

Fakultät für Maschinenbau und Sicherheitstechnik
Fachgebiet für Verkehrssicherheit und Zuverlässigkeit
Jun.-Prof. Dr. Antoine Tordeux

Condition Monitoring und Instandhaltung von Systemen der Industrie 4.0 am Beispiel einer Flugzeugturbine

Masterarbeit

von

Marvin Cramer

Matrikelnummer: 1917763 1917763@uni-wuppertal.de

Prüfer: Jun.-Prof. Tordeux
 Prüfer: Frau Khelfa

Wuppertal, den 30.09.2021.

Inhaltsverzeichnis

Inhalts	verzeichnis	2
Eidess	taatliche Erklärung	4
Zusam	menfassung	5
Abstra	ct6	
Abkürz	ungsverzeichnis	7
Tabelle	nverzeichnis	8
Abbildı	ungsverzeichnis	9
1	Einleitung	11
1.1	Problemstellung	12
1.2	Ziel der Arbeit	13
1.3	Vorgehensweise	14
2	Die vierte industrielle Revolution	16
2.1	Grundlagen der Industrie 4.0	17
2.2	Digitalisierung	20
2.3	Der Mensch in der Industrie 4.0	22
2.4	Die Maschine und ihre Anforderungen	25
2.5	"Internet of Things" & Umgang mit Big Data	28
3	Instandhaltungssysteme & Funktionszuverlässigkeit	38
3.1	RAMS-Analyse	42
3.2	Korrektive Instandhaltung	43
3.3	Serien- und Parallelsysteme	44
3.4	Präventive Instandhaltung	46
3.5	Prädiktive Instandhaltung & Condition Monitoring	47
4	Datenanalyse des Versagens einer Flugzeugturbine	50
4 1	Statistische Kenngrößen zur Analyse	51

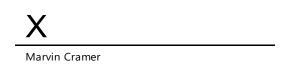
Inhaltsverzeichnis

4.2	Datenanalyse in R	59
4.3	Auswertung der Ergebnisse	77
5	Zusammenfassung & Fazit	79
6	Ausblick	83
Litera	turverzeichnis	I
Anhär	nge	VI
ReadN	Me, Datensatz des PCoE, Nasa	VI
DVD		IX

Eidesstaatliche Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die von mir angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten oder unveröffentlichten Quellen stammen, habe ich gekennzeichnet. Die Arbeit hat noch bei keiner Prüfung in gleicher oder ähnlicher Form vorgelegen.

Wuppertal, den 30.09.2021



Zusammenfassung

Das Thema dieser Masterarbeit ist eine Analyse einer Flugzeugturbine als System der Industrie 4.0 unter der Betrachtung der Instandhaltbarkeit unter Ansatz des Condition Monitoring. Zu Beginn wird die vierte industrielle Revolution genauer beschrieben. Die Grundlagen der Industrie 4.0 werden hierzu genauer erläutert. Auf die Digitalisierung, Big Data und das Internet of Things wird im Zuge dessen genauer eingegangen.

Anschließend werden Instandhaltungsmaßnahmen und -systeme in Bezug auf die Zuverlässigkeit technischer Einrichtungen erläutert. Eine chronologische Vorgehensweise stellt Instandhaltungssysteme der Vergangenheit und der Gegenwart dar. Hierbei steht die prädiktive Instandhaltungsmaßnahme zum Abschluss im Mittelpunkt. Die prädiktive Instandhaltungsmaßnahme ist die Grundlage des Condition Monitoring und stellt somit den Hauptteil dieser Arbeit dar.

Das System der Flugzeugturbine wird anschließend anhand eines umfangreichen und bereits erhobenen Datensatzes analysiert. Hierzu wird eine reine statistische Analyse mit Hilfe der Software "R" ohne Expertise der erhobenen Daten durchgeführt welche unter Berücksichtigung der Zustandsüberwachung Aufschluss über das Versagen des Systems liefert. Die Ergebnisse werden für die Lesenden veranschaulicht und zudem ein grundlegendes Verständnis für die statistisch verwendeten Mittel geschaffen. Im Anschluss einer Datenklassierung werden unterschiedliche Algorithmen hinsichtlich ihrer Qualität für eine Prognose der restlichen Lebensdauer ausgewertet. Als Abschluss erfolgt eine objektive Betrachtung der Forschungsergebnisse sowie ein Ausblick auf mögliche weitere Studien welche diese Masterarbeit als Grundlage werden könnten.

Abstract

The topic of this paper is an analysis of an aircraft engine as an Industry 4.0 system under the consideration of maintainability using the condition monitoring approach. At the beginning, the fourth industrial revolution is described precisely. Digitalization, big data and the Internet of Things will be elaborated further.

Maintenance measures and systems are then explained in relation to the reliability of technical equipment. A chronological approach presents maintenance systems of the past and present. The focus is on the predictive maintenance measure at the end. The predictive maintenance measure is the basis of condition monitoring and therefore the main part of this thesis.

The aircraft engine is then examined using an extensive and already collected data set. For this purpose, a pure statistical analysis is performed using the software "R" without expertise of the collected data which provides information about the failure of the system under attention of the condition monitoring. The results are visualized for the reader and a basic understanding of the statistically used means is created. Following a data classification, different algorithms are evaluated with respect to their quality for a prognosis of the remaining-usefu-life. As a conclusion, an objective view of the research results is given as well as an outlook on possible further studies which this thesis could be the core for.

Abkürzungsverzeichnis

Al Artificial Inteligence

CM Codition Monitoring

CPS Cyber-Physical-Systems

FMEA Failure Mode and Effects Analysis

HAZOP Hazard and Operability

HMM Hidden-Markov-Model

IoT Internet of Things

MAS Multiangentensystem

ML Machine Lerning

MR Machine Robotics

MSD Mean Squared Deviation

MSE Mean Squared Error

MTBF Mean Time Between Failures

NASA National Aeronautics and Space Administration

PC Principacl Components

PCA Principal Components Analysis

PCoE Procnostic Center of Excellence

RAMS Reliability, Availability, Maintainability, Safety

RUL Remaining Useful Life

WSN Wireless Sensor Network

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Komponenten eines Robotersystems [18, p. 443]	. 25
Tabelle 2: Arten von Sensoren [18, p. 451]	. 32
Tabelle 3: Begriffe für die Grundlagen der Instandhaltung nach DIN 31051:2019- 06 [35]	. 40
Tabelle 4: Beispielswerte für eine Korrelationsanalyse	. 53
Tabelle 5: Maß an Korrelation anhand des Korrelationskoeffizienten	. 55
Tabelle 6: MSE und MSD der Algorithmen	. 76

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Überblick des Aufbaus der Arbeit	. 14
Abbildung 2: Handlungsfelder der Industrie 4.0 [8, p. 3]	. 19
Abbildung 3: Arbeit der Zukunft- Mensch und Automatisierung [16, p. 55]	. 24
Abbildung 4: IoT und die Smart Factory [21, p. 238]	. 28
Abbildung 5: Verarbeitungskette der Datenanalyse [24, p. 217]	. 30
Abbildung 6: Entwicklung der Sensorik im Zusammenhang der industriellen Revolutionen [26]	31
Abbildung 7: Sensorik von mobilen Robotern [31, pp. 23-65]	. 36
Abbildung 8: Badewannenkurve [34, p. 12]	. 39
Abbildung 9: Kategorien des Ensemble Learning nach Goos, Hartmanis und Leeuwen [46, p. 3]	48
Abbildung 10: Die Normalverteilung (Glockenkurve nach Gauß) [50, p. 139]	. 52
Abbildung 11: Punktwolkendiagramm	. 53
Abbildung 12:Punkt-Wolken-Diagramm mit Regressionsgraden	. 57
Abbildung 13: Hauptkomponentenanalyse	. 58
Abbildung 14: Korrelation der gemessenen Sensoren	. 60
Abbildung 15: Grafik der Standardabweichung der einzelnen Sensoren	. 61
Abbildung 16:Korrelation zwischen Messung und RUL der Sensoren	. 62
Abbildung 17: Korrelation Sensor 11 und 4 bezüglich RUL	. 63
Abbildung 18: Standardabweichungen der Hauptkomponenten	. 64
Abbildung 19: Korrelation der Messung und RUL der PC	. 64
Abbildung 20: Korrelation der PC 1 und 2 bezüglich RUL	. 65
Abbildung 21: PC1 über die Zeit	. 66
Abbildung 22: Bereinigte Werte des PC 1 über die Zeit	. 67
Abbildung 23: Bereinigte Werte des PC 1 über die Zeit mit Hilfslinien	. 67

Abbildung 24: Klassifizierte Werte der PC1	. 69
Abbildung 25: Klassifizierung der PC1 und PC2	. 70
Abbildung 26: Prognose RUL mit linearer Regression	. 71
Abbildung 27: Prognose RUL mit quadratischem Modell	. 72
Abbildung 28: Prognose RUL mit Exponential Modell	. 72
Abbildung 29: Prognose RUL mit Support Vector Machine	. 73
Abbildung 30: Prognose RUL mit Random Forrest	. 73
Abbildung 31: Prognose RUL mit k-nearest Neighbors	. 74
Abbildung 32: Prognose RUL mit Neural Network	. 75
Abbildung 33: Prognose RUL mit Mittelwert der Algorithmen	. 75

1 Einleitung

Durch Digitalisierung, Automatisierung und Smarte Systeme haben wir eine weitere industrielle Revolution erlebt und befinden und aktuell in der Industrie 4.0. Durch den technischen Fortschritt und die Konkurrenz, wachsen die Anforderungen an Systeme der Produktion und es ergeben sich immer mehr Anforderungen an die Sicherheit von Anlagen. Auch sicherheitstechnische Anlagen eines komplexen Systems bedarf es immer mehr an Überwachung um den Alltag des Menschen sicherer zu gestalten.

Als Stichwort Industrie 4.0 werden zunächst die Grundlagen der vierten industriellen Revolution genauer aufgezeigt. Wichtige Bestandteile wie die Digitalisierung werden genauer untersucht und erläutert. Da die Maschine auf andere Art und Weise eine wichtige Rolle im Zusammenspiel mit dem Menschen spielt werden die Anforderungen hinsichtlich beider genauer analysiert. Ferner erhalten die Begriffe "Internet of Things" und "Big Data" eine Bedeutung für die Industrie 4.0.

Da Maßnahmen und Systeme für die Instandhaltung schon seit langer Zeit ein Thema sind soll als Teil dieser Arbeit auf die wichtigen Instandhaltungsmaßnahmen eigegangen werden. Im Fokus dieser Ausarbeitung soll dabei das Condition Monitoring als Zustandsüberwachung im Sinne einer prädiktiven Instandhaltungsstrategie stehen welches als aktuellstes System der Instandhaltung und Zuverlässigkeit immer mehr Anwendung findet.

Als Hauptteil dieser Thesis wird das Condition Monitoring als Instandhaltungssystem der Industrie 4.0 an einem komplexen System einer Flugzeugturbine untersucht. Hierzu wird ein bereits erhobener Datensatz einer fundierten Quelle durch statistische Untersuchung so analysiert, dass Aussagen hinsichtlich des Versagens der Flugzeugturbine durch eine Prognose getroffen werden können.

Zum Abschluss werden die Forschungsergebnisse genauer bewertet und ein Ausblick hinsichtlich der Anwendbarkeit eines solchen Instandhaltungssystems getroffen.

1.1 Problemstellung

Bei der hier zu untersuchenden Fragestellung handelt es sich um ein Instandhaltungssystem welche derzeit zwar schon häufig Anwendung findet, die Analyse der Daten aber noch nicht genau reguliert ist. Aufgrund der Beobachtung teils sehr komplizierter Systeme und der Verwendung eines hochkomplexen Instandhaltungssystem, was besondere Anforderungen an die Datenerfassung und -verarbeitung stellt, gibt es zahlreiche Möglichkeiten die Analyse durchzuführen um aussagekräftige Prognose treffen zu können.

Da jedoch ein Ergebnis erzielt werden soll wird versucht über eine bestimmte Vorgehensweise mittels statistischer Analyse mit Hilfe einer Software Schritt für Schritt eine Untersuchung durchzuführen. Eine sehr wichtige Rolle spielt hierbei die Menge des Datensatzes welcher zur Untersuchung vorliegt. Eine Reduktion dieses Datensatzes muss in einem Maße stattfinden ohne wichtige Eigenschaften und Messwerte zu verlieren. Als Ziel soll eine Prognose über die restliche Lebensdauer mit hinreichender Wahrscheinlichkeit getroffen werden.

Weiterhin liegt die Herausforderung der Analyse darin, eine möglichst allgemeine Lösung zu finden welche nicht nur spezifisch auf diesen Datensatz anzuwenden ist und im besten Falle auch auf andere Datensätze anwendbar ist.

1.2 Ziel der Arbeit

Das Ziel ist es zu Beginn dem Leser einen Überblick über die aktuellen Werkzeuge und Mittel der Industrie 4.0 in Stand zu setzen. Wichtige Begriffe welche hierzu erforderlich sind sollen genauer erläutert werden, sodass eine Grundkenntnis für die weitere Ausarbeitung geschafft wird.

Auch der aktuelle Stand der Technik soll dem Leser nähergebracht werden. Hierzu ist es unter anderem erforderlich einen Rückblick in die Vergangenheit zu wagen um den aktuellen Stand der Technik herleiten zu können. Als aktueller Stand der Technik gilt die prädiktive Instandhaltung welche für die spätere Untersuchung der Fragestellung von großer Bedeutung ist.

Der Methodenteil beschäftigt sich mit der Analyse einer Flugzeugturbine als System der Industrie 4.0 unter der Beobachtung anhand eines Condition Monitoring, also mittels prädiktiver Instandhaltung. Durch die Auswertung eines umfangreichen Datensatzes welcher die Simulation einer Flugzeugturbine in situ anhand unterschiedlicher physikalischer Größen betrachtet sollen die durch die Sensoren ermittelten Daten statistisch untersucht werden. Die Forschung anhand der Daten in dieser Betrachtung soll als Ergebnis eine fundierte Prognose über den Ausfalls des Systems anhand der Messwertreihe, im Weiteren anhand einer spezifischen und für diesen Ausfall entscheidenden Faktor, liefern.

1.3 Vorgehensweise

Der grundlegende Aufbau dieser Thesis ist der Abbildung 1 zu entnehmen.

Einleitung

- Problemstellung
- •Ziel der Arbeit
- Vorgehensweise

Die vierte industrielle Revolution

- •Grundlagen der Industrie 4.0
- Digitalisierung
- •Der Mensch in der Industrie 4.0
- •Die Maschine und ihre Anforderungen
- •"Internet of Things" & Umgang mit Big Data

Instandhaltungssysteme und Funktionszuverlässigkeit

- RAMS-Analyse
- Korrektive Instandhaltung
- •Serien- und Parallelsysteme
- Präventive Instandhaltung
- Prädiktive Instandhaltung & Condition Monitoring

Datenanalyse des Versagens einer Flugzeugturbine

- •Satistische Kenngrößen zur Analyse
- •Datenanalyse in R
- Auswertung der Ergebnisse

Zusammenfassung und Fazi

Ausblick

Abbildung 1: Überblick des Aufbaus der Arbeit

Die Flugzeugturbine gilt als System der Industrie 4.0. Hierzu werden also zu Beginn die Grundlagen der Industrie 4.0 genauer erläutert. Der Fokus hierbei liegt auf der Datenerfassung und -verarbeitung. Da das System als Condition Monitoring System analysiert werden soll werden zunächst ein paar Grundlegende Instandhaltungssysteme thematisiert.

Die statistische Analyse erfolgt anhand mehrfacher Korrelationsanalyse. Der Datensatz soll vereinfacht und reduziert werden um eine bessere Übersichtlichkeit zu erlangen. Dies soll unter anderem durch mehrfache Hauptkomponentenanalysen erfolgen. Durch die sinkende Anzahl an Variablen werden so anhand der Hauptkomponenten und derer Korrelation zur restlichen nutzbaren Lebensdauer des Systems die Korrelationen ausgewertet. Anhand dessen sollen sich so Rückschlüsse auf den Grund des

Versagens schließen lassen und die Bedingungen vorhergesagt werden können auf Grundlage derer das System ausfällt.

Zudem sollen sich durch die Beobachtung der Hauptkomponenten genauere Aussagen treffen lassen welche physikalischen Größen durch die Sensoren gemessen wurden welche den Ausfall verursachen. Anhand dieser Sensoren und deren Messwerte soll somit auch eine Abgrenzung stattfinden welche die betriebsrelevanten Eigenschaften aufzeigen. Durch eine Datenklassierung und der Anwendung von statistischen Modellen und Algorithmen wird eine Prognose für das Remaining-Useful-Life, also der restlichen Lebensdauer des Gesamtsystems getroffen. Zum Abschluss soll eine objektive Beurteilung der Ergebnisse sowie ein Ausblick auf mögliche weitere Studien getroffen werden.

2 Die vierte industrielle Revolution

Der Begriff "Industrie" ist sehr beliebt und wird häufig verwendet. Die Bedeutung hierzu ist jedoch oft noch unklar. Industrie steht für einen Teil der Wirtschaft in welchem Güter, vor allem materieller Natur, erschaffen werden [1]. Durch die Digitalisierung und Globalisierung, und großen Namen wie zum Beispiel Henry Ford, geschieht dies heutzutage immer mehr durch Maschinen, Fließbänder und Automatisierung.

Jedoch war die Industrie nicht immer so modern und automatisch wie sie heute auftritt. In den vergangenen Jahrhunderten haben viele Entwicklungen Einfluss auf die Industrie genommen und diese teilweise grundlegend verändert. Hier ist immer wieder die Rede von "industriellen Revolutionen" gewesen. Laut Definition ist eine Revolution eine "tief greifende Wandlung; umwälzende, bisher Gültiges, Bestehendes o. Ä. verdrängende, grundlegende Neuerung" [2]. Sie beschreibt also eine Neuerung der vorzeitigen Handlungsweise oder auf die Industrie ausgedrückt einen Umschwung der Produktionsweise von Gütern.

Diese Art von industriellen Revolutionen erstrecken sich von Ende des 18. Jahrhunderts bis heute und entwickeln sich immer weiter. Aktuell befinden wir uns im Zeitalter der Industrie 4.0 welche besonders aus dem technischen Fortschritt der letzten Jahrzehnte profitiert. Im Folgenden wird die Industrie 4.0 und die Bestandteile hierzu genauer erläutert.

2.1 Grundlagen der Industrie 4.0

Seit nunmehr ca. 30 Jahren wird ein neues Zeitalter der Industrie ausgerufen. Die Vergangenheit, welche mit ihren drei industriellen Revolutionen hauptsächlich durch maschinelle Erfindungen und Arbeitsabläufe geprägt waren, erfahren immer mehr den Einfluss einer technischen Entwicklung in welcher die Rechenmaschine einen zentralen Punkt einnimmt.

Diese Rechenmaschinen welche für alles und jeden in der heutigen Zeit ein ständiger Begleiter sind werden vermehrt zur Verbesserung von Sicherheit, Produktivität, und Wirtschaftlichkeit verwendet. Ein wichtiges Schlagwort hierzu ist "Big Data". Big Data beschreibt die ungemein große Datenmenge welche durch den Einsatz von Computern zustande kommt und wie mit diesen Daten umgegangen werden kann. Der Fokus dieser Betrachtung liegt derzeit noch rein auf der technischen Ebene der Verarbeitung. Der Datenschutz wird in diesem Zusammenhang immer wichtiger, ist jedoch nicht Teil dieses Schreibens.

Big Data liegt die Datenerfassung zu Grunde. Die Datenerfassung welche in alten Zeiten auch durch haptische Erfassung erfolgen konnte passiert in der Industrie 4.0 hauptsächlich durch Sensoren, Kameras, und digitale Fußabdrücke. Nicht nur die Datenerfassung, sondern auch deren Verarbeitung geschehen in Echtzeit [3].

Aufgrund dieser Unterstützung bei der Erfassung und Verarbeitung von Daten existiert ein exponentieller Anstieg von Leistungsfähigkeit welche auf der Leistungsfähigkeit von Hardware fußt. Hierdurch ist es möglich die so genannte "Künstliche Intelligenz", oder auch auf Englisch "Artificial Intelligence (kurz: AI)", zu erweitern und auszuarbeiten. Die künstliche Intelligenz versucht im Grunde genommen Gedankengänge mechanisch nachzubilden. Diese stellt in der maschinellen Revolution eine wichtige Komponente dar. Durch den Umgang mit der AI ist es möglich bestimmt Vorgänge welche bis dato durch den Menschen gesteuert, beobachtet oder analysiert wurden, nun der Maschine und derer Sensorik zu überlassen [4]. Durch genau diese "intelligenten" Maschinen sind Unternehmer und Unternehmen heutzutage im Zugzwang um wettbewerbsfähig zu bleiben und den Wohlstand zu erhalten. Die Wettbewerbsfähigkeit bezieht sich in diesem Sinne auch auf den Kontakt zwischen internationalen Unternehmen über "Cyber-Physical-Systems" (kurz: CPS). Dieses CPS, als Beispiel eines Schemas der Vereinigten Staaten zum Fortschritt der vierten industriellen Revolution,

ist besonders durch seine hohe Komplexität gekennzeichnet. Es bündelt mechanische, elektronische, softwaretechnische und informatische Informationen und verbreitet diese über Kommunikationsnetze wie z. B. das Internet oder andere Interne Kommunikationsmittel. Das deutsche Pendant hierzu bildet das Industrie 4.0 Konzept. Diese Beiden Konzepte oder Schemata gelten als die erfolgsführenden Weltweit [5]. Die Grundidee hierzu besteht die einzelnen Informationen der technischen/mechanischen Aspekte zusammenzufassen und eine separate Datei aus diesen zu bilden. Hierdurch wird die Verbreitung dieser Informationen sowohl einfacher als auch umfassender. Zudem bieten diese Konzepte die Möglichkeit eine genaue Überwachung des Zustandes sowie Informationen über ein System über derer gesamten Lebensdauer zu erlangen. Diese Technologien steckt derzeit jedoch noch in den Anfängen seiner Möglichkeiten [6].

Somit können derartige Systeme bei der Vereinfachung von Arbeitsprozessen im Sinne der Arbeitnehmenden beitragen, auch schon alleine durch die Fähigkeit eines solchen Systems zu lernen. Beispielsweise schwere körperliche Arbeiten könnten so von Maschinen übernommen werden und Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer erhalten die Möglichkeit ihre Leistungsfähigkeit auf z.B. kreative Prozesse der Gestaltung zu fokussieren [7, p. 24]. Dies steigert die Wettbewerbsfähigkeit grundlegend.

Industrie 4.0 beinhaltet jedoch nicht nur die Wirtschaftlichkeit eines Betriebes, sondern auch soziale und rechtliche Belange. Nach Hartmann [8] ergeben sich in der Industrie 4.0 folgende Handlungsfelder anhand einer Umsetzungsempfehlung:

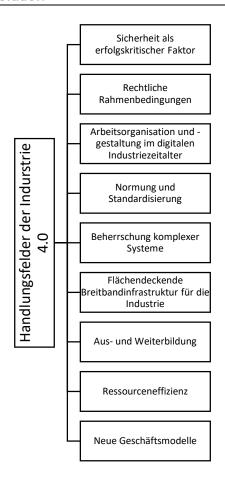


Abbildung 2: Handlungsfelder der Industrie 4.0 [8, p. 3]

Unter Berücksichtigung dieser Faktoren lassen sich also grundlegende Handlungsbedingungen und Anforderungen an Systeme der Industrie 4.0 stellen. Doch der Begriff Industrie 4.0 bringt auch viele andere wichtige Begriffe mit sich welche durch den technischen Fortschritt der Neuzeit zu verdanken sind. Weitere wichtige Bestandteile werden in den folgenden Kapiteln dargelegt.

2.2 Digitalisierung

Die Digitalisierung welche als essentieller Bestandteil der Industrie 4.0 zu sehen ist hat nicht nur im 21. Jahrhundert das Leben aller beeinflusst. Schon in den 90er-Jahren verdrängte die Digitalisierung einige, bis dato wichtige Technologien und Prozesse, und machte diese obsolet. Das wohl bekannteste Beispiel für diese Neuerung der Technologien durch den digitalen Fortschritt ist die Schreibmaschine, welche durch Computer, Smartphones o. ä. vollkommen ersetzt wurde. Diese nachhaltige Veränderung sorgt zudem für die Beschleunigung unser aller Lebensweise. Da jedoch nicht nur alleine die Digitalisierung, sondern auch die Automation eine große Rolle spielen wird häufig auch von einer Wechselwirkung dieser beiden Komponenten gesprochen. Durch diese Wechselwirkung erfahren wir als Teil dieser Gesellschaft eine immer schnellere, spontanere und aktuellere Art und Weise zu Leben. Informationen über nahe zu allem sind in Echtzeit abrufbar, wie z.B. bei einem Besuch in einem Restaurant welches die aktuelle Personenbelegung in sozialen Medien veröffentlicht was einen spontanen Besuch ermöglichen kann ohne weitere soziale Interaktionen wie z.B. einem Anruf [9].

Auch andere Bereiche wurden durch die Digitalisierung Grundlegend verändert bzw. umstrukturiert. Beispielsweise die Medienbranche und die Berichterstattung der Nachrichten. Wo vor Beginn der Vernetztheit und Digitalisierung noch eher selten Informationen aus aller Welt uns erlangten besteht heute die Möglichkeit auch hierzu in Sekundenschnelle Informationen zu teilen und diese in die Welt zu schicken.

Besonders den wirtschaftlichen und technologischen Aspekten der Digitalisierung ist der materielle Wohlstand unserer Gesellschaft zu verdanken. Dieser Wohlstand ist natürlich aber nicht der einzige Faktor welcher mit dem technischen Fortschritt einhergeht. Wirtschaftszweige mehrerer, zum Teil damals sehr angesehener Branchen, werden hierdurch vollkommen überflüssig durch eine Automation dieser Prozesse. Der Mensch wird im 21. Jahrhundert in vielen Bereichen vollständig von einer Maschine ersetzt.

Dieser dystopischen Sichtweise sind selbstverständlich andere Argumente entgegenzubringen wie das Schaffen von neuen Arbeitsplätzen durch das erschaffen neuer Wirtschaftszweige. Diese neuen Jobs sind jedoch zu großen Teilen durch eine hohe Komplexität geprägt und erfordern Umschulungen oder gar neues Fachpersonal. Schon im Jahre 1994 beschäftigten sich Aghion und Howitt mit dem Wegfallen von Arbeitsplätzen und dem Erschließen neuer Beschäftigungszweige [10]. Die Einführung neuer Technologien und dem damit zusammenhängendem verdrängen von Arbeitsplätzen wird durch den Destruktionseffekt beschrieben. Dem entgegen steht der Kapitalisierungseffekt, welcher durch neue Unternehmen und deren steigende Produktivität geprägt ist.

Bezüglich des Arbeitsmarktes stellt sich besonders für Arbeitnehmer die Frage in wie weit eine Tätigkeit durch Automation und Digitalisierung ersetzbar ist. Die ersten Erkenntnisse zielen darauf hin, dass besonders sich wiederholende Arbeiten leicht ersetzbar sind. Das ist besonders durch das Maschinelle Lernen (engl.: Machine Lerning, kurz: ML) und der mobilen Robotik (engl.: Mobile Robotics, kurz: MR) mittlerweile leicht umsetzbar (s. Kapitel 2.5.2 & 2.5.3) [11]. Da jedoch genau für diese beiden Systeme eine sehr große Menge an Daten erforderlich ist, werden die nächsten Kapitel genauer auf die Menge der Daten, Datenerfassung und deren Verarbeitung eingehen.

2.3 Der Mensch in der Industrie 4.0

In dem technologischen und wirtschaftlichen Zeitalter des 21. Jahrhunderts ergeben sich immer mehr Tätigkeiten die alleine durch den Menschen nicht mehr zu bewältigen sind. Nicht alleine die psychischen und physischen Faktoren der Arbeitenden sind hier das Problem. Auch aufgrund der steigenden Herausforderungen bezüglich der Komplexität und Masse welche durch spezielle Kundenwünsche existieren ist dies nicht alleine durch den Menschen stemmbar. Demnach werden so genannte "Hybride Teams" immer wichtiger. Bei diesen hybriden Teams sollen der Mensch und die Maschine in einer Wechselwirkung gegenseitig ihre Schwächen ausgleichen um bessere Erfolge aber auch z.B. ein höheres Maß an Sicherheit zu schaffen [12].

Beispielweise verwendet die Automobilindustrie in Fertigungsstraßen seit mehreren Jahren Roboter, welche schwere Teile in Position halten um sie genauestens montieren zu können. Diese Mensch-Roboter-Interaktion ist heutzutage auch durch verschiedene Normen, bspw. in der DIN EN ISO 10218, geregelt.

Die DIN EN ISO 10218 ist genauer in zwei Teile unterteilt. Der erste Teil, also die 10218-1 beschäftigt sich mit den Anforderungen an die Sicherheit in der Konstruktion und dem Bau eines Roboters. Beispielsweise Gefährdungen welche von verschiedenen Robotern ausgehen sind hier genauer beschrieben [13, pp. 51-54]. Auch auf die weiteren Anforderungen an die Maschine in der Industrie wird in Kapitel 2.4 genauer eingegangen.

Der zweite Teil hingegen richtet sich an die Sicherheit zum Schutz der Bediener in diesem hybriden System. Hier sind besonders die Sicherheitsanforderungen und risikomindernden Faktoren geregelt welche hinsichtlich der Gestaltung eines Roboters nach einem bestimmten Schema aufzubauen sind [14].

So ist die Schnittstelle zwischen Menschen und Maschinen hinsichtlich seiner Sicherheitsfaktoren bereits geregelt. Jedoch spielen auch weitere Faktoren im Voraus eine wichtige Rolle. Mit dem Fortschritt der technischen Komponente in diversen Systemen steig zudem auch die Komplexität und somit die Anforderungen an Experten.

Ein wichtiger Begriff im Zusammenspiel zwischen den Menschen und der Maschinen ist "Transhumanismus". Das Wort lässt sich aus dem lateinischen herleiten "Trans": jenseits, über, hinaus, und "Humanismus": menschlich. Transhumanismus als Wort

beschäftigt sich also mit den biologischen, psychischen und physischen Grenzen des Menschen sowie damit, wie diese Grenzen durch technische Systeme überschritten werden können.

Durch diese Mensch- Maschine Zusammenarbeit entstehen jedoch auch einige Probleme und Ängste bei den Menschen. Vor allem die Befürchtung in Zukunft den eigenen Job an eine Maschine zu verlieren steigt immer mehr. Besonders Menschen mit monotonen Jobs oder solcher zu Transportzwecken sind hiervon durch die immer intelligenteren Maschinen bedroht. Beispielsweise selbstfahrende Autos und LKW's sind aktuell ein Thema welches dafür sorgen könnte, dass z.B. Berufskraftfahrer in naher Zukunft ohne feste Arbeitsstelle dar stehen könnten [15, p. 308].

Experten gehen jedoch davon aus, dass trotz eines fortschreitenden Automatisierungsgrad der Mensch aus z.B. der Produktion nicht wegzudenken ist. Viele Prozesse laufen automatisch ab um bspw. Lohnkosten zu reduzieren und wettbewerbsfähig zu bleiben dennoch wird es immer manuelle Prozesse in diesem System geben. Die reinen automatisierten Prozesse finden demnach hauptsächlich in der Massenproduktion statt, dies ist jedoch auch nur in enger Zusammenarbeit mit dem Menschen umzusetzen. Die Flexibilität stellt nach Prof. Dr. Spath bei der Automatisierung eine Grenze der Maschinen dar. So bringt vor allem die Flexibilität, welche grundsätzlich eine erhöhte Komplexität mit sich bringt, die Automatisierung an ihre wirtschaftlichen Grenzen. In Folge dessen soll eine "(...) besser abgegrenzte, konsequente auf einem Themenbereich zugeschnittene Automatisierung mit flexibler Verknüpfung durch Menschen(...) " [16, p. 53] zum Einsatz kommen. Die Faktoren der "Arbeit der Zukunft- Mensch und Automatisierung" lässt sich nach Studie des Fauenhofer-Instituts für Arbeitswirtschaft und Organisation wie folgt abbilden.

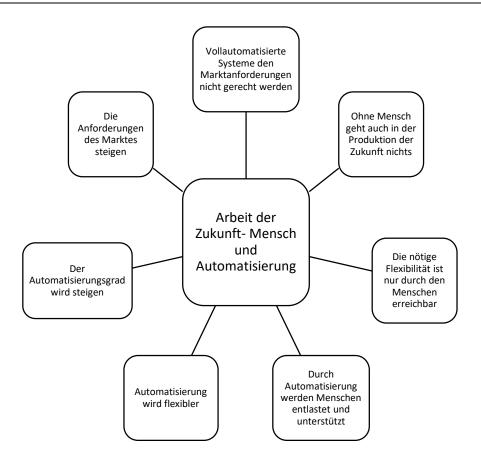


Abbildung 3: Arbeit der Zukunft- Mensch und Automatisierung [16, p. 55]

Zusammenfassend lässt sich also behaupten, dass der Mensch in der Industrie 4.0 und der Zusammenarbeit in einem hybriden Mensch- Maschine System keineswegs überflüssig zu werden scheint. Hier steht besonders der Ausgleich der gegenseitigen Schwächen, wie die steigende Komplexität sowie Flexibilität, physische und auch psychische Faktoren im Vordergrund. Vielmehr lässt sich aktuellen Studien der Trend zur Aufstockung des Personals in digitalisierten/ automatisierten Unternehmen entnehmen [17, p. 8].

2.4 Die Maschine und ihre Anforderungen

Wie bereits in vorherigen Kapiteln beschrieben haben sich die Maschinen in der vierten industriellen Revolution um ein erhebliches Maß weiterentwickelt. Wo vor längerer Zeit noch sehr einfache Tätigkeiten den Maschinen oder Robotern überlassen wurden wie zum Beispiel das Punkt- oder Nahtschweißen in Teilen der Automobilindustrie kommen diese heutzutage immer mehr und auch unter komplexeren Arbeitsanforderungen zum Einsatz. Wo der Mensch an die Grenzen seiner Fähigkeiten gelangte war es also an der Zeit in die Weiterentwicklung der Maschine und des Roboters zu investieren.

Zu einem Roboter in der Produktion der Industrie 4.0 gehören folgende Komponenten als Teilsystem mit den verschiedenen Teilfunktionen [18, pp. 440-443].

Tabelle 1: Komponenten eines Robotersystems [18, p. 443]

Teilsystem	Merkmale und Teilfunktionen
Mechanische Struktur	 Aufbau aus Bewegungsteilsystemen Festlegung der Freiheitsgrade und des Arbeitsraumes Sicherung der Position und Orientierung der Handhabungsobjekte
Kinematik	 Räumliche Zuordnung der einzelnen Glieder von Roboterarm und Endeffektor Zeitliche Zuordnung zwischen den Bewegungsachsen und der Bewegung des Endeffektors
Achsregelung und Antrieb	 Regelung der dynamischen Antriebsprozesse Zuführen der Stellenergie zu den Antrieben der Achsen der Bewegungsteilsysteme Erzeugung der Bewegung einzelner Achsen
Effektoren	 Greifen und Handhaben von Produktteilen (Fügen, Verschrauben, Prüfen, usw.) Bearbeiten von Werkstücken mit Werkzeugen (Schweißen, Entgraten, Schleifen, Lackieren, usw.)
Sensoren und Sensorsysteme	Erfassung der inneren Zustände von Manipulator und Effektor (Lage, Geschwindigkeit, Kräfte, Momente)

	2. Erfassen der Zustände der Handhabungsobjekte und
	der Umgebung
	Messen physikalischer Größen
	4. Identifikation und Zustandsbestimmung von Werkstü-
	cken und Wechselwirkungen
	5. Analyse von Situationen und Szenen in der Umwelt
Steuerung	1. Steuerung, Überwachung von Bewegungs- bzw. Hand-
	habungssequenzen und Fahraufträgen
	2. Synchronisation und Anpassung des Manipulators an
	den Handhabungsprozess
	3. Vermeidung bzw. Auflösung von Konfliktsituationen
Programmierung	Erstellung der Steuerprogramme (mit Softwaresystemen z. B.
	2. Compiler, Interpreter, Simulator usw.)
	3. Interaktive/automatische Planung der Roboteraufgabe
Rechner	1. Ausführung der Rechenprozesse (Programmentwick-
	lung, Sensordatenverarbeitung, Datentransformation)
	2. Abwicklung der Mensch-Maschine-Kommunikation
	3. Globale Steuerung und Überwachung flexibler Ferti-
	gungssysteme und Maschinen (u. a. Industrieroboter)

Die Maschinen der Neuzeit übernehmen immer mehr Aufgaben und haben einen viel größeren Leistungsumfang als bisher. Diese Komponenten wie in Tabelle 1 aufgelistet sind durch die bereits erwähnte AI, also zu Deutsch der "Künstlichen Intelligenz" zu verdanken. In dem Zusammenhang mit diesen sehr umfangreichen Speicher- und Rechenkapazitäten ist das Mooresche Gesetzt nicht wegzudenken [19, p. 185].

Nach dem Mooresche Gesetzt verdoppelt sich die Leitungsfähigkeit von Mikroprozessoren alle 18 Monate, was eine jährliche Wachstumsrate von 58% ergibt. So entstehen immer schnellere und Leistungsfähigere Chips um genau diese Vielzahl an Daten auf-

zunehmen und zu be- und verarbeiten [20, p. 43]. Um die Wettbewerbsfähigkeit aufrecht zu erhalten werden besonders in diesen Bereich viele Forschungsgelder diverser Unternehmen investiert welche wiederum den Fortschritt beschleunigen.

Mit dem Stichwort der Wettbewerbsfähigkeit werden also genau diese Supercomputer ein immer wichtigerer Bestandteil unserer Gesellschaft. Die Maschine bzw. der Roboter ist der Mittelpunkt unseres Fortschritts und das Zentrum der Industrie 4.0.

2.5 "Internet of Things" & Umgang mit Big Data

Innerhalb der letzten Jahre hat der typische Internet-User einen wichtigen Umschwung des World Wide Web mitgemacht. Das Internet der Dinge (Englisch: Internet oft Things, kurz: IoT), oder auch Internet der Dienste genannt, ist die Verschmelzung der physischen und digitalen Welt und lässt Informations- und Kommunikationstechniken zusammenwirken. Hierdurch entstehen jeder Hinsicht neue Geschäftsmöglichkeiten. Handelnde im Internet müssen um konkurrenzfähig zu bleiben alle Zweige ihres Unternehmens smart gestalten. Hierzu bedarf es an der Überarbeitung der Infrastruktur in Teilbereichen wie zum Beispiel der Logistik, der Produkte, der Mobilität usw. um ein intelligentes Unternehmen zu führen.

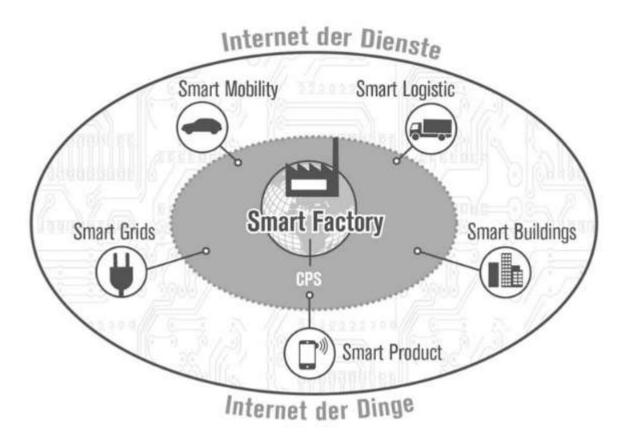


Abbildung 4: IoT und die Smart Factory [21, p. 238]

Experten schätzen auf ein hohes IoT bedingtes Umsatzwachstum in den nächsten Jahren [22, p. 4]. Das IoT funktioniert nur im Zusammenhang mit anderen technischen Neuigkeiten der Industrie 4.0 wie z.B. dem maschinellen Lernen (s. Kapitel 2.5.2).

Der Fortschritt der vierten industriellen Revolution fußt jedoch auf dem Fortschritt der Mikroelektronik und Informationstechnologie. Sensoren, Speicherbausteine und Prozessoren werden immer kleiner, günstiger und haben einen immer geringeren Energieverbrauch. Durch diese technischen Möglichkeiten lassen sich in allen Systemen des Alltags immer mehr mit Technik füttern. Informationsverarbeitung und drahtlose Kommunikationsfähigkeit gewinnen somit immer mehr an Bedeutung und werden zum Dreh- und Angelpunkt des technologischen Fortschrittes [23, pp. 39-40]. Durch das große und vor allem wirtschaftliche Interesse von Unternehmen nach Fortschritt wachsen zudem auch die Anforderungen an kleinere Produzenten um weiterhin Wettbewerbsfähig zu bleiben. Hier fehlt es häufig aber an Ressourcen und den finanziellen Mitteln für die Forschung in diese Richtung.

"Wer heute ausschließlich in Stahl, also Produkten denkt, verpasst die Möglichkeit, mit Service Geld zu verdienen." [24, p. 215].

Für diese neue Art von Service sind intelligente Analysen erforderlich. Dazu sind Datenanalysen nicht mehr weg zu denken. Wir erfahren einen rasanten Anstieg an zu verarbeiteten Datenmengen was durch eine Verarbeitungskette der Datenanalyse, nach Schulz [24, p. 217], verdeutlicht werden kann.

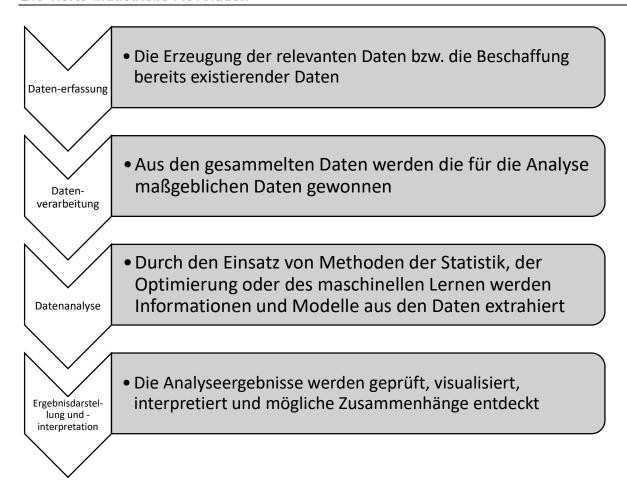


Abbildung 5: Verarbeitungskette der Datenanalyse [24, p. 217]

Durch diesen enormen Umfang an Informationen entsteht aus dem IoT der Begriff des "Big Data". In den folgenden Kapiteln werden die Werkzeuge dieser Technologien genauer analysiert.

2.5.1 Sensorik und Messtechnik

Die Sensorik und Messtechnik spielen eine ganz entscheidende Rolle in der vierten industriellen Revolution sowie in diesem Zuge auch natürlich mit der Digitalisierung. Systeme welche heute in aller Regel verwendet werden sind auf Sensoren angewiesen und ermitteln mit Hilfe der Messtechniken genauere Informationen. Diese Informationen können für unterschiedliche Zusammenhänge von gebrauch sein. Nicht nur zur reinen Weiterleitung einer Information, sondern zum Beispiel auch zum Auffinden eines Fehlers in einem System [25].

Der Begriff der Intelligenten Sensorsysteme, oder auch "smart Sensor" genannt, fällt zudem auch immer häufiger. Bei diesen intelligenten Sensorsystemen ist die Rede von Selbstkonfiguration, -kalibrierung und -reparatur. Auch der Begriff des "4.0 Sensors" fällt in Bezug auf die Industrie 4.0 immer häufiger [26].

Da jedoch Messtechniken und Sensoren nicht nur in der Industrie 4.0 ein Thema sind können diese Begriffe rückblickend auf die industriellen Revolutionen ebenfalls angewendet werden. Nach Peter Krause [26] lässt sich also der Zusammenhang der industriellen Revolutionen und derer Sensoren sowie Messtechnik wie folgt abbilden.

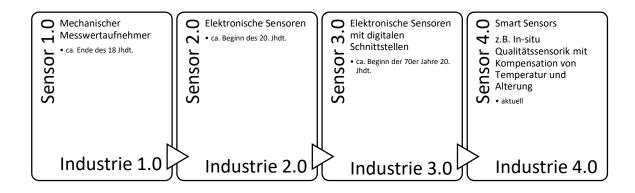


Abbildung 6: Entwicklung der Sensorik im Zusammenhang der industriellen Revolutionen [26]

So lässt sich ein Zusammenhang aufzeigen zwischen den Fortschritten der Industrie welche maßgeblich von den Sensoren geprägt ist. Durch den Fortschritt dieser werden

neue Möglichkeiten eröffnet und es ergeben sich neue Wirtschaftszweige sowie Beschäftigungsfelder.

Vor allem durch diesen technischen Fortschritt ist "Condition Monitoring" (Kurz: CM, Deutsch: Zustandsüberwachung) im 21. Jahrhundert ein Thema. Dieses CM beruht auf der Zustandsüberwachung von Systemen durch Sensoren und der Analyse der dadurch ermittelten Daten zur Vorhersage eines Versagens. Das System wird hierdurch dauerhaft überwacht. Sollten Komplikationen auftreten ist es ggf. möglich nicht nur ein Versagen im Voraus zu erkennen, sondern durch genauere Betrachtung auch die Art und Weise des Versagens, also eines bestimmten Schadentyps.

Durch den Nachbau eines hydraulischen Systems, und der gezielten Einbringung von Schäden, ergeben sich nach der Montage von physikalischen und virtuellen Sensoren z.B. nach Duda, Hart und Stork [27] ein hochdimensionaler Messvektor, anhand welchem eine lineare Diskriminanzanalyse erstellt werden kann und eine Klassifizierung des Schadentyps entsteht.

Es gibt jedoch eine Vielzahl von Sensoren welche sich durch Ihre Messfähigkeiten bzw. Wirkprinzipien unterscheiden, wovon einige in der Tabelle 2 beispielhaft aufgeführt sind.

Tabelle 2: Arten von Sensoren [18, p. 451]

Wirkprinzip eines Sensors	Beispiel
Taktil	Mechanischer Taster
Elektrisch	Induktiver Näherungsschalter
Optisch/ visuell	Lichtschranke
Akustisch	Ultraschallschranke Sonar
Thermal	Thermoelement

Eine grundlegende Unterscheidung von Sensoren erfolgt nach derer Messgrößen.

Die Hauptaufgabe von Sensoren besteht aus dem Erfassen von physikalischen, also messbaren Größen. In der Industrie 4.0 ist es jedoch nicht nur wichtig physikalische

Messgrößen zu erfassen, sondern diese auch über Schnittstellen an die nächste Stelle des Systems weiterzuleiten. Für beispielsweise autonome Fahrzeuge sind intelligente Sensoren von besonderer Bedeutung. Hier ist die Rede von dreidimensionalen Sensoren. Diese 3D-Sensoren bilden die Umgebung als Modell ab mit welchen weitere Informationen zur Verarbeitung generiert werden können [28, pp. 122-125].

Hierdurch entsteht ein Sensornetz, im Englischen auch Wireless Sensor Network (kurz: WSN) genannt, welche neue Anforderung an die Verarbeitung von Informationen stellt. Bei der Datenmenge welche so entsteht kommt es häufig zu Problemen bei der Verarbeitung. Für diese ist also eine Software nötig welche mit allen Datensätzen der Sensorik interagieren kann um diese auszuwerten.

Nach Luo, Tan und Quek lassen sich die WSN in drei Ebenen unterteilen. Die erste Ebene wird "Data Plane" genannt, also die Datenebene. Die zweite Ebene ist die "Control Plane", also die Kontrollebene. Die dritte und letzte Ebene in der Verarbeitung von Datensätzen verschiedener Sensoren mittels Software ist die "Application Layer" oder auch zu Deutsch die Anwendungsschicht [29]. Die genaue technische Vorgehensweise ist hier jedoch nicht weiter relevant. Jedoch wird hierdurch schon die Bedeutung von verarbeitenden Softwares für die Datenmengen von WSN des Sensor 4.0 im Allgemeinen deutlich.

2.5.2 Maschinelles Lernen

Der Begriff des maschinellen Lernens wird oft als Multiagentensystem (kurz: MAS), bezeichnet. MAS oder maschinelles Lernen beschreibt den gezielten Datenaustausch von so genannten Agenten um deren Zusammenarbeit zu vereinfachen und eine autonome Arbeitsweise zwischen Systemen zu generieren. Als Agenten werden die verschiedenen Softwares bezeichnet welche den Grundstein der Datenermittlung zur weiteren Verarbeitung für die Kommunikation zwischen diesen Systemen in einem MAS erfassen. Der Austausch der Agenten richtet sich in seiner Basis nach Algorithmen. Auf der Grundlage des Multiagentensystems, also dem Zusammenwirken mehrerer Systeme, beruht nach Experten das Entstehen von künstlicher Intelligenz.

Der entscheidende Vorteil ist die Anpassungsfähigkeit des Gesamtsystems sowie der Lernprozess der Agenten und derer Algorithmen. Vor allem bei der Auseinandersetzung mit komplexen Sachverhalten bzw. Aufgaben wächst die Leistungsfähigkeit und natürlich im entschiedenen Maße die Intelligenz. Daraus resultiert im Umkehrschluss aber auch eine größere Datenmenge was eine neue Herausforderung an die Verarbeitung stellt und somit teilweise die Hardware an ihre Grenzen bringt. Jedoch ist die Entwicklung des Gesamtsystem teils nicht vorhersehbar da diese nicht einsehbar und sehr komplex sind. In welche Richtung sich das maschinelle Lernen entwickelt kann also durch verschiedene Aufgaben unterschiedlich ausfallen [4].

Es lassen sich in Folge dessen Bereiche, welche besonders gut oder auch weniger gut für das Anwenden eines MAS eignen, definieren. Im wesentlichen sollen MAS dazu dienen natürliche Organismen nachzubilden und durch technische Mittel zu simulieren [30]. Diese künstlichen Intelligenzen sollen also in Ihrem Handeln dem Menschen so nah wie möglich kommen um weitere Aufgabenfelder bearbeiten zu können und die Wirtschaftlichkeit von Prozessen zu optimieren.

Bei Prozessen des Maschinellen Lernen ist das Hidden-Markov-Modell, zu Deutsch: verdecktes/ verborgenes Markowmodell, von großer Bedeutung. Das Hidden-Markov-Modell (kurz: HMM) wird auf Grundlage des Bayesschen Netzes gebildet. Hierbei werden Zustände betrachtet wobei die Zustandsübergänge zufällig sind und nur untereinander wechseln können [31]. Die Abbildung 7 zeigt das HMM am Beispiel eines Systems mit vier Zuständen, Z1 bis Z4. Die Pfeile beschreiben die Zustandsübergänge.

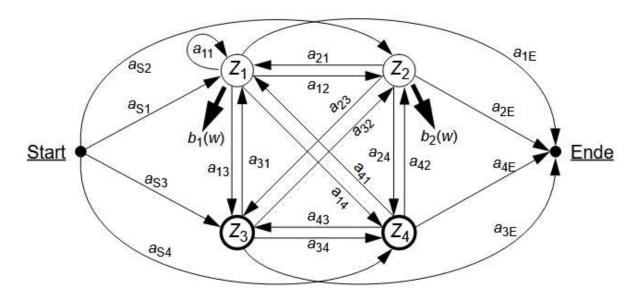


Abbildung 7: Das Hidden-Markov-Modell am Beispiel von 4 Zuständen [32, p. 8]

Das HMM findet im Methodenteil dieser Ausarbeitung Anwendung was das Vorgehen verdeutlicht. Das HMM wird verwendet, um eine Datenklassierung anhand von Zuständen des Systems durchzuführen. In diesem Falle der Analyse einer Flugzeugturbine werden zwei Zustände definiert. Zum einen der Zustand 1 in welchem das System gesund ist und der Zustand zwei welches das System als teilweise defekt identifiziert. Die mathematischen Grundlagen dieses Systems sind sehr komplex und werden nicht weiter berücksichtigt.

2.5.3 Mobile Robotik

Eine weitere wichtige Rubrik in diesem Zusammenhang des Fortschrittes sowie der Sensorik und dem maschinellen Lernen ist die mobile Robotik. Mobile Roboter sind solche, die ihre Umgebung durch Sensoren und Kameras auffassen, diese Informationen auswerten können und sich durch den Raum bewegen können. Durch das Auffassen von Informationen und derer Verarbeitung kann ganz speziell auf eine Situation reagiert werden. Als Beispiel ist hier ein herkömmlicher Staubsaugerroboter zu nennen. Dieser mobile Haushelfer fährt völlig eigenständig durch die Wohnung und reagiert auf Störfälle ebenso selbstständig. Nicht nur auf feste einbauten wie z.B. Wände oder einen Treppenabsatz reagiert der Roboter und wählt einen anderen weg aus, sondern auch auf beispielsweise ein Stuhlbein welches grade in den Weg gerückt wurde kann unmittelbar reagiert werden und der Roboter sucht sich einen anderen Weg [33].

Wie grade schon erwähnt spielt bei solchen Systemen die Sensorik und Verarbeitung in Echtzeit eine wichtige Rolle. Bleibt man weiterhin bei dem Beispiel des Staubsaugerroboters so kann man folgende unabdingliche Sensoren identifizieren.

Bewegungsmessung

- Drehwinkelmessung
- Beschleunigungssensoren

Ausrichtungsmessung

- Kompasse
- Inklinometer

Globale Positionsbestimmung

- •GPS
- Differentielles GPS
- •Glonass, Galileo und Compass

Entfernungsmessung

- Messprinzipien
- Ultraschall-Entfernungsmessung
- Infrarotsensoren
- Laserscanner
- Radar

Kameras und Kameramodelle

- •Omnidirektionale Kameras
- Stereokameras
- •3D-Kameras

Abbildung 8: Sensorik von mobilen Robotern [33, pp. 23-65]

Diese Vielzahl an Sensoren bezieht sich in erster Linie nur auf das Erfassen von Daten. Wie wir bereits erfahren haben ist wie bei allen Systemen der Industrie 4.0 jedoch nicht nur die Erfassung von Informationen wichtig, sondern auch deren Verarbeitung.

Auf die Verarbeitung der einzelnen unterschiedlichen Systeme wird hier jedoch nicht weiter eingegangen. Im Weiteren werden die Zustandsüberwachung sowie die Instandhaltung und deren Systeme genauer unter die Lupe genommen. Des Weiteren erfolgt eine Datenverarbeitung und -analyse in Kapitel 0 für das System einer Flugzeugturbine als Anwendungsbeispiel im Zusammenhang mit einer Versagensvorhersage.

3 Instandhaltungssysteme & Funktionszuverlässigkeit

Die VDI 4003 beschäftigt sich mit dem Zuverlässigkeitsmanagement in den Bereichen Mensch, Organisation, Maschine und Umwelt. Hierzu gehören die Begriffe Instandhaltung sowie Funktionszuverlässigkeit. Eine Betrachtungseinheit oder auch nur Einheit genannt ist ein definierter Teil einer Zuverlässigkeitsuntersuchung und wird als Produkt selber oder Teil eines Produktes definiert [34].

Die Funktionszuverlässigkeit wir genauer definiert als die:

"Fähigkeit einer Betrachtungseinheit, eine geforderte Funktion unter gegebenen Bedingungen für ein bestimmtes Zeitintervall zu erfüllen." [34, p. 5].

Der Begriff Instandhaltung lässt sich durch die Instandhaltbarkeit und die Instandhaltung selber nach der VDI-Richtlinie [34] wie folgt definiert. Die Instandhaltbarkeit ist die:

"Fähigkeit einer Einheit unter gegebenen Anwendungsbedingungen in einem Zustand erhalten oder in ihn zurückversetzt werden zu können, indem sie eine geforderte Funktion erfüllen kann, wobei vorausgesetzt wird, dass die Instandhaltung unter den gegebenen Bedingungen mit den vorgeschriebenen Verfahren und Hilfsmitteln durchgeführt wird."

Die Instandhaltung ist die:

"Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen, einschließlich Überwachungsmaßnahmen, mit denen eine Einheit im funktionsfähigen Zustand erhalten oder in ihn zurückversetzt werden soll." [34].

So die Definitionen der Begriffe nach der Richtlinie 4003 des Vereins Deutscher Ingenieure.

Die Ausfallrate kann außerdem mit folgender Gleichung mathematisch modelliert werden:

$$\lambda(t) = -\left(\frac{dN(t)}{dt}\right)\left(\frac{1}{N(t)}\right)z$$
 GI. 1

Die einzelnen Parameter werden ergeben sich wie folgt.

- $\lambda(t)$: Ausfallrate,
- *N*(*t*): Anzahl der momentan intakten Elemente,
- Z: MTBF, Mean Time Between Failures, also die mittlere Zeit zwischen Ausfällen.

Der zeitliche Verlauf von der Gesamtausfallrate wird durch die Erfahrung mittlerweile häufig aufgrund der Form als "Badewannenkurve" bezeichnet. Diese Kurve beschreibt eine grobe wahrscheinliche Ausfallrate eines Produktes in seiner Lebenszeit, also die Zeit zwischen der Inbetriebnahme des Produktes bis zu seinem endgültigen Versagen [35, p. 35]. Die Badewannenkurve stellt sich wie folgt dar.

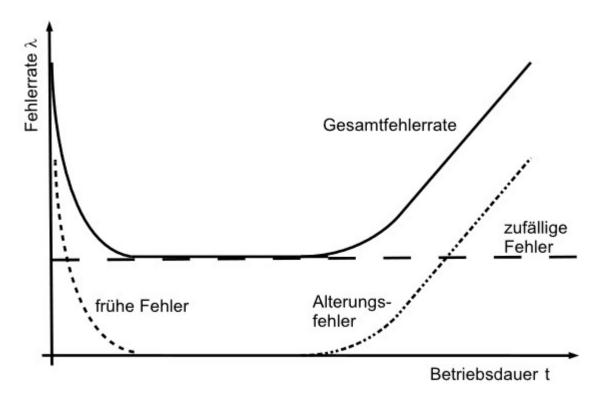


Abbildung 9: Badewannenkurve [36, p. 12]

In diesem Diagramm wird die Ausfallrate λ auf der y-Achse im Verhältnis zur Betriebsdauer t auf der x-Achse dargestellt. Grundsätzlich werden verschiedene Fehlerarten und -typen unterschieden. Die frühen Fehler sind demnach Fehler welche zu Beginn der Betriebsdauer auftreten. Eine andere Bezeichnung lautet häufig "Kinderkrankheiten". Diese Fehler resultieren aus Konstruktions-, Produktion- oder Planungsfehler. Eine andere Fehlerart sind die zufälligen Fehler die unabhängig von der Betriebsdauer auftreten können. Die Auftretenswahrscheinlichkeit ist also über die gesamte Betriebsdauer gleichbleibend. Diese Art von Fehlern ist meist technischer Natur aber können

meist nicht im Voraus erkannt werden. Die letzte Fehlerart für diese Verteilung sind die Alterungsfehler. Alterungsfehler, oder auch Verschleißfehler, sind Fehler welche aufgrund von Alterung auftreten. Mit zunehmender Betriebsdauer verschleißen Komponenten des Systems aufgrund der typischen Beanspruchung. Durch die Summierung dieser Fehlerarten resultiert die Gesamtfehlerrate in Form einer Badewanne [36].

Fehler und als Resultat ggf. ein Ausfall eines Systems sind oftmals nicht vermeidbar. Da jedoch vor allem in der Produktion ein Ausfall eines Systems, beispielsweise bei einer Produktionsstraße, für große Kosten sorgt ist es ein großes Anliegen in Maßnahmen zur Instandhaltung zu investieren. Mit dem technischen Fortschritt entwickeln sich ebenfalls immer bessere Systeme für die Instandhaltung. Für die Erläuterung dieser Maßnahmen und Systeme ist die Spezifizierung der folgenden Begriffe wesentlich.

Tabelle 3: Begriffe für die Grundlagen der Instandhaltung nach DIN 31051:2019-06 [37]

Begriff	Definition	
Wartung	Maßnahmen zur Verzögerung des Abbaus des vorhandenen Abnutzungsvorrats	
Inspektion	Prüfung auf Konformität der maßgeblichen Merkmale eines Objektes durch Messung, Beobachtung oder Funktionsprüfung	
Instandsetzung	Physische Maßnahme, die aufgeführt wird, um die Funktion eines fehlerhaften Objektes wiederherzustellen	
Objekt	Teil, Bauelement, Gerät, Teilsystem, Funktionseinheit, Betriebsmittel oder Systems, das/ die für sich allein beschrieben und betrachtet werden kann	
Schwachstelle	Objekt, bei dem ein Ausfall häufiger als es der geforderten Verfügbarkeit entspricht, eintritt und bei der eine Verbesserung möglich und wirtschaftlich vertretbar ist	
Abnutzung	Abbau des Abnutzungsvorrates, hervorgerufen durch chemische und/ oder physikalische Vorgänge	
Nutzung	Bestimmungsgemäße Verwendung unter Berücksichtigung der allgemeinen anerkannten Regeln der Technik eines Objektes	

Ausfall	Verlust der Fähigkeit eines Objekts, eine geforderte Funktion	
	erfüllen	

Die für die Analyse mittels Condition Monitoring wichtigste Größe ist das Remaining-Useful-Life (kurz: RUL), auf Deutsch also das verbleibende Nutzleben einer Komponente. Diese Größe stellt in der Zuverlässigkeitsanalyse eine der wichtigsten Faktoren dar. Die RUL ist eine dynamische Kenngröße welche Aussage über die verbleibende Dauer der Nutzbarkeit eines Systems zum Zeitpunkt t beschreibt.

In den folgenden Kapiteln werden die Grundlagen, die historische Entwicklung als auch der aktuelle Stand der Technik von Instandhaltungsmaßnahmen von der Korrektiven Instandhaltung (s. Kapitel 3.1) bis zum Condition Monitoring (s. Kapitel 3.5) aufgezeigt.

3.1 RAMS-Analyse

Die Zuverlässigkeit, oder im Sinne einer technischen Einheit auch Funktionszuverlässigkeit genannt, richtet sich also wie bereits beschrieben an die Erfüllung von Anforderungen unter gegebenen Bedingungen eines Systems. Die RAMS-Analyse setzt sich zusammen aus den englischen Begriffen: Reliability, Availability Maintainability und Safety, oder auch auf Deutsch: Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit, Instandhaltbarkeit und Sicherheit. Diese Begriffsdefinition stammt aus der DIN EN 50126 [38] welche grundsätzlich für den Bereich von Bahnen gilt, jedoch auch auf alle technischen Systeme anzuwenden ist und bereits verwendet wird. Besonders in industriellen Bereichen mit hohem wirtschaftlichem Einsatz und einem hohen Risikopotential findet die RAMS-Analyse häufig Anwendung. Sie wird generell in zwei weitere Analysen unterteilt. Zum einen die HAZOP und der FMEA. HAZOP steht hierbei für die Analyse von möglichen Gefährdungen des Systems (Englisch: Hazard and Operability Study). FMEA analysiert die Funktionalität eines Systems im Falle eines Ausfalls (Englisch: Failure Mode and Effects Analysis).

Diese Form der Risikoanalyse wird nicht nur beim integrieren neuer Produkte in bereits bestehende Systeme, oder deren Entwicklung verwendet, sondern kann auch bei der Planung von Projekten helfen. Die Idee hierzu beruht auf der Grundlage Fehlern vor zu wirken und diese zu vermeiden. Da diese Analyse jedoch im klassischen Sinne keine Instandhaltungsmaßnahme ist wird in dieser Arbeit nicht weiter drauf eigegangen. Sie spielt jedoch bei der Bestimmung von der Zuverlässigkeit eines Systems eine wichtige Rolle.

Im Folgenden werden die Instandhaltungsmaßnahmen in chronologischer Reihenfolge etwas genauer beschrieben.

3.2 Korrektive Instandhaltung

Die korrektive Instandhaltung als historisch gesehen erste Instandhaltungsmaßnahme wird auch als reaktive Instandhaltung bezeichnet. Andere Begriffe hierzu sind störungsbedingte Instandsetzung, ausfallorientierte Instandhaltung oder auch Feuerwehrstrategie. Hierbei wird erst auf den Ausfall eines Systems reagiert, aufgrund des Versagens z.B. einer Teilkomponente, welche bereits zum Aussetzen der Funktion führte. Auf wichtige Elemente wie Wartung und Inspektion wird im Voraus, also während der Funktionsfähigkeit des Objektes, generell verzichtet. Im Falle des Versagens ist also eine Instandsetzung erforderlich um die Nutzung wieder sicherstellen zu können. Drückt man dieses System durch die Boolesche Algebra aus so ergibt sich folgende Gleichung

$$D = D_1 \cap D_2 \cap D_3 \dots \cap D_n.$$
 Gl. 2

Das Zeichen ∩, oder auch "und" in der Booleschen Algebra, steht für das gemeinsame Eintreten der Ereignisse [39, p. 182].

Diese Form der Instandhaltung bringt jedoch einige Probleme mit sich. Die Instandsetzung muss sehr spontan und zielgerichtet stattfinden und erfordert einen guten Kenntnisstand über die technische Zusammensetzung des Objektes. Ein anderer Aspekt hierbei ist die Personengefährdung. Bei dem Versagen eines Systems kann es zu Unfällen kommen da die Sicherheit der Gesamtkomponente nicht mehr sichergestellt ist. Dies passiert unter anderem durch die Funktion außerhalb der Auslegungsparameter was zu unvorhersehbaren Reaktionen führen kann.

Es ergeben sich jedoch auch Vorteile bei der korrektiven Instandhaltung. Vor allem der wirtschaftliche Aspekt wiegt schwer. Durch den Verzicht auf Inspektion und Wartung, welche in der Regel in festen zeitlichen Intervallen durchzuführen sind, werden in erster Linie viele Kosten eingespart. Im Zuge dessen kann es wiederrum zu großen Einnahmeausfällen durch Produktionsstillstand kommen besonders durch die langen Ausfallzeiten. Ein weiterer Vorteil ist zudem die nicht vorhandenen Kosten für die Planung im Voraus für andere Instandhaltungsmaßnahmen [40, p. 28].

3.3 Serien- und Parallelsysteme

Eine weitere Maßnahme der Instandhaltung ist die Verwendung von Serien- oder Parallelsystemen. Ein Seriensystem ist aufgebaut wie eine Serienschaltung aus dem Fachbereich der Elektrotechnik. Die entscheidende Eigenschaft dieses System ist, dass im Falle eines Ausfalls einer Teilkomponente das Gesamtsystem Ausfällt. Bestimmt man also eine Ausfallrate, so ist die Ausfallrate des Gesamtsystems immer größer als die der einzelnen Komponenten. Die Ausfallrate des Gesamtsystems ist also generell immer höher, was gegen die Zuverlässigkeit eines solchen Systems spricht.

Ein Parallelsystem weist in seinem Aufbau einen wichtigen Unterschied auf. Jede Komponente als Teil des Ganzen weist eine Reservekomponente auf. Kommt es so zum Ausfall einer einzelnen Komponente kann unmittelbar diese Reserveeinheit eingreifen und es kommt nicht zum Stillstand des gesamten Systems. Ausfälle sind zwar dennoch möglich bei einem erneuten Ausfall der Reserveeinheit, jedoch sollte bis dahin die bereits defekte Komponente welche durch die Reserveeinheit abgelöst wurde ausgetauscht sein. Durch diesen Aufbau wird eine höhere Zuverlässigkeit gegenüber des Seriensystems geschaffen [41]. Das Parallelsystem lässt sich ebenfalls durch die Boolesche Algebra ausdrücken und zwar wie folgt.

$$D = D_1 \cup D_2 \cup D_3 \dots \cup D_n.$$
 Gl. 3

Das Zeichen ∪ entspricht dem Ausdruck "oder" in der Booleschen Algebra. Es bedeutet, dass mind. eins dieser Ereignisse eintritt.

Die Verwendung von diesen Reserveeinheiten wird auch als Redundanz bezeichnet. Das Wort Redundanz, aus dem Lateinischen: redundantia, als Überfluss übersetzt, beschreibt per Definition: "das Vorhandensein von eigentlich überflüssigen, für die Information nicht notwendigen Elementen" [42]. Die Reserveeinheit ist also in dem technischen System in erster Linie nicht erforderlich, hält jedoch die Funktion aufrecht falls ein Element versagt.

Bei Redundanz wird häufig auch zwischen warmer und kalter Redundanz unterschieden. Nach Gühmann und Wolter [43, pp. 179-186] lassen sich diese Begriffe anhand der Hardware, also den Teilsystemen eines Unternehmens, gut erläutern. Demnach

versteht man unter kalter Redundanz Hardware welche eingesetzt wird falls die bestehende Hardware eines Unternehmens versagt. Der Zweck dieser Redundanz liegt also in der Lebenszeitverlängerung des Gesamtsystems nach dem Beispiel eines Parallelsystems. Der Notfallbetrieb wird somit sichergestellt und es kommt nicht zum Ausfall des Systems. Die warme Redundanz hingegen dient der Überwachung der primären Hardware und schaltet schnell in den Notfallbetrieb bei Fehlern der Hardware.

Es existieren weitere Methoden und Werkzeuge bei der Instandhaltung durch Serienund Parallelsystemen diese sollen jedoch nicht weiter Teil dieser Arbeit sein.

3.4 Präventive Instandhaltung

Die präventive Instandhaltung als Instandhaltungskonzept steht neben der korrektiven Instandhaltung ebenfalls im Vordergrund zum Beispiel bei Luftfahrzeugwartungseinrichtungen. Die präventive Maßnahme um die Sicherheit eines Luftfahrzeuges aufrecht zu erhalten, diese wieder her zu stellen oder zu überwachen ist eine vorbeugende Maßnahme. Bei einem Schaden oder dem Ausfallen eines Systems kann es zu verehrenden Schäden kommen weshalb Prävention betrieben wird. Diese Präventionsmaßnahmen können durch unterschiedliche Instrumente geschehen. Vor allem eine regelmäßige Überprüfung der einzelnen Komponenten sowie des Gesamtsystems aufgrund von verschleiß, also der Wartung, sind besonders bedeutsam.

Besonders bei Systemen mit hohen Sicherheitsanforderungen und nicht ausreichender Redundanz kommt es in periodischen Intervallen zu präventiven Instandhaltungsmaßnahmen. Wie auch in anderen Bereichen mit sicherheitstechnischen Anlagen sind für alle Komponenten sowie derer Zusammenwirkung feste Prüfintervalle gesetzlich vorgeschrieben [44, p. 430]. Zwar entstehen durch die Wartung höhere Kosten, jedoch kommt es bei dem Ausbleiben einer Funktion nicht direkt zum Stillstand des Systems.

3.5 Prädiktive Instandhaltung & Condition Monitoring

Die Prädiktive Instandhaltung ist die modernste Form der Instandhaltungsmaßnahmen. Prädiktiv kommt von dem Wort Prädiktion was so viel bedeutet wie: "Vorher-, Voraussage durch wissenschaftliche Verallgemeinerung" [45]. Sie beschäftigt sich also im Zusammenhang mit technischen und mechanischen Systemen mit der Vorhersage eines Zustandes. Das Ziel der Prädiktion ist natürlich einen Zustand des Versagens so vorherzusagen, dass dieser Zustand vermieden werden kann. Wenn also im Gegensatz zu den korrektiven Instandhaltungsmaßnahmen das System keinen Ausfall erleidet, können Kosten eingespart werden da beispielsweise eine Produktion nicht stillsteht. Am Beispiel eines Druckluftanlage bzw. Eines Kompressors würde ein Ausfall der Anlage den unmittelbaren stillstand der gesamten Produktion bedeuten. Die Prädiktive Instandhaltung überwacht das System und schreitet ein bevor es zum Versagen kommt wodurch ein Ausfall ausgeschlossen werden kann. Dies ist inzwischen vor allem durch "Smart Data" möglich. Smart Data sind Daten welche durch besondere Algorithmen die großen Datensätze ("Big Data") genauer analysiert und wichtige Informationen herausfiltert oder zur Verfügung stellen kann. Auch in der Wirtschaft findet die Prädiktion Anwendung bezüglich verschiedener Geschäftsprozesse und deren Ereignisse [46, p. 58].

Für die prädiktive Instandhaltung sind jedoch einige Werkzeuge erforderlich. Das elementarste Werkzeug für die Prädiktion ist das Condition Monitoring. Wie auch schon im Kapitel 2.5.1 kurz erwähnt lebt CM von dem aktuellen technischen Fortschritt und arbeitet mittels Datenerfassung und -verarbeitung.

Nach Lucke, Defranceski und Adolf [47, p. 77] lassen sich an die Instandhaltung in der Planung und dem Betrieb folgende Ansatzpunkte bestimmen:

- Die Verbesserung der Informationsverfügbarkeit- Hier lassen sich durch die Zustandsüberwachung der Maschinen Bewegungsdaten und für die Instandhaltung relevante Daten erfassen und analysieren.
- 2. Verbesserung der Informationsbereitstellung- Der Sinn hierbei ist es die Schnittstelle zwischen dem Bediener und der Maschine nach Informationen zu filtern.
- Verbesserung der Unterstützung der Datenerfassung und -analyse für die Bestimmung der Lebensdauer von Bauteilen der Anlage oder auch der Dokumentation von Instandhaltungshäufigkeiten.

Ein bekanntes vorgehen als Werkzeug der prädiktiven Instandhaltung ist das Ensemble Learning. Diese Methode verwendet anstatt nur eines Systems mehrere Systeme welche sich in vielerlei Hinsicht gegenseitig unterstützen können und so ein Gesamtsystem mit höherer Zuverlässigkeit bilden. Nach Goos, Hartmanis und Leeuwen lässt sich das Ensemble Machine Learning grob durch das Ensemble von den drei folgenden Unterkategorien beschreiben.

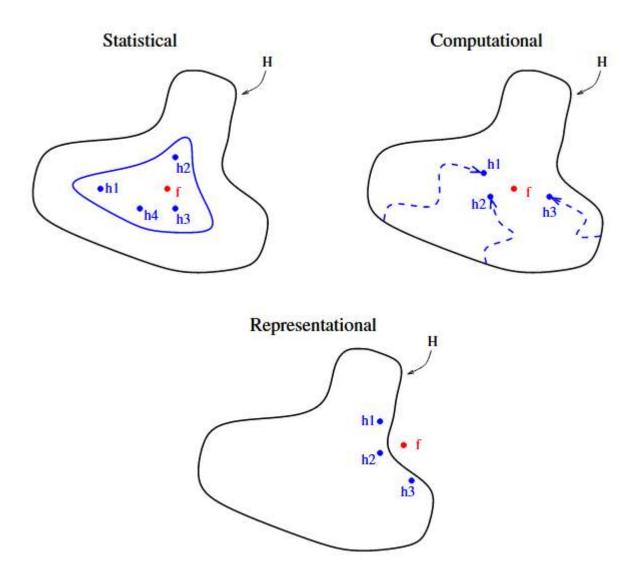


Abbildung 10: Kategorien des Ensemble Learning nach Goos, Hartmanis und Leeuwen [48, p. 3]

Die Komponente "Statistical", zu Deutsch: Statistik, beschreibt die Schwierigkeit in der Auswahl nur eines Systems welches ggf. anfällig für ein Versagen sein kann. Gemäß der Abbildung 10 geht es also um die Wahl der besten Hypothese in dem Bereich H als Gesamtbereich aller Hypothesen. Durch eine Auswahl von mehreren Systemen

wächst statistisch gesehen die Wahrscheinlichkeit ein System zu wählen welches Anfällig ist für einen Ausfall. "Computational", auf Deutsch das rechnerische, beschäftigt sich in diesem Sinne mit den Verschiedenen Startpunkten beim Training der Modelle um eine Verbesserung der Gesamtstruktur zu erreichen wie in Abbildung 10 durch die verschiedenen Startpunkte kenntlich gemacht. Der letzte Teil des Ensembles ist "Respresentational" also die Repräsentierbarkeit. So kann es dazu kommen, dass der gewünschte Outcome nicht durch eine Komponente ausgedrückt werden kann aber wiederrum durch eine andere. Das Ziel wird also durch die Auswahl von mehreren Komponenten sicherer [49, pp. 47-51] also in Bezug auf die Abbildung die Nähe der jeweiligen Hypothesen zum Punkt f als wahre Hypothese. Vereinfacht lässt sich das Ensemble Learning also beschreiben, wenn z.B. bei einer Analyse mehrere Algorithmen analysiert werden und die jeweiligen Ergebnisse der einzelnen Algorithmen als Gesamtpaket für die Analyse herangezogen werden. Diese Kombination liefert häufig ein besseres Gesamtergebnis.

Im Weiteren soll eine Analyse des Versagens einer Flugzeugturbine Analysiert werden und mit Hilfe eines Condition Monitoring Ansatzes untersucht werden.

4 Datenanalyse des Versagens einer Flugzeugturbine

Die in den folgenden Kapiteln analysierten Daten einer Flugzeugturbine sollen statistisch unter Ansatz eines Condition Monitoring Ansatzes untersucht werden. Hierzu wurde ein Datensatz verwendet, welcher durch die National Aeronautics and Space Administration, oder auch kurz "NASA", über das Procnostic Center of Excellence (kurz: PCoE) bereitgestellt wurde. Das PCoE weist Datensätze auf welche von Universitäten, Unternehmen oder Agenturen zur Verfügung gestellt wurden um Forschungslücken der Luft- und Raumfahrt zu schließen und die Technologie voran zu treiben. Diese Datensätze sollen im Besonderen für das schrieben von Algorithmen verwendet werden können [50]. Wie auch die in den nächsten Kapiteln verwendeten Daten handelt es sich hierbei meistens um die Aufzeichnung mehrerer Komponenten bis zu einem Versagensfall eines Systems oder einer Anlage, auf Englisch auch Run-to-Failure bezeichnet.

Die hier für die Untersuchung bereit gestellten Daten des PCoE sind Simulationsdaten eines "Turbofan", also einer Flugzeugturbine/ eines Flugzeugtriebwerks, die eine Motordegradation unter Verwendung von C-MAPSS beschrieben. C-MAPSS ist die "Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation" Software der NASA. Die Simulation wurde unter vier verschiedenen Sets unter unterschiedlichen Kombinationen von Betriebsbedingungen und Fehlermodi durchgeführt. Der Datensatz wurde durch das PCoE selbst zur Verfügung gestellt.

Für die Simulation wurde ein Versagen generiert über die Änderung des Durchflusses für das Triebwerk. Die Abnahme des Durchflusses mit zunehmender Zeit beschreibt das Versagen der Anlage. Als Ergebnis bzw. Ausgabe des Modells erhält man Zeitreihen oder Lebenszyklen des Systems bis zu seinem Versagen, also das "remaining useful life (RUL)" oder auch restliche Nutzungsdauer genannt.

Innerhalb dieser Simulation wurden 21 Sensoren platziert, welche eine Überwachung des Triebwerkes auf Grundlage unterschiedlicher physikalischer Größen, wie z.B. Geschwindigkeit, Erschütterung, Temperatur, Druck usw., durchführen [51]. Die weiteren technischen Eigenschaften sind für die hier durchgeführte Analyse nicht weiter Relevant. Das ReadMe der Simulation des PCoE der NASA ist dem Anhang I zu entnehmen.

4.1 Statistische Kenngrößen zur Analyse

Der Datensatz soll mit Hilfe der Programmiersprache für statistische Analysen "R" durchgeführt werden. Die Programmiersprache wurde durch die Designer Ross Ihaka und Robert Gentleman sowie dem R Core Team als Entwickler an der Universität Auckland entwickelt und im August 1993 veröffentlicht. Diese Sprache hilft im Besonderen beim Lösen von statistischen Problemen und eignet sich gut für die Darstellung.

Um die Daten statistisch Auszuwerten wurde der sehr umfassende Datensatz eines Durchlaufs der Simulation in Form eines Textdokumentes in R eingepflegt. Durch die 21 Sensoren wurden in mehreren Durchläufen einige Variablen ermittelt welche so nicht ohne weiteres zu verarbeiten sind. Hierzu wird eine Hauptkomponentenanalyse durchgeführt um die Vielzahl an Variablen auf einige wenige und relevante Variablen zu minimieren. Hierzu muss eine Korrelationsanalyse durchgeführt werden.

Die Korrelation beschreibt den Zusammenhand von Variablen zueinander. Um das Vorgehen einer Korrelationsanalyse genauer beschrieben zu können wir nun ein Beispiel gewählt.

4.1.1 Korrelationsanalyse anhand eines Beispiels

In dem folgenden Beispiel wird eine Korrelation anhand von einem Stichprobenumfang von zehn willkürlichen Personen ausgedrückt aus zwei unabhängigen Variablen Xi, der Größe der Personen, und Yi, dem Gewicht der Personen, durchgeführt. Das Beispiel dient der bildlichen Darstellung. Die Standardnormalverteilung wird häufig aufgrund ihrer Form auch Glockenkurve genannt (s. Abbildung 11).

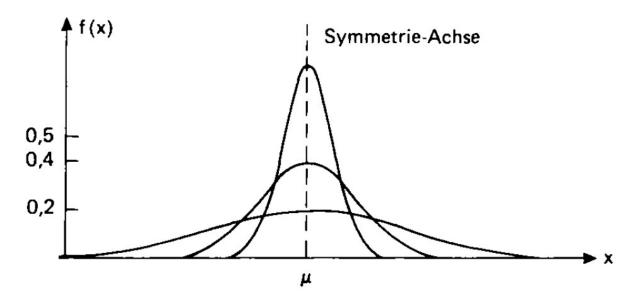


Abbildung 11: Die Normalverteilung (Glockenkurve nach Gauß) [52, p. 139]

Die unterschiedlichen Formen der Funktion sind durch die unterschiedlichen Varianzen δ bzw. Standardabweichungen δ^2 jeweils höher oder flacher. Die Form ergibt sich durch das Auftreten der Häufigkeiten der Merkmalswerte bezogen auch einen größeren Stichprobenumfang. Zur Berechnung der beiden statistischen Kenngrößen werden Gleichungen verwendet welche noch erläutert werden.

Tabelle 4: Beispielswerte für eine Korrelationsanalyse

i	Xi= Körpergröße [cm]	Yi= Gewicht [KG]
1	177	78
2	182	85
3	195	96
4	171	65
5	180	102
6	190	90
7	165	65
8	168	64
9	177	73
10	183	83

Die Werte für Xi und Yi als Beispiel lassen sich für die weitere Analyse nun in ein Punkt-Wolken-Diagramm einzeichnen. Dieses Diagramm wird zum späteren Zeitpunkt die Regressionsgrade verdeutlichen können.

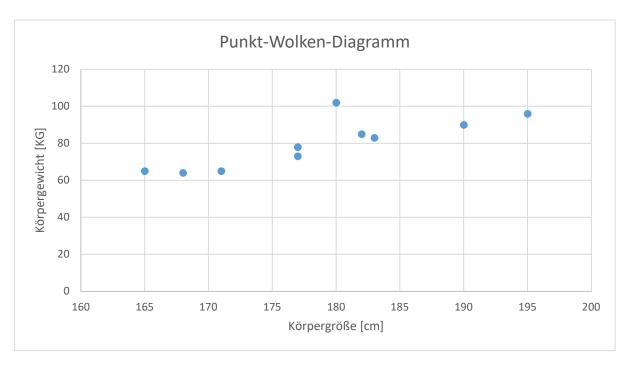


Abbildung 12: Punktwolkendiagramm

Für die Variablen Xi und Yi werden nun die arithmetischen Mittelwerte \overline{x} und \overline{y} bestimmt. Das arithmetische Mittel ist der Durchschnitt der jeweiligen Variable. Die Formel hierzu lautet für Xi:

$$\overline{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} x_i .$$
 Gl. 4

n ist hier klassischerweise der Stichprobenumfang.

In nächsten Schritt muss die Standardabweichung bestimmt werden. Die Standardabweichung δ^2 ist ein Maß für die Streubreite des Merkmals von Xi oder Yi in diesem Falle. Die Formel der Standardabweichung für Xi lautet:

$$\delta^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})^2$$
 GI. 5

Über die Standardabweichung kann nun die Varianz berechnet werden. Die Varianz δ ist die Wurzel der Standardabweichung. Also:

$$\boldsymbol{\delta} = \sqrt{\boldsymbol{\delta}^2}$$
 . Gl. 6

Da es sich in dem Beispiel um zwei Variablen handelt kann nach der Berechnung der Standardabweichung der einzelnen Variablen über den Stichprobenumfang n und dem arithmetischen Mittel jetzt die kombinierte Varianz ermittelt werden. Die Kovarianz, also die Kombination aus den beiden Varianzen der jeweiligen Wertereihen lässt sich folgendermaßen ermitteln:

$$\delta_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x}) \cdot (y_i - \overline{y})$$
 . Gl. 7

Durch die Varianzen der einzelnen Werte und mit der Kovarianz lässt sich nun die Korrelation bestimmen. Die Korrelation r ist in der Statistik eine Größe welche die Beziehung zwischen mindestens zwei Merkmalen oder auch Funktionen beschreibt. Sie ergibt sich zu:

$$r=rac{\delta_{\chi y}}{\delta_{\chi}\cdot\delta_{y}}$$
 . Gl. 8

Da nun die Korrelation nach Pearson von zwei unterschiedlichen Variablen errechnet wurde kann das Ergebnis für r untersucht werden. Der Wert für r^2 ist dabei immer kleiner gleich 1. r hingegen kann bei Korrelation generell Werte von -1 bis +1 annehmen. Der Wert 0 steht für keinen linearen Zusammenhang. Durch Das Ergebnis kann

der Zusammenhang der untersuchten Merkmale bestimmt werden. Nimmt die Korrelation einen Wert von +1 an besteht zwischen den untersuchten Merkmalen ein positiver Zusammenhang also Y linear mit X zunimmt. Erhält man den Wert von -1 besteht ein negativer Zusammenhang also Y zunimmt und X abnimmt. Die Werte von +1 und -1 beschreiben jedoch einen sehr starken Zusammenhang [53, p. 365]. Generell gilt für das Ergebnis von r, also dem Zusammenhang für Werte zwischen -1 und +1 folgendes:

Tabelle 5: Maß an Korrelation anhand des Korrelationskoeffizienten

Korrelationskoeffizient r	Zusammenhang
0	Kein linearer Zusammenhang
0,3	Schwach positiver linear
0,5	Mittelstark positiv linear
0,8	Stark positiv linear
-0,3	Schwach negativ linear
-0,5	Mittelstark negativ linear
-0,8	Stark negativ linear

4.1.2 Lineare Regressionsanalyse anhand eines Beispiels

Bei wissenschaftlichen Auswertungen ist jedoch nicht nur die Korrelation von Bedeutung. Ein weiteres Mittel für die Darstellung eines Zusammenhangs von Merkmalswerten ist die Regressionsanalyse. Bei der Regressionsanalyse wird die Korrelation der Werte aus dem Punkt-Wolken-Diagramm durch eine grade ausgedrückt. Die Elementare Form um einen Linearen Zusammenhang, also eine Grade, zu beschreiben wird mathematisch durch die Gleichung

$$y = m \cdot x + b$$
 Gl. 9

ausgedrückt. Die Steigung der Graden ist der Parameter m aus der Gleichung. Die Steigung der Regressionsgraden kann beliebige Werte Annehmen. Der Y-Achsenabschnitt, also der Punkt indem die Grade die Y-Achse schneidet ist der Wert des Parameters b aus der Gleichung 9. Die Parameter für die Steigung der Graden und derer Y-Achsenabschnitt kann natürlich auch wiederrum durch Gleichungen beschrieben werden. So ergibt sich die Steigung m zu:

$$m{m} = rac{m{\delta}_{xy}}{m{\delta}_x}$$
 . Gl. 10

Der Y-Achsenabschnitt *b* wird hingegen über die arithmetischen Mittelwerte der Wertereihen X und Y sowie der Steigung berechnet.

$$\boldsymbol{b} = \overline{\boldsymbol{y}} - \boldsymbol{m} \cdot \overline{\boldsymbol{x}}$$
 Gl. 11

So ergeben sich alle fehlenden Parameter für die Regressionsgrade. Anhand dieser Graden kann nicht nur ein Zusammenhang der beiden Wertereihen erkannt bzw. angenähert werden, sondern auch für nicht in der Stichprobe enthaltene Werte eine Schätzung zu erlangen [54]. Die Regressionsgrade für das oben genannte Beispiel ist in dem Punkt-Wolken-Diagramm als rote Linie zur Verdeutlichung dargestellt (s. Abbildung 13).

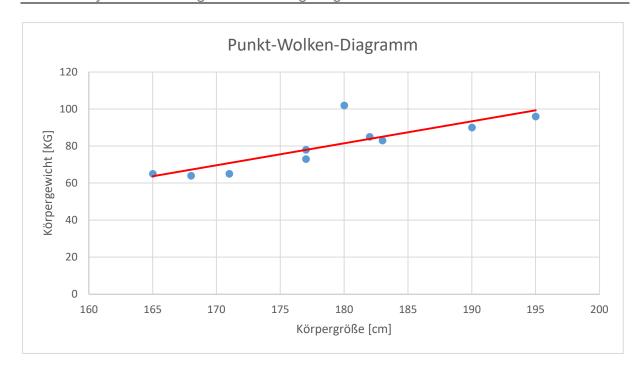


Abbildung 13:Punkt-Wolken-Diagramm mit Regressionsgraden

Die Regressionsgrade ist für diese Untersuchung einer Flugzeugturbine mittels CM hauptsächlich als Anschauungswerkzeug von Bedeutung. Ausreißer können durch diese Grade schnell erkannt werden und wie bereits beschrieben können unter Annahme fundierter Grundvoraussetzungen auch Aussagen über werte getroffen werden welche in dem untersuchten Datensatz nicht gegeben waren. Es kann eine distanzierte Vorhersage für andere Szenarien getroffen werden.

4.1.3 Die Hauptkomponentenanalyse

Die Hauptkomponentenanalyse, oder auch PCA (Englisch für: Principal Components Analysis) genannt, wird durchgeführt, wenn eine Vielzahl von Variablen vorliegt. Diese große Anzahl an Variablen wird in wenige Hauptkomponenten umgewandelt wobei jedoch eine möglichst wenig Informationen verloren gehen sollen. Durch die Korrelation lässt sich hierbei ermitteln ob die in unserem System verwendeten Sensoren eines Flugzeugtriebwerkes ggf. teilweise die Gleichen Messungen aufweisen. Sollte dies der Fall sein können diese Variablen zu einer Hauptkomponente zusammengefasst werden welche wiederrum variablen sind aber aufgrund der geringeren Anzahl die weiteren Rechnungen vereinfachen. Der Umfang an Variablen wird also minimiert [55].

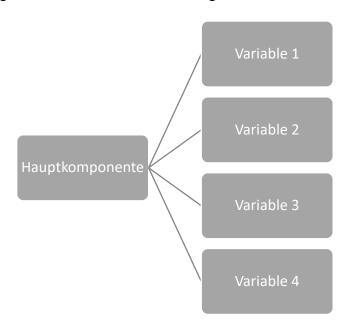


Abbildung 14: Hauptkomponentenanalyse

Da der Datensatz der Flugzeugturbine mit 21 Sensoren und mehreren Durchläufen der Simulation dennoch sehr umfassend ist wird die Hauptkomponentenanalyse mit der Software bzw. Programmiersprache "R" berechnet. R verwendet hierzu ebenfalls eine maschinelle Lerntechnik.

4.2 Datenanalyse in R

Mit dem Datensatz der Flugzeugturbine kann nun anhand der statistischen Maßnahmen, welche grob in Kapitel 4.1 erläutert wurden, weiter vorgegangen werden. Wie bereits erwähnt handelt es sich bei R nicht um eine Software im üblichen Sinne, sondern vielmehr um eine Programmiersprache welche mittlerweile auch in einer Software namens R angewendet werden kann.

Da jedoch das Vorgehen der Analyse der Software nicht klar ist muss hierzu ein Skript geschrieben werden. Das Skript für diese Analyse sowie die anschließende Darstellung der Analyse wurde durch Jun.-Prof. Dr. Antoine Tordeux, Leiter des Fachgebiets für Verkehrssicherheit und Zuverlässigkeit an der Bergischen Universität Wuppertal, erstellt und für diese Arbeit zur Verfügung gestellt.

4.2.1 Die vorläufige Datenanalyse

Zu Beginn der Analyse werden die gegebenen Daten in R eingepflegt. Da es vermutlich einige Sensoren gibt welche keine Messwerte aufweisen, also über die Zeit der Simulation nicht veränderlich sind werden diese für die weitere Analyse nicht berücksichtigt. Gründe hierfür können zum Beispiel der Ort des Sensors sein, oder dass das Versagen für diese gemessene physikalische Größe keinen Einfluss hat. Hierzu wurden zu Beginn der Auswertung die gemessenen Sensorvariablen hinsichtlich ihrer Korrelation zueinander analysiert (s. Abbildung 15).

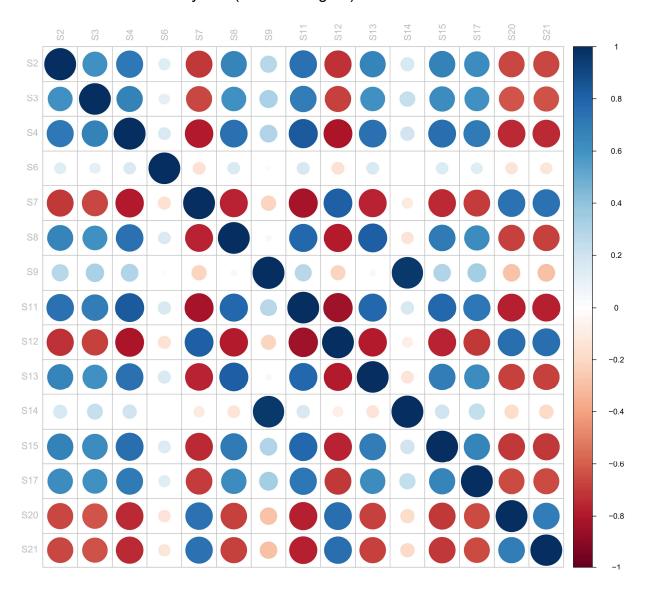


Abbildung 15: Korrelation der gemessenen Sensoren

Die Abbildung zeigt das Maß an Korrelation der gemessenen Daten der einzelnen Sensoren zueinander. Die Punkte der Matrix weisen Farben von dunkelrot bis dunkelblau auf. Dunkelrot steht hier für einen starken negativ linearen Zusammenhang. Sind Punkte in der Matrix nur sehr schwach farblich gekennzeichnet weist das auch eine Korrelation von circa 0 hin, also keinen bis nur einem schwachen linearen Zusammenhang der Sensormesswerte. Dunkelblaue Punkte hingegen weisen auf einen starken positiv linearen Zusammenhang hin. Dies ist gut zu erkennen anhand der gleichen Sensoren zueinander woraus sich eine dunkelblaue Diagonale durch die Abbildung ergibt. Diese kräftigen dunkelblauen Punkte entstehen daraus, dass logischerweise die Sensoren zu sich selbst einen Zusammenhang aufweisen da jeder Sensor mit sich selbst das identische misst. Diese Werte haben jedoch keine Aussagekraft und können vernachlässigt werden.

Des Weiteren gibt R für die Anzahl an veränderlichen Sensoren 15 Stück aus. Diese Sensoren werden grafisch abgebildet wobei auf der Abszisse die Sensoren 1 bis 15 stehen und auf der Ordinate die Standardabweichungen, in Diagramm auf Englisch: Standard deviation, der ermittelten Daten der Sensoren (s. Abbildung 16). Jede Form in dem Diagramm steht dabei für einen Sensor.

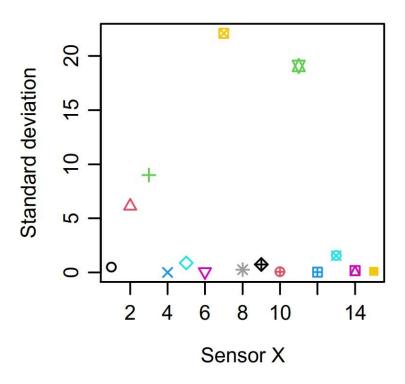


Abbildung 16: Grafik der Standardabweichung der einzelnen Sensoren

Für den nächsten Schritt wird eine Korrelationsanalyse der gemessenen Werte und der RUL anhand jedes Sensors durchgeführt. Das Ganze wird ebenfalls in einem Diagramm dargestellt.

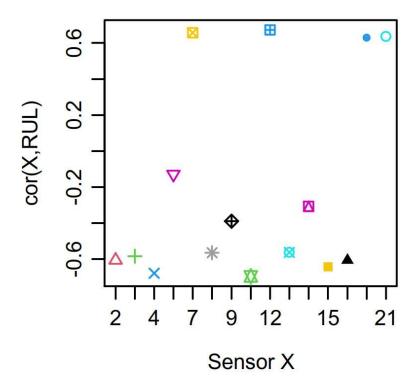


Abbildung 17:Korrelation zwischen Messung und RUL der Sensoren

In der Abbildung 17 lässt sich sehr gut erkennen, dass einige Sensoren eine hohe Korrelation zwischen den Messungen und dem Remaining-Useful-Life aufweisen. Andere hingegen weisen nur eine geringe Korrelation auf. Die Sensoren mit der höchsten Korrelation sind der Sensor 4 und 11. Im Weiteren werden diese beiden Variablen zur Verdeutlichung ihres Einflusses auf die RUL in einem separaten Punkt-Wolken-Diagramm genauer dargestellt.

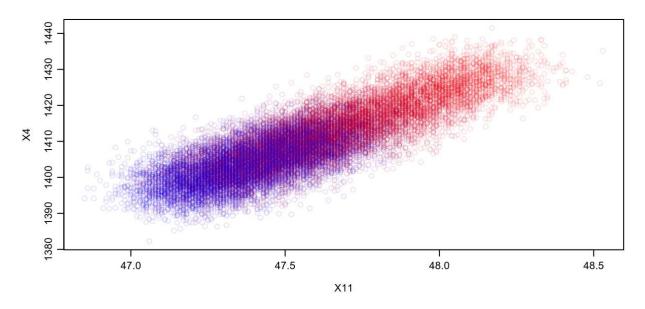


Abbildung 18: Korrelation Sensor 11 und 4 bezüglich RUL

Blau steht in diesem Sinne für eine hohe RUL und rot für eine kleine RUL. Es lässt sich also sehr gut erkennen, dass bei steigenden Werten des Sensors 4 und 11 in Korrelation ein deutlicher Zusammenhang mit dem Remaining-Useful-Time existiert. Wir erhalten eine hohe positive Korrelation also einen linearen Zusammenhang. Die Größe welche jeweils durch die Variablen ausgedrückt werden ist für die statistische Analyse nicht von Bedeutung. Vielmehr geht es hier um den Zusammenhang dieser Beiden. Es lässt sich des Weiteren sagen, dass diese beiden Messwertreihen auf das Versagen des Gesamtsystems der Flugzeugturbine einen Einfluss haben.

Nun können die Variablen reduziert werden. Wie bereits erwähnt wird das durch die PCA umgesetzt. Nachdem R die Hauptkomponentenanalyse durchführt lassen sich, wie im ersten Schritt, diese Hauptkomponenten anhand ihrer Standardabweichungen in eine Grafik abbilden. Im Weiteren sind die Hauptkomponenten mit PC (Englisch: Principal Components) abgekürzt. Es ergibt sich die folgende Abbildung.

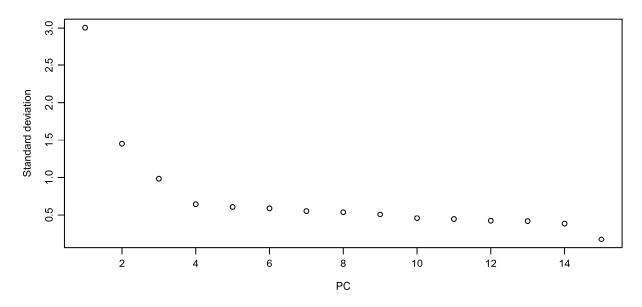


Abbildung 19: Standardabweichungen der Hauptkomponenten

Die PC 1 und 2 haben eine sehr hohe Standardabweichung. Die restlichen Hauptkomponenten weisen eine deutlich geringere Standardabweichung auf. Daher lässt sich deuten, dass sie einen geringen Einfluss auf das Ergebnis der Simulation haben als PC 1 und 2. Um das zu verdeutlichen werden nun mit den Hauptkomponenten die Korrelationen zwischen der Messung und dem RUL gebildet. Das Ergebnis hierzu ist in der folgenden Abbildung dargestellt.

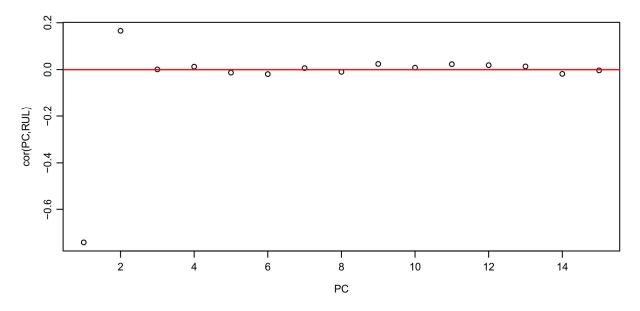


Abbildung 20: Korrelation der Messung und RUL der PC

Zu besseren Veranschaulichung wurde durch den Wert 0,0 eine rote Linie gelegt. Ab der 3. PC weisen die Werte eine Korrelation von circa 0 auf was bedeutet, dass sie in keiner Verbindung zwischen den Messwerten und der RUL stehen. Diese Komponenten sind folglich für das Versagen des Systems nicht weiter relevant. Die PC 1 und PC2 hingegen weisen Werte der Korrelation von ca. 0,2 also einem schwach positiven linearen Zusammenhang bis knapp -0,8 also einem Stark negativem linearem Zusammenhang auf. Um die beiden Hauptkomponenten und derer Zusammenhang mit der RUL zu verdeutlichen wird folgende Abbildung erstellt. Dabei ist die Hauptkomponente 1 auf der Abszisse und die Hauptkomponente 2 auf der Ordinate abgebildet.

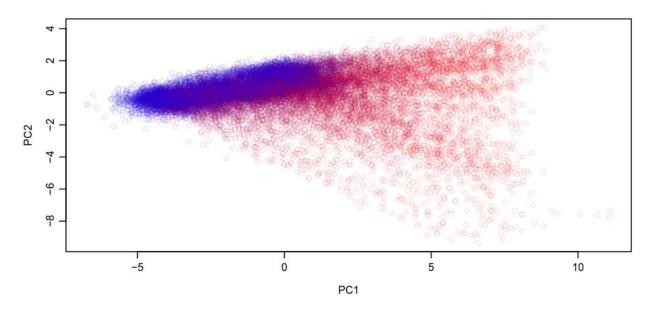


Abbildung 21: Korrelation der PC 1 und 2 bezüglich RUL

Die PC mit einem zueinander negativen Zusammenhang werden hier abgebildet wobei blau für eine hohe, und rot für eine geringe RUL stehen. Mit zunehmenden PC 1 Werten und Werten der PC 2 von ca. -10 bis +4 verringert sich die RUL, also steigt die Ausfallwahrscheinlichkeit der Flugzeugturbine.

Bildet man die Hauptkomponente 1 in einer Grafik in Bezug auf die Zeit, welche im Voraus als Lebenszyklen definiert wurde, ergibt sich die Folgende Abbildung. Auf der Abszisse ist nun die Zeit von 0 bis ca. 400 Zeiteinheiten aufgetragen und die Ordinate zeigt die verschiedenen Messwerte der Durchgänge der Simulation. Diese Zeiteinheiten sind als Rahmenbedingungen zu Beginn der Simulation als Lebenszyklen des Systems, also Anzahl der Systemdurchgänge, festgelegt.

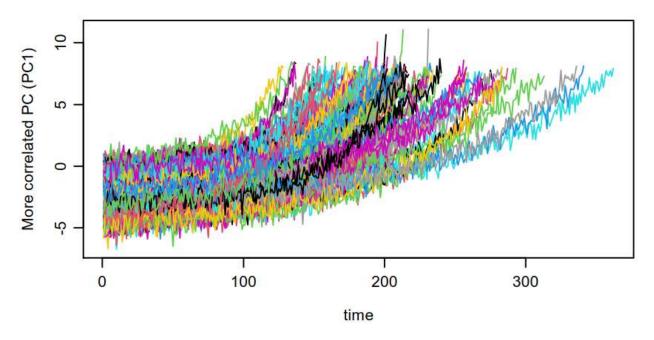


Abbildung 22: PC1 über die Zeit

Dadurch, dass die Simulation für einen so genannten Trail, also einem Durchlauf mehrere Male simuliert wird ergeben sich für die PC1 in Abbildung 22 ein ziemlich unübersichtliches Bild der einzelnen Messungen. Für das Versagen der Flugzeugturbine sind die einzelnen Schwankungen einer Messwertreihe, also die Ausschläge einer einzelnen farbigen Linie in der Grafik, nicht von Bedeutung. Wichtig ist hier die Anzahl der Lebenszyklen welche als Zeit auf der Abszisse abzulesen sind zu betrachten wann genau die Linie aufhört und es zum Versagen kommt. Aufgrund dessen wird die Abbildung etwas vereinfacht und die Schwankungen der einzelnen Linien werden Bereinigt bzw. Entstört. So ergibt sich die nachfolgende Grafik.

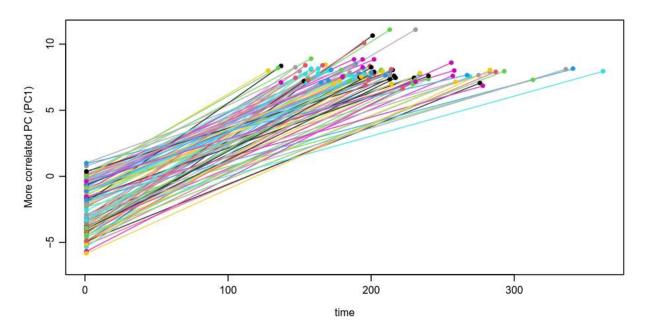


Abbildung 23: Bereinigte Werte des PC 1 über die Zeit

Die Anzahl der Lebenszyklen steht in einem positiv Linearen Zusammenhang mit den Messwerten der Hauptkomponente 1. Da die Bedingungen der Flugzeugturbine für jeden einzelnen Durchlauf der Simulation etwas unterschiedlich sind erhält man eine gestreute Verteilung der Messwerte. Trotz dessen lassen sich bestimmte Intervalle für die Messreihe der PC 1 festlegen in welchem das Versagen gemessen durch die Anzahl der Lebenszyklen stattfindet. Diese Bereiche wurden in der Abbildung 24 rot markiert.

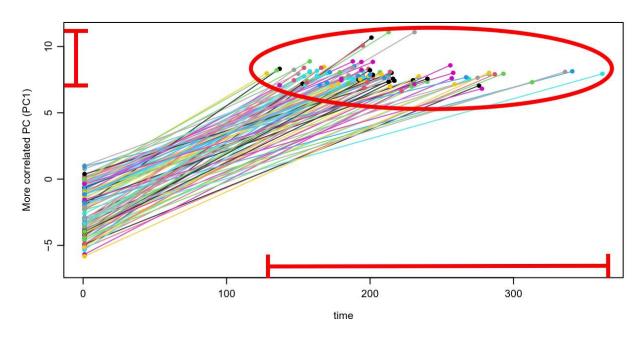


Abbildung 24: Bereinigte Werte des PC 1 über die Zeit mit Hilfslinien

Die Messung der PC 1 Verläuft in einem Wertebereich von ca. -6 bis ca. +12. Wie bereits erwähnt ist für die statistische Analyse die physikalische Größe nicht von Bedeutung weshalb hier auch keine SI-Einheiten genannt werden. Die Expertise ist für die Betrachtung des Gesamtsystems unter Anwendung des Condition Monitoring nicht relevant.

4.2.2 Klassifizierung der Daten

Nach der groben Analyse der Daten lassen sich diese weiterführend klassifizieren. Für die Klassifizierung werden zwei Zustände berücksichtigt. In Zustand 1 ist hier das gesunde System, also der Zustand in welchem das System innerhalb seiner Anforderungen läuft und keine Fehler aufweist. Der Zustand 2 ist dieser, in welchem das System bereits teilweise Fehler aufweist und nicht vollumfänglich im Rahmen seiner Anforderungen läuft. Dieser Datenklassierung wird als erstes anhand der in Abbildung 22 dargestellten Daten durchgeführt. Als Werkezeug hierzu wird das Hidden-Markov-Modell (kurz: HMM) verwendet. Das Grundgerüst des Hidden-Markov-Modells ist in Kapitel 2.5.2 genauer erläutert.

Durch das HMM ergibt sich also für die Hauptkomponente 1 über die Anzahl der Lebenszyklen folgende Abbildung.

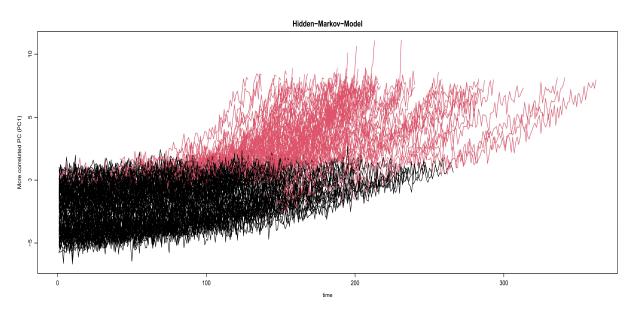


Abbildung 25: Klassifizierte Werte der PC1

Der Zustand 1, also das gesunde System wird hier durch die Farbe schwarz dargestellt. Die rote Farbe zeigt den Zustand 2. Durch das HMM wurden die Daten also klassifiziert. Ähnlich der Abbildung 21 lassen sich so nun auch die Zustände der beiden Hauptkomponenten abbilden.

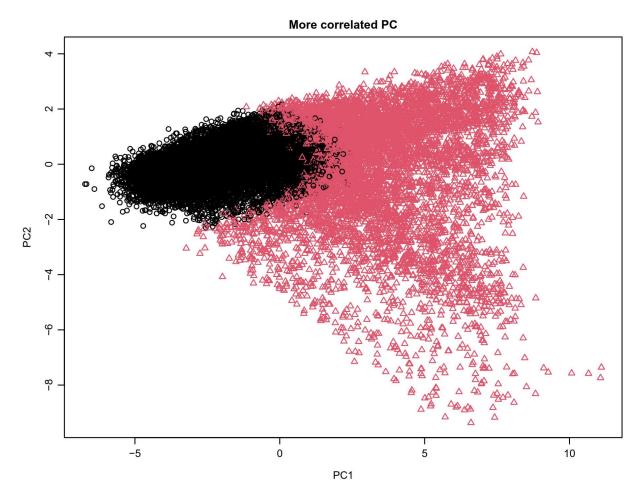


Abbildung 26: Klassifizierung der PC1 und PC2

Dieser Abbildung lässt sich also genau so gut entnehmen, in welchen Bereichen sich eine Zustandsänderung des Systems einstellt.

4.2.3 RUL Prognose

Durch diese Klassierung der Daten ist es nun möglich die als Zustand 2 deklarierten Werte der Analyse mittel Regression durch verschiedene Modelle abzubilden. Wenn die Rohdaten ohne Klassierung verwendet wird, ist das Ergebnis der Prognose des RUL nur sehr ungenau. Die ungenauen Ergebnisse erhält man aufgrund der Berücksichtigung der Daten eines gesunden Systems, bei welchem es sehr schwierig ist Aussagen über das Versagen zu treffen. Folglich werden für die folgenden Analysen nur die Daten des Zustandes 2 berücksichtig. Es wird nun versucht durch statistische Modelle mit der Hilfe von Algorithmen eine Prognose für die Remaining-Useful-Time zu konstruieren welche der tatsächlich ermittelten RUL möglichst nahe kommt.

Die Werte MSD und MSE stehen hierbei für die mean squared deviation (kurz: MSD), also die mittlere quadratische Abweichung eines Schätzers und mean squared error (kurz: MSE), dem mittleren quadratischen Fehler. Desto geringer die Werte für MSE und MSD sind desto besser stimmen die Prognose der RUL mit der tatsächlichen RUL überein. Nach Darstellung der Analysen durch die Algorithmen werden die MSE und MSD untereinander verglichen.

Zu Beginn wird die tatsächliche RUL und die Prognose mittels eines linearen Regressionsmodells abgebildet. Die rechte Abbildung zeigt die Häufigkeiten der Prognose Yb des RUL.

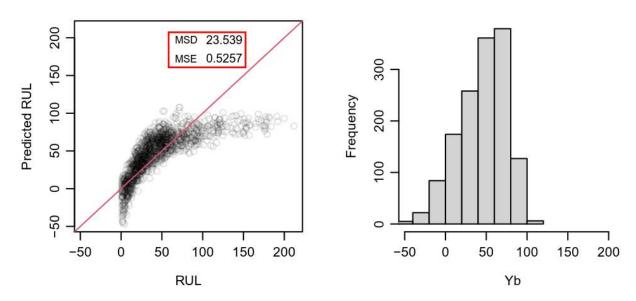


Abbildung 27: Prognose RUL mit linearer Regression

Das Vorgehen der linearen Regression ist in Kapitel 4.1.2 genauer beschrieben. Die nächste Näherung der tatsächlichen RUL und der Prognose wird durch das quadratische Modell umgesetzt.

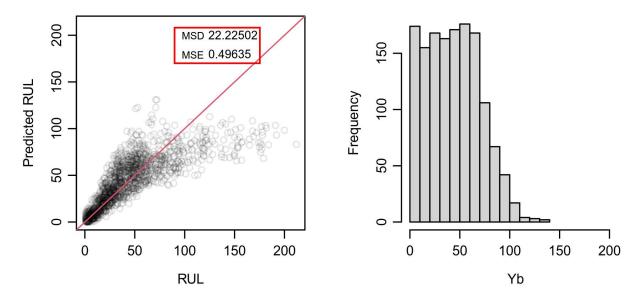


Abbildung 28: Prognose RUL mit quadratischem Modell

Des Weiteren wird die Annäherung der Prognose und dem RUL durch eine Exponentialverteilung modelliert.

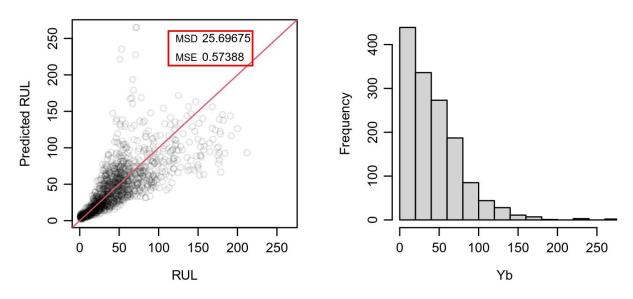


Abbildung 29: Prognose RUL mit Exponential Modell

Eine weitere wichtige Technik in der Analyse von Big Data im Besonderen im Machine Learning ist die Support Vector Machine. Da diese Technik mathematisch sehr komplex ist und zudem auch sehr rechenintensiv wird im Weiteren auf die Erläuterung der technischen Vorgehensweise verzichtet [56, p. 207].

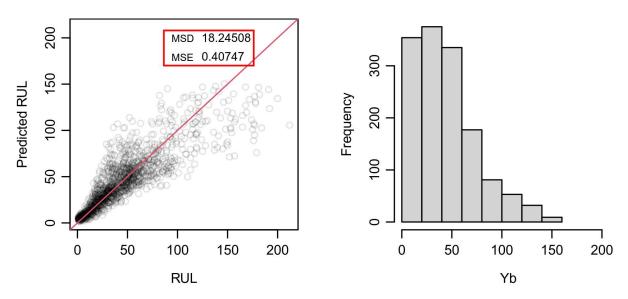


Abbildung 30: Prognose RUL mit Support Vector Machine

Eine weitere Technik bei der Analyse großer Datensätze ist das Random Forrest Lernmodell welches als überwachtes Modell gilt. Bei dieser Vorgehensweise werden die
Daten in mehrere Entscheidungsbäume unterteilt welche letztendlich parametrisiert
werden [56, p. 276]. Der Random Forrest Algorithmus liefert folgende Ergebnisse für
das Verhältnis der tatsächlichen RUL zur Prognose der RUL.

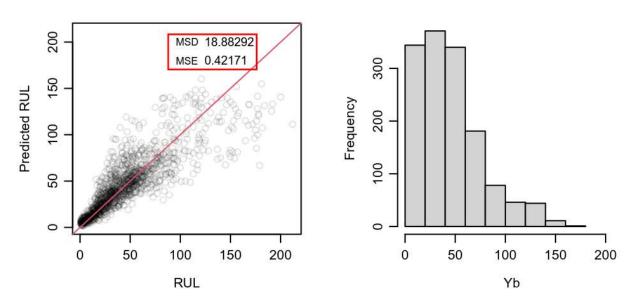


Abbildung 31: Prognose RUL mit Random Forrest

Der k-nearest Neighbor Algorithmus ist ein Verfahren für die Dichteschätzung und Klassifizierung von Daten [57, p. 750]. Wendet man diesen auf den Datensatz der Flugzeugturbine hinsichtlich der RUL und der Prognose dieser an erhält man folgendes Ergebnis.

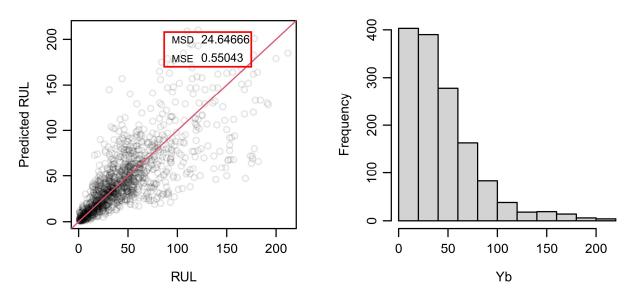


Abbildung 32: Prognose RUL mit k-nearest Neighbors

Der Algorithmus der Artificial Neural Network, zu Deutsch künstliche neuronale Netze oder auch nur Neural Network genannt, ist angelehnt an das Gehirn. Hier werden Knotenpunkte gebildet welche untereinander Vernetzt sind. Gewisse Signale können so transportiert werden und es verarbeiten sowie weiterleiten [58]. Der genaue technische Hintergrund ist hier nicht weiter relevant. Durch die Anwendung des Neural Network Algorithmus erhalten wird für unseren Datensatz folgendes Ergebnis (s. Abbildung 33).

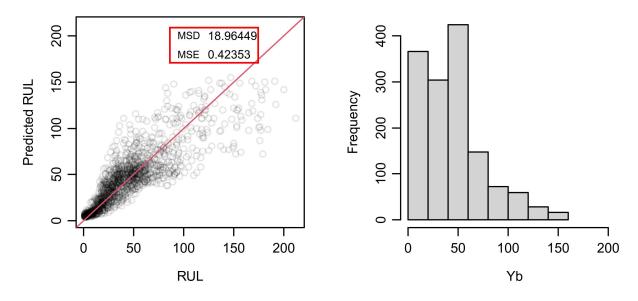


Abbildung 33: Prognose RUL mit Neural Network

Zu guter Letzt werden die Ergebnisse welche für das Verhältnis zwischen der Prognose der RUL und der tatsächlichen RUL durch die Verschiedenen Algorithmen ermittelt wurden kombiniert.

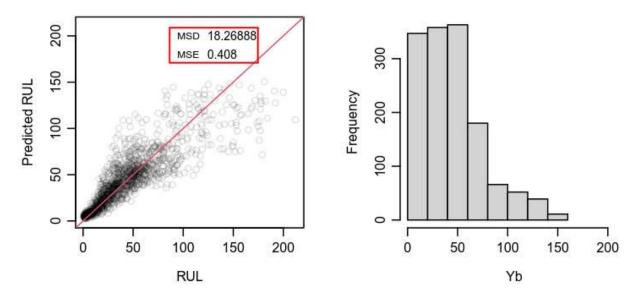


Abbildung 34: Prognose RUL mit Mittelwert der Algorithmen

Die Zahlenwerte des MSE und der MSD sollen nun im Sinne des Ensemble Learning (s. Kapitel 3.5) miteinander verglichen werden um eine Aussage treffen zu können, welcher Algorithmus das beste Ergebnis liefert, also die genaueste Prognose für ein Versagen der teilweise Defekten Systeme der Flugzeugturbine.

Tabelle 6: MSE und MSD der Algorithmen

Algorithmus/ Vorgehen	MSE	MSD
Lineare Regression	23,539	0,5257
Quadratisches Modell	22,225	0,4964
Exponentialmodell	25,6968	0,5739
Support Vector Machine	18,2451	0,4075
Random Forrest	18,8829	0,4217
k-nearest Neighbor	24,6467	0,5504
Neural Network	18,9645	0,4235
Mittelwert der Algorithmen	18,2688	0,4080

Wie bereits erwähnt haben die Werte einen antiproportionalen Zusammenhang zur Güte der Prognose der RUL. Folglich sind desto kleiner die Werte sind die Prognose der RUL besser. Das Exponentialmodell (rot eingerahmt) liefert also mit einem Mean Squared Error von 25,6968 und einer Mean Squared Deviation von 0,5739 die schlechteste Näherung. Das beste Ergebnis wird durch die Support Vector Machine Technik (grün eingerahmt) erreicht mit einem MSE von 18,2451 und einem MSD von 0,4075.

4.3 Auswertung der Ergebnisse

Auf der Grundlage der im vorherigen Kapitel durchgeführten statistischen Untersuchung der Flugzeugturbine mittels der Sensorik lassen sich nun Aussagen bezüglich des Versagens treffen. Da die Betrachtung im Sinne eines CM Instandhaltungssystems durchgeführt werden soll ist das Ziel eine Vorhersage des Versagens treffen zu können.

Durch die schrittweise Beobachtung der Durch die Simulation ermittelten Werte kann eine ziemlich genaue Aussage getroffen werden. Eine Vielzahl an Sensoren wurden im System verbaut wovon jedoch nicht alle eine brauchbare Messung durchführen. Die Sensoren welche über die Zeit nicht veränderlich sind können im realen Fall also eingespart werden. Trotz reduzieren der Sensoren welche auszuwerten sind ist die Datenmenge noch sehr groß. Jedoch lassen sich diese Daten anhand einer Hauptkomponentenanalyse wiederrum gut reduzieren was eine Verarbeitung wiederrum vereinfacht.

Wie man dem Vorgehen entnehmen kann spielt das Remaining-Useful-Life eine entscheidende Rolle bei der Analyse. Durch Das RUL in Verbindung mit den Messwerten kann die Korrelation dieser beiden Größen gebildet werden. Diese Beschreibt dann ziemlich genau den Zusammenhang nach welchen letztendlich gefragt ist. Welche Größe beeinflusst das Versagen des Systems und in welchem Zeitraum ist damit zu rechnen.

Bei dem Untersuchten System der Flugzeugturbine ist ein deutlicher Zusammenhang der Hauptkomponente 1 und dem Versagen über die Korrelation dieser beiden Werte erkennbar. Für die Prädiktion kann also im Umkehrschluss die Aussage getroffen werden, dass die durch die PC 1 ausgedrückten Variablen bei einem Wert von ca. 7 und in etwa 125 Zyklen das System mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit ausfallen wird.

Weiterhin wird durch die Datenklassierung mittel Hidden-Markov-Modell eine Sehr genaue Übersicht über den Verlauf der beiden Zustände des Systems erreicht. Der Übergang vom Zustand 1 also einem gesunden System zum Zustand 2, also einem teilweise defekten System konnte sehr übersichtlich dargestellt werden. Hierbei lassen sich auch die beiden Hauptkomponenten 1 und 2 hinsichtlich des Überganges Ihrer Zustände gut miteinander vergleichen.

Da als Ziel dieser Instandhaltungsstrategie die Prognose des Ausfalls ermittelt werden soll werden die durch die Analyse gewonnenen Daten anhand verschiedener Algorithmen und statistischen Modellen weiterhin ausgewertet. Durch den Vergleich der tatsächlichen RUL welche durch die Simulation erhoben werden konnten und dem Vergleich mit der Prognose der RUL konnte durch die Parameter MSE und MSD eine Qualität der Prognose für die Ausfallwahrscheinlichkeit getroffen werden. Die Qualität der unterschiedlichen Näherungen durch die Algorithmen wurde miteinander verglichen und die beste Vorgehensweise für das System der Flugzeugturbine bestimmt. Eine Prognose für ein teildefektes System welche der tatsächlichen restlichen Lebensdauer entspricht kann also getroffen werden.

Mit diesem Wissen können also um den Ausfall zu vermeiden bei der Annäherung der kritischen Werte bestimmte Maßnahmen, und ferner eine Aussage über den Zeitpunkt des Versagens, getroffen werden. Mit einer Toleranz der kritischen Werte könnte also auf ein Parallelsystem umgeschaltet werden welches für den Zeitraum bis zu der Instandsetzung des ursprünglichen Systems die Funktion aufrecht erhält. Man erhält also durch die Beobachtung und Auswertung ziemlich genaue Daten und Wahrscheinlichkeiten welche für das aufrechterhalten des Systems von Bedeutung sind. Zudem kann man Aussagen treffen welche Größen nicht relevant im Zusammenhang mit der Ausfallwahrscheinlichkeit stehen und wann diese höchstwahrscheinlich eintreten werden.

5 Zusammenfassung & Fazit

In dieser Abschlussarbeit wurde das Condition Monitoring und Instandhaltung von Systemen der Industrie 4.0 am Beispiel einer Flugzeugturbine untersucht. Für das Vorgehen wurde zunächst die Entwicklung der Industrie genauer untersucht. Die Grundlagen der Industrie 4.0 wurden zu Beginn genauer dargestellt. Im Zusammenspiel mit der Industrie 4.0 wurde weiterhin genauer auf die Digitalisierung und den Menschen als Teil der Industrie 4.0 aufgezeigt. Da nicht nur der Mensch von großer Bedeutung ist, sondern auch die Maschine wurden hierzu ebenfalls genauere Erkenntnisse gewonnen und diese wiederrum im Kontext genauer erläutert. Die industrielle Revolution welche sich auch im Internet widerspiegelt brachte den Begriff "Internet of Things" hervor. Der Umschwung des World Wide Web zum Internet of Things war ein Prozess welcher sich durch das erfassen und den Umgang mit Big Data entwickeln konnte. Die Entstehungsweise und das grobe Vorgehen bei diesen Prozessen, sowie seine Anforderungen wurden genauer dargestellt. Des Weiteren waren Werkzeuge der Maschinen welche für Instandhaltungssysteme erforderlich sind wie z.B. Sensorik und Messtechnik, Maschinelles Lernen und Mobile Robotik in diesem Zusammenhang konkretisiert.

Das Condition Monitoring lässt sich im Deutschen auch als prädiktive Instandhaltungsmaßnahme beschreiben. Instandhaltungssysteme und -maßnahmen waren fernen genau wie die Funktionszuverlässigkeit von Systemen Teil dieser Abhandlung. Um das Vorgehen bei Instandhaltungsmaßnahmen und der technischen Zuverlässigkeit von Systemen genauer zu verstehen wurde zunächst einige Grundlegende Begriffe und Kenngrößen definiert. Da Systeme dieser Art seit langer Zeit von Bedeutung sind wurde ebenso hier eine chronologische Untersuchung der gängigsten Instandhaltungsmaßnahmen durchgeführt. Als aktuellste Maßnahme bildet die prädiktive Instandhaltung und das Condition Monitoring das Schlusslicht dieses Kapitels. Anhand dessen wird die Analyse der Flugzeugturbine in den folgenden Kapiteln spezifiziert.

Die Datenanalyse des Versagens einer Flugzeugturbine wurde vorerst unter genauer Beobachtung des Datensatzes und des Verfassers thematisiert. Die Soft- und Hardware welche für die Analysen verwendet wurden, also im Besonderen die Programmiersprache "R", waren zudem Teil der Ausarbeitung. Da eine derartige Untersuchung hauptsächlich durch statistische Kenngrößen durchgeführt wird, wurden hierzu vorerst

die grundlegenden Fakten erklärt. Durch ein simples Beispiel soll dem Leser das Verständnis der statistischen Auswertung nähergebracht werden. Hierzu wurde die Korrelationsanalyse als wichtigster Bestandteil der weiteren Untersuchung unter Anwendung der prädiktiven Instandhaltung hergeleitet. Ferner wurde die Regressionsanalyse erläutert, da diese eine wichtige Rolle in der Darstellung der Daten spielt. Aufgrund der großen Datenmenge geschieht die Analyse mittels einer Hauptkomponentenanalyse. Dieses Werkzeug der Statistik wurde ebenso dargestellt.

Für die Darstellung der Ergebnisse lieferte, dank eines entsprechenden Skriptes, die Software "R" reichlich Anschauungsmaterial. Da diese Grafiken jedoch nicht einfach zu deuten sind hat hier eine Schrittweise Erläuterung des Vorgehens bei der Analyse mit Hilfe der entstandenen Daten geholfen. Anhand dessen wurden ebenso die Ergebnisse dieser Arbeit dargestellt. Die Ergebnisse wurden zudem unter Ansatz eines prädiktiven Instandhaltungssystem im Sinne des Condition Monitoring bewertet. Das grundlegende Ziel dieser Instandhaltungsmaßnahme ist es, eine Prognse bezüglich des Versagens zu treffen und sowohl die Grenzen der Komponenten als auch die Grenzen des Gesamtsystems genauer zu definieren.

Um eine Prognose der restlichen Lebenszeit der Flugzeugturbine treffen zu können wurde des Weiteren eine Datenklassierung durch das Hidden-Markov-Modell durchgeführt. Hierzu wurden zu Beginn zwei Zustande definiert in welchem sich das System befinden kann. Der erste Zustand ist hierbei das gesunde System und der zweite ein teilweise defektes System. Der Übergang der Zustände des Systems ließen sich ebenso gut darstellen und auch ein vergleich zweier Hauptkomponenten in diesem Sinne war erfolgreich.

Für eine Prognose eines teildefekten Systems über die restliche Lebensdauer des Systems ist eine gewisse Qualität erforderlich. Hierzu wurden weiterhin verschiedene statistische Modelle und Algorithmen für eine Annäherung zwischen der Prognose des Remaining-Useful-Life und der tatsächlichen RUL untersucht. Hierbei wurde nur der Zustand 2 berücksichtigt um ein genaueres Ergebnis zu erhalten. Auch hier konnte durch den Vergleich der unterschiedlichen Ergebnisse der Analyse eine Methode für die Prognose des RUL getroffen werden welche eine hinreichende Wahrscheinlichkeit zur tatsächlichen RUL aufweist.

Die zu Beginn dieser Arbeit formulierte Fragestellung bezog sich auf den Stand der Technik von Instandhaltungsmaßnahmen, im Besonderen die prädiktive Instandhaltung und das Condition Monitoring. Die Frage war es wie und in welcher Form anhand von welchen Daten eine statistische Analyse für eine Prädiktion eines komplexen Systems Aussagen bezüglich des Ausfallverhaltens getroffen werden können und wie zuverlässig diese sind. Als Fazit lässt sich folglich sagen, dass die Fragestellungen alle schlüssig beantwortet werden konnten und eine gute Annahme für das Vorhersagen eines Ausfalls einer Flugzeugturbine getroffen werden konnten.

Zudem wurde durch Mittel der statistischen Analyse Faktoren reduziert welche keinen oder nur einen geringen Einfluss auf das System in Anbetracht eines Condition Monitoring aufweisen. Wie in den ersten Kapiteln mit Thema der Industrie 4.0 sehr exakt verdeutlicht wurde um welche Datenmengen es sich sowohl beim Erfassen als auch bei der Weiterverarbeitung handelt hat sich ebenfalls sehr gut am Beispiel der Flugzeugturbine gezeigt. Durch diese Reduktion war eine Verarbeitung für die Analyse deutlich einfacher und es konnten im Anschluss fundierte Aussagen getroffen werden. Ferner wurde dem Leser nicht alleine der Einblick in die modernen Systeme der Zuverlässigkeit und Instandhaltung geboten, sondern auch ein kurzer Blick in Maßnahmen welche sich bis dato sehr bewehrte hatten und häufig heute noch Anwendung finden. Der anfänglichen Fragestellung konnte also nicht nur sehr gut nachgegangen werden, sondern auch durch einen weitreichenden Datensatz und im Besonderen einer stringenten Analyse konnten sehr gute Ergebnisse getroffen werden. Die Herangehensweise wurde zu Beginn der Forschung genauestens besprochen und konnte so unmittelbar ein verwertbares Ergebnis liefern. Für die um den Evidenzgrad zu erhöhen wäre es möglich noch weitere Datensätze mit ggf. unterschiedlichen Randbedingungen durchzuführen. Durch vergleich dieser wäre eine höhere Gewichtung der Forschungsergebnisse zu erreichen.

Des Weiteren lässt sich sagen, dass sich wie auch schon der Titel dieser Thesis zeigt diese Untersuchung nur auf das System einer Flugzeugturbine bezieht. Ein Rückschluss auf andere Systeme wäre hinsichtlich der Herangehensweise und der Grundprinzipien der prädiktiven Instandhaltung zwar nicht falsch, jedoch ist die statistische Analyse in diesen Fällen anzupassen und gegebenenfalls teilweise eine andere Vorgehensweise gefragt. Wie auch bereits erwähnt sind die Maßnahmen des Condition

Monitoring sehr speziell auf die Anforderungen des Systems abgestimmt. Die Ergebnisse die Untersuchung sind jedoch sehr treffend und Aussagekräftig.

6 Ausblick

Condition Monitoring, prädiktive Instandhaltung und Zustandsüberwachung sind sehr wichtige Begriffe in der aktuellen Zeit. Ebenso das Internet of Things and Service oder auch Big Data sind nicht mehr weg zu denken. Anhand dieser Möglichkeiten und dank des technischen Fortschrittes ergeben sich immer mehr komplexere Systeme welche durch Instandhaltungsmaßnahmen zu überwachen sind.

Da auch die Anforderungen an Hersteller uns die Systeme vor allem in der Industrie steigen ist es eine gute Instandhaltung und auch Zuverlässigkeit aus wirtschaftlichen Gründen nicht mehr weg zu denken. Auch die Konkurrenzfähigkeit leidet deutlich, wenn beispielsweise ein Hersteller durch den Ausfall eines Systems nicht der Produktion hinterherkommt. Durch die Digitalisierung lassen sich ebenso Hersteller am anderen Ende der Welt beauftragen, welche beispielweise deutlich aktuellere Maßnahmen hinsichtlich der Zuverlässigkeit ihrer Produktion umgesetzt haben, derer Systeme also viel weniger Anfällig gegenüber Störfaktoren sind.

Das Condition Monitoring bietet also genau den richtigen Ansatz um Zuverlässigkeit zu gewährleisten. Da CM jedoch leider nur sehr spezifisch auf ein komplexes System angewendet werden kann scheuen viele Hersteller derzeit noch die Umsetzung. Für die Analyse welche bei einem System der Produktion in Echtzeit ablaufen muss und zudem auch weitere sehr Preisintensive technische Faktoren erforderlich. Auch das Umrüsten der Maschinen und einreichten eines solchen System ist in erster Linie ein großer Kostenaufwand welcher wieder auszugleichen ist.

Die Prädiktive Instandhaltung ist im Besonderen in Smart Factories bereits in Verwendung. Ziele eines solchen Systems können jedoch beispielsweise sein, auch in Bezug auf die her erforschten Ergebnisse, die Anwendbarkeit auf ein breiteres Spektrum an Systemen zu erweitern. Ferner wird die Zustandsüberwachung aufgrund der Konkurrenzfähigkeit von Unternehmen unabdinglich sein. Auch komplexe Systeme als sicherheitsrelevante Anlage profitieren von der Zustandsüberwachung. In Zukunft wird auch durch den technischen Fortschritt die Verwendung immer weiter vereinfacht. Auch die Kosten der technischen Einrichtung werden durch technischen Fortschritt voraussichtlich reduziert was es auch kleineren Produzenten ermöglichen kann eine solche Maßnahme umzusetzen.

Da aktuell der Austausch einer Komponente, welcher Ausfall dank einer Prognose vorhergesehen wurde, noch durch Techniker umgesetzt werden muss wäre es gegebener maßen ein Ziel des Condition Monitoring die Wiederinstandsetzung des Ursprungssystems ebenfalls automatisch umzusetzen. Diese Untersuchung ist jedoch wie es aktuell auch die Prädiktive Instandhaltung ist sehr systembezogen und erfordert eine mechanische Betrachtung der zu untersuchenden Anlage.

Da jedoch Automatisierung eine immer wichtigere Rolle spielt und diese weniger Anfällig gegenüber Einflüssen des menschlichen Versagens sind liegt hier vermutlich ein wichtiger Bestandteil der Zukunft, besonders für die Produktion.

Da in dieser Arbeit nur eine statistische Analyse der Komponenten erfolgt können keine Aussagen getroffen werden aufgrund welcher Messwerte der Sensoren das System letztendlich versagt. Wenn diese Analyse mit Expertise gefüllt wird kann das System auf mechanischer Grundlage weiterhin hinsichtlich seiner Zuverlässigkeit und Instandhaltung verbessert werden.

Literaturverzeichnis

Literaturverzeichnis

- [1] H. Lasi, P. Fettke, H.-G. Kemper, T. Feld og M. Hoffmann, "Industrie 4.0," *Wirtschaftsinf*, vol. 56, nr. 4, s. 261–264, 2014. [Online] Hentet fra: doi:10.1007/s11576-014-0424-4.
- [2] Duden, *Revolution*. [Online] Hentet fra: https://www.duden.de/rechtschreibung/Revolution. Lastet ned: sep. 16 2021.284Z.
- [3] Industrie 4.0 als unternehmerische Gestaltungsaufgabe: Betriebswirtschaftliche, technische und rechtliche Herausforderungen. Wiesbaden: Springer Gabler, 2016.
- [4] Peter Brödner, "Digitalisierung 4.0 und Big Data wirklich ein neuer Technologieschub?," nr. 2. überarbeitete Aufl., Baden-Baden: Nomos 2017.
- [5] J. Yan, Y. Meng, L. Lu og L. Li, "Industrial Big Data in an Industry 4.0 Environment: Challenges, Schemes, and Applications for Predictive Maintenance," *IEEE Access*, vol. 5, s. 23484–23491, 2017. [Online] Hentet fra: doi:10.1109/AC-CESS.2017.2765544.
- [6] Stamatis Karnouskos, "Cyber-Physical Systems in the SmartGrid,"
- [7] A. Botthof og E. A. Hartmann, red., *Zukunft der Arbeit in Industrie 4.0*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015.
- [8] E. Hartmann, "Arbeitsgestaltung für Industrie 4.0: Alte Wahrheiten, neue Herausforderungen," i *Zukunft der Arbeit in Industrie 4.0*, A. Botthof and E. A. Hartmann, red., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015, s. 9–20.
- [9] V. Wittpahl, *Digitalisierung: Bildung | Technik | Innovation*. s.l.: Springer, 2017.
- [10] P. Aghion og P. Howitt, "Growth and Unemployment," *The Review of Economic Studies*, vol. 61, nr. 3, s. 477–494, 1994. [Online] Hentet fra: doi:10.2307/2297900.
- [11] The future of employment, 2013.
- [12] Jonas Schmidtler, Moritz Körber, Jonas Radlmayr, Carmen Aringer og Herbert Rausch, *Der mobile Mensch in der Industrie 4.0*, 2016.

- [13] DIN EN ISO 10218-1:2020-04, Robotik_- Sicherheitsanforderungen für Robotersysteme im industriellen Umfeld_- Teil_1: Roboter (ISO/DIS_10218-1:2020); Deutsche und Englische Fassung prEN ISO 10218-1:2020.
- [14] DIN EN ISO 10218-2:2012-06, Industrieroboter_- Sicherheitsanforderungen_- Teil_2: Robotersysteme und Integration (ISO_10218-2:2011); Deutsche Fassung EN_ISO_10218-2:2011.
- [15] E. W. U. Küppers, *Die humanoide Herausforderung: Leben und Existenz in einer anthropozänen Zukunft*. Wiesbaden: Springer, 2018.
- [16] D. Spath, red., *Produktionsarbeit der Zukunft Industrie 4.0: Studie*. Stuttgart: Fraunhofer-Verl., 2013.
- [17] R. Bertenrath, H.-P. Klös og O. Stettes, *Digitalisierung, Industrie 4.0, Big Data*, 2016.
- [18] H. B. Kief, H. A. Roschiwal og K. Schwarz, *CNC-Handbuch: CNC, DNC, CAD, CAM, FFS, SPS, RPD, LAN, CNC-Maschinen, CNC-Roboter, Antriebe, Energieeffizienz, Werkzeuge, Industrie 4.0, Fertigungstechnik, Richtlinien, Normen, Simulation, Fachwortverzeichnis, 31. utg. München: Hanser, 2020.*
- [19] K. Mainzer, *Künstliche Intelligenz Wann übernehmen die Maschinen?*, 2. utg. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2019.
- [20] S. Hamilton, "Taking Moore's law into the next century," *Computer*, vol. 32, nr. 1, s. 43–48, 1999. [Online] Hentet fra: doi:10.1109/2.738303.
- [21] *Handbuch Industrie 4.0 Bd.4*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2017.
- [22] S. Meinhardt og F. Wortmann, *IoT Best Practices: Internet der Dinge, Geschäftsmodellinnovationen, IoT-Plattformen, IoT in Fertigung und Logistik,* 1. utg. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden; Imprint: Springer Vieweg, 2021.
- [23] E. Fleisch og F. Mattern, *Das Internet der Dinge: Ubiquitous Computing und RFID in der Praxis: Visionen, Technologien, Anwendungen, Handlungsanleitungen; mit 21 Tabellen/ edited by Elgar Fleisch, Friedemann Mattern.* Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005.

- [24] T. Schulz, red., *Industrie 4.0: Potenziale erkennen und umsetzen,* 1. utg. Würzburg: Vogel Business Media, 2017.
- [25] A. Schütze og N. Helwig, "Sensorik und Messtechnik für die Industrie 4.0," *tm Technisches Messen*, vol. 84, nr. 5, 2017. [Online] Hentet fra: doi:10.1515/teme-2016-0047.
- [26] Dresdner Sensor-Symposium; Forschungsgesellschaft für Messtechnik, Sensorik und Medizintechnik; DECHEMA, Gesellschaft für Chemische Technik und Biotechnologie, *12. Dresdner Sensor-Symposium 2015*. Wunstorf, Germany: AMA Service GmbH, 2015?
- [27] R. O. Duda, P. E. Hart og D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2. utg. s.l.: Wiley-Interscience, 2012.
- [28] B. Vogel-Heuser, T. Bauernhansl og M. ten Hompel, red., *Handbuch Industrie* 4.0: Bd. 3: Logistik, 2. utg. Berlin: Springer Vieweg, 2017.
- [29] T. Luo, H.-P. Tan og T. Q. S. Quek, "Sensor OpenFlow: Enabling Software-Defined Wireless Sensor Networks," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, nr. 11, s. 1896–1899, 2012. [Online] Hentet fra: doi:10.1109/LCOMM.2012.092812.121712.
- [30] Tim Lüth og Thomas Längle, *Multi-Agenten-Systeme in der Robotik und Artificial-Life*.
- [31] *Hidden Markov Model Wikipedia.* [Online] Hentet fra: https://de.wikipedia.org/wiki/Hidden Markov Model. Lastet ned: sep. 24 2021.654Z.
- [32] Ein Ansatz zum Verstehen natürlicher, gesprochener Sprache durch hierarchisch strukturierte Hidden-Markov-Modelle, 1994.
- [33] J. Hertzberg, K. Lingemann og A. Nüchter, *Mobile Roboter: Eine Einführung aus Sicht der Informatik*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg, 2012.
- [34] *VDI 4003*.
- [35] T.-M. I. Băjenescu, *Zuverlässige Bauelemente für elektronische Systeme*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [36] S. Eberlin og B. Hock, red., *Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit technischer Systeme: Eine Einführung in die Praxis*. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2014.

- [37] DIN 31051:2019-06, Grundlagen der Instandhaltung, 2019.
- [38] DIN EN 50126- Spezifikation und Nachweis der Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit, Instandhaltbarkeit, Sicherheit (RAMS), 2018.
- [39] W. Kahle og E. Liebscher, *Zuverlässigkeitsanalyse und Qualitätssicherung*: OLDENBOURG WISSENSCHAFTSVERLAG. Available: http://dx.doi.org/10.1524/9783486720297.
- [40] M. Schenk, *Instandhaltung technischer Systeme: Methoden und Werkzeuge zur Gewährleistung eines sicheren und wirtschaftlichen Anlagenbetriebs.* Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.
- [41] J. Lienig og H. Brümmer, *Elektronische Gerätetechnik: Grundlagen für das Entwickeln elektronischer Baugruppen und Geräte*. Berlin: Springer Vieweg, 2014.
- [42] Duden, *Redundanz*. [Online] Hentet fra: https://www.duden.de/rechtschreibung/Redundanz#close-cite. Lastet ned: jul. 20 2021.836Z.
- [43] C. Gühmann og T.-M. Wolter, red., Simulation und Test in der Funktions- und Softwareentwicklung für die Automobilelektronik: Mit 9 Tabellen; [die zweite Tagung "Simulation und Test in der Funktions- und Softwareentwicklung für die Automobilelektronik" gemeinsam mit der Ingenieurgesellschaft Auto und Verkehr (IAV GmbH) und dem Haus der Technik Essen e.V. im März 2005 durchgeführt. Renningen: Expert-Verl., 2005.
- [44] H. Mensen, *Planung, Anlage und Betrieb von Flugplätzen: Mit 102 Tabellen.* Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2007.
- [45] Duden, *Prädiktion*. [Online] Hentet fra: https://www.duden.de/rechtschreibung/Praediktion. Lastet ned: jul. 21 2021.166Z.
- [46] A. Wierse og T. Riedel, *Smart Data Analytics*: De Gruyter. Available: http://dx.doi.org/10.1515/9783110463958.
- [47] D. Lucke, M. Defranceski og T. Adolf, "Cyberphysische Systeme für die prädiktive Instandhaltung," i *Handbuch Industrie 4.0 Bd.1*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016, s. 75–91.

- [48] G. Goos, J. Hartmanis og J. Leeuwen, *Multiple Classifier Systems: First International Workshop, MCS 2000 Cagliari, Italy, June 21-23, 2000 Proceedings.* Berlin, Heidelberg: Springer, 2000.
- [49] PG 594: Big Data, 2016.
- [50] *Prognostics Center of Excellence*. [Online] Hentet fra: https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/. Lastet ned: sep. 16 2021.946Z.
- [51] Abhinav Saxena, Kai Goebel, Don Simon, Neil Eklund, *Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation*, 2008.
- [52] K. Bosch, red., *Statistik für nichtstatistiker: Zufall und wahrscheinlichkeit*. Munich: R. Oldenbourg Verlag, 2007.
- [53] H. Gebelein, "Das statistische Problem der Korrelation als Variations- und Eigenwertproblem und sein Zusammenhang mit der Ausgleichsrechnung," *Z. angew. Math. Mech.*, vol. 21, nr. 6, s. 364–379, 1941. [Online] Hentet fra: doi:10.1002/zamm.19410210604.
- [54] Regressionsanalyse: theorie, technik und anwendung, 2006.
- [55] C. Wolf og H. Best, *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*, 1. utg. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften / Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH Wiesbaden, 2010.
- [56] S. Suthaharan, *Machine learning models and algorithms for Big Data classification: Thinking with examples for effective learning,* 1. utg. New York: Springer Science+Business Media, 2016.
- [57] K. Fukunaga og P. M. Narendra, "A Branch and Bound Algorithm for Computing k-Nearest Neighbors," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-24, nr. 7, s. 750–753, 1975. [Online] Hentet fra: doi:10.1109/T-C.1975.224297.
- [58] *Artificial neural network Wikipedia.* [Online] Hentet fra: https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial neural network. Lastet ned: sep. 24 2021.445Z.

Anhänge

ReadMe, Datensatz des PCoE, Nasa

Data Set: FD001

Train trjectories: 100

Test trajectories: 100

Conditions: ONE (Sea Level)

Fault Modes: ONE (HPC Degradation)

Data Set: FD002

Train trjectories: 260

Test trajectories: 259

Conditions: SIX

Fault Modes: ONE (HPC Degradation)

Data Set: FD003

Train trjectories: 100

Test trajectories: 100

Conditions: ONE (Sea Level)

Fault Modes: TWO (HPC Degradation, Fan Degradation)

Data Set: FD004

Train trjectories: 248

Test trajectories: 249

ReadMe, Datensatz des PCoE, Nasa

Conditions: SIX

Fault Modes: TWO (HPC Degradation, Fan Degradation)

Experimental Scenario

Data sets consists of multiple multivariate time series. Each data set is further divided

into training and test subsets. Each time series is from a different engine - i.e., the

data can be considered to be from a fleet of engines of the same type. Each engine

starts with different degrees of initial wear and manufacturing variation which is unk-

nown to the user. This wear and variation is considered normal, i.e., it is not considered

a fault condition. There are three operational settings that have a substantial effect on

engine performance. These settings are also included in the data. The data is conta-

minated with sensor noise.

The engine is operating normally at the start of each time series, and develops a fault

at some point during the series. In the training set, the fault grows in magnitude until

system failure. In the test set, the time series ends some time prior to system failure.

The objective of the competition is to predict the number of remaining operational cyc-

les before failure in the test set, i.e., the number of operational cycles after the last

cycle that the engine will continue to operate. Also provided a vector of true Remaining

Useful Life (RUL) values for the test data.

The data are provided as a zip-compressed text file with 26 columns of numbers, se-

parated by spaces. Each row is a snapshot of data taken during a single operational

cycle, each column is a different variable. The columns correspond to:

1) unit number

2) time, in cycles

3) operational setting 1

4) operational setting 2

VII

- 5) operational setting 3
- 6) sensor measurement 1
- 7) sensor measurement 2

...

26) sensor measurement 26

Reference: A. Saxena, K. Goebel, D. Simon, and N. Eklund, "Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation", in the Proceedings of the 1st International Conference on Prognostics and Health Management (PHM08), Denver CO, Oct 2008.

DVD

Dateien auf der Digital Video Disc:

- Masterarbeit
- Datensatz der Simulation
 - o RUL_FD001
- Skripte für die Analyse in R
 - o 1-scriptR_Preliminary-analysis
 - $\circ \quad \hbox{2-scriptR_Unsupervised-classification}$
 - $\circ \quad \text{3-scriptR_RUL-Prediction}$