

HANSER

Oliver Jöbstl • Jürgen Lipp • Manfred Strohrmann

WORKBOOK – Digitale Transformation des QM

Data-Science-Innovationen
erfolgreich umsetzen



Leseprobe

zu

Workbook – Digitale Transformation des Qualitätsmanagements

von Oliver Jöbstl, Jürgen Lipp und Manfred Strohrmann

Print-ISBN: 978-3-446-47762-9

E-Book-ISBN: 978-3-446-48043-8

Weitere Informationen und Bestellungen unter

<https://www.hanser-kundencenter.de/fachbuch/artikel/9783446477629>

sowie im Buchhandel

© Carl Hanser Verlag, München

Inhalt

1 Warum dieses Workbook?	X	4.4 Produkt- und serviceorientierte Use Cases finden	26
2 Einführung in Data Science	4	4.5 Use-Case-Ideen priorisieren	28
2.1 Arten von Use Cases	5	4.6 Use Cases aus Kundensicht detaillierter beschreiben	30
2.2 Machine Learning und künstliche Intelligenz	7	4.7 Business Case beschreiben	32
2.3 Typische Anwendungsfälle von Machine Learning	9	4.8 Use Cases final bewerten und auswählen	34
3 Vorgehensmodell	14	5 Business-Ziele ableiten und Projekt planen	36
4 Die richtigen Use Cases finden und verstehen	18	5.1 Agile Projektorganisation aufsetzen	38
4.1 Prozess identifizieren und abgrenzen	20	5.2 Use Case im Ablauf detailliert beschreiben	40
4.2 Stakeholder-Anforderungen verstehen	22	5.3 Wirkende Parameter erkennen ...	42
4.3 Prozessorientierte Use-Case-Ideen ableiten	24	5.4 Geschäftsziele präzisieren und technische Ziele ableiten	44
		5.5 Projektplan erstellen	46

6 Daten erheben und verstehen	48	8 Lösungen ausarbeiten und bewerten	80
6.1 Relevante Features finden	50	8.1 Visualisierungslösungen designen	82
6.2 Datenerfassung planen	52	8.2 Dashboard-Lösungen ausarbeiten	84
6.3 Messsystemfähigkeit sicherstellen	54	8.3 Test- und Tuning-Strategie festlegen	86
6.4 Datenbedarf abschätzen	56	8.4 Regressionsmodelle trainieren, tunen und testen	88
6.5 IT-Infrastruktur für die Datenspeicherung entwickeln und realisieren	58	8.5 Klassifizierungsmodelle trainieren, tunen und testen	90
6.6 Data Ingestion Pipelines entwerfen	60	8.6 Neuronale Netze trainieren, tunen und testen	92
6.7 Datensätze durch Versuche erzeugen	62	8.7 Cluster-Verfahren trainieren und tunen	94
6.8 Eindimensionale Daten verstehen	64	8.8 Reinforcement-Verfahren trainieren, tunen und bewerten	96
6.9 Mehrdimensionale Daten verstehen	66	8.9 Large Language Models feintunen	98
7 Daten präparieren	68	8.10 Zeitreihen zerlegen und visualisieren	100
7.1 Daten bereinigen	70	8.11 Ausreißer in Zeitreihen identifizieren	102
7.2 Relevante Features auswählen und konstruieren	72	8.12 Bestes Modell auswählen	104
7.3 Features codieren	74		
7.4 Daten komprimieren (Dimension reduzieren)	76		
7.5 Zeitreihen vorverarbeiten	78		

9 Lösung validieren	106	11 Lösung warten und aktualisieren	128
9.1 Interpretierbarkeit von Machine-Learning-Modellen sicherstellen ..	108	11.1 Alterungsverhalten des Modells beschreiben	130
9.2 Lösung auf Plausibilität prüfen ...	110	11.2 Online-Überwachung für Modell-drift erarbeiten	132
9.3 Ergebnis aus der Business-Perspektive bewerten	112	11.3 Online-Überwachung für Daten-drift erarbeiten	134
9.4 Prozess reviewen	114	11.4 Aktualisierungsstrategie festlegen	136
10 Lösung einführen und industrialisieren	116	11.5 Training und Wartung von ML-Modellen automatisieren (MLOps)	138
10.1 Nicht-funktionale Anforderungen und Architekturtreiber identifizieren	118	12 Die Autoren	140
10.2 Entscheidung treffen bezüglich On-Premises oder Cloud-Service-modellen	120	13 Index	144
10.3 IT-Infrastruktur für die Produktivsetzung erarbeiten	122		
10.4 IT-Architekturvarianten bewerten und entscheiden	124		
10.5 Data-Science-Lösung einführen und Vertrauen aufbauen	126		



01

**Warum dieses
Workbook?**

Unternehmen können sich immer weniger auf den vergangenen Erfolgen ausruhen. Die Mitbewerber, die Technologien und der Markt müssen ständig beobachtet werden, um den Innovationsbedarf und die damit verbundenen Chancen rechtzeitig zu erkennen und zu nutzen. Innovationen systematisch umzusetzen, ist mehr denn je ein essenzieller Erfolgsfaktor, und ein wesentliches Innovationspotenzial liegt in der Digitalisierung und den damit generierten Daten, die viel zu oft in Unternehmen ungenutzt bleiben.

In dem Buch „Die digitale Transformation des Qualitätsmanagements“ zeigen die Autoren Möglichkeiten auf, die Digitalisierung dazu zu nutzen, das Qualitätsmanagement auf ein deutlich höheres Niveau zu heben, beispielsweise durch digitale QM-Systeme oder durch die Verbesserung der Produkt- und Prozessqualität mithilfe von Daten und digitalen Technologien. In dem Buch wird auch ein Vorgehensmodell zur systematischen Identifikation und Umsetzung von Use-Case-Ideen zur Prozessverbesserung vorgestellt. Aufgrund der häufig gestellten

Fragen zu dem Thema und der hohen Praxisrelevanz haben sich die Autoren entschlossen, diese Vorgehenslogik im Detail zu erläutern und in Form des vorliegenden Workbooks umsetzungsorientiert zur Verfügung zu stellen.

Dieser Praxisleitfaden fokussiert sich nicht ausschließlich auf das Thema Qualitätsmanagement, sondern bezieht sich auf alle Arten von datengetriebenen Innovationen mit Fokus auf das industri-

elle Umfeld, wobei das Spektrum von einfachen Visualisierungslösungen bis hin zu Prognosemodellen mithilfe von Machine Learning und künstlicher Intelligenz reicht. Diese Innovationen im Bereich Data Science können sich einerseits darauf beziehen, neue digitale Lösungen und Services mit Mehrwert für Kunden zu entwickeln, und andererseits darauf, die bestehenden Prozesse systematisch und kontinuierlich hinsichtlich Effektiv-



Bild 1.1 Die Wirkung von Innovationen im Bereich Data Science

tät, Effizienz und Flexibilität zu verbessern. Darüber hinaus können neue Business-Modelle generiert werden, die eine völlig neue Art der Leistungserbringung und -verrechnung mit sich bringen (**Bild 1.1**).

Die Möglichkeiten hierzu sind in den letzten Jahren enorm gestiegen – nicht nur, weil immer mehr Daten zur Verfügung stehen, sondern weil aktuell auch die Möglichkeiten zur Verarbeitung von großen Datenmengen vorhanden sind und entsprechende intelligente Algorithmen in rasender Geschwindigkeit weiterentwickelt wurden, wie am jüngsten Hype um ChatGPT zu sehen ist.

Die Vorgehensweise vom Finden der erfolgversprechendsten Use Cases hin zur gewinnbringenden und nachhaltigen Umsetzung muss jedoch von Unternehmen beherrscht werden. Dieser Prozess ist unternehmensspezifisch durch die Definition von entsprechenden Verantwortlichkeiten und Rollen zu organisieren. Es handelt sich hierbei um einen hochgradig interdisziplinären Prozess, weil die unterschiedlichsten Kompetenzen, beispielsweise Fachexperte, IT-Spezialist, Data Analyst und Software Designer eine gute Gesprächs- und Arbeitsbasis finden und ein einheitliches Bild für die Vorgehensweise erarbeiten müs-

sen. Dies geschieht in einer sehr komplexen Ausgangssituation, wo der Erfolg der Innovation keineswegs garantiert werden kann.

Erfolgsentscheidend ist eine Vorgehenslogik, die Orientierung und Klarheit schafft, für effektive Teamarbeit sorgt und je nach Aufgabenstellung geeignete Techniken vorschlägt, die in zielführender Art und Weise zu verwenden sind. Genau diese Vorgehenslogik wird in diesem Workbook vorgestellt.



02

Einführung in Data Science

2.1 Arten von Use Cases

Data Science im industriellen Umfeld ist die Kunst, aus Daten Wissen zu generieren, um Mehrwert für Unternehmen zu schaffen. Data Science beschäftigt sich typischerweise mit der Analyse von großen Datenmengen, der Identifikation von Abnormalitäten in den Daten und mit der Vorhersage von zukünftigen Ereignissen. Use Cases im Bereich Data Science reichen von der Verbesserung eines Prozesses über die Entwicklung neuer Produkte und Dienstleistungen bis hin zur Realisierung von neuen Business-Modellen. Diese Use Cases können mithilfe der Statistik in vier Kategorien unterteilt werden (**Bild 2.1**).

Descriptive Analytics

Use Cases der beschreibenden Statistik erläutern dem Anwender durch die rechtzeitige Aufbereitung von Daten in anschaulicher Art und Weise, **was** passiert ist. Die dadurch gewonnenen Einsichten können dafür genutzt werden, bessere

Entscheidungen zu treffen. Beispielsweise ermöglicht die Messung von Prozessen in Echtzeit, Schwachstellen im Prozess rechtzeitig zu erkennen und diese zu beseitigen. Zusätzlich erfordert das Abrufen von Daten aus verschiedenen Quellen und Abteilungen im industriellen Umfeld oftmals viel Zeit, die durch eine automatische Aufbereitung eingespart werden

kann. Diese Use Cases sind zumeist einfach umzusetzen und haben daher in der Praxis sehr große Bedeutung. Es wird die natürliche Intelligenz der Menschen genutzt und erweitert („augmented“). Daher werden diese Lösungen im industriellen Umfeld auch unter dem Stichwort „Augmented Workers“ thematisiert.

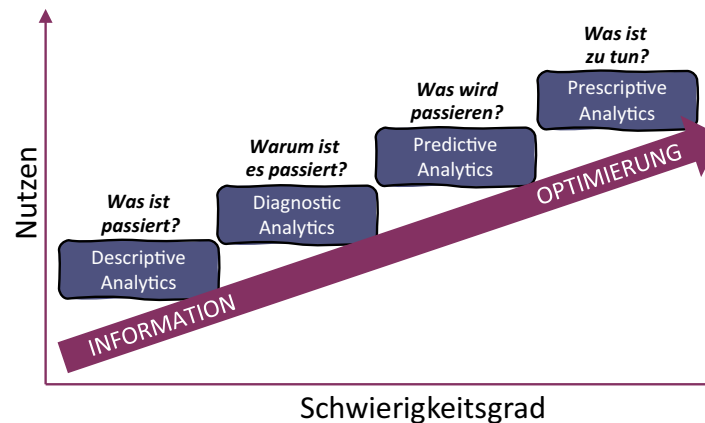


Bild 2.1 Unterteilung von Data Science Use Cases mithilfe der Statistik

Diagnostic Analytics

Hier werden bereits Aspekte mitaufbereitet, die Hinweise geben, **warum** bestimmte Dinge passiert sind. Beispielsweise werden Korrelationsdiagramme dargestellt, die Hinweise auf Ursachen und damit Ansatzpunkte geben.

Predictive Analytics

Im Bereich der prädiktiven Analyse werden Daten dazu verwendet, um zu prognostizieren, **was passieren wird**. Hierzu braucht es Lösungen im Bereich Machine Learning und künstlicher Intelligenz. Es wird aus Vergangenheitsdaten gelernt, indem Gesetzmäßigkeiten erkannt und als Funktion modelliert werden. Dieses Modell wird auf neue Daten angewandt, um Prognosen abzugeben.

Prescriptive Analytics

Präskriptive Lösungen haben zum Ziel, nicht nur Prognosen abzugeben, sondern auch konkrete Handlungsempfehlungen mitzuliefern, **was zu tun ist**. Dies erfordert eine eingehende Diskussion mit den Domänenexperten über die möglichen Optionen, um darauf basierend beispielsweise mithilfe von definierten Regeln oder Optimierungsverfahren die vielversprechendste Handlung abzuleiten. Angenommen, es wurde ein Modell trainiert, welches in der Lage ist, den Output von mehreren teilweise konkurrierenden Qualitätsmerkmalen in Abhängigkeit von verschiedenen Maschineneinstellungen zu prognostizieren. Wird festgestellt, dass sich ein Qualitätsmerkmal zu sehr einer Toleranzgrenze nähert und Gefahr be-

steht, Ausschuss zu produzieren, so gibt es mehrere Möglichkeiten, das Qualitätsmerkmal wieder näher dem Zielwert zu bringen. Mithilfe von Optimierungsverfahren kann eine Handlungsempfehlung abgeleitet werden, die beispielsweise lautet: „Wenn das betroffene Qualitätsmerkmal um $y\%$ verbessert und gleichzeitig sichergestellt werden soll, dass die anderen Qualitätsmerkmale innerhalb der Toleranzgrenzen bleiben, dann ist es am kostengünstigsten, den Maschinenparameter 1 um einen Betrag x zu verändern.“

2.2 Machine Learning und künstliche Intelligenz

Bei Machine Learning werden mithilfe von Algorithmen in einem Datensatz während einer Trainingsphase Muster und Gesetzmäßigkeiten erkannt und als Funktion modelliert. Diese Modelle werden danach in der sogenannten Inferenzphase auf neue Daten angewandt, um für diese Daten Prognosen zu erstellen und diese einem Anwender zur Verfügung zu stellen (**Bild 2.2**). Wichtig ist es zu verstehen, dass hier nach wie vor der Mensch eine zentrale Rolle spielt, da beispielsweise festgelegt werden muss, welche Daten für das Training herangezogen werden sollen, und auch das algorithmische Training entsprechend gestaltet werden muss.

Man kann bei Machine Learning zwischen drei wesentlichen Lernmethoden unterscheiden. Beim überwachten Lernen (Supervised Learning) lernt der Algorithmus anhand von gelabelten Daten: Das sind Daten, die bereits mit einer Antwort versehen sind, sozusagen von einem

Supervisor gelabelt wurden. Beim unüberwachten Lernen (Unsupervised Learning) sind die Lerndaten ungelabelt. Das Ziel ist es, Muster in den Daten zu erkennen und diese beispielsweise zu gruppieren. Beim bestärkenden Lernen (Reinforcement Learning) wird durch die Interaktion mit der Umgebung ge-

lernt. Die Aufgabe besteht darin, eine optimale Handlung zu finden, um eine Belohnung zu maximieren.

Künstliche Intelligenz

Weist ein Computer Fähigkeiten auf, die in der Gesellschaft zum aktuellen Zeitpunkt lediglich Menschen zugeordnet

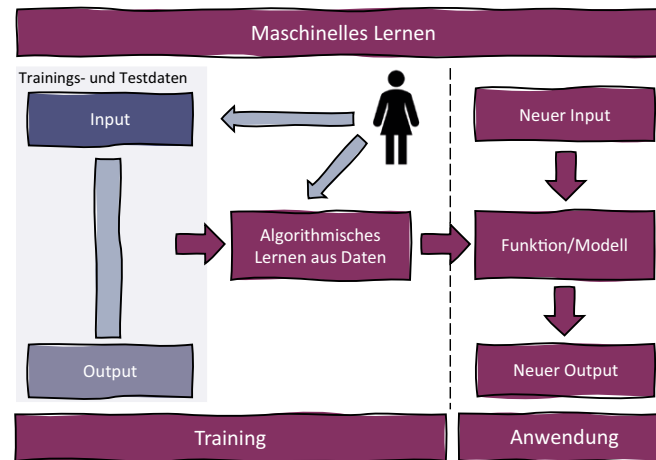


Bild 2.2 Lernen aus Daten durch Machine Learning

sind, dann kann man dies als künstliche Intelligenz bezeichnen. Bei derartigen Lösungen werden grundsätzlich als Eingangsgrößen Daten verarbeitet (Sense), darauf basierend wird eine Ausgangsgröße modelliert (Think) und schließlich eine Prognose oder Handlungsempfehlung erzeugt (Act). Man spricht von einer **Sense-Think-Act-Kette**, die sich durch

hohe Autonomie und durch die Möglichkeit des Lernens auszeichnen muss, um sie als künstliche Intelligenz zu bezeichnen (**Bild 2.3**). Der Begriff maschinelles Lernen ist eng verwandt mit künstlicher Intelligenz, weil der Think-Teil in Lösungen der künstlichen Intelligenz oftmals mit Methoden des Machine Learning realisiert wird.

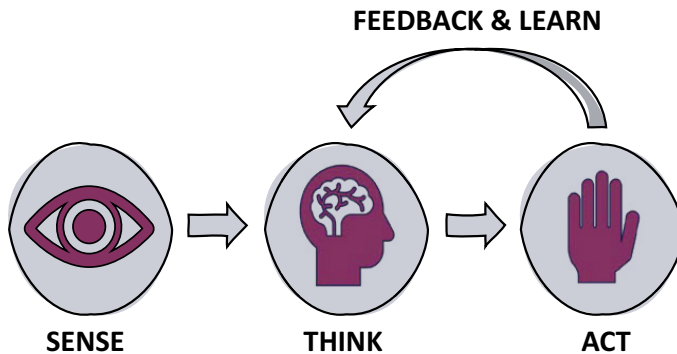


Bild 2.3 Sense-Think-Act-Kette als Erklärungsmodell für künstliche Intelligenz



13

Index

Symbole

- 2K-Workshops
- Korrelation und Kausalität 110

A

- Abnormalitäten erkennen 10
- Abzinsfaktor 96
- Agile Artefakte 37
- Agile Projektorganisation aufsetzen 38
- Agiles Arbeiten 15
- Aktualisierungsstrategie
 - bei Prognosemodellen 136
- Alternativflüsse 40
- Alterungsverhalten 129
 - eines Modells beschreiben 130
- Amortisationsdauer 32
- Anforderungen
 - funktionale 118
 - nicht-funktionale 118
- Apache Kafka 60
- Architekturtreiber
 - festlegen 118
 - identifizieren 118
- Architekturvarianten 117
- ARMA-Verfahren 100

Ausreißer

- in Zeitreihen identifizieren 102
 - über Fehlergrenze klassifizieren 102
- Auto-Encoder-Verfahren 102
- Automatisierung 122
- Auto ML 81

B

- Back-of-the-Envelope-Berechnung 56
- Bilderkennung und Verarbeitung 11
- Birch-Algorithmus 94
- Boxplot
 - Daten 64
 - segmentierter 66
- Business Case
 - beschreiben 32
- Business Model Canvas 26
- Business-Perspektive
 - Lösungen bewerten 112
- Business Process Model and Notation (BPMN) 24, 40
- Business-Ziele
 - ableiten 36f.
 - präzisieren 32

C

- ChatGPT (Generative Pre-trained Transformer) 2, 11
- Cluster-Algorithmus
 - initialen C. auswählen 94
- Clustern
 - hierarchisches 94
 - spektrales 94
- Clustering 9
- Cluster-Verfahren
 - trainieren und tunen 94
- Continuous Deployment (CD) 138
- Continuous Integration (CI) 138
- Continuous Testing (CT) 138
- Convolutional Neural Network (CNN) 92
- Crosser 60
- Cross Industry Standard Process for Data Science (CRISP-DS) 15

D

- Dashboard-Lösung 81, 126
 - ausarbeiten 84
 - Drill-downs 84
 - Hover-Effekte 84
 - Zoomen 84

- Data Governance 58
 - Data Ingestion Pipeline 122
 - entwerfen 60
 - Data Pipelines 117
 - Data Science
 - Einführung 5
 - Innovationen 1
 - Use Cases 5
 - Vorgehensmodell für Use Cases 15
 - Data-Science-Anwendungsfälle
 - Datenbedarf abschätzen 56
 - Data-Science-Lösung
 - einführen 126
 - Validierung 107
 - Verifikation 107
 - Data Science Use Case 38
 - Art abklären 44
 - Verbesserung der Datenqualität 69
 - Daten
 - Ausreißer behandeln 70
 - bereinigen 70
 - Boxplot 64
 - Dimension reduzieren 76
 - eindimensionale 64
 - erheben 48
 - komprimieren 76
 - mehrdimensionale 67
 - präparieren 68
 - verstehen 48
 - Zeitreihen vorverarbeiten 78
 - Datenbedarf
 - abschätzen 56
 - Datendrift 130
 - Online-Überwachung 134
 - Datenerfassung
 - planen 52
 - Datenmanagement 58
 - Datenqualität
 - aktuelle 64
 - kohärente 64
 - korrekte 64
 - repräsentative 64
 - vollständige 64
 - Datensätze
 - durch Versuche erzeugen 62
 - Datenspeicherung
 - Infrastruktur entwickeln 58
 - Datenverarbeitungstechnologie 60
 - DBSCAN 94
 - Verfahren 94
 - Deep Learning 92
 - Delphi-Methode 28
 - Deployment 122
 - Descriptive Analytics 5
 - Design of Experiments (DoE) 49
 - Diagnostic Analytics 6
 - Digitalisierung 1
 - Domänenverständnis 64
 - Downsampling 78
 - Drill-downs 84
- E**
- Einträge
 - Konsistenz prüfen und korrigieren 70
 - Entscheidung
 - On-Premises oder Cloud 120
 - Entscheidungsbäume 90
 - Explainable AI (XAI) 108
- F**
- Feature-Engineering-Workshop 49
 - Feature-Importance-Plot 108
 - Features
 - codieren 74
 - relevante auswählen und konstruieren 72
 - relevante finden 50
 - Vorgehensweise 50

Fehler

- akzeptable festlegen 44

Fehlerkosten

- erarbeiten 44

Freigabeprozess

- definieren 136

G

Gateways 40

- exklusive 40
- parallele 40

Geschäftsziele

- präzisieren 44

Gewichtungsfaktoren 92

Grafana 84

Greedy-Parameter 96

Ground Truth 132

Grundsatzentscheidung

- On-Premises oder Cloud 117

H

Häufigkeitsverteilung 64

Hauptkomponenten (Principal

Components) 76

- bestimmen 76

Heatmap

- Korrelationen 66

Hierarchisches Clustern 94

Hover-Effekte 84

Hybrid-Cloud-Lösung 120

Hyperparameter 86

I

Imputing

- K-Nearest-Neighbours 70

Individual SHAP Value Plot 108, 126

Inferenzphase 122

Inferenz-Pipeline 122

Input-Daten 42

Interpretierbarkeit

- globale 108
- lokale 108

Ishikawa-Diagramm 50

ISO 25010 118

IT-Architekturvarianten

- bewerten 124

K

Kafka 122

Kausalitätsprüfung 110

Keep-Stop-Start-Methode 114

k-fache Kreuzvalidierung 86

K-Fold 86

Klassifizierungsalgorithmus

- initialen K. auswählen 90

K-Means-Algorithmus 94

K-Means-Clustering 94

K-Nearest-Neighbours-Imputing 70

Knime 60

Koeffizientenquadrante 88

Kollinearität 66

Kolmogorow-Smirnow-Test 134

Konzeptdrift 130

Korrelationen

- als Heatmap 66

Korrelationsmatrix 66

Kreuzvalidierung

- k-fache 86

Künstliche Intelligenz 8

L

- Lagekennwerte 64
- Large Language Model (LLM) 12, 98
 - ChatGPT 98
- Lasso-Regression 88
- Lieferant – Input – Prozess – Output – Kunde (LIPOK) 20
- LIPOK-Analyse 22
- LIPOK-Methode 20
- Lösungen
 - ausarbeiten und bewerten 80
 - Auto ML 81
 - Dashboard-Lösungen 84
 - Ergebnis aus Business-Perspektive bewerten 112
 - Grafana 84
 - Machine-Learning-Lösung 81
 - Plausibilität prüfen 110
 - produktiv setzen 116
 - validieren 106
 - Visualisierungslösung 81
 - warten und aktualisieren 128
- Lösungsprozess
 - reviewen 114

M

- Machine Learning 7
 - Abnormalitäten erkennen 10
 - Anwendungsfälle 9
 - Bilderkennung und Verarbeitung 11
 - Clusterung 9
 - Lernmethoden 7
 - Modelliteration 129
 - Prädiktionsmodelle 9
 - Regression und Klassifizierung 9
 - Reinforcement Learning 7, 11
 - Retraining 129
 - Sprach- und Textgenerierung – Chatbots 11
 - Supervised Learning 7
 - Unsupervised Learning 7
 - Zeitreihenprognosen 10
- Machine-Learning-Lösung 81
- Machine-Learning-Modell
 - Aktualisierungsstrategie 136
 - Änderungsverhalten 129f.
 - Continuous Deployment (CD) 138
 - Continuous Integration (CI) 138
 - Continuous Testing (CT) 138
 - Datendrift 130
 - Datensätze erzeugen 62
 - Erklärbarkeit 108
 - Ground Truth 132
 - Interpretierbarkeit 108
 - Kausalitätsprüfung 110
 - Konzeptdrift 130
 - Modelldrift 130
 - Prognose 50
 - Training und Wartung automatisieren 138
- Machine Learning Operations (MLOps) 138
- Makigami-Analyse 24
- Mean Squared Error (MSE) 88
- Merkmale
 - kontinuierliche M. diskretisieren 74
 - One Hot Encoding 74
 - Ordinal Encoding 74
 - quantitative M. normieren 74
 - quantitative M. standardisieren 74
- Merkmalstypen 42
- Messgrößen
 - technische 44
- Messprozesse
 - bei Use Cases 54
- Messsystemanalyse (MSA) 54
- Messsystemfähigkeit
 - sicherstellen 54

Mindmap 50
 MLP-Netz 92
 Mock-up
 – testen und verbessern 82
 Modell
 – bestes M. auswählen 104
 – prädiktives 81
 Modelldrift 130
 – Online-Überwachung 132
 Modelliteration 129
 Modell-Tuning 86
 – Strategie festlegen 86
 MQTT 60, 122
 Multi-Layer-Perzeptron (MLP) 92

N

Naive-Bayes-Klassifikation 90
 Neuronale Netze
 – trainieren, tunen, testen 92
 NoSQL-Datenbank 58

O

One Hot Encoding 74
 Orchestrierung 122
 Ordinal Encoding 74

Osterwalder, Alexander 26
 Output-Daten 42
 Overfitting 88

P

Partial Dependence Plot 108
 People + AI Guidebook 126
 Performance-Kriterien 81
 Personas 26
 Pipeline-Komponenten 60
 Population Stability Index (PSI) 134
 Prädiktionsmodell 9, 81
 – Training 86
 Precision 90
 Predictive Analytics 6
 Prescriptive Analytics 6
 Principal Component Analysis (PCA) 76
 Principal Components 76
 Priorisierungsmethoden 28
 Product Owner 38
 Produkt-Backlog 37f.
 Produktinkrement 37
 Produktivsetzung
 – IT-Struktur 122
 Produkt- und serviceorientierte Use
 Cases finden 26

Prognosemodell 40
 Projekt
 – planen 36
 Projektplan erstellen 46
 Prozess
 – abgrenzen 20
 – identifizieren 20
 Prozessorientierte Use-Case-Ideen
 ableiten 24
 Prozess reviewen 114
 Prozessverbesserung 1
 PSA-Methode 82
 Pugh-Matrix 124

Q

QM-System
 – digitales 1
 Qualitätsmanagement 1
 Question-Zero-Tabelle 30

R

Randhäufigkeiten 66
 Recall 90
 Receiver Operating Characteristic (ROC)
 90

Regression

- logistische 90
- und Klassifizierung 9

Regressionsalgorithmus

- initialen R. definieren 88

Regressionskoeffizienten 88

Regressionsmodell

- trainieren und testen 88

Regularisierungsansatz 88

Regularisierungsfaktor 88

Reinforcement-Algorithmen 96

Reinforcement Learning 7, 11, 96

- Action 96

- Policy 96

- Reward 96

- State 96

Reinforcement Learning based on

Human Feedback (RL-HF) 12

Reststreuung 100

Retraining 129

Retrospektive

- planen 38

Reviews 37

ROC-Kurve 90

S

Scrum Master 38

Sense-Think-Act-Kette 8

Shapley-Additive-Explanations-Methode (SHAP) 108

Signalverlauf

- Störungen 102

Skalierbarkeit 122

SMART-Regeln 32

Spektrales Clustern 94

Sprach- und Textgenerierung – Chatbots 11

Sprint-Backlog 37

Sprint-Planung 38

Stage-Review-Konzept 46

Stages

- definieren 46

Stakeholder-Anforderungen verstehen 22

Störfaktoren 42

Stratifizierungskonzept 86

Streudiagrammmatrix 66

Streuungskennwerte 64

Supervised Learning 7, 81

Support Vector Machines 90

Swim Lanes 40

T

Team 38

Technische Ziele

- ableiten 44

Teststrategie

- festlegen 86

Total Cost of Ownership (TOC) 120

Tuning-Strategie

- festlegen 86

U

Überschlagsberechnung 56

Unified Modeling Language (UML) 122

Unsupervised Learning 7

Upsampling 78

Use Case

- aus Kundensicht detaillierter beschreiben 30

- Business Case beschreiben und Business-Ziele präzisieren 32

- Data Science 5

- Descriptive Analytics 5

- Diagnostic Analytics 6

- final bewerten und auswählen 34

- finden 19

- Ideen priorisieren 28
- im Ablauf beschreiben 40
- Kategorien 5
- Messprozesse 54
- Predictive Analytics 6
- Prescriptive Analytics 6
- produkt- und serviceorientierte Use Cases finden 26
- Prozess identifizieren und abgrenzen 20
- prozessorientierte Ideen ableiten 24
- Schritte der Projektphase 19
- Stakeholder-Anforderungen verstehen 22
- Use-Case-Ideen 1
- priorisieren 28

V

- Validierung 107
- Value Proposition Canvas 26

- Varianzaufklärung
 - berechnen 76
- Verfügbarkeit der Daten 42
- Verifikation 107
- Visualisierungslösungen 81, 117
 - Alterungsverhalten 129
 - designen 82
- voestalpine High Performance Metals
 - DIGITAL SOLUTIONS GmbH 15

W

- Wirkende Parameter erkennen 42

X

- XAI (Explainable AI) 108

Z

- Zeitplan
 - ableiten 46
- Zeitreihen
 - Ausreißer identifizieren 102
 - vorverarbeiten 78
 - zerlegen und visualisieren 100
- Zeitreihenprognosen 10
- Zerlegung
 - additive 100
 - mit kleinerem Fehler 100
 - multiplikative 100
- Zielerreichung 112
- Zielwerte
 - ableiten 44
- Zoomen 84