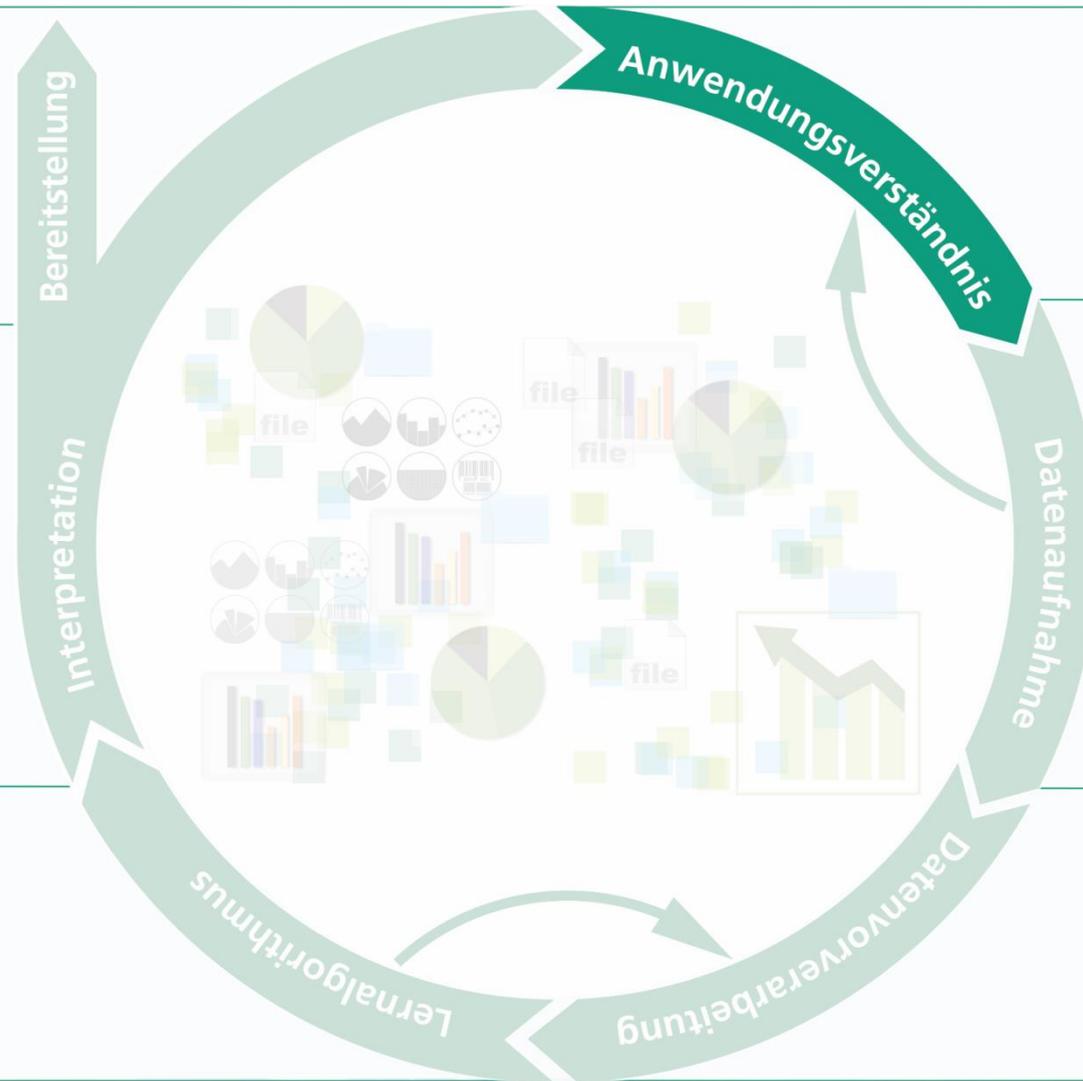
Assoziation



Beispiele

- Ausfallerkennung

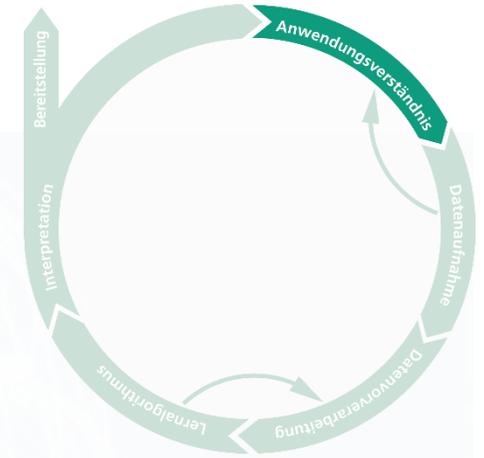
Vorgehensmodell zum Einsatz von ML – CRISP-DM



- Bestimmung spezifischer Zielstellung
- Bewertung der aktuellen Situation
- Festlegung von Anwendungszielen
- Erstellung eines Projektplans

Anwendungsverständnis

Praxisbeispiel Profilschienenführung



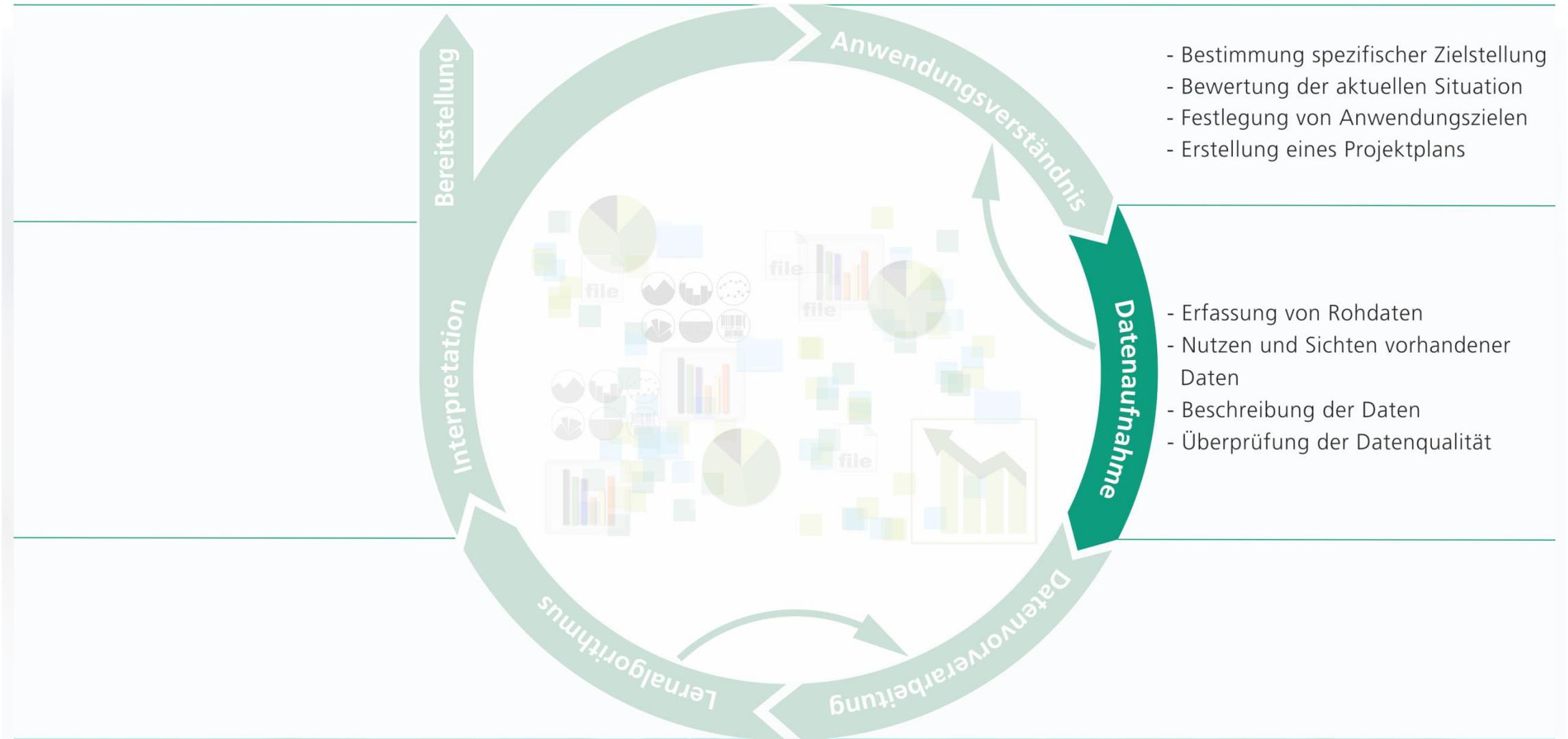
Bestimmung
spezifischer
Zielstellung

- Aktuelle Prozesssituation analysieren
- Ziele definieren



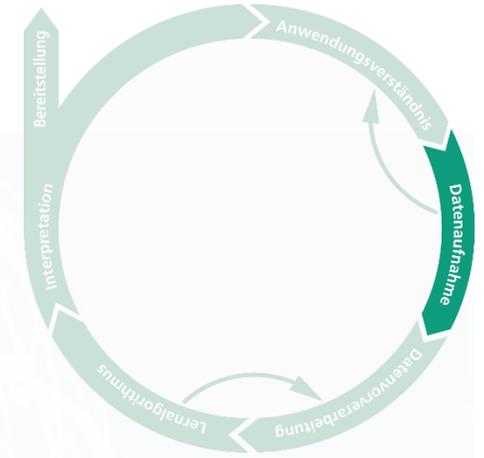
- Maschinenkomponente Profilschiene (PSF) unterliegt verschiedenen Ausfallszenarien und verursacht unvorhergesehene Kosten:
 - Mangelschmierung
 - Fehler eines Wälzkörpers
 - Fehler auf der Laufbahn
 - Ziel: Vorausschauende Wartung der Profilschienenführung durch Erkennung der verschiedenen Ausfallszenarien
 - Motivation: Kosten für unerwartete Wartungen minimieren
Stillstandzeiten der Maschine minimieren
- **Geschäftsziel: Kostenminimierung durch vorausschauende Wartung an der Profilschienenführung**

Datenverständnis und Datenaufnahme



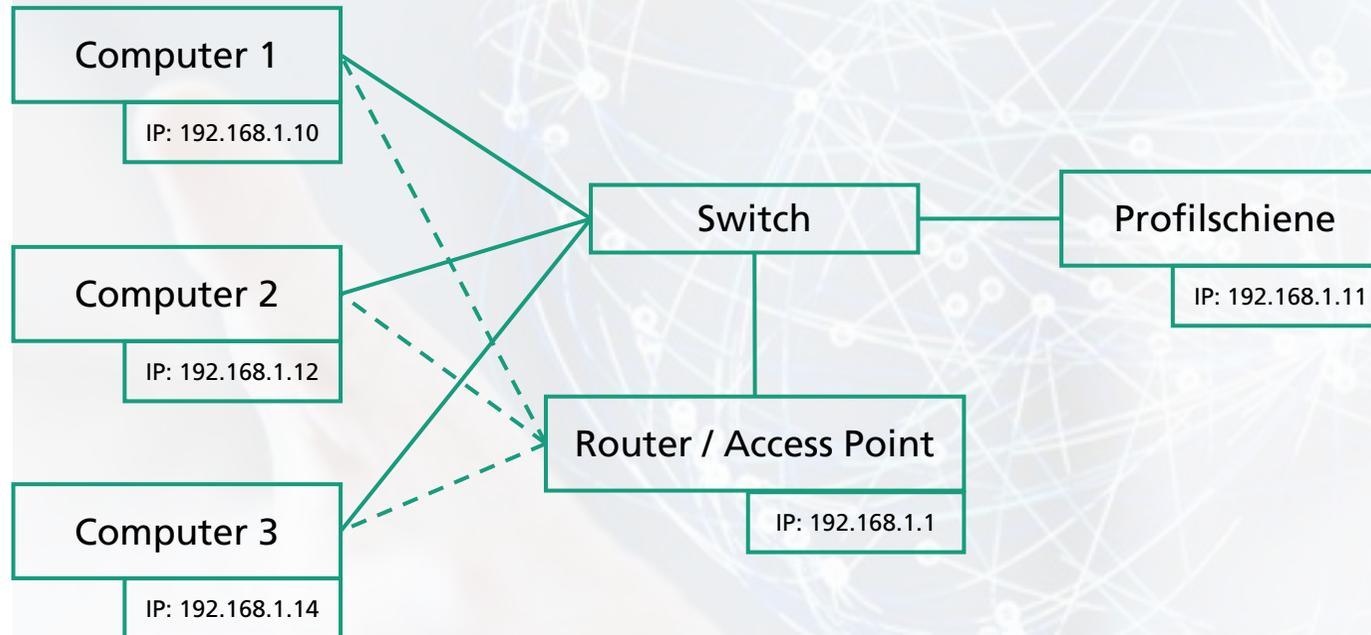
Datenverständnis und Datenaufnahme

Praxisbeispiel Profilschienenführung



Erfassung von Rohdaten

- Bestehende, Erworbene und Zusätzliche Daten sammeln
- Zusätzlich notwendige Daten erheben



Datenaufnahme über OPC – UA

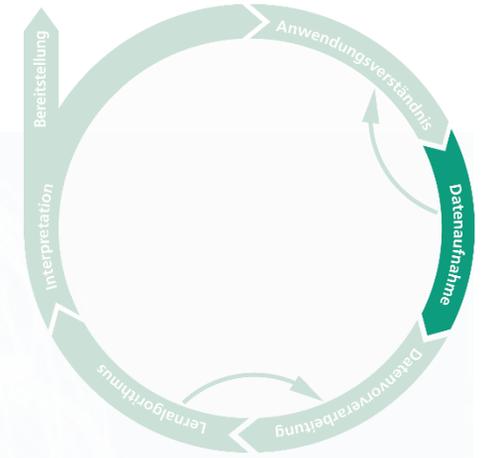
- Daten aus der Maschinensteuerung
- Kontinuierlicher Datenstrom (keine abgeschlossenen Datensätze)
- Robuste und sichere Kommunikation

Datenverständnis und Datenaufnahme

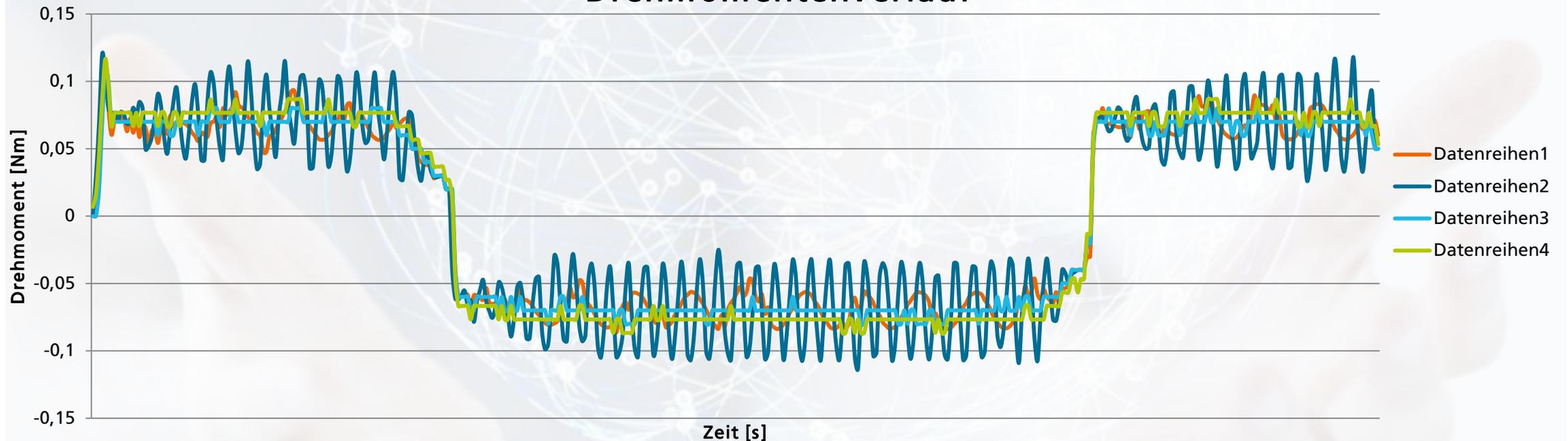
Praxisbeispiel Profilschienenführung

Beschreibung der Daten

- Visuelle Darstellung zur Datenanalyse erstellen

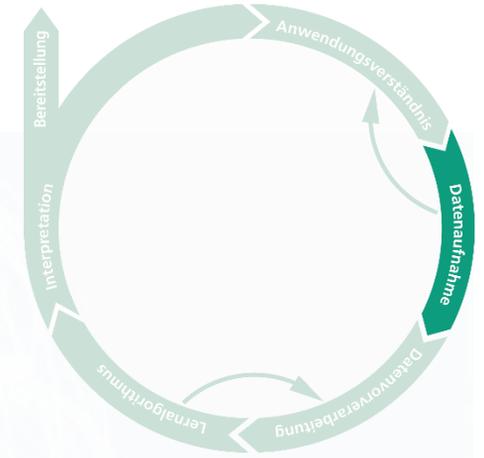


Drehmomentenverlauf



Datenverständnis und Datenaufnahme

Praxisbeispiel Profilschienenführung



Überprüfung der Datenqualität

- Qualitätsanalyse über Inkonsistenzen in den Daten durchführen

Index	Zeit [s]	Position [mm]	Geschwindigkeit [mm/min]	Drehmoment [Nm]
1	0.0		-2.289	
2	0.003		2.289	
3	0.008		-2.289	
4	0.019	-0.0005		
5	0.024	-0.0004		
6	0.011		0.0	
7	0.036	-0.0003	4.578	
8	0.039	0.0005	22.888	0.03
9	0.043	0.0027	52.643	0.07
10	0.047	0.0209	620.27	0.11
11	0.052	0.1012	1684.57	0.1
12	0.055	0.2259	1929.47	0.08
13	0.059	0.3553	1993.56	
14	0.064	0.4978	2256.77	
15	0.067	0.6568	2510.83	
16	0.072	0.8325	2742.0	0.07
17	0.075	10.245	2950.29	

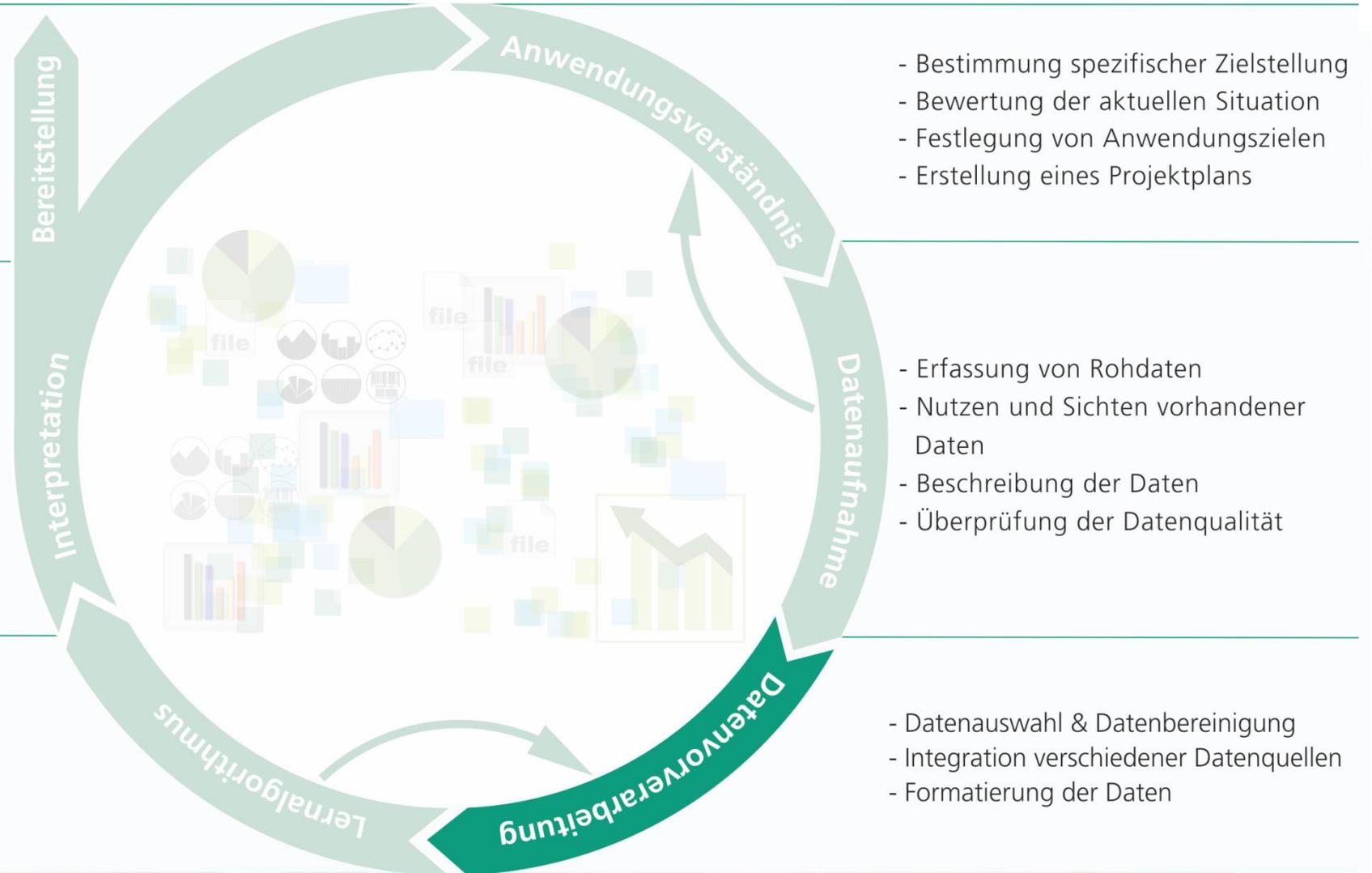
Inkonsistenzen in der Zeiterfassung

Leere Felder in den Datensätzen

Keine konstante Abtastrate

2 Nachkommastellen

Datenvorverarbeitung



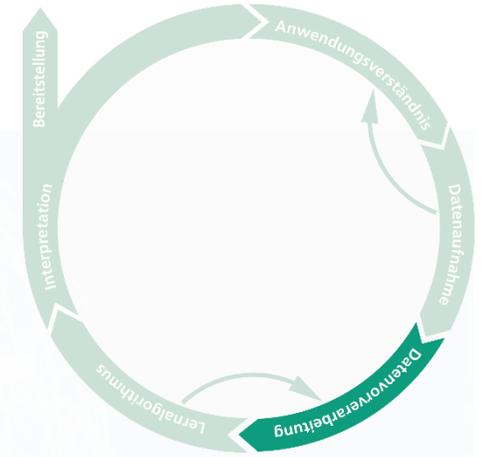
Datenvorverarbeitung

Praxisbeispiel Profilschienenführung

Datenauswahl & Datenbereinigung

- Für ML-Ziele relevante Daten auswählen
- Inkonsistente Daten bereinigen (z. B. Ausreißer, Rauschen)

- Relevante Daten für die definierten ML-Ziele
 - Zu lösendes Problem: Erkennung von Fehlern → benötigtes Lernmodell: Klassifikation
 - Klassifikation umso erfolgreicher, desto eindeutiger sich Daten unterscheiden
- Datenbereinigung
 1. Kodierung der Daten aufschlüsseln
 2. Leere Felder füllen
 3. Inkonsistente Zeitschritte bereinigen

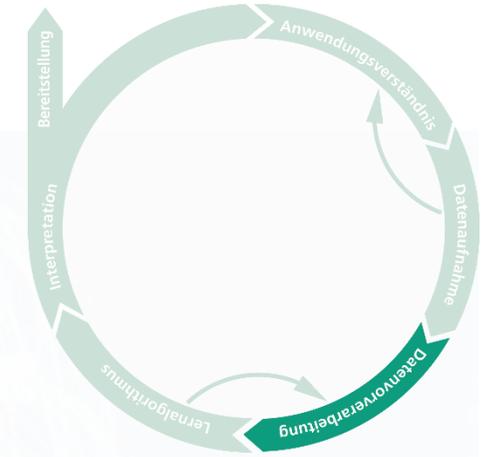


Datenvorverarbeitung

Praxisbeispiel Profilschienenführung

Aufbereitung der Daten

- Geeignetes Datenformat zur Weiterverarbeitung



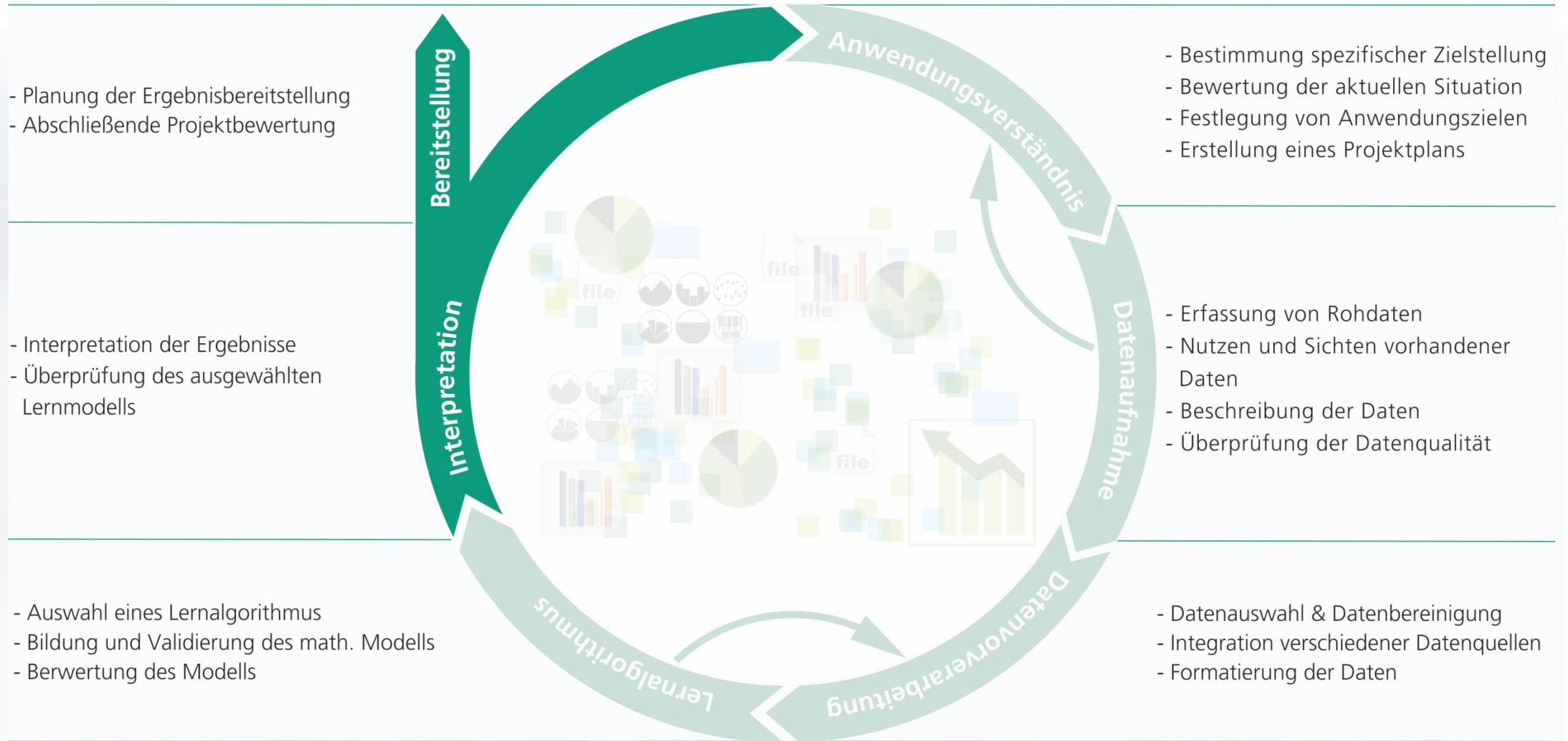
Gewünschtes Endformat: Excel-Arbeitsmappe

Wert1	Wert2	Wert3	Wert4	Wert5	Wert6	Wert7	Wert8	Wert9	Wert10	Wert11	...	Label
0	0,02	0,04	0,08	0,11	0,08	0,06	0,07	0,07	0,07	0,07	...	GUT
-3,044E-09	0,01	0,03	0,079998	0,11055	0,083552	0,061253	0,057143	0,065262	0,068334	0,066216	...	FehlerLaufbahn
-2,2258E-09	0,01	0,04	0,080001	0,12014	0,10109	0,071538	0,071382	0,081421	0,081432	0,070965	...	FehlerWK
0	0,01	0,03	0,080001	0,11019	0,081328	0,061448	0,071267	0,071258	0,070725	0,060093	...	FehlerWK
0	0	0,01	0,04	0,08	0,12	0,1	0,07	0,07	0,07	0,08	...	GUT
0	0	0,03	0,07	0,11	0,1	0,08	0,08	0,08	0,08	0,07	...	GUT
0,011912	0,011912	0,041912	0,081912	0,12191	0,10191	0,071912	0,071912	0,081912	0,081912	0,071912	...	Mangelschmierung
0	0,01	0,04	0,08	0,11	0,09	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	...	GUT
0	0	0,03	0,07	0,12	0,11	0,07	0,07	0,07	0,08	0,07	...	GUT
-1,6832E-09	0,03	0,05	0,099995	0,12989	0,092518	0,073307	0,07035	0,075855	0,074946	0,06987	...	FehlerLaufbahn
0,011275	0,021275	0,041275	0,091275	0,12127	0,10127	0,081275	0,081275	0,081275	0,081275	0,081275	...	Mangelschmierung
0,0073113	0,027311	0,027311	0,077311	0,12731	0,10731	0,077311	0,067311	0,077311	0,077311	0,077311	...	Mangelschmierung
-3,3668E-09	-9,4322E-08	0,03	0,070004	0,11026	0,078854	0,056531	0,068827	0,082065	0,076527	0,073982	...	FehlerLaufbahn

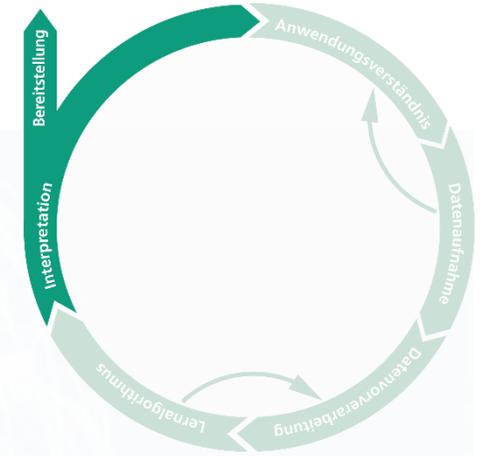
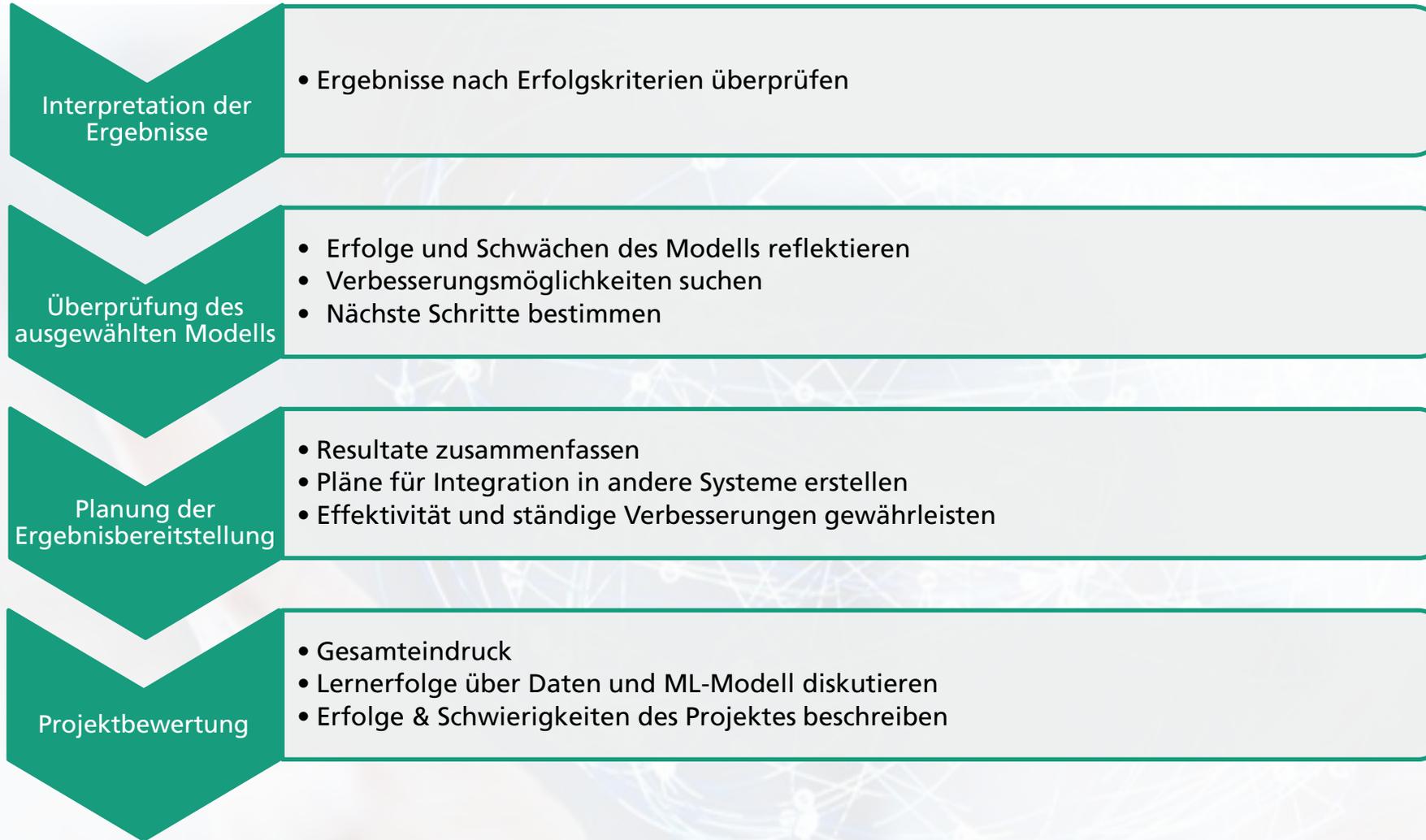
Anwendung eines Maschinellen Lernalgorithmus



Interpretation und Bereitstellung

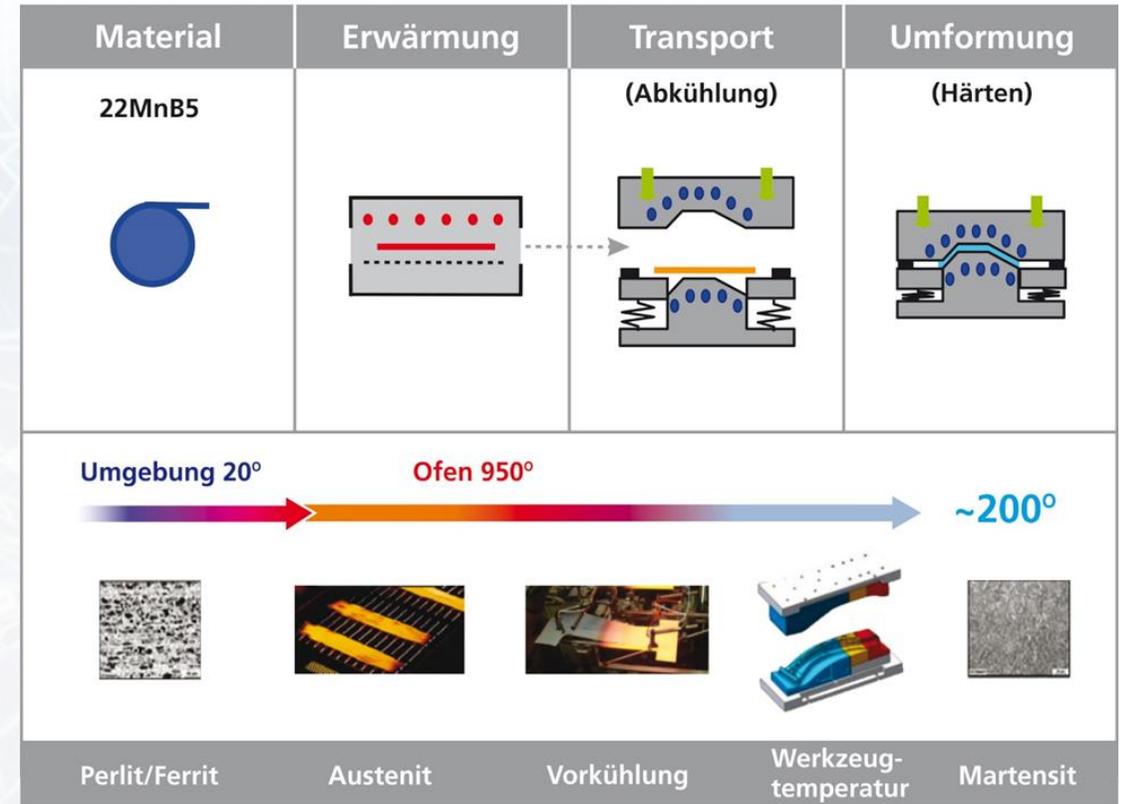


Interpretation und Bereitstellung



Beispiele von Maschinellem Lernen - Presshärten

- Homogene Temperaturverteilung über die Platine
- Blechdicke des Coils unterliegt Toleranzen
- Transportzeit, Zuhaltezeit und Presskraft kann im Prozess bestimmt werden
- Härte und resultierende Blechdicke an definierten Punkten dienen als Qualitätskriterien
- Fragestellung:
Wie kann auf Basis der erzeugten Daten ein vereinfachtes Presshärtemodell erstellt werden, um Vorhersagen über die Qualität zu erhalten?



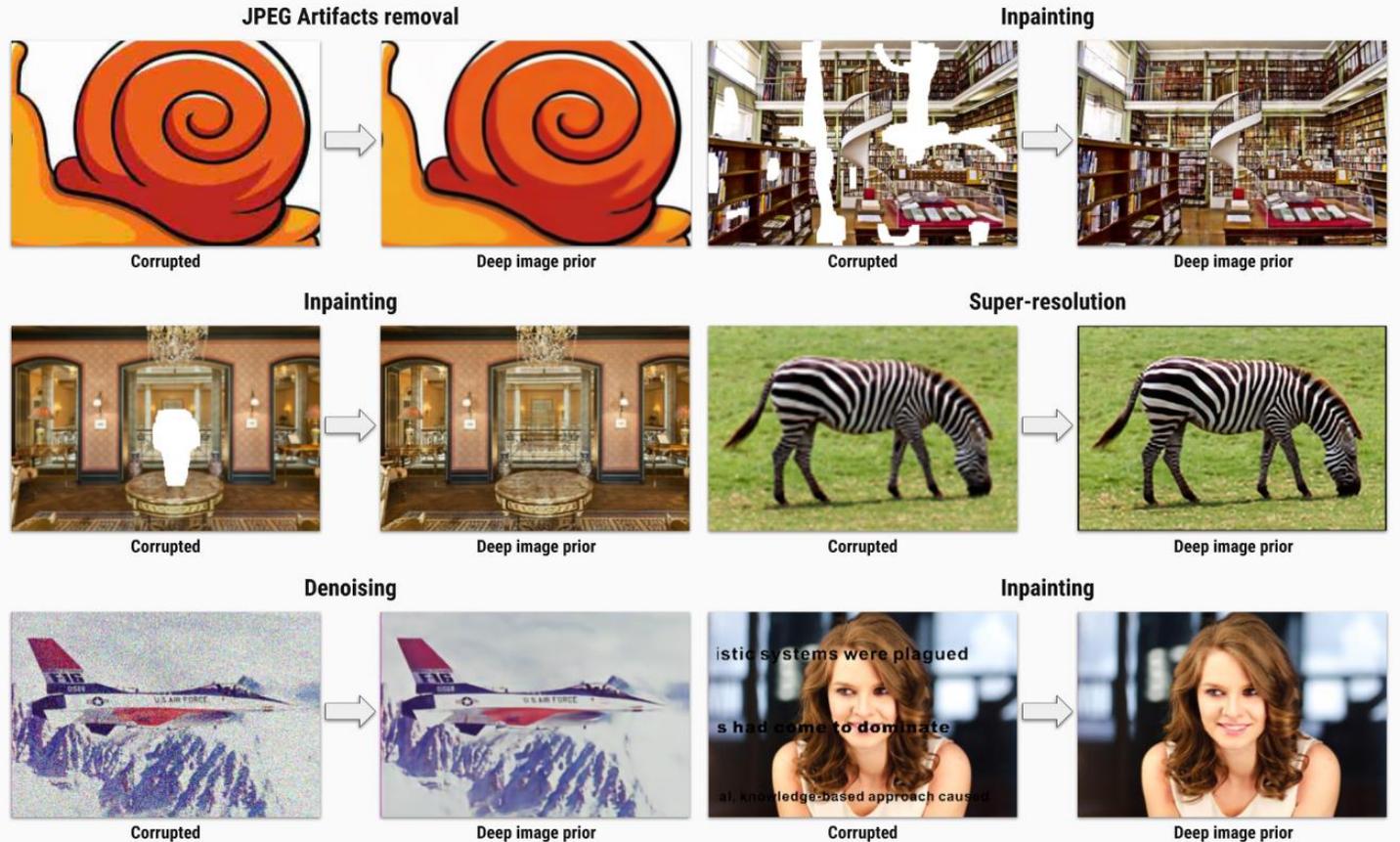
Beispiele von Maschinellem Lernen – Chatbots (Tay)

- Microsoft Entwicklung, wie künstliche Intelligenz im Alltag lernen kann
- Dienst nur 24 Stunden nach seinem Start wieder abgeschaltet
- Aufgabe Profile von Nutzern zu erstellen und die Kommunikation so zu personalisieren



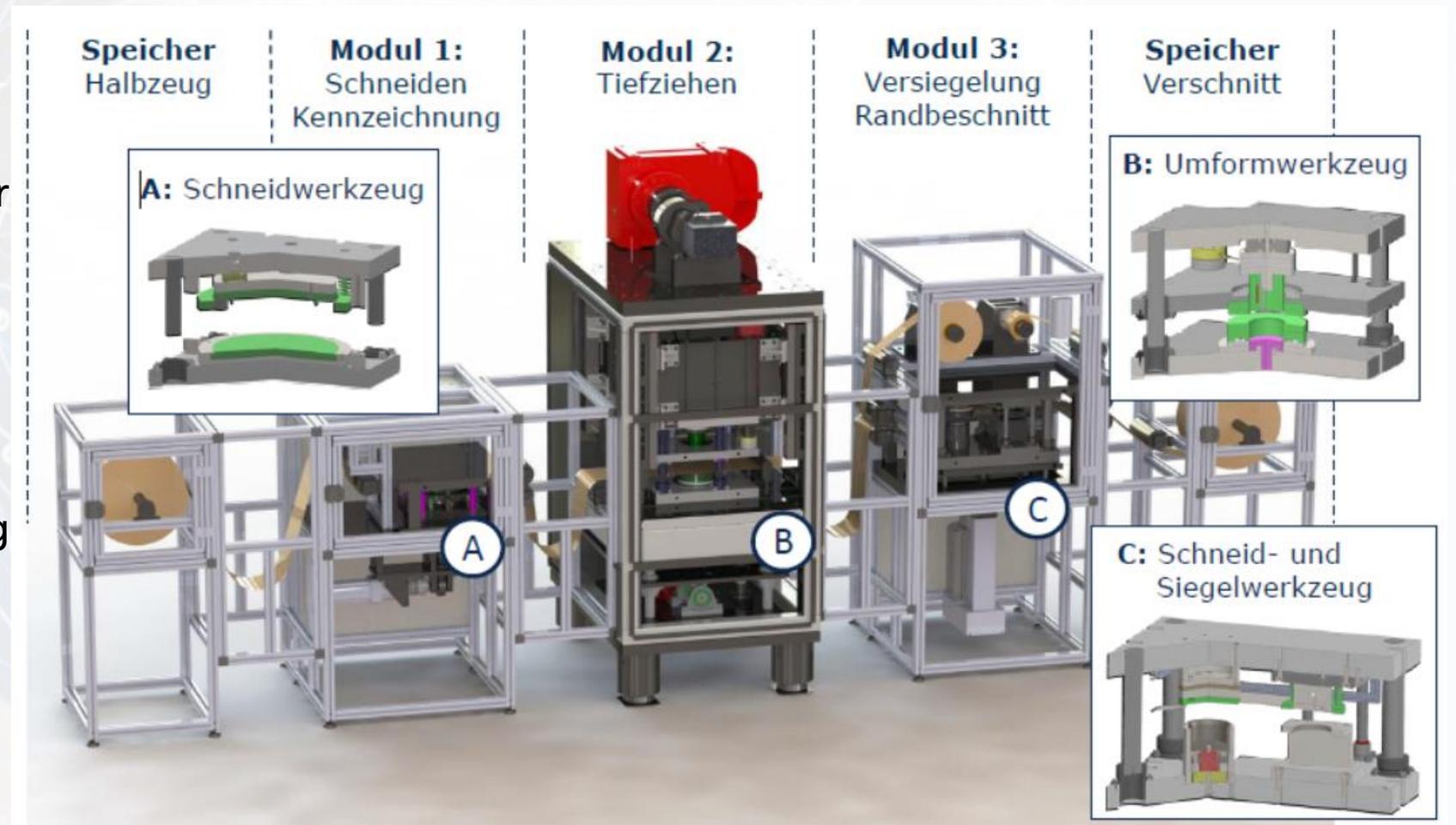
Maschinelles Lernen - Tiefenbildvorhersage

- Neuronales Netz
- Frei verfügbare Bibliothek (deep-image-prior)
- Bildverbesserung
 - Bildglättung
 - Rauschbeseitigung
 - Artefaktbeseitigung
 - Einarbeitung



Maschinelles Lernen – Parameterbestimmung Becheranlage

- Papierfeuchtigkeit unterliegt Schwankungen, die zur Rissbildung führt
- Qualität beim Kartontiefziehen verbessern
- Regressionsbaum zur Zielgrößenbestimmung:
: Faltenzahl



Maschinelles Lernen - Objekterkennung

- Tensorflow API
- Frei verfügbare Schnittstelle
- Objekterkennung durch Klassifikation



Maschinelles Lernen - Rattervorhersage

- ungünstigen Schnittbedingungen an spanenden Werkzeugmaschinen
 - Ratterschwingungen
 - Qualitätsverlust
- Ratterklassifizierung anhand der Eingangsgrößen:
 - Spindelumdrehungen
 - Schnitttiefe



Maschinelles Lernen - DeepFakes



Wie können KMU KI nutzen

Lokales / Künstliche Intelligenz

19:57 Uhr / 11.02.2019

Dresden erhält neue Fraunhofer-Zentren

Dresden soll zu einem Zentrum für Künstliche Intelligenz werden. Die Fraunhofer-Gesellschaft kündigte am Montag den Aufbau eines neuen Instituts in der Stadt an. Das aber war noch nicht alles.



Aufwind für den Wissenschaftsstandort Sachsen: Dresden soll mit zwei neuen Fraunhofer-Instituten zu einem Zentrum für Künstliche Intelligenz (KI) werden. Quelle: Sebastian Kahnert/dpa

- KI aktuell wissenschaftsgetrieben
 - viele freie Bibliotheken
 - viele Beispiele
- Zahlreiche Förderprogramme, um KI in die Anwendung zu bringen

Wie können KMU KI nutzen

■ Zu beachten:

- Für maschinelles Lernen sind große Mengen an hochwertigen Daten erforderlich. Ca. 80% der Arbeit liegt in der Datenvorverarbeitung.
- Maschinelles Lernen funktioniert am besten, wenn eine klar definierte Entscheidung zu treffen ist, wie sie mehrere Tausend mal pro Tag vorkommt.
- Maschinelles Lernen lässt sich leichtester implementieren, wenn die Entscheidung nahtlos als Teil eines bestehenden Geschäftsprozesses automatisiert werden kann, ohne dass dabei neue Prozesse entstehen oder kulturelle Veränderungen nötig sind.
- Maschinelles Lernen beruht zumeist auf statistischen Methoden (Wahrscheinlichkeiten), welche auch einmal nicht eintreffen können.
- Nicht jeder ML-Algorithmus ist „erklärbar“

Wie können KMU KI nutzen - Workshopangebot

Programm / Program

ML-Grundverständnis / Understanding

- Problemdefinition
business understanding
- ML-Grundlagen
ML-basics
- Vorgehensweise
procedure

Anwendung / Practical Part

- Messaufbau / Datenerhebung
data understanding
- Dateninterpretation
data preparation
- Anwendung ML-Verfahren
modeling

Auswertung / Analysis

- Ergebnisdiskussion
evaluation
- Maßnahmenplan
deployment

Melden Sie sich an:



Gordon Lemme

Nöthnitzer Strasse 44
01187 Dresden
gordon.lemme@
iwu.fraunhofer.de

 **Fraunhofer**
IWU



Vielen Dank!

Gordon Lemme

Fraunhofer-Institut für Werkzeugmaschinen und Umformtechnik IWU, Dresden
Hauptabteilung Cyber-physische Produktionssysteme

Telefon: +49 (0) 351 463-34338

E-Mail: Gordon.Lemme@iwu.fraunhofer.de