

# Systematische Literaturanalyse zu bestehenden Vorgehens- und Referenzmodellen zur Zuverlässigkeitsprognose von Heizsystemen

Fachwissenschaftliche Projektarbeit

Vorgelegt von: Angelina Gerdt  
Matrikelnummer: 195414  
Studiengang: Wirtschaftsingenieurwesen

Ausgabedatum: 17.05.2023  
Abgabedatum: 23.08.2023

Erstprüfer: Dr.-Ing. Anne Antonia Scheidler  
Zweitprüfer: M. Sc. Sahil-Jai Arora

Technische Universität Dortmund  
Fakultät Maschinenbau  
Fachgebiet IT in Produktion und Logistik

# Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	II
Tabellenverzeichnis.....	III
Abkürzungsverzeichnis.....	IV
1 Einleitung .....	1
1.1 Ausgangssituation und Forschungsfragen.....	1
1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit.....	3
2 Stand der Technik .....	5
2.1 Grundlagen der Instandhaltung .....	5
2.2 Wissensentdeckung in Datenbanken.....	11
2.3 Vorgehens- und Referenzmodelle .....	13
2.4 Wohnheizungssysteme .....	14
3 Methodik der systematischen Literaturanalyse .....	17
3.1 Die Grundlagen einer systematischen Literaturanalyse .....	17
3.2 Festlegung der erforderlichen Parameter .....	19
3.3 Suchprotokoll und Bewertungsmatrix .....	25
4 Ergebnis des Literaturreviews.....	27
4.1 Erstellung des Anforderungsprofils .....	27
4.2 Beschreibung der Ergebnisse.....	30
4.3 Bewertung und Gegenüberstellung der Modelle .....	46
5 Zusammenfassung und Ausblick .....	49
6 Literaturverzeichnis .....	50
Anhang.....	55
Anhang A: Beschreibung der Arten der Instandhaltung .....	55
Anhang B: Suchstrings nach Clustering (deutsche Begriffe) .....	56
Anhang C: Suchprotokoll der SLR .....	58
Anhang D: Bewertung der Modelle durch Punktsystem .....	59
Eidesstattliche Versicherung .....	60

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1 Optimierung des Instandhaltungsintervalls .....	2
Abbildung 1-2 Aufbau der fachwissenschaftlichen Projektarbeit .....	4
Abbildung 2-1 Unterteilung des Begriffes Instandhaltung nach DIN 31051 .....	6
Abbildung 2-2 Unterscheidung der Instandhaltungsstrategien .....	7
Abbildung 2-3 Ablaufschritte des KDD-Prozesses .....	11
Abbildung 2-4 Aufgaben des Data-Minings.....	12
Abbildung 3-1 Vorgehensweise systematischen Literaturanalyse.....	17
Abbildung 3-2 Durchführung Literaturanalyse.....	18
Abbildung 3-3 Angepasste Vorgehensweise in SLR.....	19
Abbildung 3-4 Suchbegriffe verbunden durch Operatoren .....	21
Abbildung 3-5 Suchbegriffe verbunden durch Operatoren und Trunkierungszeichen .....	22
Abbildung 3-6 Suchbegriffe geclustert .....	22
Abbildung 4-1 Unterscheidung der Anforderungen .....	27
Abbildung 4-2 Einordnung der hergeleiteten Anforderungen .....	29
Abbildung 4-3 Vorlage Anwendungsprofil .....	29
Abbildung 4-4 Modellübersicht nach Hosamo et al. (2022).....	30
Abbildung 4-5 Modellübersicht nach Al-Tal et al (2021).....	32
Abbildung 4-6 Modellübersicht nach Fausing Olesen und Shaker (2020) .....	33
Abbildung 4-7 Untergeordnetes Modell nach Fausing Olesen und Shaker (2020) .....	33
Abbildung 4-8 Modellübersicht nach Moleda et al. (2020) .....	34
Abbildung 4-9 Modellübersicht nach Rosati et al. (2023) .....	35
Abbildung 4-10 Modellübersicht nach Joseph et al. (2020).....	36
Abbildung 4-11 Modellübersicht nach Kinghorst et al. (2017) .....	37
Abbildung 4-12 Modellübersicht nach Ozkat et al. (2023).....	38
Abbildung 4-13 Modellübersicht nach Henze et al. (2019).....	39
Abbildung 4-14 Modellübersicht nach Gigoni et al. (2019).....	41
Abbildung 4-15 Modellübersicht nach Ong et al. (2021) .....	42
Abbildung 4-16 Modellübersicht nach Schöpka et al. (2013) .....	43
Abbildung 4-17 Modellübersicht nach Mihigo et al. (2022).....	44
Abbildung 4-18 Modellübersicht nach Santiago et al. (2019) .....	45
Abbildung 4-19 Modellübersicht nach Dalipi et al. (2016) .....	46
Abbildung 4-20 Bewertung der einzelnen Modelle anhand des Anforderungsprofils.....	48

## **Tabellenverzeichnis**

Tabelle 2-1 Beschreibung der Zuverlässigkeitskenngößen .....	9
Tabelle 2-2 Vor- und Nachteile einer Zentralheizung .....	15
Tabelle 3-1 Festlegung der Schlüsselbegriffe .....	20
Tabelle 3-2 Exemplarische Darstellung der Suchstrings .....	21
Tabelle 3-3 Kombinationsmöglichkeit nach den Bausteinen angeordnet (engl. Begriffe) .....	23
Tabelle 3-4 Festlegung der Ein- und Ausschlusskriterien .....	24
Tabelle 3-5 Vorlage Suchprotokoll .....	25
Tabelle 3-6 Beschreibung der Bewertungsmatrix .....	26

## Abkürzungsverzeichnis

AANN	Auto-Assoziativen Neuronalen Netzes
ALA	Allgemeine Anforderungen
baua	Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin
BE	Betrachtungseinheit
BIM	Building Information Modeling
BMS	Building Management System
CMMS	Computerized Maintenance Management System
CMS	Condition Monitoring System
CRISP-DM	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
DAA	Datenspezifische Anforderungen
DOA	Domänenspezifische Anforderungen
FDD	Fault detection and diagnostics
HLK	HKL-Anlagen
HMM	Hidden Markov-Modell
i. A. a.	in Anlehnung an
IoT	Internet of Things
IT	Informationstechnologie
KDD	Knowledge Discovery Databases
KNIME	Konstanz Information Miner
KPI	Key Performance Indicator
LSTM	Long Short Term Memory
ML	Machine Learning
OPAC	Online Public Access Catalogue
PdM	Predictive Maintenance
PLS	Partial Least Square
RF	Random Forest
RM	Referenzmodell
RND	Restnutzdauer
SCADA	Supervisory Control And Data Acquisition
SLR	Systematic Literature Reviews
SVM	Support Vector Machine
SVR	Support Vector Regression
SW	Sliding Windows
vgl.	Vergleiche

# 1 Einleitung

Im Folgenden wird im ersten Schritt die Ausgangssituation beschrieben und die daraus resultierenden Forschungsfragen abgeleitet. Anschließend wird auf das Ziel und auf die Vorgehensweise der vorliegenden wissenschaftlichen Analyse eingegangen.

## 1.1 Ausgangssituation und Forschungsfragen

Die zunehmende Globalisierung und Vernetzung nehmen in allen Bereichen bezogen auf die Geschwindigkeit eines Prozesses zu. Der weltweit wachsende Wettbewerb führt hierbei zu steigenden Erwartungen an die Produktindividualisierung und einer zunehmenden Kostenreduktion. (Soder, 2017, S. 3) Gleichzeitig besteht unter den Wettbewerbern ein hoher Leistungsdruck und ein ständiges Streben nach einem hohen Qualitätsniveau. Diese Erwartungen sollen mittels stetiger Rationalisierung und Innovationen erfüllt werden. (Pawellek, 2016, S. 1)

Von den steigenden Anforderungen ist unter anderem das gesamte Segment der Produktion betroffen. Das Fundament für einen reibungslosen und wirtschaftlichen Nutzen bildet hierfür die intakte Funktionsweise von Geräten und Anlagen. Zusätzlich trägt ein Stillstand einer Fertigungsstätte in einer Serienproduktion hohe Ausgaben mit sich. So kosten beispielsweise in der Automobilproduktion 5 Minuten Stillstand durchschnittlich 100 Tausend Euro (Schuh et al., 2020, S. 6). Für eine intakte Funktionsweise und einen störungsfreien Ablauf ist der Bereich der Instandhaltung primär zuständig. Diese verantwortungsvolle Disziplin ist elementar und aus der heutigen Zeit nicht wegzudenken. Alleine für die deutsche Instandhaltung wird ein Marktvolumen von 120 Milliarden Euro eingeplant. (Schuh et al., 2020, S. 5) Insbesondere in einer Produktionsumgebung besitzt die Instandhaltung eine essenzielle Relevanz. Genauer ausgedrückt zeigt sich, dass zwischen 60 bis 70 Prozent der gesamten Produktionskosten der Instandhaltung von Industrieanlagen zugeschrieben werden. (Arora et al., 2021, S. 708) Dabei beschreiben 90 Prozent der Unternehmen ihren Prozess in dieser Disziplin als ineffizient (Schuh et al., 2020, S. 5). Daraus abgeleitet wird geschätzt, dass alleine in Deutschland 14 Milliarden Euro Mehrausgaben aus der Ineffizienz resultieren (Schuh et al., 2021, S. 149). Somit nimmt der Bereich der Instandhaltung einen bedeutsamen Stellenwert in der Forschung ein.

Der Begriff der Instandhaltung ist innerhalb der Literatur insbesondere mit dem Bereich der Produktionsumgebung gekoppelt. Jedoch wird die Instandhaltung außerhalb der Fertigungsstätte eingesetzt und ist überall dort gefragt, wo technische Systeme im Einsatz sind. (Strunz, 2012, S. 1) Eine Vielzahl von technischen Objekten ist in der alltäglichen Umgebung vorzufinden, wie beispielweise innerhalb einer Baulichkeit. Dabei steigt durch die zunehmende Gebäudegröße, die Entwicklung der Informationstechnologie sowie die Komplexität von Gebäudesystemen die Nachfrage nach der Zuverlässigkeit dessen technischen Komponenten. Insbesondere stellt die Zuverlässigkeit von Heizungssystemen einen elementaren Grundstein des Wohnkomforts dar. (Kwak et al., 2004, S.1141) Die Energie dieses Systems dient zur Verbesserung des thermischen und visuellen Komforts und zur Erzeugung von Warmwasser (Peeters et al., 2008, S. 1446). Im Durchschnitt werden in den europäischen Breitengraden wie in Deutschland mehr als 200 Tage im Jahr diese in den Betrieb genommen (Gräff, 2007, S. 1028). Dazu wird 48 Prozent der von den Haushaltgeräten aufgewendeten Energie für den Verbrauch eines Heizgerätes eingesetzt (Santiago et al., 2019, S. 93). Genauer betrachtet stellt die Gebäudeindustrie den weltweit größten Energieverbraucher dar (Hosamo et al., 2022, S. 1). Vor diesem Hintergrund ist es wichtig, die Effizienz des Wohnungssystems zu optimieren. Dabei kann die Effizienz durch ein defektes Gerät deutlich gesenkt werden. Somit ist eine Lösung erforderlich die es ermöglicht Ausfälle vor dem eigentlichen Eintritt zu erkennen. Um diesen Ansatz der Instandhaltungsart zu gewährleisten ist eine Infrastruktur notwendig die in

der Lage ist, Daten zu analysieren, interpretieren und daraus Erkenntnisse zu gewinnen. (Santiago et al., 2019, S. 93)

Hierzu nimmt die fortschreitende Digitalisierung einen wichtigen Stellenwert ein. Diese ist neben den übergeordneten Bereichen der Produktion ebenfalls in dem Instandhaltungsmanagement angelangt und bietet eine große Möglichkeit der Optimierung. Der Bereich der Instandhaltung kann durch den nachhaltigeren Einsatz von Ressourcen oder durch eine effektivere Steuerung oder Vermeidung von Störungen in den Arbeitsabläufen erreicht werden. Durch das aufgezeigte Potenzial befindet sich die gesamte Strategie inklusive der vielfältigen einzelnen Teilaspekte der Instandhaltung im Wandel der Industrie 4.0. Als Treiber dieses Potenzials stehen die kontinuierlich zunehmenden cyberphysischen Systeme und der Einsatz von technischen Bauelementen. (Gutsche & Voigt, 2018, S. 162) Die aktuell bestehenden Instandhaltungsstrategien beinhalten reaktive und präventive Wartung. Ein Segment der aktuellen Forschung beschäftigt sich mit der Weiterentwicklung der präventiven Strategie, um einen Wertvorteil zu erlangen. Dabei ist die Wahl des Zeitpunktes der Instandhaltung essenziell, um den Kosteneinsatz zu minimieren. Die bestehenden Herausforderungen sind die Vernetzung, die Datenerhebung und die Datenauswertung der Systeme. (Kampker et al., 2018, S. 195) Die Abbildung 1-1 veranschaulicht das Zusammenspiel der geplanten und ungeplanten Kosten in Abhängigkeit des Instandhaltungsintervalls. Kurze Intervalle verringern ungeplante Austausche, führen aber zu höheren Präventivkosten. Demgegenüber dazu, maximiert das Warten auf einen Ausfall zwar die Lebensdauer, führt jedoch bei ungeplanten Ereignissen ebenfalls zu hohen Einsatzkosten. Die erwünschten Minimalkosten entstehen durch einen optimalen Nutzung der Lebensdauer und dem rechtzeitig geplanten Austausch, also eine zustandsbasierte Instandhaltung mit Diagnose und Prognose. Das verdeutlicht wie Komplexität der Wechselbeziehung zwischen dem Zeitpunkt und den Kosten und stellen damit ein wichtiges Forschungsfeld dar. (Klingauf et al., 2017)

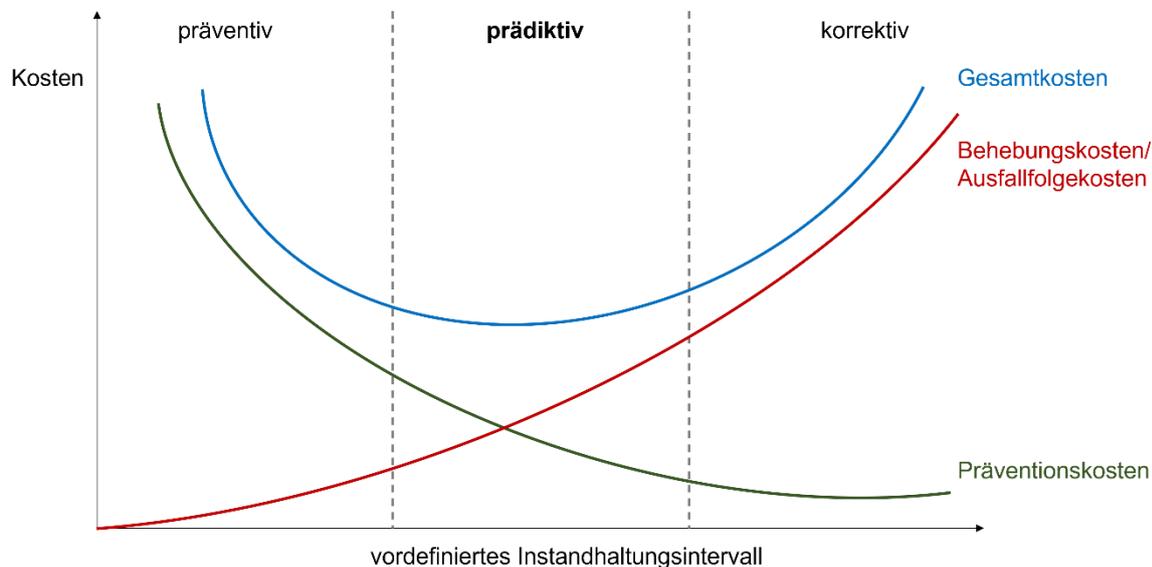


Abbildung 1-1 Optimierung des Instandhaltungsintervalls (eigene Darstellung i. A. a. Klingauf et al., 2017)

An dieser Stelle besteht die Fragestellung, wie das Weiterentwicklungspotenzial der Instandhaltung auf ein Wohnheizungssystem übertragen werden kann, um die Effizienz zu maximieren und die Kosten zu minimieren. Dabei erweist sich bei einer genaueren Betrachtung die Instandhaltung eines Wohnheizungssystems komplexer als es auf den ersten Blick erscheint. Ein modernes Wohnheizungssystem hat eine erwartete Betriebseinsatzdauer von bis zu 20 Jahren (Arora, 2022, S. 37). Die Herausforderung besteht, in den variablen Bedingungen des Einsatzes. Die jeweiligen Komponenten werden in den Prüflaboren soweit es möglich ist an den Realbedingungen getestet, jedoch ist es nicht möglich, alle existierenden individuellen Bedingungen zu simulieren und abzustimmen. Aus diesem Grund ist eine subjektive Wartung

erforderlich. Um die entsprechenden Einsatzbedingungen auswerten zu können, kann an dieser Stelle die Erfassung von Datenmengen des Wohnheizungssystems hilfreich sein. Diese werden durch moderne Sensoren, Kommunikationsnetze und Datenverarbeitungsplattformen zur Verfügung gestellt. In der Datenauswertung ist es möglich, Muster in den Betriebsparametern zu erkennen. Mithilfe der erschlossenen Muster können Unregelmäßigkeiten oder Betriebsstörungen erkannt werden und auf Basis dieser eine Prognose der Lebensdauer gegeben werden. Diese Erkenntnis kann den Grundstein für eine vorausschauende Instandhaltung eines Wohnheizungssystems bilden. An dieser Stelle ist ein Leitfaden, nachdem eine präventive Wartung mittels einer Datengewinnung und -auswertung vorgenommen werden kann, erforderlich. (Arora, 2022, S. 37) Fest steht: „Datenbasierte Instandhaltung darf nicht zum Glückspiel werden“ (Biggio et al., 2022, S. 12).

In der aktuellen Literatur (Stand August 2023) findet sich keine zusammenhängende Untersuchung, die einen Überblick über die bereits bestehenden Strategien einer vorausschauenden Instandhaltung im Bezug eines Wohnheizungssystem zusammenträgt und diese gegenüberstellt. Aus diesem Grund leitet sich die erste Forschungsfrage ab.

- 1. Forschungsfrage:** *Welche Vorgehens- und Referenzmodelle einer Zuverlässigkeitsprognose mittels einer Datenauswertung bestehen bereits in der Literatur, die auf ein Wohnheizungssystem angewendet werden können?*

In diversen Forschungsarbeiten existiert aus den verschiedensten Disziplinen eine Vielzahl an Methoden, die in einen unterschiedlichen Kontext eingebettet sind. Zum Beispiel sind die Vorgehensmodelle nach VDI (2008), das *V-Modell* oder das *V-Modell XT* in der Simulationstechnik in der Theorie und Praxis etabliert (Arora, 2022, S. 28-32). Des Weiteren existiert das Vorgehensmodell der Deutschen Telekom. Mittels dieses Leitfadens soll eine strukturierte Entwicklung von komplexen Softwaresystemen vorgenommen werden. (Pullwitt & Tannenbaum, 1996, S. 11) Gleichzeitig sind Modelle in der Literatur, die eine Planungsphase in der ganzheitlichen Instandhaltung unterstützen sollen, vorzufinden (Pawellek, 2016, S. 46). Bezogen auf den Aspekt des Data Minings besteht eine Vielzahl von Ansätzen, die diverse Vorgehensweisen in Data-Science-Projekten empfehlen. Um ein Beispiel zu nennen, existiert der Vorschlag, einen morphologischen Kasten zur Charakterisierung des Systems zur Hilfe zu nehmen. (Theuerkauf et al., 2022, S. 395) Diese exemplarisch aufgeführten Beispiele spiegeln lediglich einen Bruchteil der sich in der Literatur befindenden Modelle wider. Die ausgewählten Beispielmodelle besitzen unterschiedliche Analyseschwerpunkte und verschiedenste Betrachtungsweisen. In der Fülle der sich in der Literatur befindenden erforschten Untersuchungen ist es herausfordernd, eine Übersicht zu erhalten. Es gestaltet sich als anspruchsvoll, auf den ersten Blick zu erkennen, welches Ergebnis aus der zuvor durchgeführten Literaturanalyse sich auf den vorliegenden Anwendungsfall übertragen lässt. Somit ist es im ersten Schritt essentiell, die Rahmenbedingungen, die ein Vorgehensmodell für die Aufnahme für die anschließende Beschreibung qualifizieren, zu definieren. Gleichzeitig müssen Anforderungen definiert werden die es ermöglichen die Literaturergebnisse in Form von Modellen zu bewerten und mit einander zu vergleichen. Daraus leitet sich die zweite folgende Forschungsfrage ab.

- 2. Forschungsfrage:** *Welche Anforderungen existieren an bereits bestehende Vorgehens- und Referenzmodelle zur Zuverlässigkeitsprognose im Kontext von Wohnheizungssystem?*

## 1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit

Das Ziel der wissenschaftlichen Projektarbeit ist es, eine transparente Darstellung der aktuellen Literatur wiederzugeben. Dabei sollen vorhandene Prinzipien in Form von Vorgangsmodellen der Zuverlässigkeitsprognose, die einen Anwendungsbezug zu Wohnheizungssystemen besitzen, aufgeführt werden. Anschließend sollen die einzelnen Ergebnisse näher beschrieben und miteinander verglichen werden. Die Gemeinsamkeiten und Unterschiede sollen an dieser Stelle ausgearbeitet werden. Zur Identifikation von relevanten Literaturergebnissen wird

die Methode der systematischen Literaturrecherche verwendet, welche eine strukturierte Herangehensweise der Untersuchung gewährleistet. Damit wird gleichzeitig sichergestellt, dass die aufgeführten Modelle einen Bezug zu dem vorliegenden Anwendungsfall besitzen. Da während der systematischen Literaturuntersuchung notwendige Parameter im Vorfeld definiert werden. Die Voraussetzung für einen organisierten Vergleich und eine Bewertung der Literaturergebnisse ist die Erstellung eines Anforderungsprofils. Dieses beschreibt die Erfordernisse an bestehende Vorgehens- und Referenzmodell, die in Zusammenhang mit der Zuverlässigkeitsprognose von Wohnheizungssystemen stehen.

Die vorliegende fachwissenschaftliche Projektarbeit wird insgesamt in fünf Kapitel aufgliedert. Im ersten Kapitel wird die Ausgangssituation beschrieben und die gegebenen Forschungsfragen definiert. Zusätzlich werden in diesem Kapitel das Ziel und der Aufbau der Arbeit beschrieben. Anschließend wird im zweiten Kapitel das essenzielle Fundament der Arbeit gelegt. Hierzu werden die Grundlagen eines Wohnheizungssystems und im Allgemeinen die Instandhaltung beschrieben. Zusätzlich wird im genaueren auf die Begriffe der Zuverlässigkeit und der vorausschauenden Instandhaltung (Predictive Maintenance) eingegangen. Des Weiteren wird die allgemeine Definition eines Vorgehens- und Referenzmodells gegeben und auf die Vorgehensweise der Wissensentdeckung in Datenbanken eingegangen. Nach der Beschreibung der erforderlichen Grundlagen, wird in dem dritten Kapitel die verwendete wissenschaftliche Methode der systematischen Literaturrecherche beschrieben. Daraufhin wird im ersten Schritt des vierten Kapitels das Anforderungsprofil an ein bestehendes Modell erstellt. Anschließend wird die systematische Literaturanalyse durchgeführt. Hierzu werden die Ergebnisse der Untersuchung festgehalten. Die gefilterten Modelle werden anschließend näher beschrieben und anhand des erstellten Anforderungsprofil miteinander verglichen. Den Abschluss der wissenschaftlichen Analyse bildet das Fazit in Kapitel fünf. Hier werden die Erkenntnisse der Untersuchung zusammengefasst und es wird der bestehende Forschungsbedarf aufgezeigt. Der Aufbau der vorliegenden Arbeit ist anschaulich in Abbildung 1-2 dargestellt.

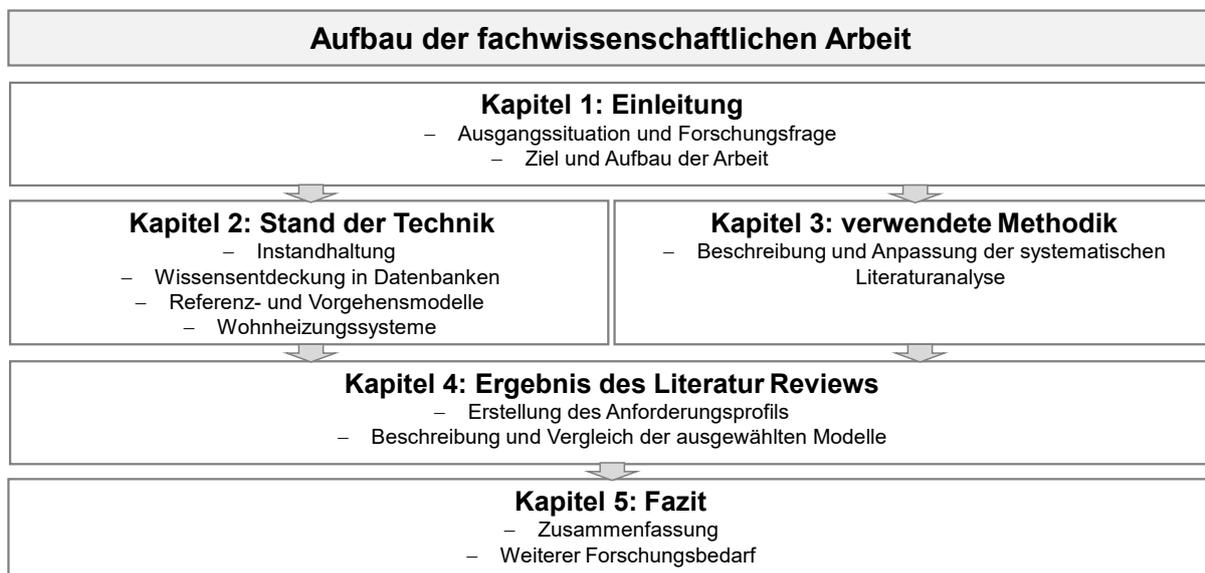


Abbildung 1-2 Aufbau der fachwissenschaftlichen Projektarbeit (eigene Darstellung)

## 2 Stand der Technik

Das zweite Kapitel bildet das Fundament für die anschließende Analyse. In diesem werden die erforderlichen Begrifflichkeiten erläutert. Hierzu wird im ersten Schritt auf die Definition der Instandhaltung und die technischen Aspekte eines Wohnheizungssystems eingegangen. Zusätzlich werden hier die Grundlagen eines Vorgehens- und Referenzmodells erörtert und eine Erklärung zu dem Prozess der Wissensentdeckung in Datenbanken gegeben.

### 2.1 Grundlagen der Instandhaltung

Im ersten Schritt werden die Begriffe der Instandhaltung und die Theorie der Zuverlässigkeit im Allgemeinen eingeordnet. Anschließend wird im Detail die vorausschauende Wartung beschrieben. Hierzu werden die Bezeichnungen *Predictive Maintenance* und *Predictive Reliability* eingeführt. Daraufhin wird die technische Funktionsweise eines Wohnheizungssystems skizziert.

#### Allgemeine Instandhaltung

Die Disziplin der Instandhaltung besitzt ein breites Anwendungsgebiet, da diese in allen Bereichen erforderlich ist, wo technische Objekte sich in einem Einsatz befinden. Dabei gilt es, die Funktionsfähigkeit des Objektes sicherzustellen. Die DIN 31051 definiert den Begriff der Instandhaltung folgendermaßen: (Strunz, 2012, S. 1)

*„Instandhaltung ist die Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen des Managements während des Lebenszyklus einer Betrachtungseinheit zur Erhaltung des funktionsfähigen Zustandes oder der Rückführung in diesen, so dass sie die geforderte Funktion erfüllen kann. Als Betrachtungseinheit (BE) wird jedes Bauelement, Gerät, Teilsystem, jede Funktionseinheit, jedes Betriebsmittel oder System, das für sich allein betrachtet werden kann, definiert.“* (Strunz, 2012, S. 1)

Durch die Nutzung von technischen Objekten entstehen unerwünschte Zustandsänderungen in Form von beispielsweise Verschleißspuren oder Korrosion. Jedoch können diese unter anderem durch natürliche Vorgänge wie beispielsweise Wettereinflüsse entstehen und sind nicht ausschließlich das Resultat einer Nutzung. Das Ziel der Instandhaltung ist es, diesem Prozess entgegenzuwirken. Genauer bedeutet das, dass durch eine ausgereifte Instandhaltung die Abnutzungsgeschwindigkeit gesenkt und eine Zerstörung der Betrachtungseinheit verhindert werden soll. Dabei ist das primäre Einsatzgebiet technische Einheiten in einem Produktionsumfeld. Wie bereits im Eingangstext beschrieben, ist das Anwendungsfeld breit gefächert. Somit ist die Pflege von Softwares oder das Restaurieren von Gemälden eine Form der Instandhaltung im weiteren Sinne. (Strunz, 2012, S. 2 f.) Die vorliegende Untersuchung bezieht sich auf die industrielle Form der Instandhaltung. Aus diesem Grund wird in der Beschreibung lediglich auf diesen Aspekt eingegangen.

Gemäß der DIN 31051 ist der Begriff der Instandhaltung in folgende vier Aspekte gegliedert: *Instandsetzung, Inspektion, Wartung* und *Verbesserung*. Unter einer Instandsetzung wird die Rückführung in den intakten Zustand nach einem Ausfall verstanden. Hierbei besteht nicht die Intention, Verbesserungen vorzunehmen. In einer Inspektion wird der Ist-Zustand des technischen Objektes beurteilt und die Abnutzungsursachen ermittelt. Auf der Basis dieser Erkenntnisse werden Konsequenzen für den zukünftigen Einsatz abgeleitet. Das Verzögern der Reduktion von Abnutzungsvorrat durch die Reduzierung der Abnutzungsgeschwindigkeit wird als *Wartung* bezeichnet. Der vierte Aspekt ist die *Verbesserung*. Darunter wird die Weiterentwicklung von Maßnahmen seitens des Managements verstanden. Dabei sollen die Maßnahmen die Funktionssicherheit steigern, ohne die geforderten Rahmenbedingungen zu verändern. Die Abbildung 2-1 stellt die vier beschriebenen Begrifflichkeiten inklusive einer Kurzdefinition dar. (Strunz, 2012, S. 3)

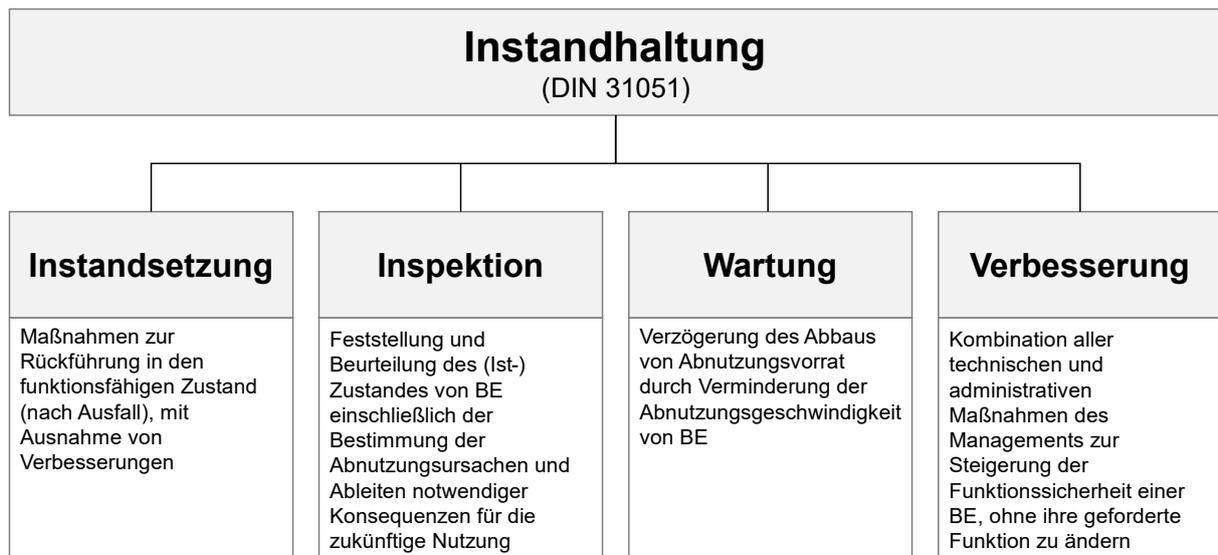


Abbildung 2-1 Unterteilung des Begriffes Instandhaltung nach DIN 31051 (Strunz, 2012, S. 3)

In der Fachliteratur lassen sich weitere Betrachtungsweisen zur Unterscheidung des Begriffs der Instandhaltung finden. Eine Möglichkeit besteht darin, in der Art der Instandhaltung zu differenzieren. Dabei grenzt die DIN EN 13306:2001-09 [DIN EN 13306] auf Grund des Zeitpunktes und des Ortes der Durchführung zwischen den folgenden Instandhaltungsarten voneinander ab:

- Ausfallverhindernde Instandhaltung
- Planmäßige Instandhaltung
- Vorausbestimmte Instandhaltung
- Zustandsabhängige Instandhaltung
- Voraussagende Instandhaltung
- Korrektive Instandhaltung
- Automatisierte Instandhaltung
- Ferngesteuerte Instandhaltung
- Aufgeschobene Instandhaltung
- Sofortige Instandhaltung
- Instandhaltung während des Betriebs
- Instandhaltung vor Ort
- Bediener-Instandhaltung

In dem Anhang A befindet sich eine Tabelle mit einer Begriffserklärung der oben genannten Instandhaltungsarten, einschließlich einer Kurzbeschreibung. Neben der Art der Instandhaltung existiert eine weitere Differenzierungsmöglichkeit. Dabei handelt es sich um die Strategie der Instandhaltung. Diese definiert die eingesetzte Methode, mit der das Ziel der Instandhaltung erreicht wird. Die Strategie definiert den Zeitpunkt, die Maßnahmen und die Häufigkeit der Instandhaltung des technischen Objektes. Bei der Wahl der Strategie sollten nicht nur die technischen und produktionsrelevanten Aspekte berücksichtigt werden, sondern auch die gesetzlichen, sicherheitstechnischen und wirtschaftlichen Bedingungen. Es gibt zwei grundlegende Arten bei der Wahl des Durchführungszeitpunktes. Es kann zwischen der symmetrisch oder unsymmetrisch Instandhaltungsstrategie gewählt werden. Bei der unsymmetrischen Vorgehensweise wird die Instandhaltung bei Bedarf oder im Fall eines Ausfalls durchgeführt. Während bei der symmetrischen Instandhaltung der Zeitpunkt der Untersuchung periodisch auf Basis des Zeit- oder Nutzungsintervalls, der prognostizierten Zustände oder der Berücksichtigung der gegebenen Rahmenbedingungen periodisch festgelegt wird. Zu den möglichen Rahmenbedingungen zählen beispielsweise geplante Produktionsunterbrechungen. (Ryll & Freund, 2010, S. 24 f.)

Im Allgemeinen wird zwischen zwei Instandhaltungsstrategien unterschieden. Dabei handelt es sich um die *reaktive* und *präventive* Instandhaltung. Innerhalb der präventiven Strategie wird zusätzlich in der *periodisch vorbeugenden*, *zustandsabhängigen* und *vorausschauenden* Instandhaltung differenziert. Die Abbildung 2-2 stellt die beschriebene Unterscheidung grafisch dar. (Ryll & Freund, 2010, S. 24 f.) Im Folgenden wird auf die Definition der beiden Formen der Strategie eingegangen.

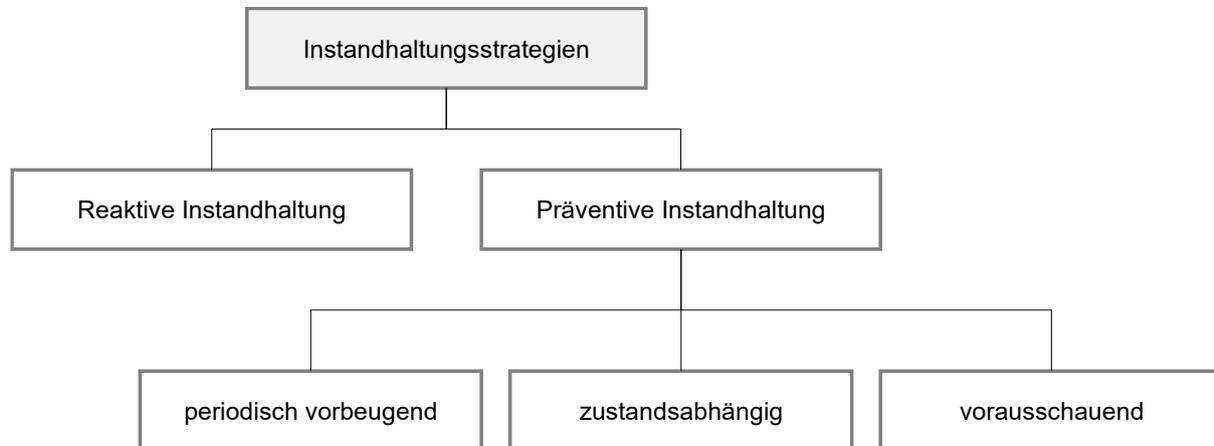


Abbildung 2-2 Unterscheidung der Instandhaltungsstrategien (Ryll & Freund, 2010, S. 24 f.)

### Reaktive Instandhaltung

Die reaktive Instandhaltung, auch bekannt als störungsbedingte Instandsetzung oder als ausfallorientierte Instandhaltung wird umgangssprachlich als *Feuerwehrstrategie* bezeichnet. Da diese Form der Instandhaltung erst nach einem Ausfall des technischen Objektes erfolgt. Dabei wird während der Nutzungsdauer stringent auf eine Wartung oder Inspektion verzichtet. Aus diesem Grund handelt es sich im engeren Sinne um keine Strategie, da die Charakteristika von Strategien eine geplante und langfristige Ausrichtung beschreiben. In der Praxis wird reaktive Instandhaltung verfolgt, da diese auf den ersten Blick als kostengünstig erscheint. Da der Planungsaufwand an dieser Stelle auf ein Minimum beschränkt ist und lediglich Komponenten ersetzt werden, die defekt sind. Somit wird die maximale Nutzdauer eines Bauelementes gänzlich ausgeschöpft. Allerdings zieht eine reaktive Instandhaltung eine Vielzahl an Nachteilen mit sich. Ein ungeplanter Ausfall hat oftmals zur Folge, dass erforderliche Ressourcen nicht sofortig auf Abruf zur Verfügung stehen. Darunter zählen Ersatzmaterialien, Personal, Werkzeuge und Hilfsmittel. Außerdem könnte die weitere Nutzung von unentdeckten defekten Komponenten zu weiteren Schäden an intakten Bauelementen führen. Aus diesem Grund wird empfohlen diese Strategie lediglich bei untergeordneten Komponenten oder Anlagen anzuwenden, bei denen ein Ausfall nicht zu einer Produktionsunterbrechung oder zur Verletzung der Sicherheitsvorgaben führt. Bei der reaktiven Instandhaltung sollte gewährleistet sein, dass die erforderlichen Instandhaltungsressourcen unverzüglich zur Verfügung stehen. (Ryll & Freund, 2010, S. 27 f.)

### Präventive Instandhaltung

Im Vergleich dazu erzielt die zustandsabhängige Instandhaltung die geringste Ausfallzeit bei einer sehr guten Ausnutzung des Nutzungsvorrats. Diese Strategie wird oftmals als Inspektionsstrategie bezeichnet. Der größte Vorteil besteht darin, dass Instandsetzungsmaßnahmen erst durchgeführt werden, wenn sie aufgrund des Nutzungsvorrates mit Sicherheit erfolgreich sind. Die Voraussetzung dafür ist die Bereitstellung von Information über den aktuellen Zustand des technischen Objektes, um Abweichungen zeitnah registrieren zu können. Die Beschaffenheit wird mithilfe von Inspektionsmethoden bewertet. Die simpelste Methode ist die Inspektion, die mittels der Kenntnisse eines Experten durchgeführt werden kann. Allerdings kann die menschliche Begutachtung mittels technischen Systemen, den sogenannten *Condition Monitoring System* (CMS) unterstützt werden. Die CMS führen automatisierte, zyklische

und regelmäßige technische Vorgänge selbstständig durch. Dabei wird angestrebt, das Maximum an Komponenten mittels des Minimums an eingesetzten Sensoren zu überwachen. Dadurch werden die Einsatzkosten und die Anzahl von potenziellen neuen Fehlerquellen so gering wie möglich gehalten. Die Strategie der zustandsabhängigen Instandhaltung setzt voraus, dass der Abnutzungsvorrat messbar ist. Das bedeutet, dass eine Messung technisch realisierbar sein und sich gleichzeitig in einem wirtschaftlichen Rahmen bewegen muss. Das übergeordnete Ziel einer zustandsabhängigen Instandhaltung ist es, den Zeitpunkt des Schadeneintritts präzise zu ermitteln. Damit wird es möglich, die Instandhaltungsmaßnahmen an den Anwendungsfall optimal anzupassen und indirekt die Instandhaltungskosten zu senken. Die Weiterentwicklung dieser Strategie ist die vorausschauende Instandhaltung. Hierbei wird mittels der bestehenden Zustandswerte eine Prognose über einen potenziell eintretenden Schaden gegeben, um deren Weiterentwicklung zu unterbinden. (Ryll & Freund, 2010, S. 30 f.) In der englischen Fachliteratur ist die vorrausschauende Instandhaltung als *Predictive Maintenance* bekannt. Dieser Teilbereich der Instandhaltung ist das Kernelement der vorliegenden Untersuchung. Aus diesem Grund wird auf die Begriffsbezeichnung im weiteren Verlauf separat eingegangen.

Die Wahl der richtigen Instandhaltungsstrategie hat einen wesentlichen Einfluss auf die Instandhaltungskosten und die Zuverlässigkeit des technischen Objekts. Da die Konsequenzen einer Neugestaltung der Strategie erst mittel- beziehungsweise langfristig sichtbar sind, ist die richtige Entscheidung im Vorfeld umso wichtiger. Allerdings gestaltet sich jedoch der Nachweis über eine Kostenaufstellung aufgrund diverser Faktoren wie beispielsweise Veränderung der Auslastung als herausfordernd. Untersuchungen haben aufgezeigt, dass die Instandhaltungsstrategie im engen Zusammenhang mit der Ausnutzung des Abnutzungsvorrates und der Ausfallzeit steht. Daher ist die richtige Wahl der Strategie von entscheidender Bedeutung für die Zuverlässigkeit des technischen Objektes. (Ryll & Freund, 2010, S. 43 f.) Eine Erklärung dessen, was im Instandhaltungstechnischen Kontext unter Zuverlässigkeit zu verstehen ist, folgt in dem nachfolgenden separaten Abschnitt.

### **Zuverlässigkeit im technischen Kontext**

Die wissenschaftliche Disziplin der Zuverlässigkeitstheorie kann der präventiven Instandhaltung technischer Systeme helfen, indem wahrscheinlichkeitstheoretische Methoden eine Bewertung, Prognose und Verbesserung von untersuchten Systemen erzielen. Die eingesetzten Methoden werden unterstützt durch mathematische Optimierungen. Das Ziel der Zuverlässigkeitstheorie ist es, die vielfältigen Einflussfaktoren, die eine Funktionsstörung betreffen, zu beschreiben, um das Risiko eines Ausfalls auf ein Minimum zu senken und somit die Prozessqualität insgesamt zu verbessern. (Ryll & Freund, 2010, S. 43 f.)

Die Erfassung der Verlässlichkeit ist eine Maßeinheit zur Bewertung der Servicequalität. Dessen Charakteristika sind Fehlerfreiheit, Verfügbarkeit, Langlebigkeit, Instandhaltungseignung und Lager- und Transporteignung. (Apel, 2018, S. 94) Im Kontext der Instandhaltung existieren grundsätzlich zwei unterschiedliche Sichtweisen auf den Begriff der Zuverlässigkeit. Auf der einen Seite charakterisiert die Zuverlässigkeit (englisch: dependability) eine Verfügbarkeit im Sinne eines funktionsfähigen Zustandes eines technischen Objektes zu einem gegebenen Zeitraum. Auf der anderen Seite werden die Begriffe der Zuverlässigkeit und der Funktionsfähigkeit (englisch: reliability) in dem technischen Kontext als Synonyme verwendet. Darunter wird die Bewertung der Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls verstanden. Der Grundstein für die Bewertung des Zuverlässigkeitsverhaltens ist die stochastische Auswertung der Zuverlässigkeitskenngrößen. Zu den elementaren Kenngrößen zählen die Ausfallwahrscheinlichkeit, die Überlebenswahrscheinlichkeit, die Ausfallrate, die mittlere Lebensdauer und die Verfügbarkeit. Die Tabelle 2-1 gibt eine Erörterung zu den jeweiligen Kenngrößen an. (Apel, 2018, S. 93 f.; Ryll & Freund, 2010, S. 44)

Tabelle 2-1 Beschreibung der Zuverlässigkeitskenngrößen (Ryll & Freund, 2010, S. 44)

Zuverlässigkeitskenngröße	Beschreibung der Kenngröße
Ausfallwahrscheinlichkeit	Wahrscheinlichkeit für Anlagen- oder Komponentenausfall in einem vorgegebenen Zeitintervall
Überlebenswahrscheinlichkeit	Wahrscheinlichkeit für Anlagen- oder Komponentenfunktionsfähigkeit in einem vorgegebenen Zeitintervall
Ausfallrate	Wahrscheinlichkeit für Anlage- oder Anlagenkomponentenausfall zu einem bestimmten Zeitpunkt, wenn sie bis zu diesem Zeitpunkt funktionsfähig war
Mittlere Lebensdauer	Erwartungswert der Zeit von der Inbetriebnahme einer Anlage oder Anlagenkomponente bis zu deren Ausfall
Verfügbarkeit	Wahrscheinlichkeit für Anlagen- oder Komponentenfunktionsfähigkeit zu einem gegebenen Zeitpunkt

Aus dem Blickwinkel der Zuverlässigkeitstheorie können die betrachtenden Objekte lediglich zwei Zustände annehmen. Dabei sind die technischen Anlagen oder Bauelemente entweder funktionstüchtig oder funktionsuntüchtig. Bei der Untersuchung von der Zuverlässigkeit wird grundsätzlich zwischen einem instandsetzbaren und nicht instandsetzbaren System unterschieden. Außerdem existierte eine weitere grundlegende Form der Unterscheidung zwischen einem einfachen und strukturierten System. Ist die Zuverlässigkeit lediglich vom Ausfall einer einzigen Einheit abhängig, dann wird von einem einfachen System gesprochen. Beim strukturierten System ist die Zuverlässigkeit abhängig von dem Zusammenspiel von mehreren Komponenten. (Ryll & Freund, 2010, S. 44)

In dem zeitlichen Verlauf der Nutzung werden wichtige Informationen in Bezug auf das Ausfallverhalten gewonnen. Diese zunehmende Informationsdichte kann das Gebiet der Instandhaltung nutzen, um einen höheren Planungsgrad zu erzielen. Mittels eines IT-gestützten Instandhaltungsplanungs- und Steuerungssystems kann eine ganzheitliche Schwachstellenanalyse und -bewertung in das System eingegliedert werden. (Strunz, 2012, S. 8)

In dem zeitlichen Verlauf der Nutzung werden wichtige Informationen in Bezug auf das Ausfallverhalten gewonnen. Diese zunehmende Informationsdichte kann das Gebiet der Instandhaltung nutzen, um einen höheren Planungsgrad zu erzielen. Mittels eines IT-gestützten Instandhaltungsplanungs- und Steuerungssystems kann eine ganzheitliche Schwachstellenanalyse und -bewertung in das System eingegliedert werden. (Strunz, 2012, S. 13) Somit ist aus dieser Intention das Forschungsfeld der Predictive Maintenance resultiert. Auf dessen Begriffserläuterung wird in dem folgenden Abschnitt eingegangen.

### Predictive Maintenance

Die neuen technologischen Plattformen resultierend aus der Entwicklung von *Internet of Things* (IoT), erlauben eine simple Datenbereitstellung. Somit ist es möglich, relevante Erkenntnisse mittels systematischen und statistischen Verfahren zu gewinnen. Dadurch werden Hilfestellungen für die Erstellung von qualifizierten Hypothesen gegeben. Diese werden im Allgemeinen allgemein als *Predictive Analytics* bezeichnet. Ein elementarer Teilbereich stellt hierbei Predictive Maintenance (PdM) dar. Das Ziel der Datenauswertung ist die frühzeitige Erkennung von Bauteilausfällen, um diese vor dem eigentlichen Schaden zu reparieren oder auszuwechseln. (Andelfinger & Till, 2017, S. 14) PdM ist die englische Bezeichnung für vorausschauende Wartung (Gluchowski et al., 2021, S. 986). Diese wurde in dem vorherigen Unterkapitel in einen Kontext eingegliedert und dem Bereich der präventiven Instandhaltung zugeordnet. Jedoch resultieren aus dem Kontext der Industrie 4.0 eine Vielzahl an Begrifflichkeiten mit einer hohen Ähnlichkeit zueinander. Der Bereich der präventiven Instandhaltung beinhaltet beispielsweise die Begriffe wie *Instandhaltung 4.0*, *Smart Maintenance* oder die *intelligente Instandhaltung*. In diesem Zusammenhang werden im Folgenden die

Begriffsabgrenzung, Herausforderungen und Potenziale der PdM sowie deren Einsatzbereiche näher erläutert. (Wöstmann et al., 2017, S. 524)

Hierbei gewinnt das Segment des Data Minings immer mehr an Bedeutung zu. Die Kernaufgabe der Datenanalyse ist es, Unregelmäßigkeiten in einem Muster eines Datensatzes mittels Algorithmen zu identifizieren. Die Grundlage hierzu wird üblicherweise durch *Knowledge Discovery Databases* (vgl. Kapitel 2.2) gelegt. Trotz der strukturierten und zielführenden Vorgehensweise werden PdM Lösungen aufgrund des hohen Implementierungsaufwands und der Komplexität nicht eingeführt. (Wöstmann et al., 2017, S. 524 f.) Zudem ist die Schwierigkeit, dass eine hohe Datendichte nicht automatisch eine gute Qualität der bereitgestellten Informationen garantieren kann. Da die Beurteilung der Zusammenhänge in den Zustandsdaten in den aufgezeichneten Datensätzen mittels von Verfahren des maschinellen Lernens erfolgen. (Bink & Zschech, 2018, S. 552)

Ungeachtet der Hindernisse besteht das Potenzial, durch den Einsatz von PdM die Sichtweise auf die Instandhaltung zu wandeln. Es existiert die Chance, den Bereich der Instandhaltung von dem Kostenverursacher zu einem Wertschöpfer zu transformieren. (Zhai & Reinhart, 2018, S. 301) Genauer betrachtet ist es möglich, die Wartungskosten durch den Einsatz von PdM um etwa 25 Prozent zu reduzieren. Zudem kann die Ausfallzeit um bis zu 17 Prozent gesenkt werden. Da die Position der Instandhaltung den Großteil der Produktionskosten einnimmt, resultieren aus ungeplanten Ausfällen weltweit rund 50 Milliarden US-Dollar Kosten. Somit besteht in der Praxis eine große Lücke, die mittels wissenschaftlichen Ansätzen geschlossen werden muss. Dabei haben die Unternehmen große Schwierigkeiten, die Kosten gegenüber dem Nutzen abzuschätzen. Unternehmen, die sich strategisch rein gewinnorientierend positionieren, müssen somit mit einem hohen Produktivitätsverlust rechnen. (Arora et al., 2021, S. 708 f.)

Der Anwendungsfall wird in der Literatur auf zwei unterschiedlichen Ebenen betrachtet. Zum einen kann auf der untergeordneten Ebene der Komponentenebene selektiert werden und zum anderen auf einer übergeordneten Ebene des Einsatzbereiches. Die grundlegenden Komponenten, die für die PdM-Lösung in Betracht gezogen werden, sind beispielsweise das Ventil, die Pumpe, der Lüfter, der Ventilator und viele weitere Bauelemente. (Wöstmann et al., 2017, S. 524 f.)

Bis dato wurden Daten zu den Messgrößen wie Vibration, Temperatur sowie Geräusche untersucht. Wissenschaftliche Analysen zeigen das Potenzial für die Betrachtung weiterer Kennzahlen. Dazu zählen elektrische Parameter und Daten wie die Drehzahl, die Leistungsaufnahme, der Druck und der Volumenstrom und das Drehmoment. Diese können hilfreich sein, um den Zustand eines Motors zu bestimmen und eine Prognose wiederzugeben. Zudem besteht die Möglichkeit, die Sensordaten zum Energieverbrauch zu nutzen, um den Prozess effizienter zu gestalten. (Wöstmann et al., 2017, S. 526 f.)

Auf der übergeordneten Ebene betrachtet ist das Einsatzgebiet von PdM überwiegend in den Bereichen der Luftfahrt, der Versorgungstechnik oder des Kraftwerkes. In diesen Bereichen ist der Stellenwert und der dazugehörige Nutzen von PdM erwiesen. Eine Übertragung auf weitere Bereiche wie die der Produktion ist sinnvoll, da diese oftmals ähnliche Rahmenbedingungen besitzen. (Wöstmann et al., 2017, S. 526 f.)

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass bis zum heutigen Stand (August 2023) einzelne Pilotanwendungen existieren. Es bestehen jedoch große Möglichkeiten, mittels neuer Technologien das Potenzial weiter auszubauen und auf weitere Sektoren anzuwenden. Dabei ist für eine produktive Eingliederung von Sensoren und über ein Vorgehensmodell mittels Data Mining eine IoT-Architektur notwendig. Zudem geht der Trend zur Entwicklung von strukturierten Leitfaden zur Datenerhebung, der Anwendung von Data Mining und der Integration in bestehende Prozesse. (Wöstmann et al., 2017, S. 528) Die vorliegende wissenschaftliche Untersuchung soll hierzu die bereits in der Theorie bestehenden Ansätze in Form von Vorgehens- und Referenzmodellen, die einen Bezug zu PdM haben, selektieren und darstellen. Im Folgenden wird näher auf den Umgang mit Daten eingegangen.

## 2.2 Wissensentdeckung in Datenbanken

In der heutigen Zeit nimmt der Stellenwert einer erfolgreichen Datenverarbeitung stetig zu. Die Unternehmen nutzen Datensätze, um einen Wettbewerbsvorteil zu verschaffen, ihre Effizienz zu steigern oder kundenorientiert zu agieren. Hierbei wachsen die zu verarbeiteten Datenmengen kontinuierlich und stellen daher eine Herausforderung dar. Der Anstieg erfolgte in zweierlei Hinsichten. Zu einem nimmt die Anzahl an Datensätzen oder Datenbanken zu und zum anderen steigt die Anzahl der Felder und Attribute innerhalb eines Datensatzes. Dieser Zuwachs kann in der Regel nicht mehr mittels reiner menschlicher Analyse bewältigt werden. Aus diesem Grund ist eine automatisierte Auswertung unerlässlich. Um dem Nutzer eine Struktur zu verschaffen und ein fundiertes Muster in den Datenmengen zu erkennen, sollen Computertechniken eingesetzt werden. Somit wurde der Anstoß für den Begriff Knowledge Discovery in Databases (KDD) gegeben. (Fayyad et al., 1996, S. 37 f.) Dieser entstand im Rahmen eines Lehrganges aus dem Jahre 1989 in Detroit und verfolgt das Ziel, Wissen von verschiedenen Forschungseinrichtungen aus großen Datenmengen aufzuzeigen und zusammenzuführen. (Beekmann, 2003, S. 5) In einem Unternehmensumfeld zeigt sich, dass eine Vielzahl von Aufgaben durch den Einsatz von KDD gelöst werden kann (Scheidler & Rabe, 2021, S. 74).

Der explizite Kern von KDD ist die Sichtweise, dass das erlangte Wissen das Endprodukt einer datengesteuerten Suche ist. Die Anwendung ist vor allem in den Bereichen des Machine Learnings vorzufinden. Dabei wird KDD als ein ganzheitlicher Gesamtprozess zur Entdeckung von nützlichem Wissen angesehen. Zu dem Prozess werden beispielsweise die Datenaufbereitung und Datenauswahl berücksichtigt. Diese ganzheitliche Betrachtung bildet die Trennlinie des Begriffes Data Mining. Denn unter Data Mining wird lediglich die Anwendung von spezifischen Algorithmen zur Extraktion von Datenmustern verstanden und ist im Vergleich zu KDD kein definierter Prozess. Somit wird Data Mining als ein individueller Schritt im KDD-Prozess identifiziert. (Fayyad et al., 1996, S. 39) Detaillierter betrachtet stellt Data Mining die Kernphase des KDD-Prozesses dar und wird dadurch ebenfalls als Synonym verwendet (Hunker et al., 2021, S. 1). Dabei bildet KDD die Schnittstelle zwischen der Datenbanktechnologie, der künstlichen Intelligenz und der Statistik. Hierfür existiert in der Literatur eine Vielzahl an KDD-Vorgehensmodellen. In Abbildung 2-3 ist der Prozess inklusive der relevanten Elemente und Einheiten nach Fayyad (1996) abgebildet. (Scheidler & Rabe, 2021, S. 74)

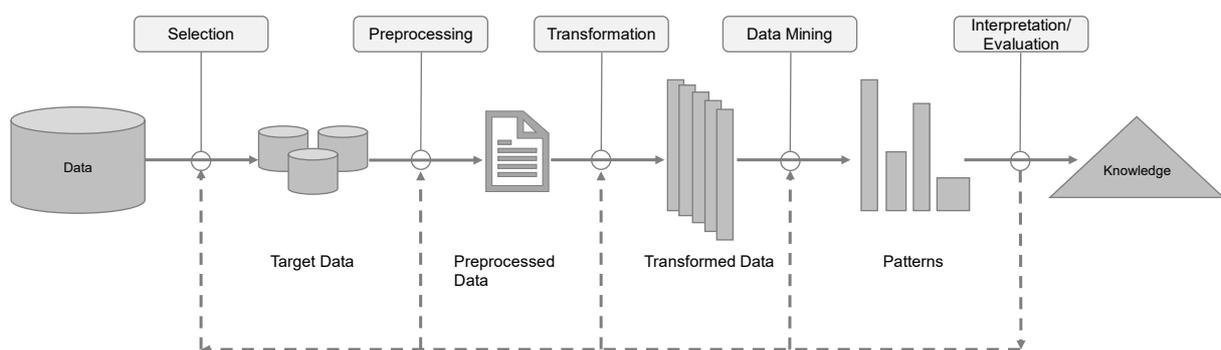


Abbildung 2-3 Ablaufschritte des KDD-Prozesses (Fayyad et al., 1996, S. 39)

Der Prozess beinhaltet fünf aufeinanderfolgenden Schritte. Der erste wird als *Selection* bezeichnet und legt den Grundstein für das Verständnis der Anwendung. In diesem Abschnitt wird das Ziel aus der Prozesssicht definiert. Hierzu wird festgelegt, in welchen Datenmengen das erforderliche Wissen gesucht wird und wie eine Beschaffung dieser Daten erfolgt. In der Regel wird hierfür auf die vorhandenen Datenbanken zurückgegriffen, die später als Grundstein für das Data Mining genutzt werden. Für den Fall, dass die zu verwendenden Datenbanken unbekannt sind, müssen diese mit Hilfe von Methoden wie beispielsweise der Verwendung eines Fragebogens ermittelt werden. Darüber hinaus wird in diesem Schritt definiert, wie eine Verwaltung der Daten erfolgen soll. Aus der historischen Sichtweise wird empfohlen, die Daten in angelegte Ordner abzulegen. Der darauffolgende Schritt wird als *Preprozessing* bezeichnet.

In diesem Schritt erfolgt die Vorverarbeitung der Daten. Das bedeutet, es werden an dieser Stelle die Daten aus verschiedenen Quellen integriert und komplementiert. Eine Integration ist erforderlich, da die diversen Quellen differente Bezeichnungen für dieselben Attribute verwenden. Zudem erfolgt eine Konsistenzprüfung der Daten. Die Daten werden auf ihre Richtigkeit geprüft. Dieser Prozessschritt ist mit einem hohen Aufwand verbunden und kann aus diesem Grund mittels *Data Warehouse* unterstützt werden. Eine Bereitstellung der Daten erfolgt in einer bereits integrierten und konsistenten Form. Der dritte Schritt ist die *Transformation*. Hierbei findet die Umwandlung der Daten in eine gewünschte Darstellung statt. Die häufigste Form der Transformation ist die Selektion und die Diskretisierung von Attributen. Bei der Daten-Selektion werden die erforderlichen Attribute gefiltert. Dieser Schritt kann mit Hilfe des Anwendungswissens manuell durchgeführt werden oder durch automatisierte Algorithmen erfolgen. Die Selektion ist erforderlich, da eine Berücksichtigung aller bestehenden Attribute in der Regel zu aufwendig ist. Eine Diskretisierung ist insbesondere elementar für den darauffolgenden Schritt des Data Minings. Da in diesem Vorgang die Vielzahl der Algorithmen lediglich kategoriale Attribute verwenden kann. Somit müssen numerische Daten in die kategoriale Form transformiert werden. Anschließend folgt im vierten Schritt der bereits erwähnte Prozessschritt, das Data Mining. Das Ziel des vierten Schrittes ist es, mittels Algorithmen ein signifikantes Muster in der betrachteten Datenbank zu erschließen. Der Prozessschritt des Data Minings wird in vier Teilschritte runtergebrochen. Die einzelnen Teilschritte sind das Clustering und die Entdeckung von Ausreißern, die Klassifikation, die Bildung von Assoziationsregeln und die Generalisierung. (Ester & Sander, 2000, S. 4 f.; Fayyad et al., 1996, S. 39 ff.)

Das Ziel des Clustering ist eine Aufteilung der einzelnen Objekte in einer Datenbank in Gruppen. Die Objekte, die zu einer Gruppe zusammengetragen werden, sollen möglichst ähnlich sein. Als Ausreißer werden die Objekte bezeichnet, die keine oder lediglich eine geringfügige Ähnlichkeit zu den Objekten einer Gruppe besitzen, sodass eine Zuordnung einer Gruppe nicht möglich ist. Bei der Klassifikation handelt es sich um Trainingsobjekte mit Attributwerten, die bereits einer Gruppe zugewiesen wurde. Hierbei besteht das Ziel, den bestehenden Algorithmen aufzuzeigen, wie zukünftige Objekte mit einem definierten Attributwert einer Gruppe zugeordnet werden. Mit Hilfe der Assoziationsregeln können häufig auftretende Zusammenhänge beschrieben werden. Ein Beispiel für Assoziationsregeln ist die wenn-dann-Abfolge (*wenn A und B dann C*). Mittels der Generalisierung wird die Menge von Daten so kompakt wie möglich gestaltet. Hierfür werden die Anzahl der Datensätze reduziert und die Attributwerte generalisiert. Die Abbildung 2-4 stellt einen Teil der Begrifflichkeiten visuell dar. (Ester & Sander, 2000, S. 4 f.)

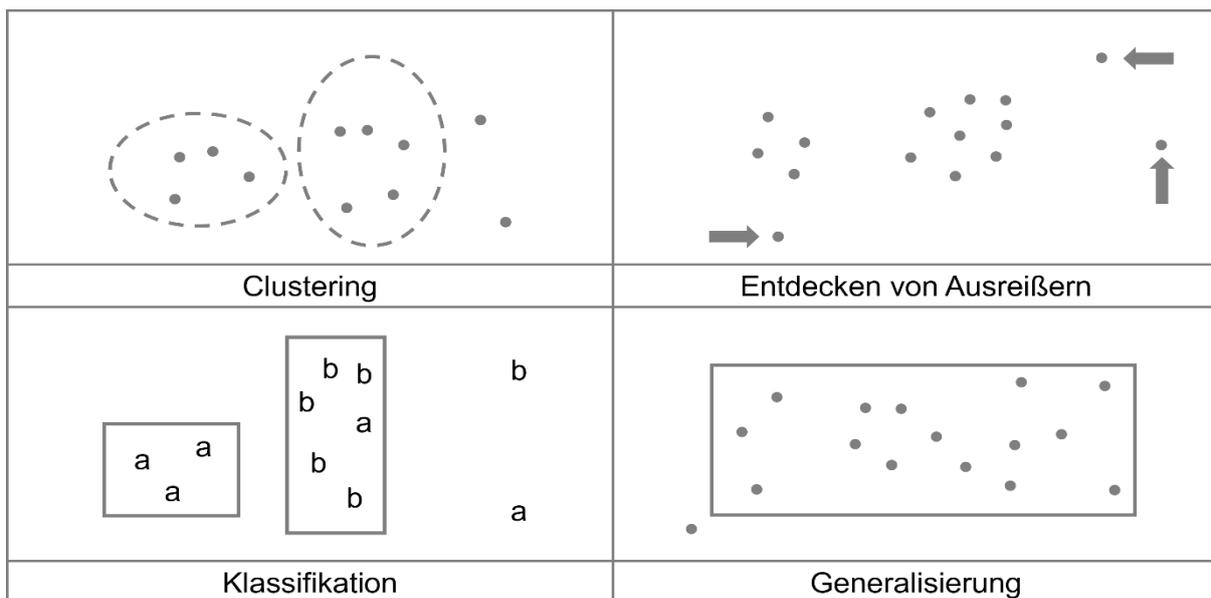


Abbildung 2-4 Aufgaben des Data-Minings (Ester & Sander, 2000, S. 5)

Nach dem Abschluss des Data Minings erfolgt der fünfte und letzte Schritt, die Evaluation. Das Ziel hier besteht darin, die Inhalte des gefundenen Musters mittels des Expertenwissens zu evaluieren. Bei einem nicht zufriedenstellenden Ergebnis ist eine weitere Iteration des KDD-Prozesses erforderlich. Welcher genaue Prozessschritt initiiert wird, wird auf Basis der Erfahrung des Anwenders entschieden. Tendenziell ist es möglich, nach einer Verfeinerung der Parameter jeden beliebigen Prozessschritt erneut durchzuführen. Nachdem das Ergebnis einer Evaluierung erfolgreich ist, werden die entdeckten Erkenntnisse dokumentiert und in das bestehende System integriert. Aufgrund der Komplexität wird empfohlen, die bestehenden Muster und die gefundenen Ergebnisse für das Verständnis des Benutzers zu visualisieren. (Ester & Sander, 2000, S. 2-6)

Das gewonnene Wissen aus einem KDD-Prozess wird in der vorliegenden Untersuchung bei der Wissensgewinnung aus Datenbanken genutzt. Ein weiteres wichtiges Themenfeld ist die der Vorgehens- und Referenzmodelle. Auf dessen Beschreibung wird im Folgenden Unterkapitel eingegangen.

### 2.3 Vorgehens- und Referenzmodelle

Ein Modell hat das Ziel, ein reales System zu erklären und zu gestalten, um eine gegebene Problemstellung zu lösen. Hierbei wird ein abstraktes Abbild eines Subjekts aus der Realwelt erstellt. Es soll die Komplexität des betrachteten Subjektes mittels des Modells reduziert werden. Entscheidend ist es dabei, das Bewusstsein darüber zu haben, dass die Ähnlichkeit von einem Modell zur Realität nicht im Detail überprüfbar ist. (Schlagheck, 2000, S. 51 ff.) Des Weiteren erfordert die Entwicklung von präzisen mathematisch geprägten Modellen Expertenwissen und einen hohen Zeitaufwand, was zu hohen Entwicklungskosten führt. Somit ist die Theorie und Praxis auf die Wiederverwendbarkeit von Modellen angewiesen. Zusätzlich besteht der Bedarf nach einer Transparenz der Systemkomplexität, die aus der zunehmenden Vernetzung von diversen Disziplinen wie beispielsweise der Informationstechnologie (IT), der Architektur, des Ingenieurwesens und der Datenwissenschaft resultiert. Durch den Einsatz von Modellen kann ein gemeinsames Verständnis und ein verbesserter Wissenstransfer geschaffen werden. (Arora et al., 2022, S. 271)

Eine allgemeine und einstimmige Definition des Begriffes des Referenzmodells ist in der Literatur nicht vorzufinden (Püster, 2016, S. 18). Aus diesem Grund wird die Bezeichnung oftmals ohne fundierte Qualifikation verwendet (Arora et al., 2022, S. 272). Eine mögliche Definition des Referenzmodellbegriffes gibt Schlagheck (2000) wie folgt an:

*„Ein Referenz-Informationsmodell ist das Ergebnis einer Konstruktion eines Modellierers, der für Anwendungssystem- und Organisationsgestalter Informationen über allgemeingültig zu modellierende Elemente eines Systems zu einer Zeit als Empfehlungen mit einer Sprache deklariert, so daß ein Bezugspunkt für ein Informationssystem geschaffen wird.“* (Schlagheck, 2000, S. 54)

Laut Sprang (1993) beschreibt ein Referenzmodell (RM) die allgemeinen Zusammenhänge in einem betrieblichen Anwendungsbereich. Dabei werden Realsituationen abgeleitet und mittels theoretischem Wissen ergänzt, um einen Soll-Zustand für die betrachtete Problemstellung zu formulieren. Durch die Erstellung eines RMs im Vorfeld kann der Aufwand bei der Entwicklung des unternehmensspezifischen Modells deutlich reduziert werden. Hierzu muss ein RM im Grundsatz drei Eigenschaften besitzen. Zum einen muss die allgemeine Anwendbarkeit gegeben sein. Das bedeutet, das Modell muss generisch sein und die individuellen Anforderungen von Verwendern einschließen. Somit beschreibt ein RM nicht eine spezifische Einzelsituation. Gleichzeitig muss die zweite Eigenschaft der Variabilität gegeben sein. Somit ist es erforderlich, dass das Modell an die Gegebenheiten des Anwenders angepasst wird. Durch diese Eigenschaft unterscheiden sich die RM von einem definierten Standard. Zuletzt wird eine Konsistenz und Umsetzbarkeit von einem RM gefordert. Das Modell muss somit realisierbar sein und eine Ausgangslösung vollständig definieren. (Sprang, 1993, S. 139 ff.) Eine

nutzerorientierte Definition gibt Thomas (2006) wieder. Hier definiert er ein RM als ein anwenderorientiertes Modell, das genutzt und wiederverwendet werden kann, um die Entwicklung eines anderweitigen Modelles zu unterstützen. (Arora et al., 2022, S. 272) Eine Herausforderung bei der Ausarbeitung der geforderten Eigenschaften des Soll-Zustandes ist es, die Objektivität zu bewahren (Püster, 2016, S. 18). Aus der anderen Sichtweise führt das Zusammenführen von Expertenwissen und Kommunikation aus den diversen Disziplinen mittels eines RMs zu einer Steigerung der Objektivität. Da subjektive Aspekte analysiert werden und eine gemeinsame Terminologie und einheitliche Verfahrensweise etabliert werden. (Arora et al., 2022, S. 272) Trotz des Fehlens einer allgemein gültigen Definition des Referenzbegriffes existieren Gemeinsamkeiten innerhalb der diversen Beschreibungen. In der wissenschaftlichen Untersuchung werden nach Arora (2022) wiederkehrende Attribute identifiziert. Dabei werden die Attribute wiederverwendbar, flexibel, zuverlässig, systematisch konzipiert, allgemeingültig, erforderlich, nutzerzentriert, umfassend und lehrreich registriert. (Arora et al., 2022, S. 273)

Der Unterschied zu einem Vorgehensmodell ist es, dass ein Vorgehensmodell ein methodisches Vorgehen zur Abwicklung von Entwicklungsprojekten vorgibt. In diesem sind alle erforderlichen Teilaspekte zur Durchführung eines Projektes definiert. Dazu zählen die genauen Aufgaben, die Ergebnisse und die Rollen. Dabei werden Aufgabenblöcke und eine Ablaufreihenfolge notiert. Somit gibt ein Vorgehensmodell konkrete Schritte und Handlungen bei einem Prozessablauf vor. (Schlagheck, 2000, S. 22 f.) Im Vergleich dazu ist ein RM wie oben bereits beschreiben eine abstrakte Vorlage für die Entwicklung von Prozessen. Das bedeutet, ein RM dient als Bezugsbasis für die Konstruktion eines spezifischen Modelles. Hierzu dient ein Referenzmodellsystem zur Zusammenfassung von diversen Referenzmodellen, um sie mittels eines Ordnungsrahmens in ein Gesamtmodell zu integrieren. (Schlagheck, 2000, S. 54)

Die gegebenen Grundlagen werden anschließend in der Anwendung der systematischen Literaturanalyse genutzt, um das Ergebnis zu prüfen und in einen Kontext einzuordnen. Um eine strukturierte und sinnvolle Einordnung vornehmen zu können, ist ein Anforderungsprofil erforderlich. Somit ist die Ableitung der zweiten Forschungsfrage (*Welche Anforderungen existieren an die bereits bestehenden Referenzmodelle der vorausschauenden Instandhaltung, die einen Bezug zu einem Wohnheizungssystem besitzen?*) begründet. Zusätzlich stützt die Erstellung eines Anforderungsprofils die Beantwortung der ersten Fragen. Da durch die Erstellung eines Profils ein systematischer Vergleich der Modelle mittels der vordefinierten Rahmenbedingungen realisiert wird.

## 2.4 Wohnheizungssysteme

Im Allgemeinen ist das Ziel eines Wohnheizungssystems, den Aufenthaltsraum des Menschen zu erwärmen. Genauer betrachtet besteht die Aufgabe darin, ein Gleichgewicht zwischen der Wärmeproduktion und Wärmeabgabe zu schaffen, um für den Menschen ein wärmephysiologisches Optimum zu gewährleisten. Um diese Aufgabe zu bewerkstelligen, werden 40 Prozent des Primärenergieverbrauches der gesamten Bundesrepublik aufgewendet. Teilweise ist der Wirkungsgrad sehr gering und somit erhält das Einsparen von Energie einer wachsenden Bedeutung. Zusätzlich existieren verschiedene Anforderungen an ein Wohnheizungssystem. Diese werden wie folgt charakterisiert: (Gräff, 2007, S. 501)

- Die Empfindungstemperatur soll in der vertikalen und horizontalen Richtung über einen konstanten Zeitraum gleichmäßig reguliert werden.
- Das System muss unter gewissen Rahmenbedingungen und kurzfristig regelbar sein.
- Ein Wohnheizungssystem darf kein negativer Faktor in Bezug auf die Geräuschabgabe und Raumluftqualität sein.
- Der Betrieb der Heizung darf keine störenden Luftströme wie Zugluft erzeugen.
- Das Wohnheizungssystem soll in der Anschaffung und in der Benutzung kostengünstig sein. (Gräff, 2007, S. 501)

Im Grundlegenden wird unterschieden zwischen einer Einzel- und einer Zentralheizung. Bei der Einzelheizung erfolgt die Wärmeerzeugung in dem zu beheizenden Raum. Im Gegensatz zu der Zentralheizung erfolgt die Wärmeerzeugung für sämtliche Räume eines Gebäudes an einer einzigen Feuerstätte. (Gräff, 2007, S. 507) Diese werden deshalb ebenfalls Sammelheizungen genannt. Als Wärmeträger können Wasser, Luft oder Dampf eingesetzt werden. Der Nachteil besteht darin, dass die Verteilung der Wärme einen hohen Energieverlust mit sich bringt und die Anschaffungskosten sehr hoch sind. Der Einsatz einer Zentralheizung beinhaltet neben den Nachteilen jedoch eine Vielzahl von Vorteilen. Diese sind neben den Nachteilen in der folgenden Tabelle 2-2 vorzufinden. (Gräff, 2007, S. 552)

Tabelle 2-2 Vor- und Nachteile einer Zentralheizung (Gräff, 2007, S. 552)

<b>Vorteile des Einsatzes einer Zentralheizung</b>	<b>Nachteile des Einsatzes einer Zentralheizung</b>
- Verringerung der Feuerstätten und Schornsteine	- Energieverluste bei der Wärmeverteilung
- Geringere Umweltbelastung	- Messung zur Heizkostenverteilung bei mehreren Wohnungen erforderlich
- Größere Wirtschaftlichkeit bei der Brennstoffausnutzung	- Gegebenenfalls höhere Anschaffungs- und Betriebskosten (allerdings mit größerem Heizkomfort)
- Höhere Bedienkomfort	
- Geringer Platzbedarf der Heizkörper	
- Fortfall der Brennstoff- und Aschetransporte in den Wohnungen	

Aufgrund der aufgezeigten Vorteile geht der Trend zum Verbau von Zentralheizungen. Speziell im Vermietungsbereich geht die Nachfrage nach dezentralen Systemen (Etagen- und Einzelraumheizungen) stark zurück. Da die Bewirtschaftung für den Vermieter aus der Sichtweise der Instandhaltung deutlich vorteilhafter ist. (Lauckner, 2020, S. 96)

Innerhalb der Aufteilung zwischen der Einzel- und Zentralheizung wird nochmals in der Art der Heizung unterschieden. Die Wahl der Heizungsart ist von diversen Umständen abhängig. Zu den wichtigsten Faktoren nach Gräff (2007, S. 1028) zählen:

- die Gebäudeart
- die verfügbaren finanziellen Mittel
- die Brennstoffart- und Kosten
- die Möglichkeiten der Fernwärmenutzung
- die Benutzungsdauer der Räume
- die hygienischen Anforderungen

Zum heutigen Stand ist das häufigste Trägermedium Heizwasser. Die Wassersysteme werden ebenfalls als geschlossene Pumpenwarmwasserheizungen bezeichnet. Im Hinblick auf die zukünftige Energiewende kann die Elektrodirektheizung eine große Bedeutung erlangen. Die grundlegenden Elemente einer Pumpenwarmwasserheizung nach Lauckner (2020, S. 96) sind:

- die Umwälzpumpe
- der Wärmeerzeuger
- die Raumheizeinrichtungen
- die Raumregeleinrichtungen
- die Vor- und Rücklaufleitungen
- das Ausdehnungsgefäß

In dem Einsatz von Wohnheizungssystemen sind drei Heizkreise vorgesehen. Hierbei handelt es sich um Heizkreise für die Räume mit Heizkörpern, die Fußbodenheizungen und die

Warmwasserbereitung. Zu den anlagentechnischen Komponenten eines Heizkreises zählen beispielsweise die Umwälzpumpe, verbindende Rohrleitungen, Raumheizungseinrichtungen und Mischarmaturen. (Lauckner, 2020, S. 98)

Neben den mechanischen Komponenten befinden sich diverse Sensoren in einem Wohnheizungssystem. Somit ist ebenfalls in diesem Segment der Bereich des Smart Homes angekommen. Dieser Fortschritt ermöglicht eine intelligente Regelung von Temperatur-Feuchte-Werten. (Czichos, 2019, S. 308 -310) Das Potenzial des Einsatzes von cyberphysischen Systemen zur Steuerung von Wohnheizungsanlagen ist mittlerweile aufgezeigt. Hierzu befindet sich eine Vielzahl von wissenschaftlichen Untersuchungen in der Fachliteratur. Das übergeordnete Ziel ist dabei in der Regel identisch. Dieses ist es, den Wohnkomfort und die Lebensqualität des Nutzers zu steigern. Dazu sollen die Realisierungschancen für ein vorausschauendes und nutzerorientiertes Verfahren erhöht werden. Zusätzlich wird der Energiebedarf gesenkt. Hierfür wird die Automatisierung genutzt, um möglichst viele Informationen zu erfassen. (Hickfang et al, 2020, S. 169) An dieser Stelle resultiert die Fragestellung, wie die Sensortechnik und der Fortschritt in der Digitalisierung für eine vorausschauende Instandhaltung genutzt werden können. Dazu muss im ersten Schritt eine Übersicht über den aktuellen Stand der Forschung gegeben werden. Daraus wird die erste Forschungsfrage (*Welche Vorgehensweisen einer vorausschauenden Wartung mittels einer Datenauswertung existieren bereits in der Literatur, die auf ein Wohnheizungssystem angewendet werden können?*) begründet.

### 3 Methodik der systematischen Literaturanalyse

Das Kapitel drei beschreibt im ersten Schritt die Grundlagen der angewandten Methode der vorliegenden Untersuchung. Dazu wird die systematische Literaturanalyse im Allgemeinen und ihre Vorgehensweise in Kapitel 3.1 näher beschrieben. Zusätzlich werden die einzelnen Schritte der Methode in den darauffolgenden Unterkapiteln an das zu untersuchende Forschungsfeld angepasst. Abschließend wird die ausgewählte Vorgehensweise des beschriebenen Leitfadens durch weitere Schritte in dem separaten Unterkapitel 3.3 ergänzt.

#### 3.1 Die Grundlagen einer systematischen Literaturanalyse

Die Methode der systematischen Literaturanalyse, auch bekannt unter dem englischen Begriff *Systematic Literature Reviews* (SLR), hat ihren Ursprung in der Medizinwissenschaft. Allerdings gewinnt die Methodik aufgrund der strukturierten Vorgehensweise ebenfalls außerhalb des Forschungsfeldes der Medizin an Popularität. Es wird zwischen einer quantitativen, qualitativen und einer Mischform der Analyse unterschieden. Dabei untersucht die quantitative SLR lediglich die quantitative Primärforschung und die qualitative SLR ausschließlich die qualitative Primärforschung. In der heutigen Zeit ist die gemischte Vorgehensweise die etablierteste Form der Untersuchung. Gleichzeitig ist diese Vorgehensweise die anspruchsvollste Form der Analyseform. (Wetterich & Plänitz, 2021, S. 10-14)

Die systematische Literaturanalyse bildet einen fundamentalen Bestandteil des wissenschaftlichen Arbeitens und wird eingesetzt, um eine große Informationsmenge zu einem zuvor definierten Themenfeld aufzugreifen und einzuordnen. Anschließend wird das Ergebnis der Recherche auf eine Übertragbarkeit der Relevanz zu der gegebenen Fragestellung untersucht. (Becker et al., 2018, S. 75; Wetterich & Plänitz, 2021, S. 14) Eine unsystematische Recherche spiegelt zwar den Stand der Forschung wider, jedoch besteht das Risiko, dass relevante Untersuchungen aufgrund der fehlenden Dokumentation übersehen werden. Darüber hinaus kann das Ergebnis einer fachlichen Verengung des Themenfeldes die Folge einer unsystematischen Literaturanalyse sein. Diese resultiert aus einem verzerrten Blickwinkel des Autors aufgrund der individuellen Einstellungen, der fachlichen Orientierung oder der persönlichen Erfahrungen. Zudem führt die fehlende Transparenz dazu, dass eine Ergebnisreplikation erschwert wird. Diesen Nachteilen wird durch die strukturierte Vorgehensweise inklusive der detaillierten Protokollierung der systematischen Literaturanalyse entgegengewirkt. Dabei existieren unterschiedliche Ansätze in der Vorgehensweise einer SLR, jedoch überschneiden sich die Arbeitsschritte der Ansätze inhaltlich. (Kaufmann, 2021, S. 71 f.) In den Abbildungen 3.1 und 3.2 werden zwei aus der Literatur bekannte Vorgehensweisen einer systematischen Analyse dargestellt. Dabei beschreibt die Darstellung 3-1 die Vorgehensweise nach Sinzig (2017) und die Abbildung 3-2 eine Struktur nach Becker (2018).

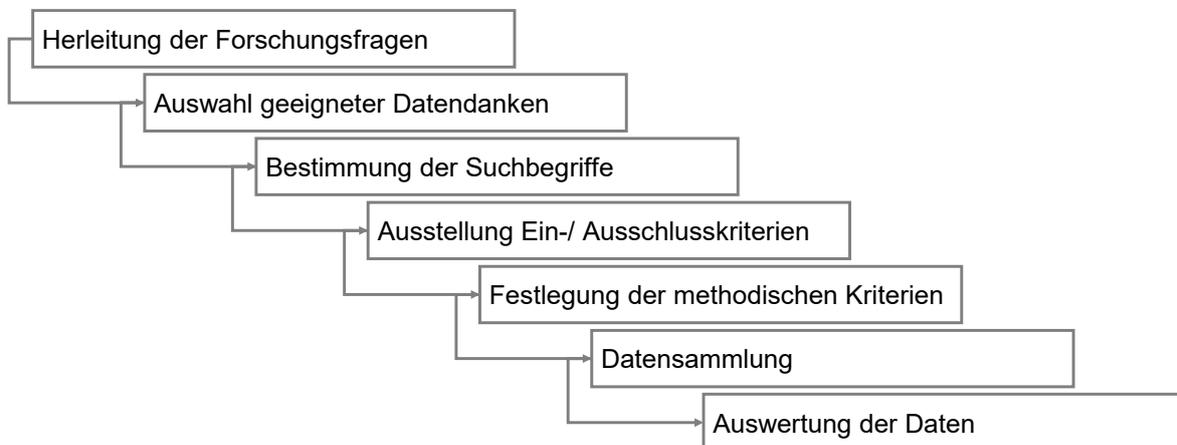


Abbildung 3-1 Vorgehensweise systematischen Literaturanalyse (eigene Darstellung i. A. a. Sinzig, 2017, S. 69)

Die beiden Abbildungen beziehen sich auf die Grundlagen des Literaturanalyseprozesses nach Fink (2005) und unterscheiden sich aus diesem Grund inhaltlich (Kaufmann, 2021, S. 69). Bei beiden Modellen wird vor der eigentlichen Literaturrecherche im ersten Schritt die Forschungsfrage abgeleitet, die Datenbanken und die Suchbegriffe eingegrenzt. Anschließend werden neben den Ein- und Ausschlusskriterien die methodischen Kriterien festgelegt. Daraufhin erfolgt die Durchführung der Analyse. Hierzu werden die Daten gesammelt und anschließend ausgewertet. (Becker et al., 2018, S. 77; Kaufmann, 2021, S. 69)

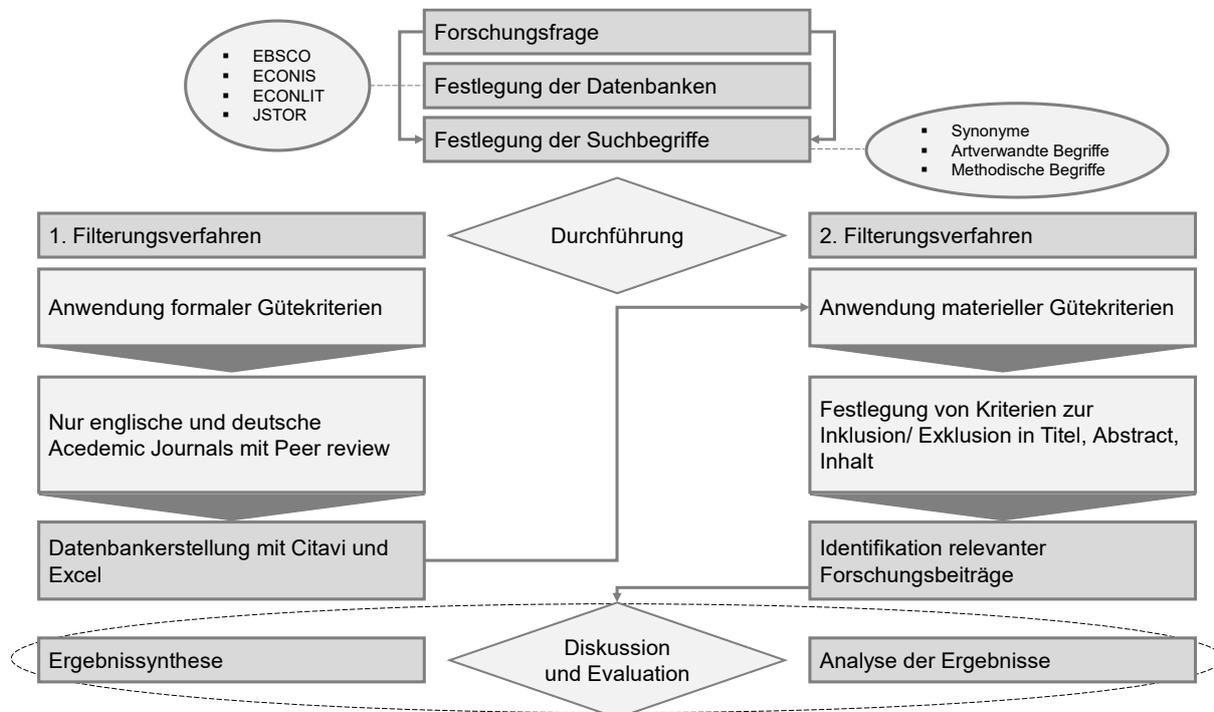


Abbildung 3-2 Durchführung Literaturanalyse (Becker et al., 2018, S. 77)

Der wesentliche Unterschied zwischen den beiden Vorgehensweisen ist offensichtlich aus den Darstellungen (3-1 und 3-2) zu erkennen. Das Vorgehen nach Sinzig (2017) zeigt sieben direkt aufeinander folgenden Ablaufschritte. Im Gegensatz dazu setzt das Modell nach Becker et al. (2018) auf zwei differente Filterverfahren und auf die Erstellung einer Datendank. Aufgrund der simplen und strukturierten Vorgehensweise wird für die vorliegende Arbeit an der von Sinzig (2017) beschriebenen Herangehensweise orientiert. An dieser Stelle wird jedoch der Leitfaden zusätzlich durch die Schritte: *Festlegung der Priorisierungsstrategie, Erstellung eines Suchprotokolls und Erstellung einer Bewertungsmatrix und eines Anforderungsprofils* ergänzt.

Im ersten Schritt wird empfohlen, die Forschungsfragen zu formulieren. Diese gehen bereits aus dem ersten Kapitel hervor. Im nächsten Schritt werden die Parameter für die Literaturanalyse im Unterkapitel 3.2 definiert. Hierzu werden die Datenbanken, Suchbegriffe sowie Ein- und Ausschlusskriterien festgelegt. In diesem Unterkapitel erfolgt eine Ergänzung durch die Festlegung einer Priorisierungsstrategie. Zusätzlich werden nach Sinzig (2017) die methodischen Kriterien festgelegt. Anschließend wird das Unterkapitel 3.3 für eine weitere Ergänzung der Vorgehensweise genutzt. Hierbei wird die Vorlage des Protokolls erstellt und die Bewertungskriterien definiert. Zudem wird ein Anforderungsprofil in dem Kapitel 4.1 ausgearbeitet. Die Datensammlung und -auswertung ist der Mittelpunkt der Untersuchung und bildet ein eigen übergeordnetes Kapitel vier. Die Abbildung 3-3 zeigt die genaue Anpassung und Verfahrensweise inklusive der dazugehörigen Kapitalen auf. Somit ist die Übersichtlichkeit über die strukturierte Vorgehensweise gewährleistet und für den Leser nachvollziehbar.

Schritte der Verwendeten Methode inklusive Ergänzungsschritte	Zugehöriges Kapitel
Herleitung der Forschungsfrage	Kapitel 1 ( <i>Herleitung in Kapitel 2</i> )
Auswahl geeigneter Datenbanken	Kapitel 3.2
Bestimmung der Suchbegriffe	
Ausstellung der Ein-/ Ausschlusskriterien	
<b>Ergänzung:</b> Festlegung einer Priorisierungsstrategie	
Festlegung der methodischen Kriterien	
<b>Ergänzung:</b> Erstellung des Suchprotokolls	Kapitel 3.3
<b>Ergänzung:</b> Erstellung der Bewertungsmatrix	Kapitel 4.1
<b>Ergänzung:</b> Erstellung des Anforderungsprofils	
Datensammlung	Kapitel 4.1 und 4.2
Auswertung der Daten	Kapitel 4.3

Abbildung 3-3 Angepasste Vorgehensweise in SLR (eigene Darstellung i. A. a. Sinzig, 2017, S. 69)

### 3.2 Festlegung der erforderlichen Parameter

Nach der Formulierung der Forschungsfrage (vgl. Kapitel 1) werden die erforderlichen Parameter festgelegt. Hierzu werden die Datenbanken, die Suchbegriffe, die Ein- und Ausschlusskriterien, die Priorisierungsstrategie und die methodischen Kriterien definiert. Zusätzlich wird mittels der Literatur eine Kurzbeschreibung der eingesetzten Parameter wiedergegeben.

#### Festlegung der Datenbanken

Bei der Wahl der Datenbanken wird empfohlen, mehrere diverse Quellen zu wählen, um eine breite Abdeckung des Forschungsgebietes sicherzustellen. Für eine Analyse eignen sich insbesondere die Datenbanken von universitären Einrichtungen, da hier die Literatur für Studierende freizugänglich ist. (Becker et al., 2018, S. 78) Für die vorliegende Arbeit werden die folgenden Datenbanken gewählt:

- Online-Bibliothekskatalog (OPAC) der Technischen Universität Dortmund
- IEEE Xplore
- Scopus
- ProQuest
- Sage Journals
- ACM Digital Library
- Web of Science

#### Festlegung der Suchbegriffe und der Suchstrings

Die vorliegende Forschungsfrage inkludiert in den allgemeinen Begrifflichkeiten aus vier unterschiedlichen Themengebieten. Bei den Schwerpunkten handelt es sich um die vier Aspekte des Vorgehensmodells, der Zuverlässigkeitsprognose, des Wohnheizungssystems und der Datenauswertung. Für diese Schlüsselbegriffe werden zusätzlich Synonyme und artverwandte Ausdrücke aus dem deutschen und englischen Sprachraum erfasst und in der Tabelle 3-1 visuell dargestellt.

Tabelle 3-1 Festlegung der Schlüsselbegriffe(eigene Darstellung)

*Forschungsfrage: Welche Vorgehens- und Referenzmodelle einer Zuverlässigkeitsprognose mittels einer Datenauswertung bestehen bereits in der Literatur, die auf ein Wohnheizungssystem angewendet werden können?*

Aspekt und Einordnung	Aspekt 1 (Vorgehensmodell)	Aspekt 2 (Zuverlässigkeitsprognose)	Aspekt 3 (Wohnheizungssystem)	Aspekt 4 (Datenauswertung)
Synonyme und artverwandte Begriffe in Deutsch	Vorgehensmodell	Instandhaltung	Heizungssystem	Vorhersage
	Referenzmodell	Service	Wohnheizungssystem	Prognose
	Methodik	Zuverlässigkeit	Heizsystem	Analyse
	Prozessmodell	Verfügbarkeit	Wärmeerzeuger	Anomaliedetektion
	Verfahrensmodell	Ausfall	Wärmepumpe	Zustandsbasiert
	Leitfaden	Error	Effizienz	
		Sensordaten		
Synonyme und artverwandte Begriffe in Englisch	Reference models	Maintenance	Heating System	Forecast
	Process models	Reliability	Central Heating System	Analysis
	Guiding models	Availability	Radiant Heating System	Anomaly detection
			Residential Heating System	State-based
			Heat pump	Predictive Analytics
				Data Mining
			Machine Learning	

Im Anschluss werden die Suchbegriffe kombiniert und zu zusammenhängenden Suchstrings zusammengefasst. Da die vier Aspekte zahlreiche Begrifflichkeiten beinhalten, muss eine systematische Vorgehensweise gewählt werden. Zunächst wird der erste Begriff des Aspektes 1, das erste Wort des Aspektes 2, das erste Wort des Aspektes 3 und das erste Wort des Aspektes 4. Darauf folgt das erste Wort des Aspektes 1, das erste Wort des Aspektes 2, das erste Wort des Aspektes 3 und das zweite Wort des Aspektes 4. Dies wird so lange wiederholt, bis alle möglichen Kombinationen mit dem ersten Wort des Aspektes 1, dem ersten Wort des Aspektes 2 und dem ersten Wort des Aspektes 3 gebildet wurden. Anschließend werden das erste Wort des Aspektes 1, das erste Wort des Aspektes 2, das erste Wort des Aspektes 3 und das zweite Wort des Aspektes 4 kombiniert. Ebenfalls wird der Vorgang so lange fortgesetzt, bis alle möglichen Kombinationen mit dem ersten Wort des Aspektes 1, dem ersten Wort des Aspektes 2 und dem ersten Wort des Aspektes 3 gebildet wurden. Daraufhin wird eine Ebene höher gewählt und es wird das erste Wort des Aspektes 1, das erste Wort des Aspektes 2, das zweite Wort des Aspektes 3 und das erste Wort des Aspektes 4 gewählt. Damit wird die erste Kombination der nächsten Ebene gebildet. Anschließend wird das erste Wort des Aspektes 1, das erste Wort des Aspektes 2, das zweite Wort des Aspektes 3 und das zweite Wort des Aspektes 4 und so weiter, bis alle möglichen Kombinationen mit dem ersten Wort des Aspektes 1 und dem ersten Wort des Aspektes 2 gebildet wurden.

Dieser Vorgang wird wiederholt, bis alle möglichen Kombinationen gebildet wurden. Dabei wird jedes Mal das nächste Wort des Aspektes 3 und die Worte des Aspektes 4 in der gleichen Reihenfolge durchgeführt. Durch diese systematische Vorgehensweise wird sichergestellt, dass alle möglichen Kombinationen erfasst werden und keine Kombinationen auslassen wird. Durch die Vielzahl der Begrifflichkeiten existieren insgesamt 11880 einzelne *Begriffsketten*. Auf der nächsten Seiten in der Tabelle 3-2 werden die ersten 3 Begriffsketten exemplarisch abgebildet.

Tabelle 3-2 Exemplarische Darstellung der Suchstrings (eigene Darstellung)

Pos.	Kombinationsmöglichkeiten der Suchbegriffe
1	Vorgehensmodell - Instandhaltung - Heizungssystem - Vorhersage
2	Vorgehensmodell - Instandhaltung - Heizungssystem - Prognose
3	Vorgehensmodell - Instandhaltung - Heizungssystem - Analyse
...	...

Es ist deutlich, dass im Rahmen der vorliegenden Untersuchung es nicht möglich ist, die Anzahl der Begriffsketten in Form einer Literaturanalyse einzeln durchzuführen. Aus diesem Grund ist eine Lösung erforderlich, um eine Reduktion der Suchketten zu erreichen.

Hierzu können boolesche Operatoren wie *AND*, *NOT* und *OR* eingesetzt werden, um die Suche zu optimieren. Mittels des Operators *AND* werden Begrifflichkeiten innerhalb eines Suchvorganges miteinander verbunden. Im Gegensatz dazu werden mittels des Operators *NOT* entsprechend Suchbegriffe exkludiert. Wenn das Ziel einer Suche ist, dass das Ergebnis mindestens eines der Suchbegriffe enthält, werden die Begriffe mittels des Operators *OR* kombiniert. (Becker et al., 2018, S. 89) Für den vorliegenden Anwendungsfall werden die Operatoren *AND* und *OR* verwendet. Die Abbildung 3-4 stellt die Anpassung und Verwendung der Operatoren bildlich dar. Hierbei werden die Suchbegriffe innerhalb der Kategorie ihres Aspektes mittels des Operators *OR* kombiniert. Zusätzlich werden die einzelnen Suchbegriffe einer Kategorie durch den Operator *AND* verbunden.

Aspekt 1 (Vorgehensweise)		Aspekt 2 (Wartung)		Aspekt 3 (Heizungssystem)		Aspekt 4 (Datenanalyse)
Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Methodik OR Prozessmodell OR Leitfaden OR Reference models OR Process models OR Guiding models	verbunden durch AND	Instandhaltung OR Service OR Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit OR Ausfall OR Error OR Effizienz OR Sensordaten OR Maintenance OR Reliability OR Availability	verbunden durch AND	Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem OR Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe OR Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Residential Heating System OR Heat pump	verbunden durch AND	Vorhersage OR Prognose OR Analyse OR Anomaliedetektion OR Zustandsbasiert OR Forecast OR Analysis OR Anomaly detection OR State-based OR Predictive Analytics OR Data Mining OR Machine Learning

Abbildung 3-4 Suchbegriffe verbunden durch Operatoren(eigene Darstellung)

Neben der Verwendung der Operatoren wird in der Literatur ebenfalls empfohlen, das Trunkierungszeichen „\*“ als Platzhalter einzusetzen. Dadurch werden Begriffe desselben Wortstammes in der Suche mitberücksichtigt. (Becker et al., 2018, S. 89) Die korrekte Verwendung des Trunkierungszeichens wird exemplarisch in der separaten Abbildung 3-5 demonstriert. Die Nutzung des Trunkierungszeichens dient an dieser Stelle lediglich als Anschauungsbeispiel. Für die finale Suchstringbildung wird sich gegen die Nutzung des Trunkierungszeichens entschieden, um eine spezifische Suchanfrage zu gewährleisten.

Aspekt 1 (Vorgehensweise)		Aspekt 2 (Wartung)		Aspekt 3 (Heizungssystem)		Aspekt 4 (Datenanalyse)
*modell OR Methodik OR Leitfaden OR *models	verbunden durch AND	Instandhaltung OR Service OR Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit OR Ausfall OR Error OR Effizienz OR Sensordaten OR Maintenance OR Reliability OR Availability	verbunden durch AND	Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem OR Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe OR Heating System OR *Heating System OR Heat pump	verbunden durch AND	Vorhersage OR Prognose OR Analyse OR Anomaliedetektion OR Zustandsbasiert OR Forecast OR Analysis OR Anomaly detection OR State-based OR Predictive Analytics OR Data Mining OR Machine Learning

Abbildung 3-5 Suchbegriffe verbunden durch Operatoren und Trunkierungszeichen(eigene Darstellung)

Durch die Verkettung mittels der Operatoren AND und OR können zwar alle Begriffe innerhalb eines Suchstrings zusammengefasst werden. Jedoch ist die Form der Suche nicht sinnvoll, da die Anzahl der Begriffe für eine einzige Suche mit 41 Vokabeln zu hoch ist. Somit ist eine nochmalige Aufteilung innerhalb der vier Aspekte erforderlich. Dazu werden die Begriffe mit der höchsten Ähnlichkeit geclustert. Somit ergeben die geclusterten Suchbegriffe einzelne Bausteine. Zum Beispiel bilden die Begriffe *Vorgehensmodell*, *Referenzmodell* und *Prozessmodell* das erste Beispiel des ersten Aspektes und die Begriffe *Methodik* und *Leitfaden* den zweiten Baustein des ersten Aspektes. Die Abbildung 3-6 zeigt die durchgeführte Clusterung.

Aspekt 1 (Vorgehensweise)		Aspekt 2 (Wartung)		Aspekt 3 (Heizungssystem)		Aspekt 4 (Datenanalyse)
Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell	verbunden durch AND	Instandhaltung OR Service	verbunden durch AND	Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem	verbunden durch AND	Vorhersage OR Prognose OR Analyse
Methodik OR Leitfaden		Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit		Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe		Anomaliedetektion
Reference models OR Process models OR Guiding models		Sensordaten		Heating System OR Central Heating System OR Rediant Heating System OR Heat pump		Zustandsbasiert
		Effizienz				Forecast OR Analysis
		Ausfall				Anomaly detection
		Error				State-based
		Maintenance OR Reliability OR Availability				Predictive Analytics
						Data Mining OR Machine Learning

Abbildung 3-6 Suchbegriffe geclustert (eigene Darstellung)

Nach der oben verwendeten Logik werden die geclusterten Suchbegriffe zu Suchstrings kombiniert. Damit ist gemeint, dass die einzelnen Bausteine miteinander verbunden werden. Dadurch entstehen insgesamt 504 Suchstrings. Anschließend werden die nicht sinnvollen Strings gefiltert. An dieser Stelle werden Kombinationen, die die deutschen und englischen Begriffe miteinander kombinieren, herausgenommen. Daraus resultiert, dass 70 von den 504 Strings als sinnvoll erscheinen. Darunter sind 60 Strings auf Deutsch und 10 Strings auf Englisch. Die gebildeten deutschen Suchstrings können aus dem Anhang B entnommen werden und die englischen Suchstrings sind in der untenstehenden Tabelle 3-3 dargestellt.

Da für die vorliegende Literaturanalyse mit 70 Suchstrings trotz der vorgenommenen Reduzierung zu umfangreich ist, muss eine weitere Selektion vorgenommen werden. Aus diesem Grund wird an dieser Stelle beschlossen, lediglich die englischen Suchstrings zu betrachten und die deutschen Begriffe auszuklammern. Der Grund dafür ist, dass immer mehr deutsche Fachzeitschriften in der englischen Sprache veröffentlichen. Jedenfalls werden Tagungen, Beiträge und Vorlesungen in der englischen Sprache durchgeführt. Damit geht der Trend hin, relevante Beiträge nicht in der Landessprache, sondern auf Englisch zu veröffentlichen. (Mocikat et al., 2005, S. 100) Somit wird darauf gesetzt, dass ein Großteil der relevanten Literatur trotz der Ausklammerung der deutschen Begrifflichkeiten inkludiert ist. Im nächsten Schritt wird der Fokus auf die 10 zuvor gebildeten englischen Suchstrings (Tab. 3-3) gelegt.

Tabelle 3-3 Kombinationsmöglichkeit nach den Bausteinen angeordnet (engl. Begriffe) (eigene Darstellung)

Pos.	Kombinationsmöglichkeiten der Suchbegriffe auf Englisch
1	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Error AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Forecast OR Analysis
2	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Error AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Anomaly detection
3	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Error AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND State-based
4	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Error AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Predictive Analytics
5	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Error AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Data Mining OR Machine Learning
6	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Maintenance OR Reliability OR Availability AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Forecast OR Analysis
7	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Maintenance OR Reliability OR Availability AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Anomaly detection
8	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Maintenance OR Reliability OR Availability AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND State-based
9	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Maintenance OR Reliability OR Availability AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Predictive Analytics
10	Reference models OR Process models OR Guiding models AND Maintenance OR Reliability OR Availability AND Heating System OR Central Heating System OR Radiant Heating System OR Heat pump AND Data Mining OR Machine Learning

Bei der Betrachtung der abgebildeten Suchstrings ist festzustellen, dass diese zu einem einzigen zusammengefasst werden können. Dabei gehört der Begriff *Error* und der Baustein mit den Begriffen *Maintenance*, *Reliability* und *Availability* zu der Kategorie des zweiten Aspektes und können somit durch ein OR-Operator verbunden werden. Der gleiche Fall tritt ebenfalls bei den Begriffen *Predictive Analytics*, *Data Mining*, *Machine Learning*, *Forecast*, *Analysis*, *Anomaly detection* und *State-based* zu. Diese können jedenfalls durch ein den Operator OR verbunden werden, da diese zu der Kategorie des Aspektes vier gehören. Durch die vorgenommenen Verbindungen resultiert folgender gesamtheitlicher Suchstring, bestehend aus 18 einzelnen Begriffen:

*Reference model OR Process model OR Guiding model AND Maintenance OR Reliability OR Availability OR Error AND Heating system OR Central Heating system OR Radiant Heating system OR Heat pump AND predictive analytics OR Data Mining OR Machine Learning OR Forecast OR Analysis OR Anomaly detection OR State-based*

Nachdem der Suchstring definiert ist, müssen anschließend die Ein- und Ausschlusskriterien erfasst werden, um den Suchprozess sinnvoll einzugrenzen und somit die Suche zu optimieren.

### Festlegung der Ein- und Ausschlusskriterien

Innerhalb der Suche wird ausschließlich deutsch- und englischsprachige Literatur beachtet. Darüber hinaus wird Literatur, die vor dem Jahr 2000 veröffentlicht wurde, ausgeschlossen. Um den wissenschaftlichen Rahmen einhalten zu können werden graue Literaturen beispielsweise in Form von veröffentlichten Vorlesungsfolien oder Abschlussarbeiten nicht beachtet, sondern ausschließlich Ergebnisse die zuvor abgeschlossen und evaluiert wurden. Hierzu zählen die bekannten wissenschaftlichen Quellen in Form von wissenschaftlichen Papern,

Journals, Monografien und Sammelbänder. Die Quelle muss als Vollversion frei zugänglich sein. Es ist erforderlich, dass der Inhalt des Suchergebnisses einen Bezug zu der gestellten Forschungsfrage enthält. Somit muss das Ergebnis die vorausschauende Instandhaltung mittels Datenanalyse beinhaltet und einen engeren Bezug zu Wohnheizungssystemen thematisieren. Die beschriebenen Ein- und Ausschlusskriterien werden in der Tabelle 3-4 zusammengetragen.

*Tabelle 3-4 Festlegung der Ein- und Ausschlusskriterien (eigene Darstellung)*

<b>Beschreibung des Kriteriums</b>	<b>Einschlusskriterien</b>	<b>Ausschlusskriterien</b>
Sprache	Deutsch und Englisch	Sonstige Sprachen
Publikationszeitraum	Ab dem Jahr 2000 bis heute	Vor dem Jahr 2000
Zugänglichkeit	Vollständige Zugänglichkeit der Quelle (Zugang zu dem Volltext)	Quellen mit dem Zugang lediglich zu dem Titel oder Abstract
Bewertung der Quelle	Ergebnisse müssen evaluiert und im wissenschaftlichen Rahmen veröffentlicht sein	Keine Transparenz über eine Zuverlässige Evaluierung
Art der Quelle	Wissenschaftliche Quelle in Form von Paper, Journals, Monografie oder Sammelwerk	Nicht wissenschaftliche Literatur/ graue Literatur (Skripte, Vorlesungsfolien, Abschlussarbeiten...)
Inhaltlicher Kontext hat Bezug zur Forschungsfrage	Inhaltlich müssen Aspekte einer vorausschauenden Instandhaltung mittels Datenanalyse mit der potenziellen Übertragbarkeit auf die Heizungssysteme gegeben sein	Ergebnis steht in keinem Bezug zu den Themen der Instandhaltung, Datenanalyse oder Heizungssystemen

### **Festlegung der Priorisierungsstrategie**

Trotz der definierten Ein- und Ausschlusskriterien kann der Fall auftreten, dass während einer Suchoperation eine zu hohe Anzahl der Ergebnisse aufgeführt wird. Somit ist es möglich, dass ein Suchstring eine Ergebnisdichte wiedergibt, die manuelle nicht vollständig im Rahmen einer fachwissenschaftlichen Projektarbeit gesichtet werden kann. Aus diesem Grund ist eine Priorisierungsstrategie zusätzlich erforderlich. Es wird nach wissenschaftlichen Ansätzen gesucht, die eine sinnvolle Begrenzungsstrategie für vorliegenden Fall anwendbar sind, um das Streben der Vollständigkeit und Einhaltung der Relevanz auszubalancieren. Jedoch ist in der Literatur kein Richtwert über die Anzahl der Ergebnisse während einer Suchoperation pauschal beschränkt vorzufinden. Es soll laut Higgins (2019) darauf geachtet werden, dass die Anzahl der Suchergebnisse so hoch wie möglich gestalten ist, aber gleichzeitig sollen die Ergebnisse im engerem Kontext zu dem Forschungsgebiet stehen. Dabei ist es herausfordernd eine exakte Grenz zu ziehen, die das Ende einer Suche als abgeschlossen definiert. Die Festlegung einer sinnvollen Begrenzungsstrategie entwickelt sich laut Higgins (2019) mit den Erfahrungen des Anwenders. (Higgins, 2019, S. 79 -90) Aus diesem Grund wird an dieser Stelle eine pauschale Grenze festgelegt, um den Rahmen einer wissenschaftlichen Arbeit einhalten zu können. Dabei wird festgelegt, dass für die Analyse die ersten 500 Ergebnisse für die jeweilige Suchoperation gesichtet werden, die nachfolgenden Ergebnisse werden ausgeklammert. Bei einer durchschnittlichen Lesegeschwindigkeit können ein bis zwei Abstracts pro Minute gesichtet werden. Es kann eine Hochrechnung vorgenommen werden. Somit wird geschätzt, dass innerhalb einer Stunde 60 bis 120 Zusammenfassungen quergelesen werden können. Mittels der Rechnung kann abgeschätzt werden, dass für die festgelegte Obergrenze von 500 Ergebnisse pro Suchanfrage eine reine Lesedauer des Abstracts von 8 Stunden erforderlich sind. Bei der Durchführung der Suchanfragen in sieben separaten Datenbanken beträgt somit die reine Lesedauer der Abstracts 56 Stunden. (Higgins, 2019, S.82)

## Festlegung der methodischen Kriterien

Bei den Arten der Methoden wird unterschieden zwischen den qualitativen, quantitativen oder der kombinierten Mixed-Method (Sinzig, 2017, S. 74). Der Inhalt der Forschungsfrage und des Untersuchungsbereiches bestimmt die Wahl der Methode. Die qualitative Methode hat das Ziel, textliche Inhalte zu extrahieren und transparent darzustellen. Im Gegensatz dazu erfassen quantitative Methoden numerische Daten, um statistische Muster zu erkennen. Diese Form der Untersuchung wird als Meta-Analyse bezeichnet. Sie ist keine eigenständige Methode, sondern ergänzt die systematische Literaturanalyse in der Auswertung von quantitativer Literatur. (Wetterich & Plänitz, 2021, S. 83-86) Die Mixed-Methode wird eingesetzt wenn eine klare Trennung zwischen quantitativer und qualitativer Literatur nicht möglich ist oder beide Aspekte in einem Bezug zu dem untersuchten Forschungsfeld stehen (Wetterich & Plänitz, 2021, S. 31). Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, vorhandene Referenzmodelle für vorausschauende Wartung in Bezug auf Wohnheizungssysteme aus der vorhandenen Literatur zu analysieren, handelt es sich um eine qualitative Methode.

Nachdem die Suchparameter erfolgreich festgesetzt wurden, kann im Anschluss die systematische Literaturanalyse durchgeführt werden. Zuvor wird die Grundstruktur für die erforderliche Dokumentation erstellt. Darüber hinaus werden die Bewertungskriterien ausgearbeitet.

### 3.3 Suchprotokoll und Bewertungsmatrix

#### Erstellung des Suchprotokolls

Es wird empfohlen, ein Suchprotokoll während der Literaturrecherche zu führen, um trotz großen Zeitabstands die Übersicht zu gewährleisten. Zusätzlich kann im späteren Verlauf das Ergebnis transparent dargestellt und begründet werden. Darüber hinaus ergeben sich während der Literaturuntersuchung, Anpassungen an die zuvor erstellten Parameter. Somit kann mittels des Protokolls eine Korrektur begründet werden. Die Gestaltung des Protokolls ist nicht vordefiniert, sondern kann individuell an den Anwendungsfall angepasst werden. Es wird beispielsweise empfohlen die Literatúrauswahl, die Suchstrings oder die festgesetzten Parameter zu notieren. (Wetterich & Plänitz, 2021, S. 29) in diesem Anwendungsfall wird ein Protokoll erstellt, das die verschiedenen Suchstrings, die Datenbanken, die Anzahl der Suchtreffer und die Anzahl der eingeschlossenen Ergebnisse. Die Vorlage des Protokolls, inklusive eines Beispiels mit fiktiven Werten, ist in der Tabelle 3-5 dargestellt. Das Suchprotokoll wird in dem Verlauf der Sammlung mit realen Werten gefüllt und anschließend in dem Anhang aufgeführt.

Tabelle 3-5 Vorlage Suchprotokoll (eigene Darstellung)

Nr.	Suchstring	Datendank	Anzahl der gesamten Suchergebnisse	Anzahl der eingeschlossenen Ergebnisse nach der Sichtung des		
				Titels	Abstract/ Inhaltsverzeichnisses	Inhalts
1	Fall A AND B	Datenbank 1	70	50	20	3
		Datenbank 2	200	110	55	7
		Datenbank 3	50	4	4	0
2	Fall D OR C	Datenbank 1	80	40	20	10
		Datenbank 2	60	30	15	0
		Datenbank 3	40	10	2	1

## Erstellung der Bewertungsmatrix

Im letzten Schritt werden die Bewertungskriterien erstellt nach denen die Suchergebnisse eingeordnet werden können. Dazu wird die dreistufige Studienbewertung aus dem Bericht der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (baua) als Vorbild gewählt. Die Ergebnisse werden in drei Kategorien zugeordnet. Die erste Kategorie beinhaltet die Suchergebnisse bei denen alle oder die meisten Kriterien inkludiert sind. Diese werden mittels der Verwendung eines doppelten Pluszeichens symbolisiert. Die zweite Kategorie wird mittels eines Pluszeichens gekennzeichnet und schließt die Suchergebnisse ein, bei denen einige Kriterien erfüllt sind. Abschließend existiert die dritte Kategorie. Hierzu zählen Suchergebnisse mit weniger oder keiner Überschreitung mit den festgehaltenen Kriterien. Die Ergebnisse dieser Gruppierung werden mithilfe eines Minuszeichens symbolisiert. (Thinschmidt et al., 2014, S. 26) Die beschriebenen Kriterien sind in Tabelle 3-6 visuell zusammengetragen.

*Tabelle 3-6 Beschreibung der Bewertungsmatrix (eigene Darstellung i. A. a. Thinschmidt et al., 2014, S. 26)*

<b>Kategorie</b>	<b>Symbol</b>	<b>Beschreibung</b>
1	++	Alle oder die meisten der Kriterien werden erfüllt. Es ist sehr unwahrscheinlich, dass die Kriterien, die nicht erfüllt wurden, die Schlussfolgerungen der Studie ändern.
2	+	Einige der Kriterien werden erfüllt. Es ist unwahrscheinlich, dass die Kriterien, die nicht erfüllt wurden, die Schlussfolgerungen der Studie ändern.
3	-	Wenige oder keine der Kriterien wurden erfüllt. Es ist wahrscheinlich oder sehr wahrscheinlich, dass die Kriterien, die nicht erfüllt wurden, die Schlussfolgerungen der Studie ändern.

Die beschriebene Analogie wird verwendet, um den Grad der Erfüllung der einzelnen Anforderungen an das Modell zu bewerten. Wenn die Anforderung vollständig erfüllt ist, wird dies mit einem doppelten Pluszeichen (++) gekennzeichnet. Ist die Anforderung teilweise erfüllt wird diese mit einem einfachen Pluszeichen (+) markiert. Bei Nichterfüllung der Anforderung wird ein Minuszeichen (-) verwendet. Diese Bewertungsmethode ermöglicht eine klare Einschätzung des Modells hinsichtlich der Erfüllung der definierten Anforderungen. Um die Anforderungen zu spezifizieren, wird im folgenden Kapitel (Kapitel 4.1) verfahren.

## 4 Ergebnis des Literaturreviews

Das Kapitel vier bildet den Mittelpunkt der vorliegenden Untersuchung. Hier werden die Ergebnisse der systematischen Literaturanalyse zusammengetragen. Im ersten Schritt wird ein Anforderungsprofil erstellt. Daraufhin wird die Literaturanalyse durchgeführt. Dazu werden die einzelnen Modelle beschrieben. Abschließend wird eine Gegenüberstellung der Resultate vorgenommen.

### 4.1 Erstellung des Anforderungsprofils

Bezogen auf den Begriff der Anforderungen existieren in der Literatur diverse Beschreibungen und Ansätze. Für den vorliegenden Fall wird die folgende Definition als zutreffend betrachtet: (Hicking & Völkel, 2021, S. 251)

„Eine Anforderung ist, eine von eine Nutzer benötigte Bedingung oder Fähigkeit, um ein Problem zu lösen oder ein Ziel zu erreichen, eine Bedingung [...].“ (Hicking & Völkel 2021, S. 251)

Um die vorhandenen Vorgehens- und Referenzmodelle zum Thema *Zuverlässigkeitsprognose von Heizungssystemen* zu vergleichen, werden in dieser Abschnitt Kriterien formuliert, die von einem Modell bestenfalls erfüllt werden sollten. Durch die Berücksichtigung dieser Anforderungen wird eine systematische Qualifizierung und Vergleichbarkeit der Modelle ermöglicht. Die Erstellung eines Anforderungsprofils trägt dazu bei, die Voraussetzungen strukturiert zu erfassen und somit einen einheitlichen Rahmen für den Vergleich zu schaffen. Dadurch wird eine strukturierte Bewertung der Modelle gewährleistet und somit wird eine Entscheidungsgrundlage für zukünftige Erkenntnisse gebildet. Im Folgenden werden die Anforderungen formuliert, diese lassen sich unter anderem aus den Zielen, Absichten, Bedürfnissen und gewünschten Nutzen abgeleitet (Hicking & Völkel 2021, S. 258).

Für die vorliegende Untersuchung werden drei verschiedene Ebenen von Anforderungen identifiziert. Mit zunehmender Tiefe der Ebene steigt der Bezug der jeweiligen Anforderungen zum vorliegenden Anwendungsfall. Die Anforderungen der ersten Ebene umfassen die *allgemeinen Anforderungen* (ALA). Diese Kriterien richten sich nicht an einen spezifischen Anwendungsfall, sondern sind für jedes Modell gleichermaßen relevant. In der zweiten Ebene der Anforderungen finden sich die *datenspezifischen Anforderungen* (DAA). Hier werden die Anforderungen an ein Modell beschrieben, die mit der Auswertung und Analyse von Daten zusammenhängen. Die letzte und dritte Ebene umfasst die *domänenspezifischen Anforderungen* (DOA). Diese Kriterien richten sich an den expliziten Anwendungsfall der Zuverlässigkeitsprognose eines Wohnheizungssystems. Die Abbildung 4-1 veranschaulicht die Ebenen der Anforderungen.

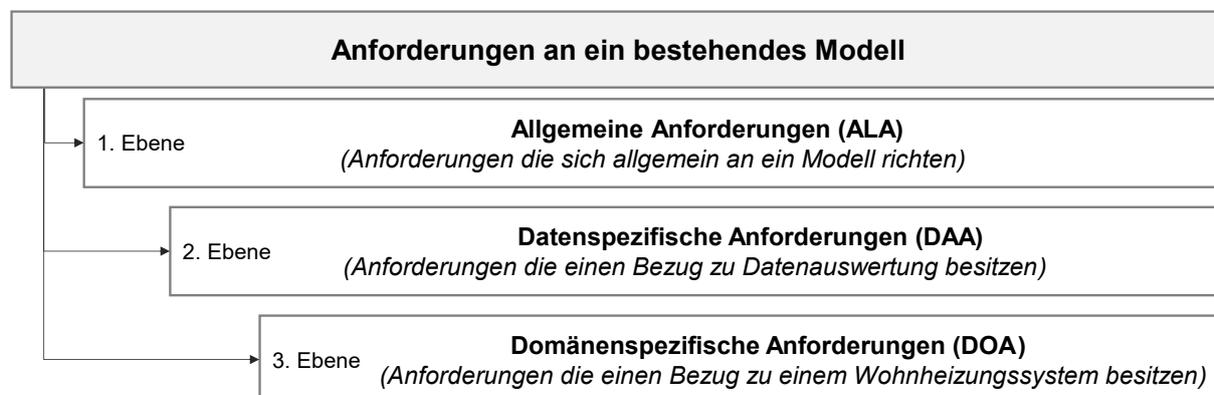


Abbildung 4-1 Unterscheidung der Anforderungen (eigene Darstellung)

Im folgenden Abschnitt werden die allgemeinen Anforderungen hergeleitet. Die wichtigsten Anforderungen an ein RM wurden bereits indirekt im Kapitel 2.3 dargestellt. Dabei wurde deutlich, dass die Entwicklung eines Modells ressourcenintensiv ist. Daher ist es zwingend erforderlich, dass das Modell die Kriterien der *Wiederverwendbarkeit* und der *Allgemeingültigkeit* (ALA 1) erfüllt und nicht lediglich einen einzigen unternehmensspezifischen Fall bedient. (Krcmar, 2015, S. 40) Gleichzeitig muss die *Flexibilität* und *Adaption* (ALA 2) erfüllt sein, um eine Verwendung des Modells für einen benutzerspezifischen Anwendungsfall zu gewährleisten. Genauer bedeutet diese Anforderung, dass ein Modell die Eigenschaft besitzt, sich an die jeweiligen Umgebungsvariablen und Umfeldbedingungen eines Prozesses anzupassen. (Schmid, 2014) Die dritte allgemeine Anforderung ist die *Klarheit* (ALA 3), die erfüllt werden muss. Das bedeutet, dass das Modell inklusive der Syntax, Semantik und der Semiotik verständlich und zugänglich sein muss. Darunter zählen ebenfalls die ästhetischen Kriterien wie Strukturiertheit, Lesbarkeit und Übersichtlichkeit. (Maicher & Scheruhn, 1998, S. 8 f.) Zusätzlich muss ein Modell der Grundsatz des *systematischen Aufbaus* (ALA 4) erfüllt sein. Dieser berücksichtigt die erforderliche Integration der im Modell bestehenden einzelnen Schichten. (Bühlig, 2011, S. 55) Nachdem die allgemeinen Kriterien deklariert sind, werden die Anforderung der nächsten Ebene definiert. Hierzu werden Fragen, die bei der Modellentwicklung gestellt werden, hinzugezogen. Bei der Entwicklung eines RMs werden im Vorfeld folgenden Fragen gestellt:

1. *Welches Ziel wird mit dem RM verfolgt?*
2. *Welche Prozessbereiche sind abzugrenzen?*
3. *Welche Branche soll adressiert werden?* (Maicher & Scheruhn, 1998, S. 119)

Diese Fragen dienen als Basis, um weitere Anforderungen abzuleiten. Zum Beispiel thematisiert die erste Frage das Ziel des RMs, woraus die datenspezifischen Anforderungen geschlossen werden können. Da für den Anwendungsfall das Ziel sein sollte, eine Wissensgewinnung aus einem Datensatz zu ermöglichen, besteht die Anforderung, dass *das Modell Techniken für eine Datenauswertung, -transformation und -analyse thematisiert* (DAA 1). Zudem sollte *das Modell imstande sein Muster, Zusammenhänge und Anomalien in Daten zu erkennen* (DAA 2). Dies erfordert ebenfalls die *Fähigkeit des Modells, große Datensätze zu verarbeiten* (DAA 3).

Mit Hilfe der zweiten und dritten Frage werden die domänenspezifischen Anforderungen bestimmt. Bei der Identifikation des Prozessbereiches ist erkenntlich, dass *das Modell in einem technischen Kontext (im Idealfall die Instandhaltung) besitzen soll* (DOA 1). Genauer betrachtet behandelt *das Modell den Bereich der Zuverlässigkeitsprognose* (DOA 2). In der folgenden Untersuchung ist die Branche der Gebäude- oder Energietechnik relevant, jedoch ist der Fokus auf den Bereich des Wohnheizungssystems eingeschränkt. Diese Erkenntnis kann genutzt werden, um die Anforderung abzuleiten, dass *ein Modell auf das Wohnheizungssystem anwendbar sein muss* (DOA 3). Zudem besteht im Bereich der Datenauswertung der Wohnheizungssysteme die Besonderheit, dass das System sich in einem Privathaushalt befindet. Das bringt aufgrund des Datenschutzes in Bezug auf die Datenverfügbarkeit und des Systemfeedbacks eine große Herausforderung mit sich. (Arora & Rabe, 2023, S. 1) Dieses spezifische Merkmal, darf in der Betrachtung der Modelle nicht außer Acht gelassen werden. Somit existiert die Anforderung, dass *das Modell die Datensituation beachten sollte* (DOA 4). Die Abbildung 4-2 ordnet die hergeleiteten Anforderungen bildhaft an.

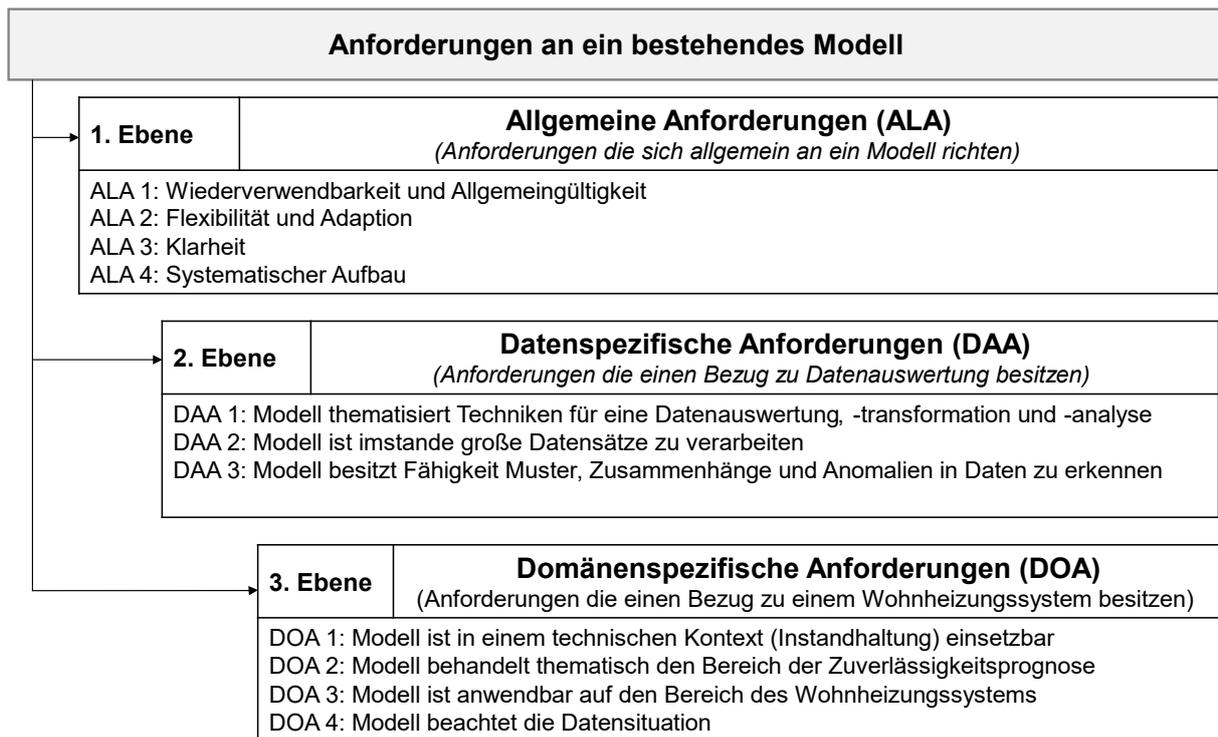


Abbildung 4-2 Einordnung der hergeleiteten Anforderungen (eigene Darstellung)

Auf Basis der Ausarbeitung der Anforderungen kann eine Vorlage erstellt werden, um die Ergebnisse der Literaturanalyse im nächsten Schritt einordnen zu können. Die Vorlage des Anwendungsprofils in Form einer Matrix kann aus der Abbildung 4-3 entnommen werden. Mit der Erstellung des Anforderungsprofils wurde wichtige Vorarbeit für die anschließende Literaturanalyse vorgenommen. Gleichzeitig wurde damit die zweite Forschungsfrage (*Welche Anforderungen existieren an die bereits bestehenden Vorgehens- und Referenzmodelle zur Zuverlässigkeitsprognose im Kontext von Wohnheizungssystem?*) beantwortet. Nach der Definition der Anforderungen kann die SLR durchgeführt werden und die relevanten Ergebnisse in dem nächsten separaten Abschnitt beschrieben werden.

Anforderung	Allgemeine Anforderungen				Datenspezifische Anforderungen			Domänenspezifische Anforderungen			
	Wiederverwendbarkeit und Allgemeingültigkeit	Flexibilität und Adaption	Klarheit	Systematischer Aufbau	Modell thematisiert Techniken für eine Datenauswertung, -transformation und -analyse	Modell ist imstande große Datensätze zu verarbeiten	Modell besitzt Fähigkeit Muster, Zusammenhänge und Anomalien in Daten zu erkennen	Modell ist in einem technischen Kontext (Instandhaltung) einsetzbar	Modell behandelt thematisch den Bereich der Zuverlässigkeitsprognose	Modell ist anwendbar auf den Bereich des Wohnheizungssystems	Modell beachtet die Datensituation
Modell	ALA 1	ALA 2	ALA 3	ALA 4	DAA 1	DAA 2	DAA 3	DOA 1	DOA 2	DOA 3	DOA 4
Modell A											
Modell B											
Modell C											
Modell C											
Modell ...											

Abbildung 4-3 Vorlage Anwendungsprofil (eigene Darstellung)

## 4.2 Beschreibung der Ergebnisse

In dem folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Literaturanalyse dargestellt. Hierzu werden die einzelnen 15 Modelle inhaltlich skizziert, bevor diese im Anschluss analysiert und eingeordnet werden. Das ausgefüllte Suchprotokoll zu der durchgeführten SLR kann aus dem Anhang C entnommen werden.

### Modell nach Hosamo et al. (2022)

In der ersten Forschungsarbeit wird die Technologie des digitalen Zwillings für die Entwicklung einer Wartungsstrategie von Heizungs-, Lüftungs-, und Klimaanlage (HKL-Anlagen) eingesetzt. Dabei werden die Sensordaten in Echtzeit in das System des digitalen Zwillings übertragen, um Anomalien frühzeitig zu erkennen. Das entwickelte Gesamtkonzept wird in drei Module unterteilt. Es handelt sich hierbei um das *Building Information Modeling (BIM) – Modell*, den *PdM-Prozess* und *die Kontrolle und Erfassung der Daten*. Die beschriebenen Module können aus der Abbildung 4-4 entnommen werden. (Hosamo et al., 2022, S. 1-4)

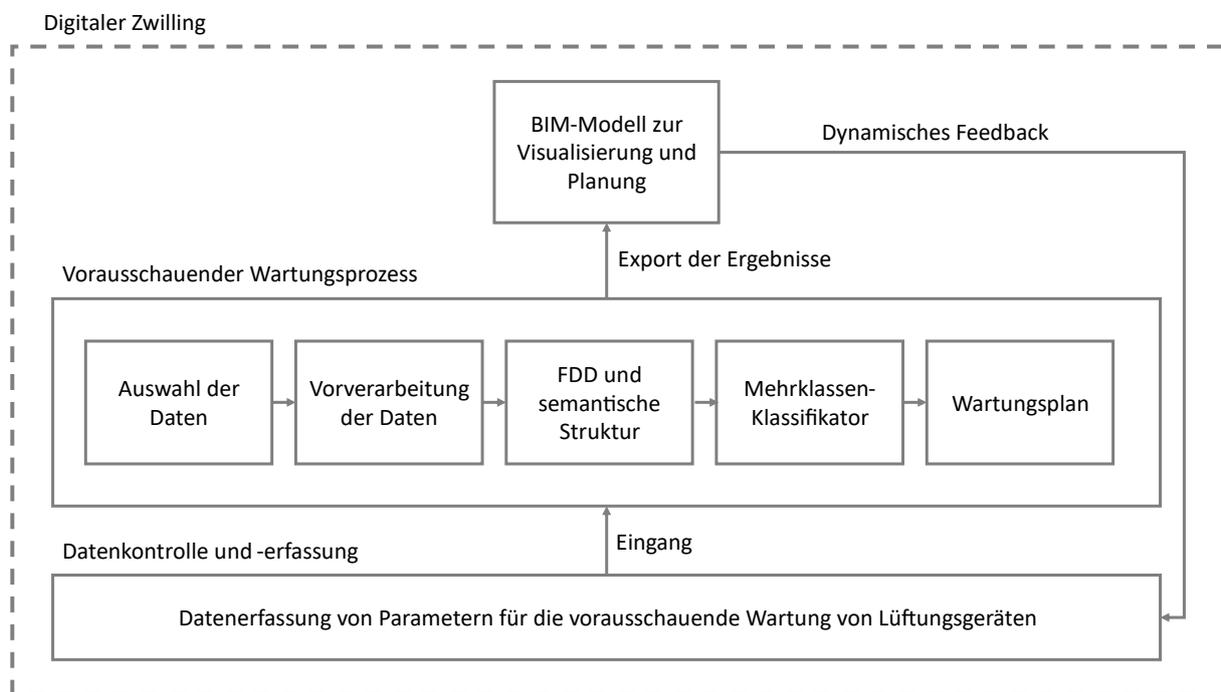


Abbildung 4-4 Modellübersicht nach Hosamo et al. (2022) (eigene Darstellung i.A.a. Hosamo et al., 2022, S. 4)

Der Informationsfluss der drei einzelnen Module bildet einen geschlossenen Kreislauf. Das oberste Modul ist das BIM-Modell. Dieses stellt den Eingang der Ergebnisse des Moduls PdM-Prozesse dar. Gleichzeitig können über das BIM-Modell räumliche Informationen zu den einzelnen Komponenten, wie beispielsweise die Abmessungen, das Installationsjahr und die Materialien, entnommen werden. Das BIM-Modell wird zusätzlich für die Visualisierung der Ergebnisse verwendet. Neben der reinen Ergebnisdarstellung wird eine dynamische Rückmeldung an das Modul der Datenkontrolle und -erfassung weitergegeben. In diesem Modul der Datenerhebung wird zwischen drei Arten der Datensätze unterschieden. Zum einen werden hier wie bereits beschrieben die Informationen aus dem BIM-Modell verarbeitet und zum anderen werden in dieser Phase die Sensordaten aus dem IoT-Sensornetzwerk erfasst. Dazu zählen beispielsweise die Werte der Temperatur, des Drucks oder der Durchflussmenge. Zusätzlich werden weitere Informationen, die die Instandhaltung betreffen, festgehalten. Darunter zählt zum Beispiel das Wartungsprotokoll mit den erforderlichen Inspektionsdaten. (Hosamo et al., 2022, S. 3 ff.)

Die erfassten Daten werden im nächsten Schritt in das Modul des PdM-Prozesses weitergeleitet. In diesem Element des Konzeptes erfolgen folgende fünf Unterprozessschritte:

1. Auswahl der Daten
2. Vorverarbeitung der Daten
3. Systematische Fehlererkennung und Fehlerdiagnose
4. Mehrfache Klassifizierung
5. Erstellung eines Instandhaltungsplanes (Hosamo et al., 2022, S. 4)

Die Auswahl und Vorverarbeitung der Daten sind essentiell bei der Verwendung eines Machine Learning (ML) Ansatzes. Hierbei werden redundante und verrauschte Daten gefiltert. Zusätzlich erfolgt an dieser Stelle die Datennormalisierung. Diese dient zur Reduzierung der Skalenunterschiede. Falls es erforderlich ist, werden an dieser Stelle die Daten transformiert. Darauf folgt die systematische Fehlererkennung und die Fehlerdiagnose, die auf Englisch als *Fault Detection and Diagnostics* bezeichnet wird (FDD). Die erfassten Komponentenparameter werden in diesem Schritt analysiert, um abzuschätzen, ob der aktuelle Zustand der Komponenten im Vergleich zum Normalzustand sich verändert hat. Hierzu werden Erkennungsregeln und Datenpunkte zur Hilfe genommen. Die gewonnenen Erkenntnisse werden klassifiziert und abschließend wird ein Instandhaltungsplan erstellt. Nach der Erstellung des Instandhaltungsplans werden die Ergebnisse in das BIM-Modell exportiert. Daraufhin gibt das BIM-Modell eine dynamische Rückmeldung an das Modul der Datenerfassung und -kontrolle. Somit ist der Kreislauf des Informationsflusses geschlossen. (Hosamo et al., 2022, S. 9 f.)

Das vorgestellte Konzept wurde im Rahmen einer Fallstudie an realen Daten einer Bildungseinrichtung in Norwegen demonstriert. Das Ergebnis zeigt, dass die Methode der automatischen Fehlererkennung eine hohe Erfolgsquote besitzt. Durch die Beseitigung der frühzeitig erkannten Betriebsstörungen konnten jährliche Energieeinsparungen in Höhe von mehreren Tausend Dollar erzielt werden. Gleichzeitig wird das Weiterentwicklungspotenzial des Konzeptes erkannt. Eine Schwachstelle der Methode ist es, dass die Wahl des Algorithmus vom Wissensstand des Entwicklers abhängig ist. Eine Wissenslücke kann das Vorhersageergebnis beeinträchtigen. Damit ist ein Ansatz erforderlich, der bei der Auswahl des Algorithmus unterstützt. (Hosamo et al., 2022, S. 19 f.)

### **Modell nach AI-Tal et al. (2021)**

In dem folgenden Beitrag wird ein Prognosemodell für die Wartung von Heizungs-, Lüftungs- und Klimatisierungssystemen, die in Krankenhauseinrichtungen installiert sind, vorgestellt. Die Basis für das entwickelte Modell bilden die Algorithmen des maschinellen Lernens. Die Daten werden über das Gebäudemanagement-System (BMS, engl. Building Management System) registriert und von dem Computerized Maintenance Management System (CMMS) unterstützt. Für die kurzfristige Bewertung des aktuellen Zustandes und der langfristigen Vorhersage werden die Methode Support Vector Machine (SVM) und Prophet-Prognosealgorithmen eingesetzt. (Tal et al., 2021, S. 1)

Im ersten Schritt werden die Sensordaten erfasst, die für den PdM-Prozess relevant sind. In dem vorliegenden Beispiel enthält das betrachtete Gerät vier Arten von Sensoren. In diesem Fall handelt es sich um Drucksensoren, Temperatursensoren, CO<sub>2</sub>-Sensoren und Luftstromsensoren. Diese registrieren die Temperatur-, die Luftstrom- und die Druckwerte. Die Daten werden zusätzlich dem jeweiligen Gerät und dem Standort im Datensatz zugeordnet. Anschließend werden die Sensordaten in numerische Informationen umgewandelt, grafisch dargestellt und in einer Datenbank gespeichert. Im nächsten Schritt werden die Daten analysiert. Dazu werden die Echtzeitdaten mit den Daten der Historie verglichen, um den Zustand des Gerätes zu beurteilen. Dabei wird ein Alarm ausgelöst, sobald die Sensormesswerte eines Gerätes einen bestimmten Schwellenwert erreichen. Das Ziel ist es hierbei, langfristige auftretende Ausfälle von Komponenten vorherzusagen. Daraufhin prüft das Wartungspersonal den potenziellen Ausfall und leitet bei Bedarf einen Wartungsauftrag ein. Anschließend wird auf

der Grundlage der Ergebnisse, falls erforderlich eine Wartung durchgeführt. Diese wird in der Regel Vorort vorgenommen. Das Wartungspersonal vermerkt in den unterschiedlichen Wartungsformularen und Checklisten, die relevante Daten wie beispielsweise die Kosten, die Zeit, die durchgeführte Tätigkeit oder die eingesetzten Werkzeuge. Für eine effektive Zustandsvorhersage müssen die Daten in der Datenbank aktualisiert werden. Zusammenfassend gliedern sich die drei einzelnen Elemente in die Phase der Datenerhebung, der Zustandsüberwachung und der Vorhersage des zukünftigen Zustands und der Planung oder Durchführung der Wartungsarbeiten. Die Phasen werden in der Abbildung 4-5 visuell aufgegriffen. (Tal et al., 2021, S. 3 ff.)

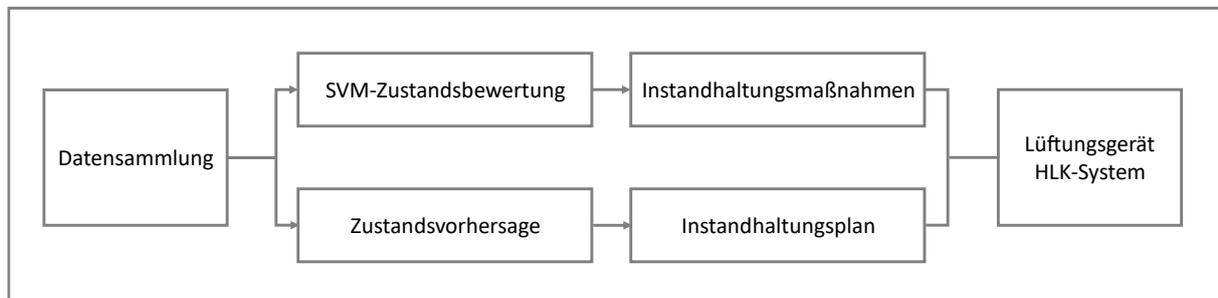


Abbildung 4-5 Modellübersicht nach Al-Tal et al (2021) (eigene Darstellung i. A. a. Tal et al., 2021, S. 3)

Die Besonderheit des vorgestellten Modells ist die deutliche Unterscheidung von kurzfristigen und langfristigen Maßnahmeneinleitungen. Das vorgestellte Modell wurde an dem Beispiel der Auswertung der Luftbehandlungseinheiten des Heizungs-, Lüftungs- und Klimatisierungssystems eines Krankenhauses in Jordanien getestet. Das Ergebnis spiegelt eine akzeptable Genauigkeit bei der aktuellen Zustandsbewertung und der zukünftigen Zustandsprognose wider. Die Fallstudie belegt die Vorteile der Implementierung des Modells in Bezug auf die Effektivitätserhöhung und die Kostensenkung im Kontext der vorausschauenden Wartung. (Tal et al., 2021, S. 1)

### Modell nach Fausing Olesen und Shaker (2020)

Es gibt eine Vielzahl an Methoden zur Durchführung von PdM, wobei jede Methode unterschiedliche Vor- und Nachteile besitzt. Zuvor wurde die Methode mittels des Einsatzes des digitalen Zwillings nach Hosamo et al. (2022) beschrieben, bei dem der große Vorteil in der Detailgenauigkeit des Modells liegt. Daraus resultiert jedoch gleichzeitig der große Schwachpunkt der Methode des digitalen Zwillings, da die hohe Genauigkeit viel Zeit und Expertise bei der Erstellung erfordert. In dieser Forschungsarbeit werden im Allgemeinen die bestehenden Methodenarten dargestellt, wobei der Schwerpunkt auf dem datengesteuerten Ansatz liegt. Diese Kategorie des Modells kann im Vergleich zu anderen Ansätzen schnell entwickelt werden. Dabei ist zu beachten, dass diese Art von Modellen eine quantitative und qualitative Menge an Daten erfordert. Bei fehlerhaften Daten kann die Genauigkeit der Vorhersage deutlich beeinträchtigt werden. Dem wird mit Vorverarbeitungsmethoden entgegengewirkt. Der Beitrag beschreibt die Methode des MLs, welche eine strukturierte Vorgehensweise bei der Entwicklung eines PdM-Modells darstellt. Wichtig ist hierbei zu unterscheiden, dass die Forschungsarbeit ein Modell vorstellt, mit dessen Hilfe ein PdM-Modell entwickelt werden kann. Die einzelnen Schritte der empfohlenen Vorgehensweise sind in Abbildung 4-6 dargestellt. Hierbei handelt es um die etablierten sieben Phasen: *Datenerfassung*, *Datenvorverarbeitung*, *Auswahl und Training des Modells*, *Modellbewertung*, *Parameterabstimmung*, *Modellbereitstellung* und *Modellpflege*. Die genaue Reihenfolge der einzelnen Phasen kann sich jedoch je nach Datentyp unterscheiden. (Fausing Olesen & Shaker, 2020, S. 1-6)

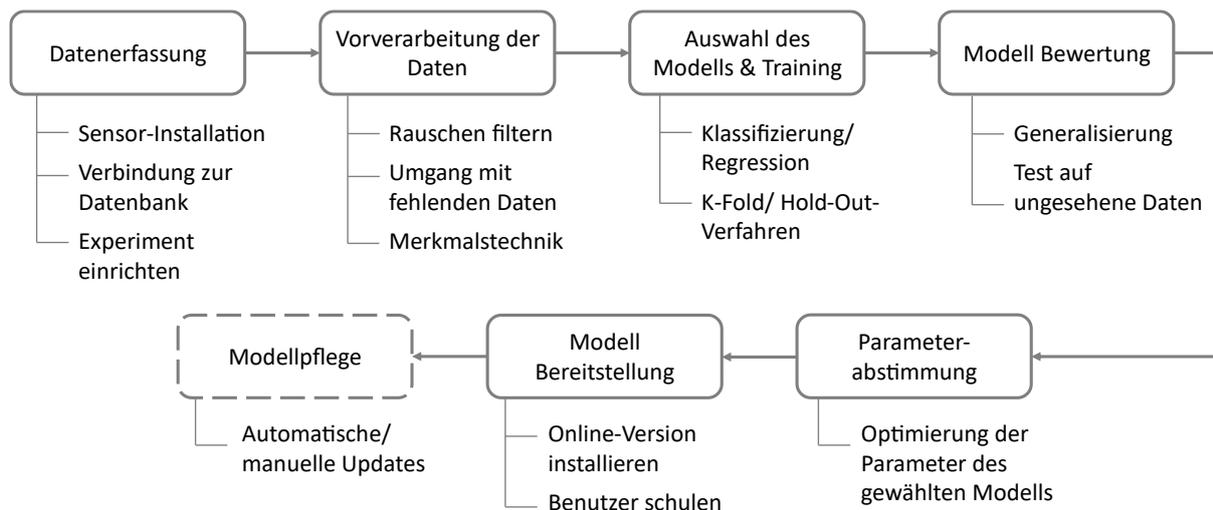


Abbildung 4-6 Modellübersicht nach Fausing Olesen und Shaker (2020) (eigene Darstellung i. A. a. Fausing Olesen & Shaker, 2020, S. 6)

Im ersten Schritt erfolgt die Datenerfassung. Dabei stellt die Sensortechnik eine wichtige Datenquelle dar. Die erfassten Rohdaten werden in einer Datenbank gespeichert. Daraufhin findet die Datenvorverarbeitung statt. Innerhalb dieses Schrittes wird ein Unterprozess eingeleitet, der in Abbildung 4-7 zu erkennen ist. Dieser Unterprozess ist in sechs Schritte eingeteilt. Zuerst erfolgt die Datenbereinigung, gefolgt von der Normalisierung der Daten. Anschließend erfolgt die Datentransformation und die Behandlung von fehlenden Daten. Des Weiteren wird die Auswahl und Erstellung neuer Funktion eingeleitet, um die Modellgenauigkeit zu erhöhen. Den Abschluss des Unterprozesses bildet die Behandlung von unausgewogener Daten. (Fausing Olesen & Shaker, 2020, S. 6 f.)

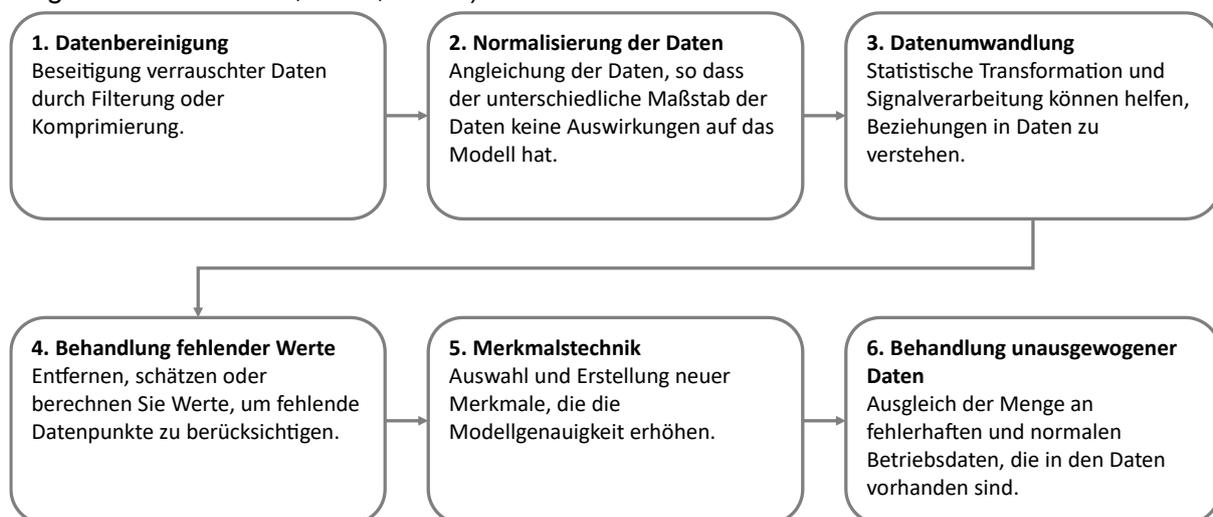


Abbildung 4-7 Untergeordnetes Modell nach Fausing Olesen und Shaker (2020) (eigene Darstellung i.A.a. Fausing Olesen & Shaker, 2020, S. 7)

Nachdem die Datenvorverarbeitung erfolgreich abgeschlossen ist, wird im nächsten Schritt das geeignete Modell ausgewählt und trainiert. Hierfür stehen verschiedene Vorschlägen in der Literatur zur Verfügung. Die häufigsten Methoden zur Bewertung der Trainingsleistung sind die K-Fold-Methode und für große Datenmengen die Hold-Out-Methode. Nachdem die Wahl und das Training des Modells absolviert ist, wird eine Evaluierung durchgeführt. Dabei wird mit Hilfe von Testdatensätzen geprüft, ob die Wahl des Modells geeignet ist. Im nächsten Schritt werden die Parameter angepasst, um die Genauigkeit der Ergebnisse zu verbessern. Nach der Justierung der Parameter wird das PdM-Modell in Betrieb genommen. Bei der Bereitstellung des Modells werden Schulungen durchgeführt, um die Mitarbeiter in Kenntnis zu

setzen. Nach der erfolgreichen Inbetriebnahme kann es gegebenenfalls erforderlich sein, das Modell zu pflegen, da es in der Regel dynamisch ist. (Fausing Olesen & Shaker, 2020, S. 6)

In der vorgestellten Ausarbeitung werden physikalische und wissensbasierte Modelle nicht berücksichtigt, sondern der Schwerpunkt liegt auf den hybriden Modellen. Die durchgeführten Literaturrecherchen des Artikels ergaben, dass eine Kombination von physikalischen, wissensbasierten und datengesteuerten Modellen die Genauigkeit verbessert. Der Grund dafür ist, dass es bei dem Einsatz von reinen datengesteuerten Modellen bis zu einem gewissen Grad die Interpretierbarkeit fehlen. Die Verwendung von wissensbasierten Modellen würde es Domänenexperten ermöglichen, das Modell positiv zu beeinflussen. Somit besteht an dieser Stelle der Bedarf nach weiteren Forschungsarbeiten. (Fausing Olesen & Shaker, 2020, S. 18)

### Modell nach Moleda et al. (2020)

Das Modell nach Moleda (2020) stellt eine Methode zur frühzeitigen Fehlererkennung in Kesselspeisepumpen vor. Hierzu werden Messdaten, die von Kontrollgeräten erfasst werden, ausgewertet. Dabei ist das Ziel der Forschungsarbeit, ein Modell zu implementieren, das im Stande ist, auf der Grundlage von multiplen Regressionen Abweichungen von einem normalen Betriebszustand zu erkennen. Mithilfe des Modells soll zusätzlich geprüft werden, welche Ereignisse oder Ausfälle grundsätzlich mittels der Datenauswertung erkannt werden können. Somit kann ein prädiktives System geschaffen werden, das nicht auf Expertenwissen angewiesen ist. Hierbei wird auf die neuen Technologien der IoT, Big Data und Cloud Computing gesetzt. (Moleda et al., 2020, S. 1)

Die Forschungsarbeit stellt einen Algorithmus zur Erkennung von Anomalien in der Konstanz Information Miner (KNIME)-Umgebung vor. Unter KNIME wird eine analytische Plattform für die visuelle Datenanalyse verstanden. Es wurde diese Plattform gewählt, da Datenverarbeitung, Methoden des MLs, Mustererkennung und Visualisierung in einer einzigen Softwarelösung möglich sind. Die vorgestellte Methode wird an realen Messdaten aus einem kohlebeheizten Kraftwerk in Polen demonstriert. Die Abbildung 4-8 stellt die sechs Schritte des vorgeschlagenen Algorithmus visuell dar. (Moleda et al., 2020, S. 6 f.)

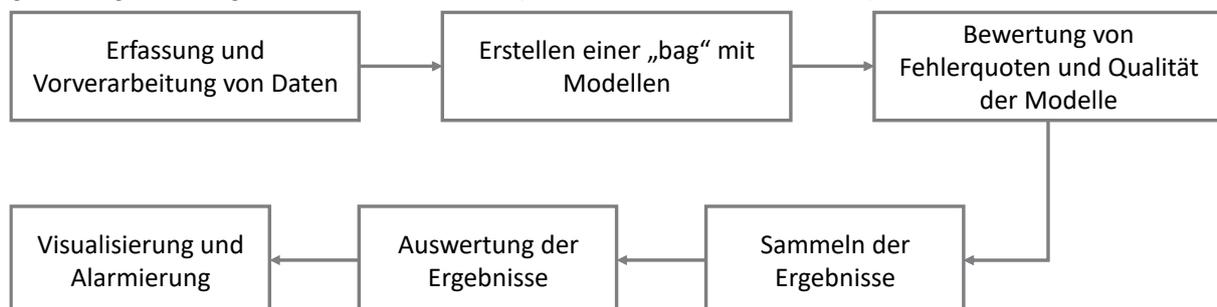


Abbildung 4-8 Modellübersicht nach Moleda et al. (2020) (eigene Darstellung i. A. a. Moleda et al., 2020, S. 7)

Im ersten Schritt erfolgt die Erfassung und die Vorverarbeitung der Daten. In diesem Bereinigungsprozess werden die Datensätze in den Workflow geladen und die fehlenden Werte werden korrigiert. Zudem werden in diesem Schritt die Daten beschriftet, wie beispielsweise ob das Gerät zum Zeitpunkt der Erfassung im Betrieb war oder sich in einem Ruhezustand befand. Im zweiten Schritt erfolgt das *Bagging*, dabei wird eine Gruppe von Regressionsmodellen erstellt. Damit ist die Vorhersagekraft deutlich größer, als bei der Verwendung eines einzigen Modells. Daraufhin wird im dritten Schritt die Fehlerquote kalkuliert und die Qualität des Modells bewertet. Hierzu werden diverse Koeffizienten berechnet, die einen Vergleich zwischen den geschätzten und beobachteten Werten ermöglichen. Nach der Bewertung werden die Ergebnisse gesammelt und zusammengefasst, um diese im nächsten Schritt zu evaluieren. Nach der Ergebnisauswertung werden diese visualisiert und falls erforderlich ein Alarm ausgelöst. Die unterschiedlichen Alarmschwellen wurden zuvor durch den Entwickler definiert. (Moleda et al., 2020, S. 7)

Das praktische Ergebnis der Forschungsarbeit zeigt, dass der vorgestellte Algorithmus in der Lage ist, signifikante Ausfälle weit vor dem tatsächlichen Ereignis vorherzusagen. Der

Algorithmus kann optimiert werden, indem ein Schritt vor der Vorverarbeitung eingeführt wird und der Gerätezustand automatisch bewertet wird. Im Vergleich zu anderen Modellen ist hier der große Vorteil, dass die Anwendung bei einer unzureichenden Datenmenge möglich ist, da eine Vorhersage auf der Grundlage der Prozessdaten erfolgen kann. Zusätzlich erfordert das Modell aufgrund des simplen Aufbaus keinen großen Hardwareaufwand. Auf der anderen Seite ist zu beachten, dass die Methode sehr empfindlich auf Veränderungen, wie beispielsweise einen Sensorausfall, reagiert. Nichtsdestotrotz bietet sie wie bereits erwähnt den elementaren Vorteil gegenüber anderen Forschungsarbeiten in der Anwendbarkeit im Fall einer unzureichenden Datendichte, da eine Auswertung auf der Grundlage der Prozessdaten getroffen werden kann. (Moleda et al., 2020, S. 14)

### Modell nach Rosati et al. (2023)

Die neuen Technologien der IoT, des Big Datas und die Methoden des MLs nehmen ebenfalls in dem folgenden Forschungsbeitrag einen elementaren Stellenwert ein. Dabei wird ein Entscheidungsunterstützungssystem zur Lösung von PdM vorgestellt. Die Besonderheit des vorgestellten Ansatzes ist die Merkmalsextraktionsstrategie und die Abstimmung des ML-Modells. Der Ansatz zeigt einen Kompromiss zwischen der Vorhersageleistung und dem Rechenaufwand. Das Ziel ist es, die Wartungspläne zu optimieren und eine Echtzeitwarnung auszugeben. Dadurch können Servicekosten gesenkt und die Produktivität gesteigert werden. Die Abbildung 4-9 zeigt die Gesamtarchitektur des Unterstützungssystems auf. (Rosati et al., 2023, S. 123)

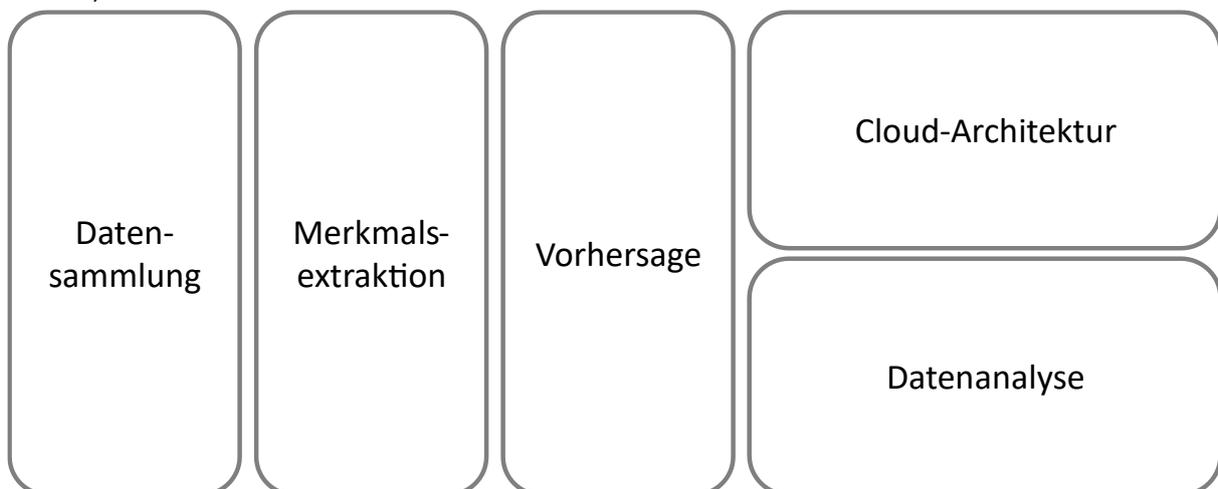


Abbildung 4-9 Modellübersicht nach Rosati et al. (2023) (eigene Darstellung nach i. A. a. Rosati et al., 2023, S. 112)

Das Diagramm bildet die Schritte der Datenerfassung, der Merkmalsextraktion, der Vorhersagephase auf der Grundlage des Random-Forest-Vorhersagemodells, der Cloud-Speicherung und der Datenanalyse ab. (Rosati et al., 2023, S. 112)

Die IoT-Sensortechnologie ermöglicht eine exakte Aufzeichnung von verschiedensten Parametern, wie beispielsweise die Beschleunigung, die Geschwindigkeit oder die Position einer Komponente. Diese Daten werden in einer SQL-Datenbank abgelegt und anschließend in einer Azure Cloud-Speicher gesammelt. Anschließend erfolgt die Merkmalsextraktion. Hierbei werden Key Performance Indicator (KPI) für jeden Verarbeitungsparameter für jeden Betriebszyklus berechnet. Auf der Basis der berechneten KPIs wird ein Regressionsmodell verwendet, um eine Schätzung für die Status- und Konditionierungsdaten durchzuführen. Die Cloud-Architektur wird zum Speichern von den ML-Modellergebnissen eingesetzt. Die Ergebnisse werden für den Betreiber in einer Datenanalyseschnittstelle angezeigt. (Rosati et al., 2023, S. 111)

Das praktische Ergebnis deutet auf einen guten Kompromiss zwischen der Vorhersageleistung, dem Berechnungsaufwand und der Interpretierbarkeit hin. Das Gesamtkonzept ermöglicht es, Echtzeitwarnungen auszugeben und somit die Servicekosten durch die Maximierung der Betriebszeit und die Steigerung der Produktivität zu senken. Auf der anderen Seite werden

die Schwachstellen der ML-Ansätze deutlich. Es wird darauf hingewiesen, dass bei einem Einsatz von ML-Modellen diese jedes Mal erneut trainiert werden müssen, wenn bestimmte Datenmengen gespeichert werden. Daher besteht hier weiterer Untersuchungsbedarf, der Ansätze zu vollautomatisierten inkrementellen Lernverfahren abbildet. Des Weiteren sind Kosten-Nutzen-Modelle im Allgemeinen gefragt, die die Auswirkungen, den Nutzen und den Kosteneinsatz gegenüberstellen. (Rosati et al., 2023, S. 118 f.)

### Modell nach Joseph et al. (2020)

Die Forschungsarbeit stellt ein hyperparameter-abgestimmtes Long Short Term Memory (LSTM)-Modell für die vorausschauende Instandhaltung vor. Hierzu wird das CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) von Wirth und Hipp (2000) als Grundgerüst genutzt. Das Modell wird als Fundament gewählt, da es eine Struktur für die Planung, Verwaltung und Sicherstellung von Daten darstellt. Diese Methodik wird modifiziert und der Schwerpunkt auf die Phase der Datenerhebung gesetzt. Das modifizierte Modell ist in Abbildung 4-10 dargestellt. (Joseph et al., 2022, S. 115 f.)

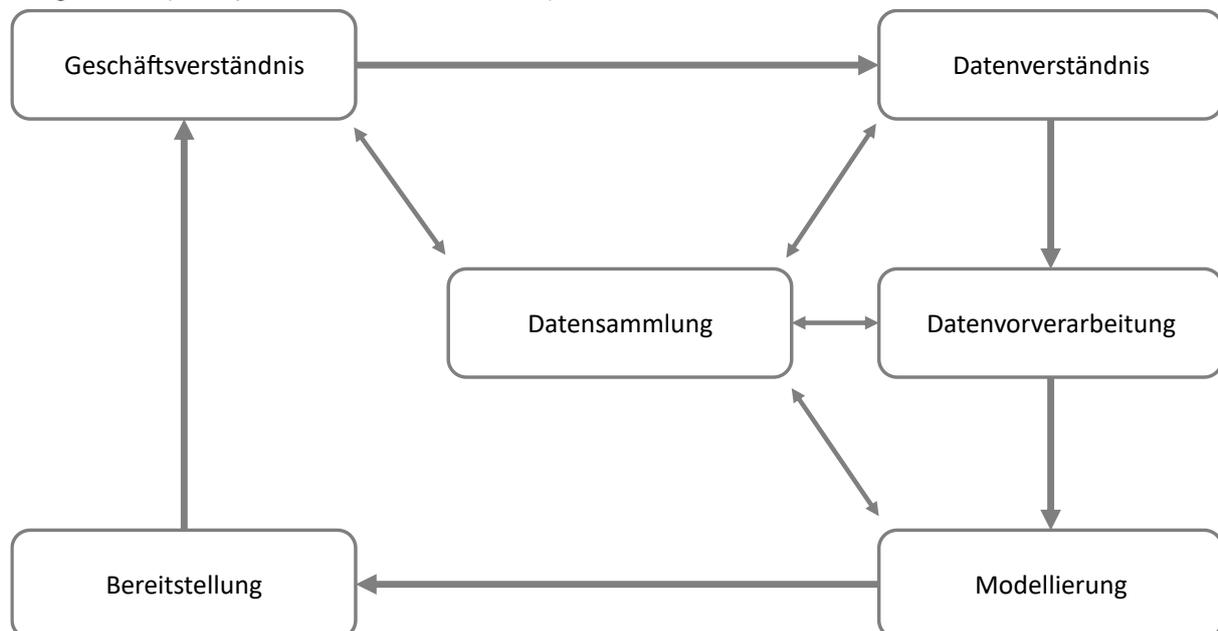


Abbildung 4-10 Modellübersicht nach Joseph et al. (2020) (eigene Darstellung i. A. a. Joseph et al., 2022, S. 116)

In der Studie wird das Modell an der Wartung einer Roboterzelle demonstriert. Es umfasst sechs iterative Phasen. Im ersten Schritt des Geschäftsverständnisses wird die Gesamtsituation skizziert, eingeordnet und das Ziel festgelegt. In dem Beitrag werden beispielsweise an dieser Stelle die unterschiedlichen Stufen des Alarms definiert. Im zweiten Schritt erfolgt die Phase des Datenverständnisses, in der die Datenerhebung und die Analyse durchgeführt werden. Der Zweck dieser Phase besteht darin, Muster und Merkmale in den Daten zu erkennen. Hierzu wird die Datenqualität bewertet und anschließend mittels von Software-Tools visualisiert. Nachdem die Daten transparent dargestellt sind, folgt die Vorverarbeitung dieser. Die Datenvorverarbeitung ist entscheidend für die Qualität der Vorhersage. Daher werden die Daten mit Hilfe einer Normalisierungstechnik normalisiert und falls erforderlich, transformiert. Anschließend erfolgt die Modellierungsphase, in der das geeignetste ML-Modell ausgewählt wird. Die Validierung und Evaluierung von ML-Modellen besitzt einen großen Einfluss auf das Ergebnis. In dem Praxisbeispiel wird das ML-Modell des absoluten mittleren Fehlers und des mittleren quadratischen Fehlers gewählt. Die permanente Datensammlung hat einen konsequenten Einfluss auf die beschriebenen vier Phasen. Die fünfte Phase bildet den Einsatz der Instandhaltungsmaßnahmen. Diese werden aus dem bereitgestellten ML-Modell abgeleitet. Die bereitgestellten Informationen haben einen erneuten Einfluss auf das Geschäftsverständnis. Somit wird der Prozesskreislauf geschlossen und kann erneut beginnen. (Joseph et al., 2022, S. 116 ff.)

Das praktische Ergebnis beweist, dass mittels des vorgestellten Modells der genaue Tag und der Schweregrad des Komponentenausfalls prognostiziert werden kann. Dadurch kann die Studie dem Wartungspersonal bei der Planung und Durchführung behilflich sein. Aus der akademischen Sichtweise kann das vorgestellte Modell eine Grundlage für zukünftige Forschungsarbeiten sein, die einen datengesteuerten Wartungsansatz in der Industrie thematisieren. (Joseph et al., 2022, S. 120)

### Modell nach Kinghorst et al. (2017)

In dem nächsten Beitrag wird eine datengesteuerte vorausschauende Wartung vorgeschlagen, dessen Standardprozess des Data Minings, wie in dem Beitrag zuvor, auf den Grundzügen des CRISP-DM-Modells basiert. Das entwickelte Modell besteht aus den drei Elementen der Datenaufbereitung, der Modellierung (Data Mining) und der Bewertung. Diese können aus der Abbildung 4-11 entnommen werden. Ein wichtiger Bestandteil des Ansatzes ist das Hidden Markov-Modell (HMM). Die vorgeschlagene Vorgehensweise wird an Datensätzen einer Halbleiterproduktionsanlage demonstriert, die im Zeitraum eines Jahres aufgezeichnet wurden. (Kinghorst et al., 2017, S. 1260)

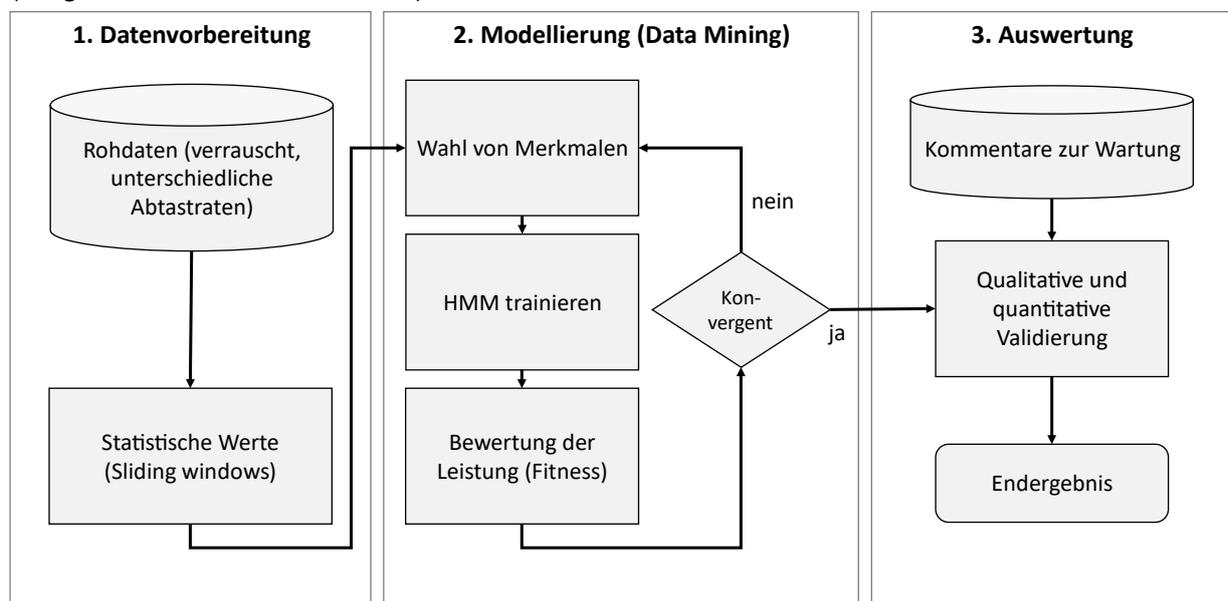


Abbildung 4-11 Modellübersicht nach Kinghorst et al. (2017) (eigene Darstellung i. A. a. Kinghorst et al., 2017, S. 1262)

Das erste Element des Ansatzes ist die Phase der Datenaufbereitung. Hier liegen die Daten als Rohdaten vor. Diese sind verrauscht und besitzen eine variierende Abtastrate. Zur Umwandlung der Parameter wird die Technik der Sliding Windows (SW) aus dem Bereich des Data Minings verwendet. Hierbei werden statistische Werte eingesetzt, die über einen konstanten Zeitraum berechnet wurden. Diese sind für die Analyse des Datenverhaltens erforderlich. Der statistische Wertesatz enthält Berechnungen zu den Mittel-, Minimal- und Maximalwerten sowie der Standardabweichung. Die Werte und Berechnungen sind erforderlich für die Bestimmung eines Trends einer Variablen. Da die Aufzeichnung der Daten sehr dynamisch erfolgt, kann keine standardisierte SW-Länge gesetzt werden. Bei einem zu geringen SW-Bereich können Aufzeichnungen vom Rauschen dominiert sein. Ist der SW-Bereich zu groß gewählt, kann der Fall auftreten, dass der Datensatz nicht für den folgenden Schritt des Data Minings geeignet ist. Im Praxisbeispiel werden aus diesen Gründen sieben verschiedene Längen des SW-Bereiches gewählt und für die Berechnung des statistischen Wertes werden die Bereiche der letzten sieben Tage eingesetzt. Daraus resultieren 273 diverse Merkmale (13 Variablen, 3 statistische Werte und 7 SW-Bereiche). (Kinghorst et al., 2017, S. 1262)

Nach der Berechnung der Werte folgt die Phase des Data Minings. Hierbei werden zunächst die Merkmalsuntermenge bestimmt, daraufhin wird das HMM trainiert und abschließend wird die Leistung bewertet. Zusätzlich wird in Form einer Schleifenabfrage geprüft, ob das Modell

konvertiert. Falls diese Frage mit *nein* beantwortet wird, werden die Merkmalsuntermenge neu gesetzt und die Phase des Data Mannings beginnt von vorne. Diese Schleife wird solange durchgeführt, bis die Konvertierung erfolgreich ist. Bei der erfolgreichen Konvertierung beginnt die Evaluation. In dem Element der Auswertung liegen die Bemerkungen, die die Instandhaltung betreffen, innerhalb einer Datenbank vor. Zusätzlich werden in dieser Phase die Daten aus dem vorherigen Prozessschritt qualitativ und quantitativ validiert. Die Auswertung bildet den Abschluss des Modells. (Kinghorst et al., 2017, S. 1262 f.)

Der Vorteil des Modells ist es, dass es keine umfangreichen System- und Prozesskenntnisse erfordert. Besonders geeignet ist das Modell für Industriedaten mit einer asynchronen Abtastrate. Da die eingesetzten SWs verwendet werden, um die Nachteile eines dynamischen, industriellen und unbeschrifteten Datensatzes zu beseitigen. Dazu zählt das Umwandeln von Rohdaten in Merkmale. Es wird in dem Beitrag darauf hingewiesen, dass zukünftige Forschungsarbeiten den Ansatz der Merkmalauswahl auf weitere Industriezweige übertragen können. Dabei kann ein automatisierter Merkmalsauswahlalgorithmus ausgearbeitet werden. (Kinghorst et al., 2017, S. 1266)

### **Modell nach Ozkat et al. (2023)**

Das Modell nach Ozkat et al. (2023) beschreibt eine Vorgehensweise zur Abschätzung der Restnutzdauer der Komponenten von unbemannten Luftfahrtsystemen. In diesem praktischen Beispiel werden die Vibrationsdaten eines Multirotors mit Hilfe des neuronalen LSTM-Netzes ausgewertet. Die Bestimmung der Restnutzdauer (RND) erfolgt in den drei Hauptabschnitten der Datenvorverarbeitung, der Merkmalsextraktion und der RND-Schätzung. Die vorgeschlagene Methode kann aus der Abbildung 4-12 entnommen werden. (Ozkat et al., 2023, S. 1)

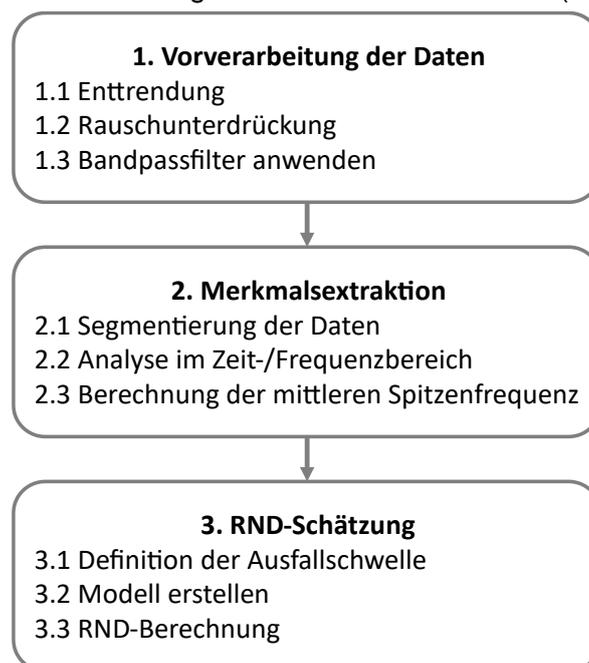


Abbildung 4-12 Modellübersicht nach Ozkat et al. (2023) (eigene Darstellung i. A. a. Ozkat et al., 2023, S. 3)

Die drei Hauptabschnitte sind jeweils in drei Teilaspekte unterteilt. Wie in dem zuvor beschriebenen Modell beginnt dieses ebenfalls mit der ersten Phase der Datenvorverarbeitung. Hierbei erfolgen die Bestimmung der Trendabweichung, der Rauschunterdrückung und es wird der zweistufige Bandpassfilter angewendet. Der Bandpassfilter wird eingesetzt, um die Signale zu isolieren, die nicht in dem gewünschten Frequenzbereich liegen. In diesem Beispiel wird der Frequenzbereich auf 20 bis 120 Hertz gesetzt, um nieder- und hochfrequente Geräusche zu filtern. Daraufhin erfolgt die zweite Phase der Merkmalsextraktion. Innerhalb der allgemeinen Merkmalsextraktion existieren die einzelnen Teilschritte der Datensegmentierung, die Analyse des Zeit- und Frequenzbereiches und die Berechnung der mittleren Spitzenfrequenz. Während der Datensegmentierung werden die Daten auf der Basis von zuvor definierten Parameter in

Abschnitte unterteilt. Anschließend werden die einzelnen Datensegmente in den Zeit-Frequenz-Bereich transformiert. Daraufhin wird die Spitzenfrequenz berechnet, diese dient als ein Vergleichsmerkmal. Nach einer erfolgreichen Merkmalsextraktion wird die RND in der dritten Phase abgeschätzt. In diesem Schritt werden zuerst die Ausfallsschwellen definiert, das Modell erstellt und abschließend die RND berechnet. Bei der RND-Schätzung existieren nach Ozkat et al. (2023) die drei etablierten Modelle: das *Überlebensmodell*, das *Degradationsmodell* und das *Ähnlichkeitsmodell*. Das Überlebensmodell wird verwendet, wenn die Daten aus der Zeit des Ausfalls bekannt sind. Im Gegensatz dazu wird das Degradationsmodell eingesetzt, wenn keine Ausfalldaten verfügbar sind. Sind Daten aus der Historie verfügbar, die den Anwendungsfall abdecken, wird das Ähnlichkeitsmodell eingesetzt. Auf der Basis der eingesetzten Modelle kann abschließend die RND berechnet werden. (Ozkat et al., 2023, S. 3 ff.)

Das Ergebnis des Praxisbeispiels zeigt, dass eine Prognose auf der Basis einer einzigen Variablen nicht ausreichend ist. Zusätzlich sollten zukünftige Forschungsarbeiten Multitrotorenflug mit variierenden Motorfrequenzen, wie beispielsweise bei Flugmanövern, berücksichtigt werden. Somit bildet das Modell einen simplen Einstieg für die Berechnung der RND. Jedoch besteht weiterer Forschungsbedarf, um komplexere Fälle abdecken zu können. (Ozkat et al., 2023, S. 11 f.)

### Modell nach Henze et al. (2019)

Die Forschungsarbeit stellt einen audiobasierten Ansatz für die vorausschauende Wartung von Industrieanlagen vor. Dieser Ansatz wird als AudioForesight bezeichnet und kombiniert zwei Techniken des MLs. Zum einen wird die Methode der Anomalieerkennung und der Klassifizierung angewendet. Während der Anomalieerkennung wird ein abnormales Verhalten durch den Vergleich zu dem normalen Verhalten diagnostiziert und dient als Basis für die Vorhersage. Nachdem eine Abweichung registriert wurden, wird mittels Klassifikatoren versucht den Systemfehler anhand von vordefinierten Fehlerklassen zu identifizieren. Die Abbildung 4-13 zeigt das entwickelte Prozessmodell zur Erkennung und Einordnung von Audioanomalien. Der Gesamtprozess ist in die fünf Teilprozesse der Datenvorverarbeitung, des Modell-Trainings, der Anomaliedetektion, der Anomalieklassifizierung und der Modeliteration unterteilt. (Henze et al., 2019, S. 352 ff.)

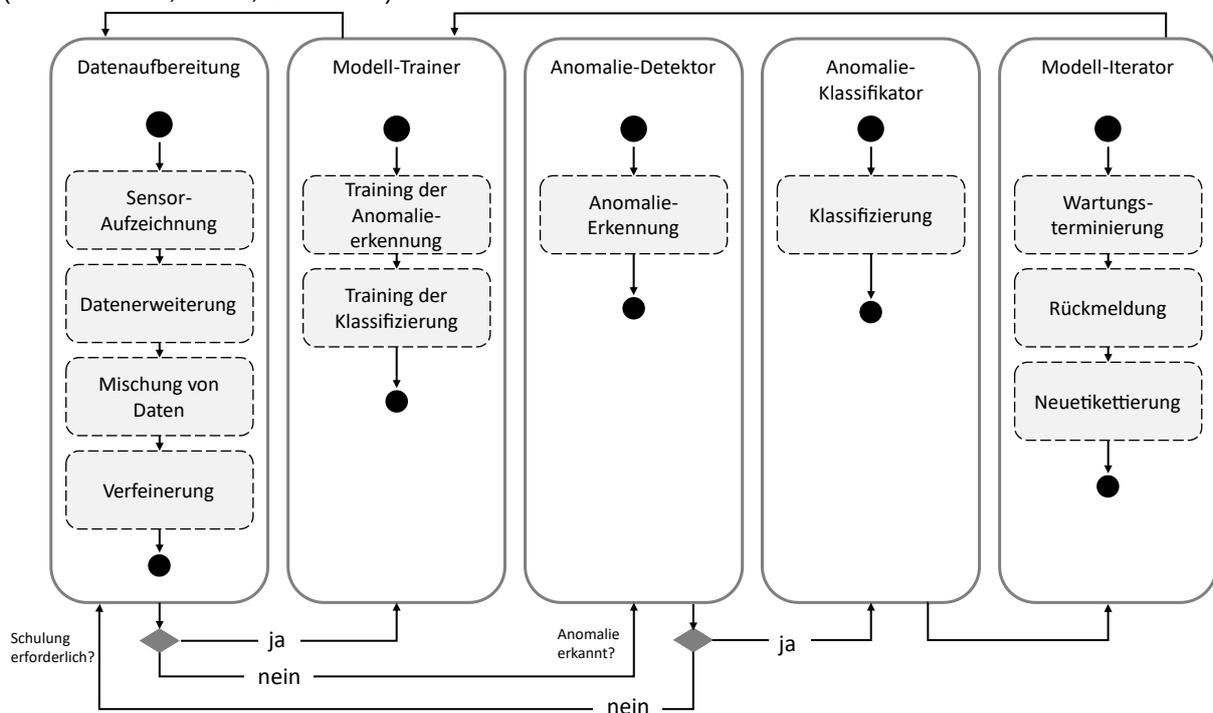


Abbildung 4-13 Modellübersicht nach Henze et al. (2019) (eigene Darstellung i. A. a. Henze et al., 2019, S. 354)

Der erste Schritt der Datenvorbereitung ist in vier Unterschritte gegliedert. Hier erfolgt die Aufzeichnung der erforderlichen Sensordaten und es wird eine Datenerweiterung vorgenommen. Zudem wird eine Datenmischung durchgeführt. Innerhalb der Datenmischung werden die Daten nach dem Zufallsprinzip in Trainings-, Validierungs- und Testdatensätze aufgeteilt. Im letzten Schritt der Datenvorverarbeitung werden die Merkmale aus den Audiowellenformen erstellt. Die Daten die als Trainingsdaten beschriftet sind werden in den Teilprozess des Modell-Trainings geleitet. Währenddessen werden die nicht Trainingsdaten zur Anomaliedetektion weitergegeben. (Henze et al., 2019, S. 353)

Der Teilprozess des Modell-Trainings beginnt mit dem Training zur Identifikation von Anomalien. Hierbei werden die ausgewählten Datensätze analysiert und das System trainiert den Vorgang zur Erkennung von ungewöhnlichen Verhaltensweisen. Daraufhin folgt das Klassifizierungstraining des Lernmodells. Das Ergebnis ist in der Lage Anomalien zu klassifizieren, diese Klassen sind entweder von Experten im Vorfeld oder durch die Ausführung des Systems in der realen Umgebung definiert. (Henze et al., 2019, S. 353)

Der Teilprozess der Anomaliedetektion folgt nach der Datenvorverarbeitung, wenn kein Training erforderlich ist. In diesem Teilprozess wird das Modell, das zuvor trainiert wurde eingesetzt um bestehende Anomalien in dem realen Datensatz zuerkennen. Dieser Teilprozessschritt kann nur unter der Prämisse erreicht werden, wenn bereits mindestens eine Modelliteration vorgenommen wurde. Da ansonsten kein Modell vorhanden ist, dass eine Erkennung von Abweichungen durchführen kann. Bei dem Fall, dass kein ungewöhnliches Verhalten entdeckt worden ist, erfolgt der Rückschritt in den Teilprozess der Datenvorverarbeitung. Bei der Registrierung von Abweichungen wird der Teilprozess der Anomalienklassifizierung ausgelöst. In diesem Teilprozessschritt wird versucht die identifizierte Anomalie auf der Basis von den zuvor festgelegten Anomalieklassen einzuordnen. Die vordefinierten Klassen sind Anwendungs- und Bereichsspezifisch. Da diese von der Industrieausrüstung stark abhängig sind. Die Klassifizierung kann ein Indikator für die Fehlerquelle sein und ist somit ein essentieller Hinweisgeber für den Instandhaltungsmitarbeiter. Dadurch kann eine Menge Zeit eingespart werden. In dem Teilprozess der Anomalienklassifizierung werden die Klassifikatoren verwendet, die in dem Prozessschritt des Modell Training erarbeitet wurden. (Henze et al., 2019, S. 353)

Bei der Entdeckung von Abweichung löst die Anomalienklassifizierung den letzten Teilprozess der Modell Iteration aus. Dieser Teilprozess ist nochmals in die drei Elemente der Wartungsplanung, des Feedbacks und der Neuetikettierung. In dem Status der Wartungsplanung wird auf der Grundlage des Expertenwissens ein Zeitrahmen für die Wartung erstellt. Der Wartungsplan basiert dabei auf den zuvor gewonnenen Erkenntnissen der Anomalienklassifizierung. In dem darauffolgenden Status des Feedbacks besteht für den Benutzer die Möglichkeit eine Angabe zu der gefundenen Anomalie zugeben und diese bei Bedarf anders einzuordnen. Die Rückmeldung löst anschließend den Status der Neuetikettierung aus. Hierbei werden die Dateien neu beschriftet. Die Neubeschriftung löst den Teilprozess des Modell Trainings neu aus und die Teilprozessschritte wiederholen sich. (Henze et al., 2019, S. 353 f.)

Die vorgestellte Vorgehensweise ist so konzipiert, dass dieser erweiterbar und simpel an diverse Industrieanlagen in unterschiedlichen Bereichen anpassbar ist. Zum einen kann das entwickelte Prozessmodell durch weitere Sensoreinheiten, wie beispielsweise Vibrationsensoren oder Temperatursensoren erweitert werden. Der Nachteil an dieser Vorgehensweise ist der existierende manuelle Aufwand. Dieser kann durch weitere Forschungsarbeiten verbessert werden. (Henze et al., 2019, S. 357)

### **Modell nach Gigoni et al. (2019)**

Das Modell nach Gigoni et al. (2019) stellt eine neuartige Methode, die zur vorrauschauende Wartung von Komponenten einer Windkraftanlage genutzt werden kann vor. Die Basis für das entwickelte Modell legen wie bereits bei den vorherigen Modellen die Techniken des MLs und den statischen Prozesssteuerungswerkzeugen. Das Modell ist in fünf aufeinander folgenden Schritte aufgeteilt. Diese sind in Abbildung 4-14 dargestellt. In dem praktischen Anwendungsfall werden die Daten zu dem Energieumwandlungssystem, wie beispielsweise Wirkleistung, Wellendrehmoment oder Wellendrehzahl in das Modell gespeist. Darüber hinaus werden

Information zu dem einzelnen Komponenten, wie zum Beispiel die Getriebelagertemperatur oder die Getriebeöltemperatur in dem Modell verarbeitet. (Gigoni et al., 2019, S. 1 f.)

Workflow ↓	<b>1. Dateneingabe der Windturbine</b>	Die SCADA-Daten werden zunächst in einer Big-Data-Infrastruktur archiviert und dann in das Modell aufgenommen.
	<b>2. Vorarbeiten der Rohdaten</b>	Die Rohdaten werden vorverarbeitet, um die Vorhersagefähigkeit zu maximieren. Die Vorverarbeitung besteht in der Anwendung eines auf Leistungskurven basierenden Ansatzes und der MOR-Methode.
	<b>3. AANN+ Hotelling T2</b>	Der algorithmische Kern besteht aus einer AANN (Signalnormalisierung und Entfernung nicht signifikanter Informationen) und einer Hotelling-Regelkarte (Überwachung der multivariaten Verteilung).
	<b>4. KPI-Index</b>	Die Kennzahlen überwacht alle Regionen der T2-Verteilung unter Ausnutzung einer Filtermaske von sieben Tagen.
	<b>5. Vorhersage von Anomalien</b>	Die Vorhersage von Anomalien wird durch drei verschiedene Warnstufen von 1 bis 3 (am kritischsten) gemäß einer intuitiven KPI-Schwellenwertregel gewährleistet.

Abbildung 4-14 Modellübersicht nach Gigoni et al. (2019) (eigene Darstellung i. A. a. Gigoni et al., 2019, S. 2)

Im ersten Schritt erfolgt die Datenerfassung der SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) Daten. Hierfür wird die Vielzahl der Signale zunächst in einer Big-Data-Infrastruktur gespeichert und anschließend in das Modell aufgenommen. Im zweiten Schritt werden die Rohdaten vorverarbeitet. Dadurch wird die Chance erweitert die Vorhersagefähigkeit zu maximieren. Hierzu wird die MOR-Methode und eine Anwendung basierend auf einen Ansatz der Leistungskurven gewählt. Nach der Vorverarbeitung der Rohdaten wird mittels des Auto-Assoziativen Neuronalen Netzes (AANN) die Signale normalisiert und zusätzlich werden unbedeutende Informationen entfernt. Im nächsten Schritt werden die Kenngrößen überwacht und es wird eine Filtermaske angewendet. Abschließend werden auf der Basis von Anomalien Vorhersagen getroffen. Diese werden in drei verschiedene Warnschweregrade von eins bis drei eingeordnet. (Gigoni et al., 2019, S. 1 f.)

In dem Praxisbeispiel werden Daten von insgesamt 150 Windturbinen von sechs Windparks aus Italien und Rumänien ausgewertet. Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass durch die beschriebene Vorgehensweise ein außerplanmäßiger Ausfall der Anlage bis zu zwei Monate im Voraus vorhergesagt werden konnte. Die Komponenten befinden sich auf der Generator-, Getriebe- und Hauptlagerebene. Zusätzlich konnten auf der Basis der Anomalienerkennung unerkannte Ursachen für potenzielle Ausfälle diagnostiziert und Wartungsmaßnahmen eingeleitet werden, bevor ein folgeschweres Stadium erreicht worden ist. (Gigoni et al., 2019, S. 1-5)

### Modell nach Ong et al. (2021)

Der Beitrag stellt ein PdM-Framework auf Basis von PdM-Senordinformationen, um einen dynamischen Entscheidungsfindungsprozess, der die Wartung und die Arbeitskraftressourcen umfasst, vor. Der PdM-Prozess dient in diesem Beispiel zum einen zur Bewertung des Anlagenzustandes und der Verwaltung der Instandhaltungsressourcen. Die Abbildung 4-15 gibt einen Überblick über das entwickelte PdM-Modell. Dabei sind die sechs einzelnen Schritte zu erkennen. Die einzelnen Schritte sind die Erzeugung der Ausrüstungsdaten, die Meldung von Ausrüstungsdaten und Indikatoren, Analyse der Equipmentdaten, Entscheidungshilfe für die Instandhaltung und der Arbeitsablauf. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte erläutert. (Ong et al., 2021, S. 5173 f.)

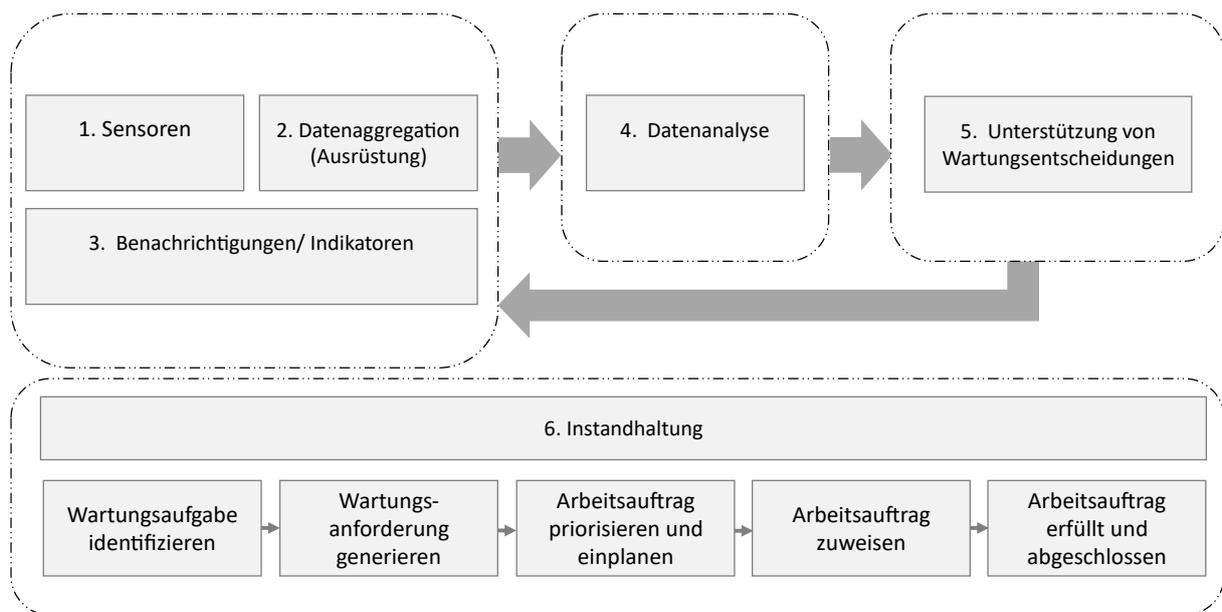


Abbildung 4-15 Modellübersicht nach Ong et al. (2021) (eigene Darstellung i. A. a. Ong et al., 2021, S. 5174)

Im ersten Schritt werden die Daten der einzelnen Sensoren aufgezeichnet und anschließend in dem zweiten Schritt werden die Daten in einer Edge Cloud zusammengeführt. Im dritten Schritt erfolgt eine Meldung bei einer Überschreitung eines Parameterstellenwertes. Diese kann visuell in Form eines Dashboards oder eines Ampelsystems oder akustisch erfolgen. In dem darauffolgenden Schritt werden die Datenanalyse durchgeführt. Hierzu werden die Daten grafisch ausgewertet. Auf Basis der Datenanalyse wird im nächsten Schritt eine Entscheidung bezogen auf die Instandhaltungsmaßnahmen getroffen. In den abschließenden sechsten Schritt wird eine Instandhaltung durchgeführt. Der Teilprozess der Instandhaltung wird nochmals in fünf Teilschritte unterteilt. Hierzu werden die Wartungsaufgaben identifiziert, die Wartungsanforderungen generieren, die Prioritäten gesetzt und der Arbeitsauftrag geplant und der Arbeitsauftrag zugewiesen. Zum Schluss wird der Arbeitsauftrag erfüllt und abgeschlossen. Dieser Vorgang wiederholt sich immer bei dem Auslösen eines Alarms. (Ong et al., 2021, S. 5174)

Das Ergebnis beweist, dass durch die Verwendung der vorgestellten Vorgehensweise gegenüber einer reinen menschlichen durchgeführten Instandhaltung die Effizienz, um bis zu 65 Prozent steigt. (Ong et al., 2021, S. 5173)

### Modell nach Schöpka et al. (2013)

Der Beitrag beschreibt eine Vorgehensweise für die Modellierung und Implementierung eines PdM-Modells bei bereits verfügbaren, aber ungenutzten Daten. Durch die statistischen Modelle sollen unerwünschte Prozessereignisse wie zum Beispiel ein Werkzeugausfall vorhergesagt werden. Die Funktionsweise wird am Beispiel der Vorhersage des Filamentdurchbruchs in einer Implanter-Ionenquelle in der Halbleiterfertigung demonstriert. Das Grundgerüst der Vorgehensweise bildet erneut das CRISP-DM-Modell. Die einzelnen Schritte der Vorgehensweise sind in Abbildung 4-16 dargestellt. (Schöpka et al., 2013, S. 180)

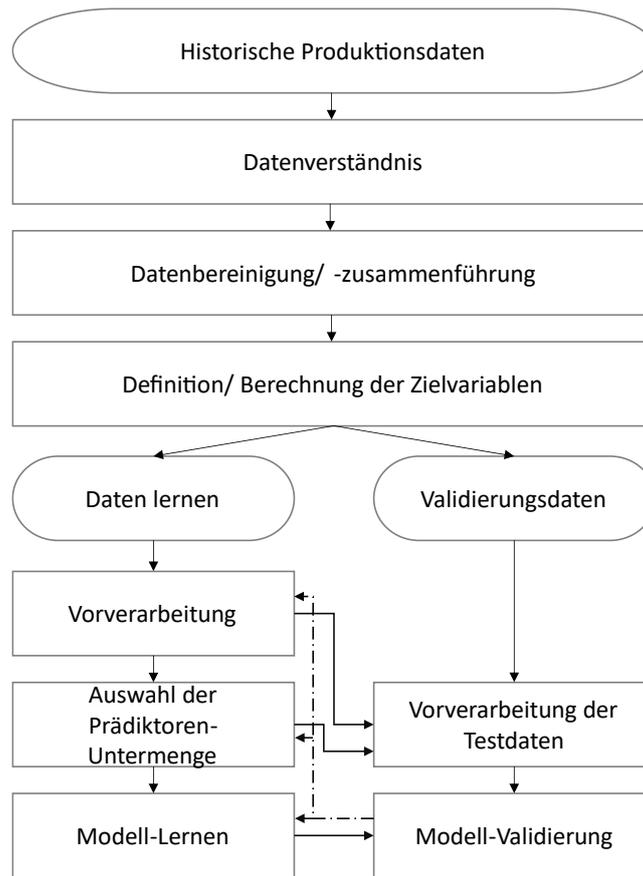


Abbildung 4-16 Modellübersicht nach Schöpka et al. (2013) (eigene Darstellung i. A. a. Schöpka et al., 2013, S. 183)

Bei dieser Methode liegen die historischen Daten vor, die im ersten Schritt verstanden werden müssen, anschließend werden diese gefiltert und zusammengeführt. Die Datenmenge kann in die drei Kategorien: Prozessdaten, Anlagedaten und logistische Daten unterteilt werden. Die Prozessdaten sind Daten aus dem spezifischen Prozess. Zusätzlich werden in dieser Kategorie die Sollwerte und die Materialdaten aufgeführt. Zu den Anlagedaten zählen zum Beispiel Strom-, Spannung-, und Temperaturwerte. Die logistischen Daten beschreiben die Materialbewegung und die Transportzeiten. Die diversen Daten werden aus verschiedenen Datenquellen zusammengeführt. Dabei müssen die Daten den zuvor individuell definierten Kriterien entsprechen. Je nach Gerät und Untersuchungsgegenstand kann es Wochen oder Monate dauern bis ein brauchbarere Datensatz zusammengestellt ist. Das Bereinigen der Daten ist dabei essentiell. An dieser Stelle werden Anomalien bereinigt und es werden Skalierungen vorgenommen. (Schöpka et al., 2013, S. 180 ff.)

Nach der Bereinigung und Zusammenführung der Daten werden die Zielgrößen definiert und berechnet. Diese werden oftmals als Klassenvariable bezeichnet. Eine Klassifikationsvariable ist beispielsweise der Verschleißindikator. Die Variablen sind individuelle und müssen für jede betrachtete Komponente in jedem Prozessschritt bestimmt werden. Es kann der Fall auftreten, dass diese nicht direkt ersichtlich oder ermittelbar sind. Nach der Definition der Zielgrößen wird der Datensatz in Trainingsdaten und Validierungsdaten eingeteilt. Die Trainingsdaten werden vorverarbeitet, anschließend wird eine Prädiktorteilmenge ausgewählt und das Modell trainiert. Der zweite Datensatz mit den Validierungsdaten wird ebenfalls zunächst aufbereitet und dann werden die Validierungsdaten in dem trainierten Modell validiert. Aus der Abbildung 4-16 ist zu erkennen, dass die Trainingsdaten und die Validierungsdaten einen Einfluss aufeinander besitzen. Abschließend werden automatisierte Nachrichten verschickt, um den verantwortlichen Prozessingenieur zu benachrichtigen. (Schöpka et al., 2013, S. 181-185)

## Modell nach Mihigo et al. (2022)

In diesem Beitrag werden die zwei IoT-basierte Modelle TinyLSTM und TinyModel vorgestellt und verglichen. Dabei wird in der Studie näher auf die Vorgehensweise zur Entwicklung eines prädiktiven TinyModels eingegangen. Das TinyModel bietet eine Vorhersage der Restnutzungsdauer der einzelnen Komponenten auf der Basis der Auswertung von Echtzeitdaten. Die Vorgehensweise ist in die fünf Phasen aufgegliedert. Diese können aus der Abbildung 4-17 entnommen werden. (Mihigo et al., 2022, S. 1)



Abbildung 4-17 Modellübersicht nach Mihigo et al. (2022) (eigene Darstellung i. A. a. Mihigo et al., 2022, S. 3)

Die erste Phase ist die Datenerfassung. Dabei werden die Daten in einer Ferndatenbank gespeichert. Es sind hierbei die zwei Datenarbeiten historische Daten und Echtzeitdaten erforderlich. Die Daten aus der Vergangenheit dienen als Referenz und helfen den Anlagenbetrieb nachzuvollziehen. Während die Echtzeitdaten eine Auskunft über den Anklagezustand geben. In der nächsten Phase werden die Daten bereinigt, aufbereitet und beschriftet. Zudem wird bei Bedarf an dieser Stelle fehlende Daten hinzugefügt und normalisiert. In der Phase der Datenaufbereitung wird der mathematische Ansatz des Fuzzy-Expertensystems und die Programmiersprache Python genutzt. Daraufhin folgt in dem dritten Schritt die Modellierungs-, Trainings- und Testphase des Modells. Hierzu wird ein Langzeitgedächtnismodell entwickelt, trainiert und getestet. Anschließend wird in der Phasen eine Umwandlung des entwickelten Modells in ein TinyModel vorgenommen. Abschließend wird in der fünften Phase das TinyModel auf dem IoT-Gerät implementiert. (Mihigo et al., 2022, S. 3 ff.)

Das Ergebnis der Studie zeigt, dass beide Arten der Modelle in der Lage sind, einen frühzeitigen Ausfall zu erkennen. Das TinyModel bietet aber im Vergleich zu dem TinyLSTM einen simpleren Einsatz, da das TinyLSTM auf die Kenntnisse eines erfahrenen Entwicklers setzt. Der Grund dafür ist unter anderem, dass eine Umwandlung des TinyLSTM erforderlich ist. Dadurch ist nach Mihigo et al. (2022) der Einsatz des TinyModels für die prädiktive Wartung empfohlen. Die Anwendung des Studienergebnisses kann um weitere Parameter der Anlagenkomponenten erweitert werden, um eine vollständige und kontinuierliche Anlagenüberwachung abzubilden. (Mihigo et al., 2022, S. 18)

## Modell nach Santiago et al. (2019)

Der Forschungsbeitrag stellt eine Infrastruktur zur Fehlererkennung und die frühzeitige Ausfallprognose von Heizkesselkomponenten vor. Zunächst werden die bisherigen Schwachstellen identifiziert. Dadurch, dass für jeden Heizkessel ein individuelles System eingeführt werden muss, ist mit hohen Kosten zu rechnen. Zusätzlich sind in den aktuellen PdM-Lösungen hohe Rechenkapazitäten erforderlich. Auf der Basis der identifizierten Hindernisse werden Anforderungen an das PdM-Modell erstellt. Zu den Anforderungen zählen: (Santiago et al., 2019, S. 93 ff.)

- Genaue Identifizierung von Anomalien
- Genaue Ausfallvorhersage
- Effiziente Datenverarbeitung
- Unterstützung der Skalierbarkeit (vertikal)
- Speicherkapazität (Santiago et al., 2019, S. 95)

Unter der Beachtung wird eine Plattform entwickelt. Während der Entwicklung der Plattform werden die Kernelemente der Datenerfassung, Datenpersistenz und der Datenverarbeitung beachtet. Nach den Anforderungen soll das entwickelte Modell effizient, skalierbar,

fehlertolerant und dezentral sein. Die Abbildung 4-18 beschreibt die entwickelte Gesamtarchitektur. (Santiago et al., 2019, S. 95)

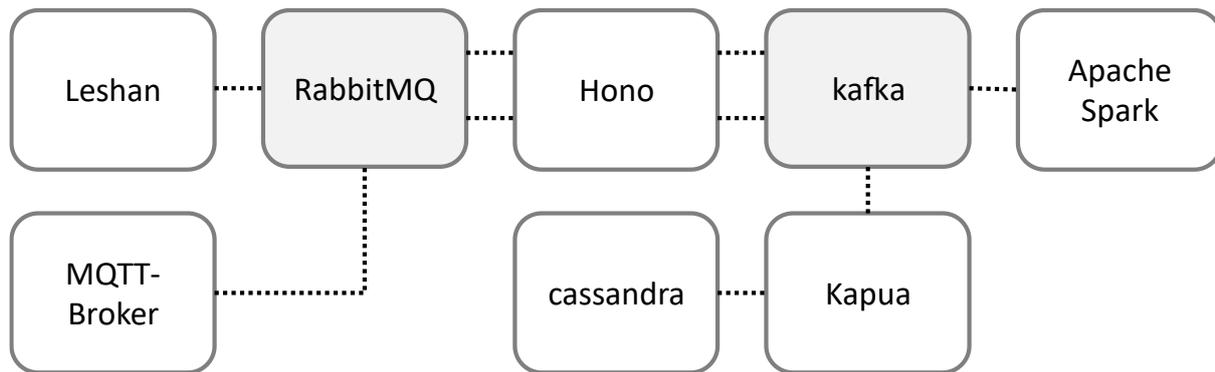


Abbildung 4-18 Modellübersicht nach Santiago et al. (2019) (eigene Darstellung i. A. a. Santiago et al., 2019, S. 96)

Im ersten Schritt werden Sensordaten mittel der zwei Technologien Eclipse Leshan und MQTT erfasst. Das Java Protokoll Leshan ermöglicht den Informationsaustausch zwischen dem Server und dem Client. Das M2M Protokoll MQTT erlaubt die Kommunikation zwischen zwei Standorten. Nach der Datenerfassung werden diese zusammengeführt. Das wird mit Hilfe des Open-Source-Nachrichtenbrokers RabbitMQ-Broker durchgeführt. Anschließend wird über die Remote-Service-Schnittstelle Eclipes Hono die Daten für die gesamte Plattform bereitgestellt. Der Einsatz der Technologien Apache Kafka und Apache Spark gewährleistet eine schnelle und fehlertolerante Datenverarbeitung. Mittels Kafka werden die Daten an die modulare IoT-Cloud-Plattform Kapua weitergeleitet. Kapua ist für die Integration und Speichern der Daten verantwortlich. Der Speichervorgang wird in der Spaltenbasierten Datenbank Apache Cassandra vorgenommen. Für die Implementierung wird die Lösung Apache Zookeeper eingesetzt. Diese ist für die Organisation und Aufgabenplanung verantwortlich. Das Vorhersagemodell ist in der Spark ML Library integriert. (Santiago et al., 2019, S. 95 f.)

Die Studie zeigt auf, dass durch die Anwendung der Plattform der Benutzerkomfort gesteigert werden kann. Zusätzlich wird aufgezeigt, dass die Plattform mehr als 30% der Fehler frühzeitig erkennen kann. Neben der Fehlererkennung wird bestätigt, dass durch die Klassifizierung die aufgewendete Energiemenge verringert wird. Gleichzeitig wird das Weiterentwicklungspotenzial aufgezeigt. Um die Anwendung zu optimieren, kann beispielsweise der Datensatz vor der Erstellung der Vorhersagemodellen abgeglichen. Damit werden die Datennormalisierungstechniken erneut angepasst. (Santiago et al., 2019, S. 98)

### Modell nach Dalipi et al. (2016)

Im Folgenden wird ein datengesteuertes ML-Modell zur Prognose der Gebäudewärmelast in einem Fernwärmesystem. Das Modell verwendet die Techniken der Support Vector Regression (SVR), Partial Least Square (PLS) und Random Forest (RF) zur Bewertung der Heizlast. Die praktische Studie verwendet Daten, die in einem Zeitraum von 29 Wochen an verschiedenen Standorten ausgezeichnet wurden. In Abbildung 4-18 ist die Vorgehensweise dargestellt. Es wird in die vier separaten Aspekte der Datensammlung, der Datenaufbereitung, des ML-Algorithmus und der Wärmelast-Vorhersagekurven unterteilt. (Dalipi et al., 2016, S. 1-4)

In dieser Untersuchung werden die Daten von dem norwegischen Unternehmen Eidsiva Bioenergi AS zur Verfügung gestellt. Die Datenmessung erfolgt stündlich und enthält Werte wie Tageszeit, Vorlauftemperatur, Rücklauftemperatur, Durchfluss und Wärmelast. Nach der Datensammlung erfolgt die Datenaufbereitung. In diesem Schritt werden historische Daten hinzugefügt und mit den aktuellen Messdaten verknüpft. Daraufhin wird der ML-Algorithmus eingeleitet. Wie bereits oben beschrieben werden hierzu die drei Techniken des SVR, PLS und RF. Im Abschluss wird die Wärmelastkurve vorhergesagt und visuell dargestellt. (Dalipi et al., 2016, S. 3 ff.)

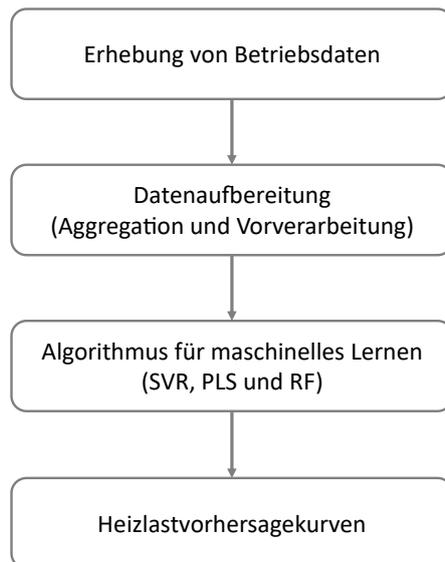


Abbildung 4-19 Modellübersicht nach Dalipi et al. (2016) (eigene Darstellung i. A. a. Dalipi et al., 2016, S. 4)

Das Ergebnis der Arbeit zeigt, dass die SVR-Methode die effektivste Technik für die Bestimmung der Wärmelast in Warmwasserheizung ist, da diese in Bezug auf den durchschnittlichen Fehler und den Korrelationskoeffizient die besten Ergebnisse erzielt. Somit kann die vorgestellte Methode als Alternative für bestehende Modelle dienen. Für weitere Untersuchungen besteht das Potenzial, weitere Kennzahlen neben der Außentemperatur zu analysieren. Darunter zählen zum Beispiel die Windgeschwindigkeit oder die Luftfeuchtigkeit. (Dalipi et al., 2016, S. 10)

Das Modell nach Dalipi et al. (2016) bildet den Abschluss der SLR. Damit wurden die 15 relevantesten Modelle im Bereich der Zuverlässigkeitsprognose aufgezeigt. Die beschriebenen Modelle werden im nächsten Schritt untersucht.

### 4.3 Bewertung und Gegenüberstellung der Modelle

Im folgenden Unterkapitel werden die zuvor beschriebenen Modelle anhand des erstellten Anforderungsprofils eingeordnet. Dazu werden im ersten Schritt die allgemeinen Anforderungen der einzelnen Modelle verglichen. Daraufhin werden die datenspezifischen und domänenspezifischen Anforderungen untersucht. Abschließend werden die Ergebnisse ausgewertet und eine Rangfolge der vorgestellten Modelle erstellt.

#### Allgemeine Anforderungen

Ein Modell soll im Allgemeinen die Anforderungen der Wiederverwendbarkeit und Allgemeingültigkeit, Flexibilität und Adaption, Klarheit und des systematischen Aufbaus erfüllen. Grundsätzlich erfüllen alle aufgeführten Modelle die Anforderung der Wiederverwendbarkeit und Allgemeingültigkeit vollständig und wird mit einem doppelten Pulszeichen(++) in dem Anforderungsprofil markiert. Die Anforderung der Flexibilität und Adaption wird von allen Modellen, außer von dem Modell nach Santiago et al. (2019) vollständig(++) erfüllt. Das Modell nach Santiago erfüllt diese Anforderung nur teilweise (+), da das Modell einen spezifischen Anwendungsfall thematisiert. Die Anforderung der Klarheit erfüllen die Modelle nach Rosati et al. (2023), Mihigo et al. (2022) und Santiago et al. (2019) teilweise (+). Diese Modelle sind im Vergleich zu den anderen Modellen in der Beschreibung nicht eindeutig. Zusätzlich erfüllt das Modell nach Rosati et al. (2023) die Anforderung des systematischen Aufbaus im Vergleich zu den anderen Quellen nur teilweise (+).

## **Datenspezifische Anforderungen**

Der Detailgrad der Beschreibung des Modells Studien variiert stark in den einzelnen, da der Untersuchungsgegenstand in den Forschungsarbeiten unterschiedlich gelegt wird. Grundsätzlich thematisieren alle Modelle diverse Techniken für eine Datenauswertung, -transformation und -analyse und erfüllen damit die erste datenspezifische Anforderung. Rund die Hälfte der Modelle erfüllt diese Anforderung vollständig (++) und die andere Hälfte erfüllt diese Anforderung teilweise (+). Die zweite datenspezifische Anforderung an ein Modell ist es, dass das Modell imstande ist große Datenmengen zu verarbeiten. In den Forschungsarbeiten wird auf diesen Punkt nicht explizit eingegangen. Jedoch wird das beschriebene Modell an einem Praxisbeispiel demonstriert. Hierbei handelt es sich um Beispiele aus der Industrie, damit wird die Annahme getroffen, dass die Modelle große Datensätze verarbeiten kann. Diese Anforderung erfüllen demnach alle Modelle vollständig (++) , außer das Modell nach Ozkat et al. (2023). Bei dem nach Ozkat et al. (2023) wird diese Anforderung als teilweise (+) erfüllt bewertet, da das Praxisbeispiel, lediglich einen Datensatz eines einzigen Luftsystems betrachtet. Neben der Fähigkeit große Datensätze bearbeiten zu können, muss das Modell Muster Zusammenhänge und Anomalien in diesen zu erkennen. Von den 15 aufgelisteten Modellen erfüllen 9 Modelle diese Anforderungen vollständig (++) und die weiteren 6 lediglich teilweise (+). Die genaue Aufschlüsselung der Bewertungen der Modelle können aus der Abbildung 4-20 entnommen werden.

## **Domänenspezifische Anforderungen**

Alle Modelle erfüllen die erste domänenspezifische Anforderungen, dass das Modell in einem technischen Kontext der Instandhaltung einsetzbar ist, vollständig (++) . Außer das Modell nach Dalipi et al. (2016), da dieses die Datenauswertung zu der Heizlast bestimmt und nicht die Bereich der Instandhaltung tangiert. Damit erfüllt das Modell die Anforderung nicht (-). Aus diesem Grund erfüllt das Modell nach Dalipi et al. (2016) ebenfalls die zweite domänenspezifische Anforderung nicht (-). Diese besagt, dass das Modell thematischen den Bereich der Zuverlässigkeitsprognose behandelt. Das Modell nach Mihigo et al. (2022) erfüllt die Anforderung teilweise (+) und die restlichen 13 Modelle vollständig (++) . Im Vergleich dazu erfüllt keines der Modelle die dritte Anforderung, dass das Modell aus ein Wohnheizsystem anwendbar ist vollständig. Von den 15 Modellen wird angenommen, dass 11 der Modelle teilweise (+) auf ein Wohnheizsystem anwendbar ist. Jedoch sind im Vorfeld Anpassungen und Ergänzungen erforderlich, um eine vollständige Übertragung zu gewährleisten. Die letzte Anforderung wird von keinem Modell erfüllt, da kein der aufgelisteten Modelle die Datensituation beachtet. Dementsprechend wird bei jedem Modell in dem Anforderungsprofil ein Minus (-) markiert. Die Abbildung 4-20 stellt das ausgefüllte Anforderungsprofil dar. Dieses fasst die beschriebenen Erkenntnisse in einer Matrix zusammen.

Anforderung  Modell	ALA				DAA			DOA			
	Wiederverwendbarkeit und Allgemeingültigkeit	Flexibilität und Adaption	Klarheit	Systematischer Aufbau	Modell thematisiert Techniken für eine Datenauswertung, -transformation und -analyse	Modell ist imstande große Datensätze zu verarbeiten	Modell besitzt Fähigkeit Muster, Zusammenhänge und Anomalien in Daten zu erkennen	Modell ist in einem technischen Kontext (Instandhaltung) einsetzbar	Modell behandelt thematisch den Bereich der Zuverlässigkeitsprognose	Modell ist anwendbar auf den Bereich des Wohnheizungssystems	Modell beachtet die Datensituation
	ALA 1	ALA 2	ALA 3	ALA 4	DAA 1	DAA 2	DAA 3	DOA 1	DOA 2	DOA 3	DOA 4
Hosamo et al. (2022)	++	++	++	++	+	++	++	++	++	+	-
Al-Tal et al. (2021)	++	++	++	++	+	++	++	++	++	+	-
Fausing Olesen und Shaker (2020)	++	++	++	++	++	++	++	++	++	+	-
Moleda et al. (2020)	++	++	++	++	+	++	++	++	++	+	-
Rosati et al. (2023)	++	++	+	+	+	++	++	++	++	+	-
Joseph et al. (2020)	++	++	++	++	+	++	+	++	++	+	-
Kinghorst et al. (2017)	++	++	++	++	++	++	++	++	++	+	-
Ozkat et al. (2023)	++	++	++	++	+	+	+	++	++	-	-
Henze et al. (2019)	++	++	++	++	++	++	++	++	++	-	-
Gigoni et al. (2019)	++	++	++	++	++	++	++	++	++	+	-
Ong et al. (2021)	++	++	++	++	+	++	+	++	++	-	-
Schöpka et al. (2013)	++	++	++	++	++	++	+	++	++	+	-
Mihigo et al. (2022)	++	++	+	++	++	++	+	++	+	-	-
Santiago et al. (2019)	++	+	+	++	++	++	++	++	++	+	-
Dalipi et al. (2016)	++	++	++	++	+	++	+	-	-	+	-

Symbol	Bedeutung
++	Modell erfüllt die Anforderung vollständig
+	Modell erfüllt die Anforderung teilweise
-	Modell erfüllt nicht die Anforderung

Abbildung 4-20 Bewertung der einzelnen Modelle anhand des Anforderungsprofils (eigene Darstellung)

Auf der Basis des Anforderungsprofils kann eine Rangfolge der Modelle erstellt werden. Dazu wird ein simples Punktesystem eingeführt, das den Grad der Erfüllung einordnet. Das Punkte System gibt an, dass bei einer vollständigen Erfüllung (++) zwei Punkte zu gewiesen werden und bei einer teilweisen (+) Erfüllung wird ein Punkt gezählt. Ist die Anforderung nicht erfüllt, wird kein Punkt berechnet. Nach diesem Punktesystem kann ein Modell mit maximal 22 Punkten bewertet werden. Das System ist simple gehalten, da diese nicht Schwerpunkt der Analyse ist, es soll lediglich eine erste Einordnung wiedergeben.

Demnach erreichen die drei Modelle nach Fausing Olesen und Shaker (2020), Kinghorst et al. (2017) und Gigoni et al. (2019) die mit 19 Punkten die beste Wertung. Daraufhin folgen 5 Modelle mit 18 Punkten und jeweils zwei Modelle mit 17, 16 und 15 Punkten. Die wenigstens Punkte erreicht das Modell nach Dalipi et al. (2016) mit 13 Punkten. Die Bewertung nach diesem Punktesystem kann aus dem Anhang D entnommen werden.

Abschließend kann gesagt werden, dass die erste Forschungsfrage (*Welche Vorgehens- und Referenzmodelle einer Zuverlässigkeitsprognose mittels einer Datenauswertung bestehen bereits in der Literatur, die auf ein Wohnheizungssystem angewendet werden können?*) durch die Beschreibung und Einordnung der Modelle beantwortet wurde. Die Erkenntnisse werden in dem separaten Kapitel 5 zusammengefasst.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Das fünfte Kapitel bildet den Abschluss der vorliegenden Untersuchung. Hierbei wird im ersten Schritt die Untersuchung zusammengefasst und ein Resümee gezogen. Abschließend wird Ausblick geben in Form der Aufzeigung des weiteren Forschungsbedarfes.

Der technische Fortschritt wächst konsequent und breitet sich in diversen Bereichen weiter aus. Durch das digitale Wachstum, insbesondere in dem Bereich der Datenverarbeitung werden neue Möglichkeiten erschlossen die sogar den Privathaushalt betreffen. Neben dem Bereich des Smart Homes bestehen weitere Möglichkeiten der digitalen Optimierung des Privathaushaltes. Dazu zählt ebenfalls der Bereich des Wohnheizungssystems. Dabei können durch die Sensoren aufgezeichneten Daten genutzt werden, um eine Zuverlässigkeitsprognose zu geben. Das kann zu einer effizienten Wartung genutzt werden. In der vorliegenden Ausarbeitung wird eine systematische Literaturanalyse durchgeführt. Diese hat das Ziel die bestehende Studien zu diesem zu analysieren und existierende Vorgehens- und Referenzmodelle wiederzugeben. Hierzu wurden zunächst die erforderlichen Grundlagen erschlossen und in dem Detail auf die Methode der systematischen Literaturanalyse eingegangen und dessen Parameter festgelegt. Im Anschluss wurde ein Anforderungsprofil definiert, dass die Anforderungen an ein Modell definiert. Nach der Bestimmung der Anforderungen wird die systematische Untersuchung durchgeführt. Dazu wurde ein Suchstring aus 18 Begrifflichkeiten der englischen Sprache gebildet und 7 Datenbanken durchsucht.

Das Ergebnis der Analyse ergab 15 relevante Modelle die näher beschrieben und anhand des zuvor erstellten Anforderungsprofils eingeordnet wurden. Die Untersuchung ergab, dass relevante Modelle in der bestehenden Literatur existieren die eine Lösungen für eine Zuverlässigkeitsprognosen wiedergeben. So zeigt sich, dass 3 der 15 Modellen fast alle der erstellten Anforderungen erfüllen. Aus die spezifische Anforderung, dass das Modell die Datensituation beachtet. Dieses Kriterien ist zwingend zu erfüllen, da ein Wohnheizungssystem sich in einem Privathaushalt sich befindet und der Datenschutz zwingend beachtet werden muss. Damit beschreibt keines der Modelle den expliziten Anwendungsfall des Wohnheizungssystems. Somit besteht an dieser Stelle weitere Forschungsbedarf.

Es möglich das sich in der Literatur weitere relevante Forschungsbeiträge befinden. Um diese zu erschließen kann die systematische weiter ausgeweitet werden. Hierzu können weitere Suchbegriffe und Datenbanken untersucht werden. Zudem kann der Untersuchungszeitraum weiter ausgedehnt werden und Beiträge weiterer Landessprachen einbezogen werden. Zudem ist es wichtig den Überblick über die aktuellen Forschungsbeiträgen zu haben, da immer mehr Literatur in rasantem Tempo veröffentlicht werden.

Zudem kann die Bewertung der Modelle optimiert werden, indem weitere Anforderungen aufgenommen werden, wie beispielsweise *Integration der Kunden* oder *Wirtschaftlichkeit*. Zusätzlich kann eine Gewichtung der Anforderung eingeführt werden, da nicht alle Anforderungen die identische Relevanz besitzen.

Neben der reinen Literaturrecherche besteht der Bedarf nach der Entwicklung eines Vorgehensmodell das für den spezifischen Anwendungsfall des Wohnheizungssystems geeignet ist und alle aufgestellten Anforderungen vollständig erfüllt. Zudem sollte der Kosten-Nutzen der Implementierung und Betreibung einer datenbasierten PdM-Lösung in einer separaten Forschungsprojekt untersucht werden.

## 6 Literaturverzeichnis

- Andelfinger, V.-P. & Till, H. (2017). Grundlagen der Industrie 4.0. In: Andelfinger, V.-P. & Till, H. (Hrsg.). *Industrie 4.0: Wie cyber-physische Systeme die Arbeitswelt verändern*. Wiesbaden: Springer Verlag, S. 9-32.
- Apel, H. (2018). Funktionserfüllung und Ausfallverhalten In: Apel, H. (Hrsg.). *Instandhaltungs- und Servicemanagement: Systeme mit Industrie 4.0 ; mit 158 Tabellen*. München: Carl Hanser Verlag GmbH Co KG, S. 86-115.
- Arora, S.-J., Ebbecke, C., Rabe, M. & Fisch, J. (2021). Methodology for the assessment of potentials, selection, and design of Predictive Maintenance solutions. *Procedia CIRP*, 104, S. 708–713.
- Arora, S.-J., (2022). Referenzmodell zur Zuverlässigkeitsprognose von Heizsystemen basierend auf Test- und Felddaten In: Rabe, M. & Scheidler, A. A. (Hrsg.). *Drei Dutzend Jahre Simulationstechnik: Festkolloquium Dortmund, September 2022*, Göttingen: Cuvillier Verlag, S. 37-38.
- Arora, S.-J., Ceccolini, C. & Rabe, M. (2022). Approach to Reference Models for Building Performance Simulation. *MODELSWARD*, S. 271-278.
- Arora, S.-J. & Rabe, M. (2023). Predictive maintenance: assessment of potentials for residential heating systems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, S. 1–25.
- Becker, W., Ulrich, P. & Stradtman, M. (2018). Systematische Literaturanalyse. Becker, W., Ulrich, P. & Stradtman, M. (Hrsg.). In: *Geschäftsmodellinnovationen als Wettbewerbsvorteil mittelständischer Unternehmen*. Wiesbaden: Springer Verlag, S. 75-98.
- Beekmann, F. (2003). *Stichprobenbasierte Assoziationsanalyse Im Rahmen des Knowledge Discovery in Databases*. Wiesbaden: Deutscher Universitätsverlag.
- Biggio, L., Schmid, P.- A. & Kastanis, I. (2022). Datenbasierte Instandhaltung darf nicht zum Glücksspiel werden. *fmpo service* (6), S. 12–14.
- Bink, R. & Zschech, P. (2018). Predictive Maintenance in der industriellen Praxis. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 55 (3), S. 552–565.
- Bührig, J. (2011). Referenzmodelle in IT-Einführungsprojekten. In: Degkwitz, A. & Klapper, F. (Hrsg.). *Prozessorientierte Hochschule: Allgemeine Aspekte und Praxisbeispiele*. Bielefeld/ Cottbus: BOCK + HERCHEN Verlag. S. 51-66.
- Czichos, H. (2019). *Mechatronik: Grundlagen und Anwendungen technischer Systeme* (4. Aufl.). Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Dalipi, F., Yildirim Yayilgan, S. & Gebremedhin, A. (2016). Data-Driven Machine-Learning Model in District Heating System for Heat Load Prediction: A Comparison Study. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, S.1–11
- Ester, M. & Sander, J. (2000). *Knowledge Discovery in Databases: Techniken und Anwendungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag.

- Fausang Olesen, J. & Shaker, H. R. (2020). Predictive Maintenance for Pump Systems and Thermal Power Plants: State-of-the-Art Review, Trends and Challenges. *Sensors*, 20(8), S. 2424-2448.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, 17(3), S. 37-54.
- Gigoni, L., Betti, A., Tucci, M. & Crisostomi, E. (2019). A Scalable Predictive Maintenance Model for Detecting Wind Turbine Component Failures Based on SCADA Data. *IEEE Power Energy Society General Meeting (PESGM)*, S. 1-5.
- Gluchowski, P., Schieder, C., Gmeiner, A. & Trenz, S. (2021). Automatisierung von Geschäftsprozessen im Maschinen- und Anlagenbau – Fallstudie zu Predictive Maintenance. In: Meinhardt, S., Wortmann, F. (Hrsg.). *IoT– Best Practices: Internet der Dinge, Geschäftsmodellinnovationen, IoT-Plattformen, IoT in Fertigung und Logistik*, Wiesbaden: Springer Verlag, S. 195-208.
- Henze, D., Gorishti, K., Bruegge, B. & Simen, J.-P. (2019). AudioForesight: A Process Model for Audio Predictive Maintenance in Industrial Environments. *IEEE International Conference On Machine Learning And Applications (ICMLA)*. S. 352-357.
- Hickfang, T., Moeller, S. Scheidler, M., Grill, B. (2020). Nutzerorientierte Technologieentwicklung am Beispiel eines „intelligenten“ Heizungssystems. In: Neuman, T., & Ziesler, U. (Hrsg.). *Kooperation und Innovation für eine nachhaltige Stadtentwicklung: Forschung mit innovativen Kommunen*. Wiesbaden: Springer Spektrum, S. 169-178.
- Hicking, J. & Völkel, A. (2021). Anforderungsmanagement In: Schuh, G., Zeller, V. & Stich, V. (Hrsg.). *Digitalisierungs- und Informationsmanagement: Handbuch Produktion und Management 9* (1. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, S. 249-296.
- Higgins, J. P. T. (2019). *Cochrane Handbook for Systematic Reviews of Interventions* (2. Aufl.). England: Wiley Cochrane. Newark: John Wiley & Sons Incorporated.
- Hosamo, H. H., Svennevig, P. R., Svidt, K., Han, D. & Nielsen, H. K. (2022). A Digital Twin predictive maintenance framework of air handling units based on automatic fault detection and diagnostics. *Energy and Buildings*, 261, S. 1-22.
- Hunker, J., Wuttke, A., Scheidler, A.-A. & Rabe, M. (2021). A Farming-for-Mining-Framework to Gain Knowledge in Supply Chains. *Winter Simulation Conference (WSC)*, S. 1–12.
- Joseph, D., Gallege, T., Bekar, E. T., Dudas, C. & Skoogh, A. (2022). A Predictive Maintenance Application for A Robot Cell using LSTM Model. *IFAC-PapersOnLine*, 55(19), S. 115–120.
- Kampker, A., Kreisköther, K., Büning, M. K., Möller, T. & Busch, M. (2018). Vorausschauende Instandhaltung durch Maschinelles Lernen in der Prozessindustrie. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 113(4), S. 195–198.
- Kaufmann, G. (2021). *Stiftung und Konflikt: Ausgestaltung, Familienbezogenheit und Konfliktpotenzial in Deutschland*. Wiesbaden: Springer Verlag.

- Kinghorst, J., Geramifard, O., Luo, M., Chan, H.-L., Yong, K., Folmer, J., Zou, M. & Vogel-Heuser, B. (2017). Hidden Markov model-based predictive maintenance in semiconductor manufacturing: A genetic algorithm approach. *IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. S. 1260-1267.
- Klingauf, U., Anger, C. & Kählert, A. (2017). Prädiktive Instandhaltung in der Luftfahrt. *Ingenieurspiegel*, 2017(1), S. 22–23.
- Krcmar, H. (2015). *Informationsmanagement* (6. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer Verlag.
- Kwak, R.-Y., Takakusagi, A., Sohn, J.-Y., Fujii, S. & Park, B.-Y. (2004). Development of an optimal preventive maintenance model based on the reliability assessment for air-conditioning facilities in office buildings. *Building and Environment*, 39(10), S. 1141–1156.
- Lauckner, G. (2020). *Raum- und Gebäudeautomation Für Architekten und Ingenieure: Grundlagen – Orientierungshilfen - Beispiele*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Maicher, M. & Scheruhn, H.-J. (1998). *Informationsmodellierung: Referenzmodelle und Werkzeuge*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Mihigo, I. N., Zennaro, M., Uwitonze, A., Rwigema, J. & Rovai, M. (2022). On-Device IoT-Based Predictive Maintenance Analytics Model: Comparing TinyLSTM and TinyModel from Edge Impulse. *Sensors*, 22(14), S. 5174-5194.
- Moleda, M., Momot, A. & Mrozek, D. (2020). Predictive Maintenance of Boiler Feed Water Pumps Using SCADA Data. *Sensors*, 20(2), S. 571-590.
- Ong, K. S. H., Wang, W., Niyato, D. & Friedrichs, T. (2021). Deep-reinforcement-learning-based predictive maintenance model for effective resource management in industrial IoT, *IEEE Internet of Things Journal*, 9(7), S. 5173–5188.
- Ozkat, E. C., Bektas, O., Nielsen, M. J. & La Cour-Harbo, A. (2023). A data-driven predictive maintenance model to estimate RUL in a multi-rotor UAS. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 15, S. 1-14.
- Pawellek, G. (2016). VDI-Buch. *Integrierte Instandhaltung und Ersatzteillogistik: Vorgehensweisen, Methoden, Tools* (2. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer Verlag.
- Peeters, L., van der Veken, J., Hens, H., Helsen, L. & D'haeseleer, W. (2008). Control of heating systems in residential buildings: Current practice. *Energy and Buildings*, 40(8), S. 1446–1455.
- Pullwitt, S., Tannenbaum, K. (1996). *Vorgehensmodell der Deutschen Telekom: Entwicklung und Instandhaltung von komplexen Softwaresystemen* (2018. Aufl.). Berlin, Boston: Oldenbourg Wissenschaftsverlag.
- Püster, J. (2016). *Prozessmodelle Für Einzelhandel, Großhandel und E-Commerce: Erweiterung Eines Referenzmodells Für Handelsinformationssysteme*. Berlin: Logos Verlag.
- Ralph Mocikat, Wolfgang Haße & Hermann H. Dieter. (2005). Sieben Thesen zur deutschen Sprache in der Wissenschaft. *Forschung. Politik-Strategie-Management*, S. 100-102.

- Gutsche, K., Voigt, B.-F. (2018). Wandel von Instandhaltungsarbeit. In: Reichel, J., Müller, G. & Haeffs, J (Hrsgs.). *VDI-Buch. Betriebliche Instandhaltung* (2. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, S. 167-180.
- Rosati, R., Romeo, L., Cecchini, G., Tonetto, F., Viti, P., Mancini, A. & Frontoni, E. (2023). From knowledge-based to big data analytic model: a novel IoT and machine learning based decision support system for predictive maintenance in Industry 4.0. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 34(1), S. 107–121
- Ryll, F. & Freund, C. (2010). Grundlagen der Instandhaltung In: Schenk, M. (Hrsg.). *Instandhaltung technischer Systeme: Methoden und Werkzeuge zur Gewährleistung eines sicheren und wirtschaftlichen Anlagenbetriebs*. Berlin: Springer-Verlag, S. 23-102.
- Santiago, A. R., Antunes, M., Barraca, J. P., Gomes, D. & Aguiar, R. L. (2019). Predictive Maintenance System for Efficiency Improvement of Heating Equipment. *IEEE Fifth International Conference on Big Data Computing Service and Applications (BigDataService)*. S. 93-98.
- Scheidler, A. A. & Rabe, M. (2021). Integral Verification and Validation for Knowledge Discovery Procedure Models (March, 2018). *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, 18(1), S. 73-88.
- Schlagheck, B. (2000). *Objektorientierte Referenzmodelle Für das Prozess- und Projektcontrolling: Grundlagen - Konstruktion- Anwendungsmöglichkeiten*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Schmid, C. N. (2014). *Referenzprozessmodell zur Steuerung der Entwicklung von IT-enabled Business Innovations in der Versicherung*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Schöpka, U., Roeder, G., Mattes, A., Schellenberger, M., Pfeffer, M., Pfitzner, L. & Scheibelhofer, P. (2013). Practical aspects of virtual metrology and predictive maintenance model development and optimization. *ASMC 2013 SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference*. S. 180-185.
- Gräff, V. (2007). Heizung In: Schramek, E.-R. (Hrsg.). *Taschenbuch für Heizung und Klimatechnik: einschließlich Warmwasser- und Kältetechnik* (73. Aufl.). München: Oldenbourg Industrieverlag. S. 501-1073.
- Schuh, G., Kelzenberg, C., Helbig, J. & Graberg, T. (2021). Vorgehen zur Entwicklung einer Predictive Maintenance-Lösung. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 116(3), S. 149–152.
- Schuh, G., Kelzenberg, C., Lange, J., Busch, M., Stracke, F. & Frey, C. (2020). Predictive Maintenance: Entwicklung vorausschauender Wartungssysteme für Werkzeugbaubetriebe und Serienproduzenten. *WerkPriMa*, S. 1-44.
- Sinzig, C. (2017). *Nichtmarktstrategien multinationaler Unternehmen: Eine komparative Fallstudienanalyse*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Soder, J., (2017). Use Case Production In: Vogel-Heuser, B., Bauernhansl, T. & Hompel, M. ten. (Hrsg.). *Handbuch Industrie 4.0 Bd. 1: Produktion* (2. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, S. 3-26.

- Spang, S. (1993). *Informationsmodellierung Im Investitionsgütermarketing*. Wiesbaden: Springer Verlag.
- Strunz, M. (2012). *Instandhaltung: Grundlagen - Strategien - Werkstätten*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag.
- Tal, M.-A., Aomar, R.-A. & Abel, J. (2021). A predictive model for an effective maintenance of hospital critical systems, *European Modeling and Simulation Symposium, EMSS*. S. 1–8.
- Theuerkauf, R., Daurer, S., Hoseini, S., Kaufmann, J., Kühnel, S., Schwade, F., Alekozai, E. M., Neuhaus, U., Rohde, H. & Schulz, M. (2022). Vorschlag eines morphologischen Kastens zur Charakterisierung von Data-Science-Projekten. *Informatik Spektrum*, 45(6), S. 395–401
- Thinschmidt, M., Deckert, S., Rodriguez, F. S. & Seidler, A. (2014). *Systematischer Review: Der Einfluss arbeitsbedingter psychosozialer Belastungsfaktoren auf die Entstehung psychischer Beeinträchtigungen und Erkrankungen: Forschung Projekt F 2264/Los 1*. Dortmund: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin.
- Wetterich, C. & Plänitz, E. (2021). *Systematische Literaturanalysen in den Sozialwissenschaften: Eine praxisorientierte Einführung*. Opladen, Berlin, Toronto: Verlag Barbara Budrich.
- Wöstmann, R., Strauss, P. & Deuse J. (2017). Predictive Maintenance in der Produktion: Anwendungsfälle und Einführungsvoraussetzungen zur Erschließung ungenutzter Potentiale. *Werkstattstechnik online*, 107(7/8), S. 524–529
- Zhai, S. & Reinhart, G. (2018). Predictive Maintenance als Wegbereiter für die instandhaltungsgerechte Produktionssteuerung. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, 113(5), S. 298–30

# Anhang

## Anhang A: Beschreibung der Arten der Instandhaltung

Art der Instandhaltung	Beschreibung
Ausfallverhindernde Instandhaltung	Instandhaltung in festgelegten Abständen zur Reduzierung der Ausfallwahrscheinlichkeit oder der Funktionseinschränkung einer Betrachtungseinheit.
Planmäßige Instandhaltung	Ist eine Form der ausfallverhindernden Instandhaltung, wobei die Instandhaltungsmaßnahmen nach einem festgelegten Zeitplan bzw. einer bestimmten Zahl von Nutzungseinheiten, z.B. Starts oder Anzahl von Bearbeitungszyklen, durchgeführt werden.
Zustandsabhängige Instandhaltung	Ist eine Form der ausfallverhindernden Instandhaltung, wobei die Instandhaltungsmaßnahmen ohne vorherige Zustandsermittlung nach einem festgelegten Zeitplan bzw. einer bestimmten Anzahl von Nutzungseinheiten ausgeführt werden.
Voraussagende Instandhaltung	Ist eine Form der ausfallverhindernden Instandhaltung, die aus der Überwachung der Arbeitsweise einer Betrachtungseinheit mittels Messgrößen sowie den daraus abgeleiteten Maßnahmen besteht.
Korrektive Instandhaltung	Ist eine Form der zustandsabhängigen Instandhaltung, die auf der Vorausschau der Verschlechterung einer Betrachtungseinheit basierend auf der Analyse von Parametern beruht.
Automatisierte Instandhaltung	Ist eine Instandhaltung, die ohne menschliches Zutun abläuft.
Ferngesteuerte Instandhaltung	Ist eine Instandhaltung, die ohne physischen Zugriff von Personal auf die Betrachtungseinheit abläuft.
Aufgeschobene Instandhaltung	Ist eine Form der korrektiven Instandhaltung, wobei die Maßnahmen nicht unmittelbar nach einer Fehlererkennung ausgeführt werden, sondern nach vereinbarten Regeln verschoben werden.
Sofortige Instandhaltung	Ist eine Form der korrektiven Instandhaltung, wobei die Maßnahmen unmittelbar nach einer Fehlererkennung ausgeführt werden, um unakzeptable Folgen zu verhindern.
Instandhaltung während des Betriebs	Ist eine Instandhaltung, bei der die Instandhaltungsmaßnahmen während der Nutzung der Betrachtungseinheit durchgeführt werden.
Instandhaltung vor Ort	Ist als eine Instandhaltung, bei der die Instandhaltungsmaßnahmen an dem Ort durchgeführt werden, an dem die Betrachtungseinheit benutzt wird.
Bediener-Instandhaltung	Ist eine Instandhaltung, bei der die Instandhaltungsmaßnahmen durch den qualifizierten Benutzer oder den Betreiber selbst ausgeführt werden.

(Ryll & Freund, 2010, 24 f.)

## Anhang B: Suchstrings nach Clustering (deutsche Begriffe)

Pos.	Kombinationsmöglichkeiten der Bausteine auf Deutsch
1	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Instandhaltung OR Service AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
2	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Instandhaltung OR Service AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
3	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Instandhaltung OR Service AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
4	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Instandhaltung OR Service AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
5	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Instandhaltung OR Service AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
6	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Instandhaltung OR Service AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
7	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
8	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
9	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
10	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
11	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
12	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
13	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Sensordaten AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
14	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Sensordaten AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
15	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Sensordaten AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
16	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Sensordaten AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
17	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Sensordaten AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
18	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Sensordaten AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
19	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Effizienz AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
20	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Effizienz AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
21	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Effizienz AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
22	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Effizienz AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
23	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Effizienz AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
24	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Effizienz AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
25	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Ausfall AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
26	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Ausfall AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
27	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Ausfall AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
28	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Ausfall AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
29	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Ausfall AND Wärmerezeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion

Pos.	Kombinationsmöglichkeiten der Bausteine auf Deutsch
30	Vorgehensmodell OR Referenzmodell OR Prozessmodell AND Ausfall AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
31	Methodik OR Leitfaden AND Instandhaltung OR Service AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
32	Methodik OR Leitfaden AND Instandhaltung OR Service AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
33	Methodik OR Leitfaden AND Instandhaltung OR Service AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
34	Methodik OR Leitfaden AND Instandhaltung OR Service AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
35	Methodik OR Leitfaden AND Instandhaltung OR Service AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
36	Methodik OR Leitfaden AND Instandhaltung OR Service AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
37	Methodik OR Leitfaden AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
38	Methodik OR Leitfaden AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
39	Methodik OR Leitfaden AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
40	Methodik OR Leitfaden AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
41	Methodik OR Leitfaden AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
42	Methodik OR Leitfaden AND Zuverlässigkeit OR Verfügbarkeit AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
43	Methodik OR Leitfaden AND Sensordaten AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
44	Methodik OR Leitfaden AND Sensordaten AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
45	Methodik OR Leitfaden AND Sensordaten AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
46	Methodik OR Leitfaden AND Sensordaten AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
47	Methodik OR Leitfaden AND Sensordaten AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
48	Methodik OR Leitfaden AND Sensordaten AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
49	Methodik OR Leitfaden AND Effizienz AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
50	Methodik OR Leitfaden AND Effizienz AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
51	Methodik OR Leitfaden AND Effizienz AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
52	Methodik OR Leitfaden AND Effizienz AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
53	Methodik OR Leitfaden AND Effizienz AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
54	Methodik OR Leitfaden AND Effizienz AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert
55	Methodik OR Leitfaden AND Ausfall AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
56	Methodik OR Leitfaden AND Ausfall AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Anomaliedetektion
57	Methodik OR Leitfaden AND Ausfall AND Heizungssystem OR Wohnheizungssystem OR Heizsystem AND Zustandsbasiert
58	Methodik OR Leitfaden AND Ausfall AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Vorhersage OR Prognose OR Analyse
59	Methodik OR Leitfaden AND Ausfall AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Anomaliedetektion
60	Methodik OR Leitfaden AND Ausfall AND Wärmeerzeuger OR Wärmepumpe AND Zustandsbasiert

## Anhang C: Suchprotokoll der SLR

Nr.	Suchstring	Datendank	Anzahl der gesamten Suchergebnisse	Anzahl der eingeschlossenen Ergebnisse nach der Sichtung des		
				Titels	Abstract	Inhalt
1	Reference model OR Process model OR Guiding model AND Maintenance OR Reliability OR Availability OR Error AND Heating system OR Central Heating system OR Radiant Heating system OR Heat pump AND predictive analytics OR Data Mining OR Machine Learning OR Forecast OR Analysis OR Anomaly detection OR State-based	OPAC der TU Dortmund	112.606.868	159	89	4
		IEEE Xplore	2.238.963	177	81	7
		Scopus	1.099	41	9	1
		Proquest	8.615.440	106	78	1
		journals.sagepub	1.724	57	4	1
		ACM Digital Library	580.816	45	11	0
		Web of Science	5.926.050	138	57	1

Datenbank	aufgenommene Titel
OPAC der TU Dortmund	A predictive model for an effective maintenance of hospital critical systems
	Predictive Maintenance for Pump Systems and Thermal Power Plants: State-of-the-Art Review, Trends and Challenges
	From knowledge-based to big data analytic model: a novel IoT and machine learning based decision support system for predictive maintenance in Industry 4.0
	Data-Driven Machine-Learning Model in District Heating System for Heat Load Prediction: A Comparison Study
IEEE Xplore	A Scalable Predictive Maintenance Model for Detecting Wind Turbine Component Failures Based on SCADA Data
	Hidden Markov model-based predictive maintenance in semiconductor manufacturing: A genetic algorithm approach
	AudioForesight: A Process Model for Audio Predictive Maintenance in Industrial Environments
	Deep-Reinforcement-Learning-Based Predictive Maintenance Model for Effective Resource Management in Industrial IoT
	Practical aspects of Virtual Metrology and Predictive Maintenance model development and optimization
	On-Device IoT-Based Predictive Maintenance Analytics Model: Comparing TinyLSTM and TinyModel from Edge Impulse
	Predictive Maintenance System for Efficiency Improvement of Heating Equipment
Scopus	A Digital Twin predictive maintenance framework of air handling units based on automatic fault detection and diagnostics
Proquest	Predictive Maintenance of Boiler Feed Water Pumps Using SCADA Data
Sage Journals	A data-driven predictive maintenance model to estimate RUL in a multi-rotor AUS
ACM Digital Library	/
Web of Science	A Predictive Maintenance Application for A Robot Cell using LSTM Model

## Anhang D: Bewertung der Modelle durch Punktsystem

Modell	Punkte (P)
Fausing Olesen und Shaker (2020)	19 P.
Kinghorst et al. (2017)	
Gigoni et al. (2019)	
Hosamo et al. (2022)	18 P.
Al-Tal et al. (2021)	
Moleda et al. (2020)	
Henze et al. (2019)	
Schöpka et al. (2013)	
Joseph et al. (2020)	17 P.
Santiago et al. (2019)	
Rosati et al. (2023)	16 P.
Ong et al. (2021)	
Ozkat et al. (2023)	15 P.
Mihigo et al. (2022)	
Dalipi et al. (2016)	13 P.