craftworks

Industrial AI

In zehn Projektphasen zur erfolgreichen Implementierung

Inhalte

1.	Vorwort	3
2.	Was sind Artifical Intelligence und Industrial AI?	4
2.1.	Vom Use Case zum Business Case	5
2.2.	Die passende Machine Learning-Methode	8
2.3.	Der “perfekte” Datensatz	10
2.4.	Der Proof of Concept	11
2.5.	Der Erfolgsfaktor: Team	13
2.6.	Die Visualisierung von Ergebnissen	14
2.7.	Zentrale Entscheidungen rund um den Software-Einsatz	15
2.8.	Wie Sie Machine Learning-Modelle laufend verbessern	16
2.9.	Vom Prototypen zum globalen Rollout	17
2.10.	Die Dokumentation als solide Zukunftsbasis	18
3.	Ihre Industrial AI-Roadmap	19
4.	Die Autoren	20
5.	Über craftworks	21

1. VORWORT

Artificial Intelligence (abgekürzt AI) und Industry 4.0 sind derzeit oft verwendete Begriffe. Dahinter verbirgt sich eine technische und organisatorische Komplexität, die spannend und respekteinflößend zugleich ist. Praktiker wissen, dass die Lösungsansätze für eine intelligente Fabrik erst am Anfang stehen, obwohl die Branchenfortschritte der letzten Jahre beachtlich sind. Wir haben in über 20 Projekten mit führenden Industrieunternehmen einen wesentlichen Beitrag dazu geleistet. Unsere intelligenten Lösungen bewirken unter anderem, dass:

- Prozessinstabilitäten beim Metallpressen reduziert und so mehr Bauteile produziert werden.
- Gefährliche Vibrationen in Wasserkraftturbinen frühzeitig erkannt werden.
- Mangelhafte industrielle Ersatzteile durch visuelle Inspektion richtig klassifiziert werden.

In diesem White Paper teilen wir unsere langjährigen Lernerfahrungen, damit Projektleiter und Data Scientists ihr kommendes Industrial AI-Projekt bestmöglich starten und umsetzen können. Wir beschönigen nichts, freuen uns aber, dass wir viele Herausforderungen bereits selbst gemeistert haben und Best-Practice-Empfehlungen aussprechen können. Mit einem strukturierten Vorgehen, einer realistischen Erwartungshaltung und einem kompetenten Projektteam werden Sie in Ihrem Unternehmen schon bald erste Erfolge mit datengestützten Prozessabläufen verzeichnen.

Dieser praxisorientierte Leitfaden umfasst:

- Eine leicht verständliche Einführung in zentrale Konzepte von Industrial AI
- Einen vollständigen und gesamtheitlichen Überblick zum Ablauf eines Industrial AI-Projekts
- Tipps & Tricks für eine erfolgreiche Projektumsetzung
- Konkrete Projektbeispiele

Wir wünschen Ihnen eine aufschlussreiche Lektüre und stehen Ihnen bei Fragen gerne zur Verfügung.

2. WAS SIND AI UND INDUSTRIAL AI?

Eine ernsthafte Auseinandersetzung mit Artificial Intelligence in Industrieunternehmen erfordert ein gemeinsames Verständnis von technologischen Möglichkeiten und Fachbegriffen.

Ihre Projektgruppe sollte mit folgenden Konzepten vertraut sein:

Artificial Intelligence

AI umfasst jegliche künstliche Systeme, die in irgendeiner Art und Weise ihre Umwelt wahrnehmen können und zielgerichtet eine oder mehrere definierte Aufgaben erfüllen. Solche Systeme können auf Regeln, statistischen Modellen, Machine Learning oder anderen Methoden basieren.

Machine Learning

Machine Learning ist ein Subset von Artificial Intelligence, das Algorithmen umfasst, die ohne explizite Anweisungen, sondern anhand von externen Daten „erlernen" definierte Aufgaben zu lösen bzw. Ziele zu erreichen. Im Kontext von Artificial Intelligence steht Machine Learning in starkem Kontrast zu regelbasierten Systemen, die auf Basis von oft mühsam manuell definierten Regeln Aufgaben erfüllen. In diesem White Paper werden Industrial AI-Lösungen ausschließlich auf Basis von Machine Learning beschrieben.

Industrial AI

Industrial AI ist die Anpassung und Anwendung von AI, um charakteristische Probleme der Industrie zu lösen. Industrielle Anwendungsfälle, wie die vorausschauende Wartung und Qualitätssicherung, stellen spezielle Anforderungen an AI-Systeme. Diese umfassen beispielsweise das effiziente Verarbeiten von Big Data, geringe Reaktionszeiten der AI-Modelle und eine äußerst hohe Genauigkeit der Ergebnisse.

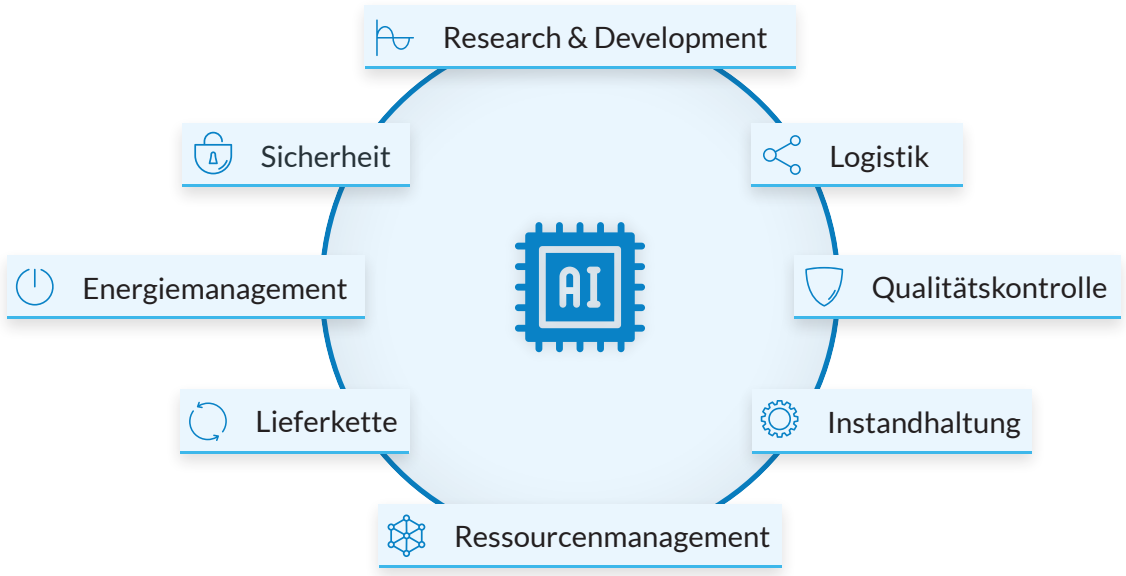
In diesem Industrial AI White Paper werden weitere vertiefende Konzepte von Künstlicher Intelligenz eingeführt. Die englischen Begriffe sind auch in der deutschen Kommunikation gebräuchlich.

2.1. VOM USE CASE ZUM BUSINESS CASE

Mit der richtigen Auswahl des Use Cases legen Sie den Grundstein für Ihren Projekterfolg. Konzentrieren Sie sich auf Prozessoptimierungen, die mit Artificial Intelligence besser oder einfacher erzielt werden können als mit anderen Methoden.

1. Unternehmensbereich auswählen

Legen Sie in einem ersten Schritt fest, in welchem Unternehmensbereich Sie ein Pilotprojekt starten wollen. Die Abbildung soll eine Hilfestellung geben, welche Unternehmensbereiche für ein AI-Projekt denkbar wären, stellt aber nicht alle Bereiche dar.



2. Geeignete Prozesse und Use Cases identifizieren

Anschließend gilt es für den ausgewählten Unternehmensbereich Prozesse zu identifizieren, bei denen es Optimierungspotenzial gibt. Die Gesamtanlageneffektivität (=GAE) ist eine geeignete Kennzahl, um Schwachstellen einzelner Prozesse und mögliche Einsparungspotenziale miteinander zu vergleichen. Die GAE kumuliert unter anderem Daten zu Maschinenausfällen, Stillständen, Ausschussquoten und diversen Qualitätsparametern.

Für ein Industrial AI-Projekt eignen sich Prozesse, die entweder:

- komplex sind.
- nicht lineares Verhalten aufweisen.
- durch plötzliche Veränderungen auffallen.
- signifikante Ausschusskosten verursachen oder
- durch einen Maschinenausfall hohe Kosten erzeugen.

Ein Ausschlusskriterium sind jene Prozesse, die bereits durch einfache Regeln und die Anwendung von Expertenwissen verbessert werden können.

3. Verfügbarkeit von Daten prüfen

Ob sich ein Prozess für Ihr Industrial AI-Projekt eignet, hängt von der Datenverfügbarkeit ab. Theoretisch kann die Optimierung eines Prozesses zu großen Kosteneinsparungen führen. Wenn der Prozess ein hohes Einsparpotenzial aufweist, jedoch keine historischen Daten vorhanden sind, sollten Sie rasch mit der Datenerfassung beginnen. Wir empfehlen unseren Kunden Daten von einem Jahr zu generieren, um sicherzustellen, dass der Prozess ganzheitlich in den Daten abgebildet wird und somit eine Umsetzung als sinnvoll zu bewerten ist. Je nach Anwendungsfall kann auch ein kürzerer Zeitraum sinnvoll sein. Wenn historische Daten verfügbar sind, sich der Zugriff jedoch als schwierig erweist (z. B. aufgrund älterer Automatisierung), rechnen Sie mit höheren Projektkosten und längeren Umsetzungszeiten. Prüfen Sie daher die inhaltliche Eignung des Prozesses sowie die potenzielle Durchführbarkeit eines entsprechenden Datenanalyse-Projekts. Wir unterstützen Sie dabei, die Datenanforderungen richtig einzuschätzen und den geeigneten Use Case auszuwählen.

4. Business Case berechnen

Wenn Sie geeignete Use Cases mithilfe der beschriebenen Methodologie identifiziert haben, gilt es eine Kostenanalyse durchzuführen. Um Ausschussquoten zu reduzieren oder die Maschinenproduktivität zu steigern, müssen Sie zahlreiche Einflussfaktoren berücksichtigen. Verlieren Sie sich nicht in detaillierten Berechnungen, sondern listen Sie vor allem Parameter auf, welche die Kostenstruktur stark beeinflussen.

Diese Einflussfaktoren sollten Sie berücksichtigen:

- Betriebs- und Wartungskosten über die gesamte Lebensdauer
- Lohnkosten
- Fertigungszeiten
- Sicherheitsvorkehrungen
- Effizienzmaßnahmen
- Wertschöpfungskette / Lagerbestand
- Materialkosten
- Energiekosten
- Know-how der Mitarbeiter
- Kundenzufriedenheit
- Neue Einnahmequellen durch digitale Geschäftsmodelle

Legen Sie weiters die Rahmenbedingungen fest, die für die Zielerreichung notwendig sind:

1) Welche Informationen benötigen Sie für die Prozessoptimierung (z. B. Einfluss von Parametern auf die Produktionsqualität)?
2) Wie weit muss ein möglicher Anlagenausfall vorhergesehen werden, damit Sie noch darauf reagieren können? (Reicht innerhalb von 24 Stunden oder muss es eine Woche im Voraus sein?)
3) Wie präzise muss die Vorhersage sein? Reicht eine Klassifizierung zwischen Gut und Schlecht? Benötigen Sie Kontextinformationen zur Art des Fehlers und den Einflüssen auf den Fehler?

Hier sind einige Praxisbeispiele zur Orientierung:

- Instandhaltung von Pumpen: Um eine Wartung wie geplant durchführen zu können, muss ein möglicher Ausfall sieben Tage im Vorhinein bekannt sein.
- Reduktion von Ausschuss: Um weniger Ausschuss zu produzieren, muss jede Minute der optimale Regelungsparameter (z. B. Temperatur für Brennofen) neu berechnet werden.
- Sichtprüfung von Bauteilen: Um eine Überprüfung von Bauteilen zufriedenstellend automatisieren zu können, darf kein fehlerhaftes Teil als „OK" klassifiziert werden. Die Art des Fehlers muss nicht zwingend bekannt sein.

Wenn Sie Ihr gewünschtes Kosteneinsparungspotenzial und die Rahmenbedingungen für die Projektumsetzung festgelegt haben, errechnen Sie einen Indikator für die Rentabilität des Business Cases.

Kundenbeispiel Ziegelproduktion: Produktqualität verbessern / Ausschuss reduzieren	
Aktuelle Ausschussquote	4%
Einflussfaktoren	**Lohnkosten**: fehleranfällige Teile aussortieren, Prozessoptimierungen, Qualitätskontrollen **Materialkosten**: Verlust von Rohmaterialien **Energiekosten**: Verarbeitungsschritte „Trocknen" und „Brennen" sind äußerst energieintensiv **Know-how-Verlust**: Zwei erfahrene Mitarbeiter gehen in den kommenden Monaten in Pension
Potenzielle Kosteneinsparungen	380.000€
Implementierungskosten der Industrial AI-Lösung	100.000€ – 200.000€ (Implementierung, Hardware) 30.000 € jährlich wiederkehrende Kosten (Wartung, Updates des Systems)
Ziel	Prozessabweichungen müssen frühzeitig erkannt und optimale Regelungsparameter laufend neu berechnet werden (z. B. Temperatur Brennofen)
Angestrebtes Resultat	Ausschussquote auf 2% senken
Geplanter ROI	17 Monate

5. Richtige Erwartungshaltung entwickeln

Ein überzeugender Business Case allein reicht leider nicht aus. Denn bei Pilotprojekten gibt es keine Garantie für die Zielerreichung. Sie können allerdings Maßnahmen setzen, die den Projekterfolg deutlich fördern und wertvolle Learnings für Folgeprojekte absichern. Auf diese Maßnahmen werden wir in weiterführenden Kapiteln genauer eingehen.

Außerdem empfehlen wir mit zwei Use Cases gleichzeitig zu starten. Wenn ein Anwendungsfall nicht erfolgreich gelöst wird, können Sie sich anhand eines weiteren Beispiels von der Methode und Technologie überzeugen. Sollte ein Business Case gut umgesetzt worden sein, besteht nämlich die Gefahr, dass es unternehmensintern als Glückstreffer gewertet wird. Die Validierung der vorausschauenden Datenanalyse anhand einer weiteren Aufgabenstellung schafft Vertrauen und Investitionsbereitschaft in umfassende Industrial AI-Maßnahmen.

2.2. DIE PASSENDE MACHINE LEARNING-METHODE

Sie haben bereits Ihre Anwendungsfälle ausgewählt und auf Umsetzbarkeit geprüft. Jetzt beginnt die zweite Projektphase. Wir wählen aus einem breiten Methodenset den passenden Lösungsansatz. Die angewendeten Machine Learning-Methoden ergeben sich aus der Zielsetzung, den Prozessen und den Daten des Use Cases.

Für ein besseres Verständnis dieser Zusammenhänge haben wir einige Praxisbeispiele für Sie zusammengestellt:

Supervised Learning

Ein Algorithmus erlernt, die in den Daten vorliegenden Zusammenhänge zu isolieren und zu kombinieren, um eine festgelegte Aufgabe, deren Ergebnisse bekannt sind, bestmöglich zu lösen. Während des Lernprozesses werden die Vorhersagen des Algorithmus kontinuierlich mit den Zielwerten verglichen („überwacht"), um ein zielgerichtetes Lernen sicherzustellen.

Use Case: Optimale Pressdauer bei einem Produktionsverfahren ermitteln	
Machine Learning-Methode	**Lösung**
Regression	Maschinendaten, Umgebungsdaten und weitere Parameter wie Materialeinsatz werden zur Berechnung der optimalen Pressdauer kombiniert.

Use Case: Schlechte Chargen frühzeitig aus dem Produktionsprozess entfernen	
Machine Learning-Methode	**Lösung**
Klassifizierung	Gute und schlechte Chargen werden unterschieden. Mittels weiterer Maschinendaten können schlechte Chargen in einem frühen Prozessstadium entfernt werden.

Unsupervised Learning

Unsupervised Learning umfasst Machine Learning-Methoden, die für den Lernprozess keine im Voraus bekannten Zielwerte benötigen. Das System versucht, in den Eingabedaten Muster zu erkennen, die von strukturlosem Rauschen abweichen. Datenpunkte, die zumindest teilweise die gleichen Muster aufzeigen, werden als „ähnlich" charakterisiert oder in den gleichen Cluster eingeteilt.

Use Case: Reportings zu Maschinenauslastung erstellen	
Machine Learning-Methode	**Lösung**
Clustering	Unterschiedliche Maschinenzustände werden erkannt (Maschine läuft, läuft nicht) und zentral überwacht.

Use Case: Maschinendefekte prognostizieren	
Machine Learning-Methode	**Lösung**
Anomalieerkennung	Ungewöhnliche Entwicklungen werden identifiziert.

Reinforcement Learning

Reinforcement Learning bezeichnet Machine Learning-Methoden, bei denen ein „Agent" mittels intelligenter, iterativer Trial-and-Error-Verfahren selbständig eine Strategie erlernt, um eine definierte, sequenzielle Aufgabe zu lösen. Dem Agenten wird dabei nicht vorgezeigt, welche Aktion in welcher Situation die Beste ist. Stattdessen erfährt er positive und negative Belohnungen als Konsequenz seiner Handlungen und seiner Umwelt. Das führt zum Erlernen von dominanten, quasi-optimalen Lösungsstrategien.

Use Case: Produktionsqualität steigern	
Machine Learning-Methode	**Lösung**
Reinforcement Learning	Anhand einer Maschinensimulation werden optimale Maschineneinstellungen ermittelt und automatisch an sich verändernde Einflussfaktoren angepasst. Die Produktionsqualität wird dadurch dauerhaft und stetig verbessert.

2.3. DER „PERFEKTE" DATENSATZ

In der dritten Projektphase müssen die Daten für das definierte Industrial AI-Projekt zusammengestellt werden. Sie wissen bereits, welche Problemstellung Sie bearbeiten wollen und welche Machine Learning-Methoden dafür in Frage kommen. Ob es für den Use Case generell Daten gibt, wurde bereits zu Beginn des Projektstarts geklärt. Jetzt wird die Datenarbeit konkreter. In einem Daten-Workshop definieren wir gemeinsam mit ausgewählten Experten Ihrer Organisation geeignete Datensätze.

Datensätze zusammenstellen

Folgende Orientierungspunkte helfen Ihnen dabei, passende Datensätze zusammenzustellen:

- Grundsätzlich sind mehr Daten besser als kleine Datenmengen. Die tatsächlich benötigte Datenquantität hängt jedoch stark von Ihrem Use Case ab. Bei einer vorausschauenden Prognose für die Ankunftszeit von Lieferwägen haben sich zum Beispiel 100.000 Datenpunkte als zu wenig herausgestellt, um eine aussagekräftige Prognose zu gewährleisten. Bei der vorausschauenden Qualitätssicherung für einen Werkzeughersteller haben bereits 500 indizierte Produkte, die auch Beispiele für mangelhafte Qualität beinhalten, ausgereicht, um gute Ergebnisse zu erzielen.
- Achten Sie unbedingt auf die Datenqualität. Duplikate, Formatierungsfehler, Inkonsistenzen und andere problematische Charakteristika und Inhalte der Daten haben signifikanten, negativen Einfluss auf die Entwicklungsgeschwindigkeit und die Qualität der Lösung. Außerdem sollten die Daten relevant und eindeutig zuordenbar sein. Je nach Anforderungen des Use Cases sollten die Daten miteinander verknüpft sein, um einen relevanten Informationskontext sicherzustellen.
- Prüfen Sie, welche Daten von Experten bereits für eine Entscheidungsfindung und bei der operativen Arbeit verwendet werden. Diese sind wahrscheinlich auch für die automatisierte Datenauswertung von großer Relevanz.

Unterschiedliche Datenquellen verknüpfen

Definieren Sie für die erste Datenanalysen einen vorläufigen Datensatz. Basierend auf den Analyseergebnissen werden die Datenspezifikationen überarbeitet und in weiteren Datenanalysen getestet, bis sie den optimalen Anforderungen entsprechen. In vielen Fällen stellt sich heraus, dass unterschiedlich Datenquellen miteinander verknüpft werden müssen. Das ist grundsätzlich kein Problem, wenn die Datenaufzeichnungen eindeutig verknüpfbar sind. Im Kontext von vorausschauender Wartung könnte eine solche Verknüpfung zum Beispiel über den Zeitstempel und die Maschinen-ID entstehen. Leider liegen diese Zuordnungskriterien in der Praxis häufig nicht vor. Dabei ermöglicht oft erst die Datenverknüpfung die entscheidenden Analysen und wichtigen Erkenntnisse.

Maschinen-Sensordaten

Timestamp	Machine ID	Temperatur	Vibration	Druck
2019-03-15_13-01-30	3423	37.7	201.9	33.1
2019-03-15_13-01-35	3423	38.4	232.3	35.7

Wartungsdaten

Timestamp	Machine ID	Status	Aktion	Beschreibung
2019-03-20	3423	Nicht aktiv	Reparatur	Defekt
2019-03-25	3123	Aktiv	Check	Routinecheck

Datensätze für robuste Machine Learning-Modelle

Das Resultat eines Industrial AI-Projekts ist nicht eine einmalige Datenanalyse, sondern die Erstellung eines wiederverwendbaren prädiktiven Modells. Dafür braucht es bereits in der Konzeptions- und Testphase qualitativ hochwertige und passende Datensätze.

So tragen Sie zu einer besseren Datenqualität bei:

- Teilen Sie, wenn möglich, auch sensible Daten, denn diese beinhalten oft aufschlussreiche Informationen. Wir beraten Sie gerne bei möglichen Bedenken.
- Binden Sie Fachexperten ein, um widersprüchliche Daten inhaltlich zu bewerten.
- Seien Sie bereit, nach der Erstanalyse Maßnahmen für eine bessere Datenerhebung umzusetzen. Das kann zum Beispiel den Einsatz von zusätzlichen oder besseren Sensoren bedeuten.

Den perfekten Datensatz gibt es in der Praxis in der Regel nicht. Eine gute Datenqualität kann aber erarbeitet werden. Die richtige Erhebung, Speicherung sowie Bereinigung von Daten sind hierbei zentrale Schritte.

2.4. DER PROOF OF CONCEPT

Erst wenn wir mit den Daten produktiv arbeiten, entstehen valide Aussage darüber, wie robust ein Machine Learning-Modell ist und wie es weiterentwickelt werden kann.

Wir arbeiten mit Ihnen entlang einer erprobten Methodologie und sequenzieren das Pilotprojekt in vier Phasen. Jede Projektphase ist durch unterschiedliche Herausforderungen gekennzeichnet. Klar definierte Meilensteine mit Zielen und Abbruchkriterien stellen sicher, dass Testläufe effizient und zielgerichtet durchgeführt werden.

1. Machbarkeitsstudie

Das Ziel einer Machbarkeitsstudie ist es, eine erste Einschätzung zur Realisierbarkeit der AI-Lösung zu bekommen. Dazu werden geeignete Algorithmen evaluiert und ein so genanntes Baseline-Modell erstellt. Das Baseline-Modell ist nicht optimiert, sondern beinhaltet die wichtigsten Parameter und dient nur als Ausgangsbasis für weitere Optimierungen. So können aber bereits erste Zusammenhänge visualisiert werden.

2. Entwicklung des Prototyps

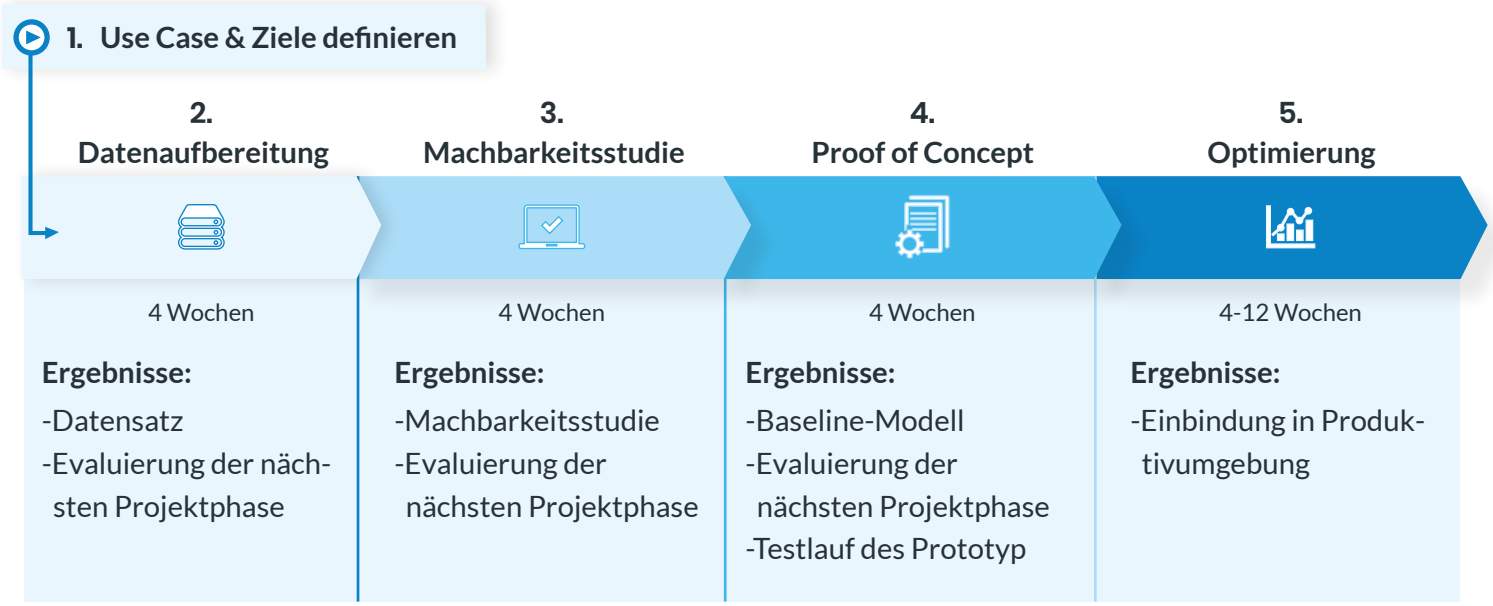
In der zweiten Projektphase wird das Baseline-Modell verbessert und eine prototypische Lösung entwickelt, welche den quantitativen Zielen des Use Cases gerecht wird. Der funktionsfähige Prototyp wird für erste Testläufe produktiv geschaltet und dem Management sowie ausgewählten Mitarbeitern mit Unternehmensdaten vorgeführt. Das sichert für den weiteren Projektverlauf eine hohe Anwenderakzeptanz der Softwarelösung.

3. Optimierungsphase

Durch die Einbindung in die Produktivumgebung werden weitere Optimierungen des Modells und Prototyps durchgeführt. Auch das Mitarbeiter-Feedback wird in dieser Projektphase eingearbeitet.

4. Rollout & Skalierung

Bei einer erfolgreichen Umsetzung kann die Lösung als Ausgangspunkt für weitere Use Cases oder für mehrere Maschinen und Standorte ausgerollt und skaliert werden.



2.5. DER ERFOLGSFAKTOR: TEAM

Die Zusammensetzung der Projektgruppe ist ein wichtiger Erfolgsfaktor für Ihr Industrial AI-Projekt. Stellen Sie sicher, dass Sie Mitarbeiter mit dem notwendigen Wissen und Fähigkeiten zu Prozessen, Daten und Technologien an Bord holen.

Wenn Sie mit uns zusammenarbeiten, lagern Sie zwar einen großen Teil Ihres Industrial AI-Projekts aus, dennoch brauchen wir regelmäßig unternehmensspezifischen Input, um Ihre Applikation zu entwickeln. Ermöglichen Sie daher, dass die Projektgruppe zumindest zwei Stunden in der Woche Zeit hat, um auf unsere Fragen und notwendige Aufgaben reagieren zu können. Dies berücksichtigt noch nicht die benötigte Zeit, um zum Beispiel das Projekt bei Ihnen intern zu treiben, einen möglichen Mehraufwand für einen komplizierten Datenexport abzudecken, die Bereitstellung von zusätzlichen Informationen oder Dokumenten sicherzustellen oder den Prototyp zu testen.

Daher empfehlen wir Verantwortliche für folgende Aufgabenbereiche zu nominieren und ausreichend Ressourcen einzuplanen:

Product Owner

Wer treibt das Projekt intern voran, bewirbt es und stellt die weitere Finanzierung sicher?

Datenexport

Wer kann unterschiedliche Datensätze exportieren?

Daten- und Prozesswissen

Wer hat in Ihrem Unternehmen ausgeprägtes Wissen zu Daten und Prozessen? Wer hat Zugriff auf die Daten und kann untypische Signale in Daten richtig interpretieren?

IT-Infrastruktur

Wer kann mit uns die notwendige IT-Infrastruktur aufsetzen, warten und weiterentwickeln?

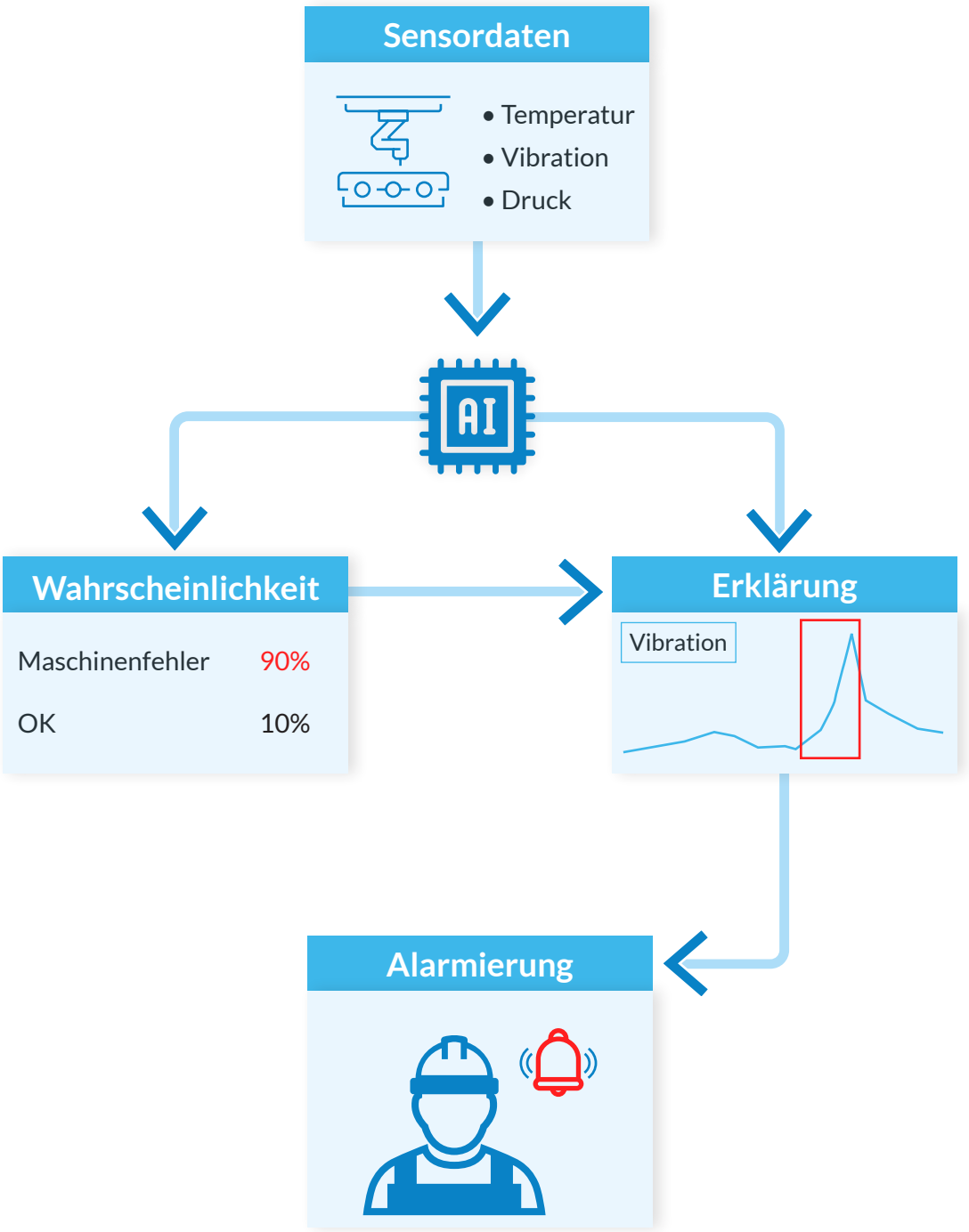
Verschaffen Sie sich außerdem einen Stakeholder-Überblick. Kommunizieren Sie Projektergebnisse regelmäßig und zielgruppengerecht. Denn der Projekterfolg hängt stark von der Akzeptanz dieser Unternehmensrepräsentanten ab:

- Management (z. B. Leiter IoT / Industrie 4.0 / CTO / CEO)
- Produktionsleiter
- Wartungsleiter
- Anwender
- Data Engineer / Data Scientist

Vor allem die Anwenderakzeptanz sollte im Sinne einer nachhaltigen Softwarenutzung gefördert werden.

2.6. DIE VISUALISIERUNG VON ERGEBNISSEN

Analyseergebnisse schaffen dann einen Mehrwert, wenn sie für Anwender interpretierbar und nachvollziehbar sind. Dies schafft Vertrauen in eine Technologie, der von Anwendern oft erstmals mit Misstrauen begegnet wird. Daher arbeiten wir mit verschiedensten Werkzeugen, die Machine Learning-Modelle transparent machen und ihre Vorhersagen verständlich erklären und begründen. Anspruchsvolle Datenanalysen werden für Fachexperten anwenderfreundlich visualisiert. Denn wir sind überzeugt, dass die Kombination von menschlicher und künstlicher Intelligenz die besten Resultate erzielt.



2.7. ZENTRALE ENTSCHEIDUNGEN RUND UM DEN SOFTWARE-EINSATZ

Die Wahl der verwendeten Technologien hängt von vielen Faktoren ab. Neben dem bereits vorhandenen Know-how in bestimmten Technologien sollte auch das Ziel der Implementierung nicht außer Acht gelassen werden. Denn bestimmte Entscheidungen beeinflussen nach einem ersten Pilotprojekt maßgeblich den weiteren Projektaufwand (z. B. durch Limitierungen in der verteilten Abarbeitung oder sehr hohe Lizenzkosten).

Durch unsere langjährigen Projekterfahrungen haben wir folgende Empfehlungen für Sie:

Einsatz von Open Source-Technologien

Wir arbeiten ausschließlich mit Open Source-Technologien. So profitieren Sie von Methoden und Software-Tools, die von einer globalen Community entwickelt und verantwortet werden. Die gegenseitige Kontrolle und das gemeinschaftliche Entwickeln tragen zu einer besseren Qualität sowie oftmals erhöhten Sicherheit der Software-Tools bei. Durch den Einsatz von Open Source-Technologien verhindern wir Abhängigkeiten von einzelnen Anbietern und können Ihre IT-Architektur wesentlich flexibler an aktuelle Bedürfnisse anpassen.

Model as a Service oder Model as Dependency

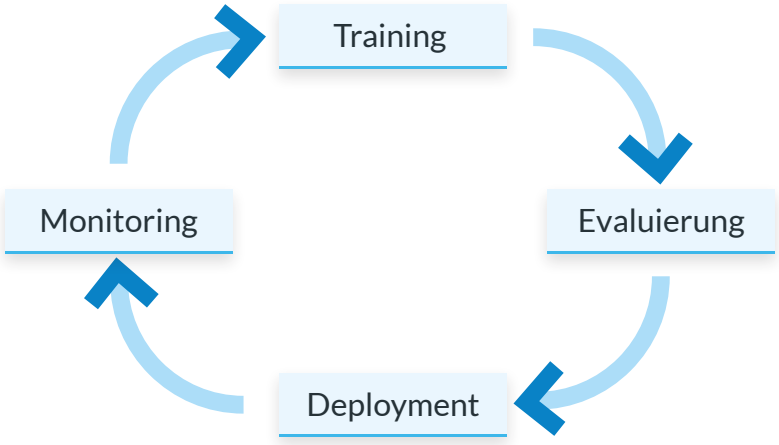
Machine Learning-Modelle können als Service genutzt werden oder direkt in eine Software-Anwendung integriert werden. Bei einem Model-as-a-Service-Ansatz wird das Modell unabhängig von anderen Anwendungen betrieben (ähnlich einer Microservice-Architektur). Das Modell ist so von der Anwendung unabhängig und kann ohne Weiteres auch von anderen Anwendungen verwendet werden. Diese unabhängige und stark entkoppelte Architektur bietet unter anderem den Vorteil, dass ein Modell sehr rasch aktualisiert werden kann. Bei einem Model-as-Dependency-Ansatz ist das Modell direkt in eine umfassendere Anwendung eingebunden. Das kann zum Beispiel in einer Pilotphase oder wenn das Modell den Kern einer Anwendung darstellt sinnvoll sein.

Cloud oder on-premise

AI-Anwendungen können problemlos in der internen Infrastruktur (on-premise) als auch in einer (public) Cloud-Lösung betrieben werden. Grundsätzlich steigt die Akzeptanz von Cloud-Lösungen im Industrieumfeld. Neben den oft thematisierten Punkten wie Datenschutz, Datensicherheit und Skalierung stehen oft auch die Kosten der notwendigen Rechenkapazitäten und die Schnittstellen zu internen Systemen (zum Beispiel zu einer Maschine) zur Diskussion. Für Letzteres bieten Cloud-Betreiber bereits fertige Tools für eine Vielzahl von Schnittstellen und Protokollen an, die in der Regel die meisten notwendigen Funktionalitäten mitbringen.

Bezüglich der benötigten Rechenkapazitäten einer AI-Anwendung muss klar zwischen dem Ausführen (Inferenz) und dem Erstellen (Trainieren) eines Modells unterschieden werden. Beim Trainieren eines Modells wird unter Anwendung von diversen Algorithmen und der zur Verfügung stehenden Daten ein bestmögliches Modell für den konkreten Anwendungsfall erstellt. Hier sind sehr viele Iterationen mit teils großen Datenmengen notwendig, um ein globales Optimum für einen Anwendungsfall zu finden. Bei der Inferenz hingegen wird dem bereits trainierten Modell ein konkreter Datensatz als Eingabe übergeben. Als Resultat erhält man anschließend zum Beispiel eine konkrete Vorhersage für den übergebenen Datensatz. Die Inferenz benötigt folglich wesentlich weniger Rechenkapazitäten als das Trainieren eines Modells. Da vor allem ressourcenintensive Services in Cloud-Lösungen oft relativ kostspielig sein können, setzen wir auch deshalb für die Entwicklung und das Trainieren von AI-Anwendungen auf unsere interne Hardware. Bezüglich der Inferenz sind die benötigten Ressourcen, und somit die resultierenden Kosten, stark vom konkreten Anwendungsfall abhängig.

2.8. WIE SIE MACHINE LEARNING-MODELLE LAUFEND VERBESSERN



Die meisten Datenbestände verändern sich mit der Zeit. Dies betrifft auch den industriellen Kontext. Maschinen generieren laufend neue Daten, werden mit zusätzlichen Sensoren ausgestattet und Umgebungszustände verändern sich.

Berücksichtigen Sie, dass Ihre Datenbasis eventuell:

- neue Variablen und Werte aufweist.
- bisherige Werte und Variablen veraltet sind.
- durch Änderungen von Verteilungen von Variablen beeinflusst wird.
- die gegenwärtigen Live-Daten nicht mehr wahrheitsgetreu repräsentiert.

Folglich muss ein Industrial AI-System dynamisch sein und diesen Veränderungen Rechnung tragen. Ein Machine Learning-Modell, das heute gute Ergebnisse erzielt, kann innerhalb weniger Wochen bereits veraltet sein, wenn es nicht laufend überwacht (Monitoring) und mittels Re-Training (abermaliges Modell-Training) an sich verändernde Daten angepasst wird. Betrachten Sie die kontinuierliche Weiterentwicklung Ihrer Modelle nicht als Aufwand, sondern als Chance, um noch präzisere Resultate zu erreichen, weitere Optimierungspotenziale aufzudecken sowie ein tieferes Verständnis Ihrer Prozesse zu erlangen. Darüber hinaus kann das regelmäßige Trainieren, Evaluieren sowie Deployment Ihrer Modelle meist vollständig automatisiert werden. Eine Monitoring-Komponente erlaubt Ihnen die permanente Überwachung des AI-Systems hinsichtlich Vorhersagequalität, Auslastung sowie Veränderung der Input-Daten. Dies bietet Ihnen die Sicherheit, Ihre Modelle rechtzeitig, also bei sich signifikant ändernden Input-Daten oder abfallender Vorhersagequalität, gegebenenfalls automatisch neu zu trainieren. Darüber hinaus kann Ihnen die Monitoring-Komponente in Form einer grafischen Benutzeroberfläche auch die Möglichkeit bieten, Ihr AI-System visuell anschaulich zu präsentieren. Zusätzlich können beliebig Erweiterungskomponenten implementiert werden, die beispielsweise die einfache Verwaltung von Modellen oder das Aufsetzen von Experimenten (z. B. A/B-Tests) erlauben.

Betrachten Sie Ihre AI-Lösungen als dynamische Systeme. Dies ist ein fundamentaler Schritt für den mittel- und langfristigen Erfolg Ihrer Industrial AI-Projekte.

2.9. VOM PROTOTYP ZUM GLOBALEN ROLLOUT

Nach einem erfolgreichen Pilotprojekt, das sich in der Regel auf einige wenige Maschinen oder Prozesse beschränkt, ist der nächste Schritt ein Rollout des Piloten auf weitere Maschinen.

Pilotprojekt skalieren

Die von uns eingesetzten Technologien schaffen bereits bei einem Pilotprojekt die technischen Rahmenbedingungen für eine mögliche Skalierung der AI-Lösung. Ein wichtiges Konzept dabei ist die zustandslose (stateless) Verarbeitung von Anfragen, wodurch bei höherer Last, beispielsweise bedingt durch eine höhere Anzahl an Anfragen, zusätzliche Instanzen der Lösung ohne großen Mehraufwand parallel betrieben werden können. Sollen bei einem Rollout mehr Daten, die direkt in Verbindung stehen (zum Beispiel von einer Maschine), verarbeitet werden, kann eine verteilte Verarbeitung der Daten (distributed computing) sinnvoll sein.

Bestehende Machine Learning-Modelle weiterentwickeln

Neue Use Cases und Datensätze erfordern in der Regel eine adaptierte Herangehensweise. Bereits erarbeitete Machine Learning-Modelle eines ähnlichen Use Cases können aber als Ausgangspunkt erneut genutzt werden, wenn sich das Problem zum Beispiel für Retraining (selbes Problem mit anderen Daten) oder Transfer-Learning (ähnliches Problem mit ähnlichen Daten) eignet.

IT-Infrastruktur modernisieren

Bei einem Rollout über mehrere Produktionsmaschinen oder Standorte steigt das Datenvolumen und die IT-Infrastruktur muss gegebenenfalls angepasst werden. Wenn die Datenheterogenität zunimmt, kann ein Data Lake eine wertvolle Ergänzung zur bestehenden IT-Infrastruktur sein. Dabei handelt es sich um einen großen Datenspeicher, der für unterschiedliche Datenformate konzipiert ist.

Industrial AI Use Cases verarbeiten in der Regel sehr große Datenmengen. Eine klare Trennung der Services ist sehr wichtig, um einer immer komplexer werdenden IT-Infrastruktur entgegenzuwirken. Ein bewährtes Konzept ist die Containerisierung von Services. Sie ermöglicht es, Services unabhängig voneinander parallel auf derselben Infrastruktur zu betreiben.

Datenvisualisierungen anpassen

Eine Ausweitung der Industrial AI-Lösungen stellt auch neue Anforderungen an Ihre Datenvisualisierungen und automatisierten Reportings. Sobald mehrere Maschinen angeschlossen wurden, sind nicht nur eine Detailansicht pro Maschine, sondern auch eine aggregierte Ansicht der Daten pro Maschinentyp oder Werk sinnvoll. In den meisten Fällen werden die entwickelten Visualisierungen von einer überschaubaren Anzahl an Benutzern verwendet. Wir empfehlen deshalb einen sehr benutzerzentrierten Prozess für die Implementierung anzuwenden. Dabei werden Endbenutzer während der Entwicklung stark eingebunden und deren Feedback rasch eingearbeitet. So kann sichergestellt werden, dass die Visualisierung genutzt wird und für die Benutzer einen echten Mehrwert bietet.

2.10. DIE DOKUMENTATION ALS SOLIDE ZUKUNFTS-BASIS

Industrial AI ist kein fertiges Produkt oder eine Lösung, die Sie kaufen, sondern eine Prozessentwicklung. Seien Sie sich bewusst, dass die Ergebnisse Ihres Pilotprojekts nicht immer den festgelegten Zielsetzungen entsprechen werden. Ein professionell durchgeführtes Industrial AI-Projekt ist aber auf jeden Fall mit einer steilen Lernkurve verbunden, die sich positiv auf Folgeprojekte auswirkt. Dokumentieren Sie den Projektverlauf, reflektieren Sie Ihre Lernerfahrungen mit Machine Learning und achten Sie bei der Auswahl Ihres Dienstleisters unbedingt darauf, dass ein Wissenstransfer stattfindet.

Wenn Sie erste Erfahrungen mit Industrial AI-Projekten sammeln, dann investieren Sie in Ihren nachhaltigen Geschäftserfolg. Denn datengetriebene Prozessoptimierung ist kein Innovationsprojekt, dass in Zukunft von einem neuen Trend abgelöst wird. Industrial AI wird zur Grundlage für Marktführerschaft.

3. IHRE INDUSTRIAL AI-ROADMAP

Industrial AI ist die Zusammenführung von Geschäftszielen und Prozessoptimierungen basierend auf Daten und modernen AI-Technologien. In diesem White Paper finden Sie alle notwendigen Überlegungen und Projektetappen für eine erfolgreiche Weiterentwicklung Ihrer intelligenten Fabrik. Die vorliegende Industrial AI-Roadmap fasst für Sie die Projektinhalte zusammen.

1. Use Case & Business Case festlegen

- Unternehmensbereich auswählen
- Geeignete Prozesse identifizieren
- Verfügbarkeit von Daten prüfen
- Business Case berechnen
- Richtige Erwartungshaltung entwickeln

2. Machine Learning-Methode auswählen

- Use Case mit passenden Machine Learning- Methoden kombinieren

3. Datensätze zusammenstellen

- Vorhandene Datenaufzeichnungen analysieren
- Datenspezifikation ausarbeiten
- Datenqualität sichern
- Erste Datensätze testen und iterieren

4. Proof of Concept umsetzen

- Machbarkeitsstudie
- Prototypen entwickeln
- Optimierungsphase
- Rollout

5. Teamstruktur definieren

- Interne Experten nominieren
- Interne Ressourcen zur Verfügung stellen
- Stakeholder identifizieren
- Projektergebnisse kommunizieren

6. Daten visualisieren

- Ergebnisse nachvollziehbar machen
- User Interface für Fachexperten entwickeln

7. Technologische Auswahl treffen

- Open Source-Technologien auswählen
- Model-as-a-Service oder Model-as-Dependency
- Cloud-Technologien oder On-premise Architektur

8. Datenmodelle trainieren

- Industrial AI-Systeme überwachen
- Vorhersagequalität evaluieren
- Modelle werden mit neuen Daten weiterentwickelt

9. Globalen Rollout starten

- Ausweitung des Prototypen auf weitere virtuelle Server
- Retraining von Datenmodellen
- IT-Infrastruktur durch Data Lake und Containertechnologien erweitern
- Datenvisualisierungen anpassen

10. Projekt dokumentieren

- Projektverlauf dokumentieren
- Lernerfahrungen mit Machine Learning reflektieren

4. DIE AUTOREN



Michael Hettegger

Michael Hettegger ist Mitgründer und Chief Sales Officer von craftworks. Er verantwortet das Kundenbeziehungsmanagement und Partnernetzwerk. Vor der Unternehmensgründung arbeitete der Softwareingenieur in einigen Startups.



Jakob Lahmer

Jakob Lahmer ist Mitgründer und Chief Technology Officer von craftworks. Er verantwortet alle technologischen Entscheidungen und Weiterentwicklungen bei Kundenprojekten sowie der unternehmenseigenen IT-Infrastruktur. Vor der Unternehmensgründung war der Diplomingenieur als Softwareentwickler und IT-Projektleiter tätig.



Simon Stiebellehner

Simon Stiebellehner ist ein erfahrener Data Scientist mit fundierten Kenntnissen im Umgang mit hochkomplexen Maschinen-, Sensor- und Prozessdaten. Er gibt sein Wissen über industrielle KI nicht nur auf internationalen Konferenzen weiter, sondern ist auch als Dozent an führenden Universitäten in Wien tätig. Sein wertvolles Wissen hat er in diesem Guide eingebracht.

5. ÜBER craftworks

craftworks GmbH ist einer der führenden Industrial AI-Dienstleister in Europa. Das 22-köpfige Expertenteam entwickelt IT-Infrastrukturen und Lösungen für vorausschauende Wartung und Qualitätssicherung. Im Fokus stehen Prozessoptimierungen entlang der gesamten Wertschöpfungskette in der intelligenten Fabrik. craftworks nutzt ausschließlich Open Source-Technologien und wurde für seine Lösungen in zahlreichen Wettbewerben ausgezeichnet. Zu den renommierten Referenzkunden zählen Unternehmen wie Audi, Miba, Mahle, Umdasch Group und Blum.



Kontaktieren Sie uns!

Adresse:
Schottenfeldgasse 20/6a
1070 Wien, Austria

E-mail:
office@craftworks.at

Webseite:
www.craftworks.at