

Masterarbeit

von André Thönnies

Matrikelnummer: 11104048

Registrier-Nr.: EGM 25/19

**Optimierung von Stromverbräuchen durch Einsatz von
Methoden der künstlichen Intelligenz in mittelständischen,
produzierenden Unternehmen**

**Optimizing power consumption by artificial intelligence
based methods in medium sized, manufacturing companies**

Kooperationspartner: manageE GmbH & Co. KG

Abgabe: 31.01.2020

Referent: Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt.-Ing. Thorsten Schneiders (TH Köln)

Co-Referent: Dipl.-Ing. Dipl.-Wirt.-Ing. Michael Pauli (manageE GmbH & Co. KG)

Optimierung von Stromverbräuchen durch Einsatz von Methoden der künstlichen Intelligenz in mittelständischen, produzierenden Unternehmen.

Optimizing power consumption by artificial intelligence based methods in medium sized, manufacturing companies.

**Am Cologne Institute for Renewable Energy (CIRE)
Fakultät für Anlagen, Energie- & Maschinensysteme**

Name, Vorname: Thönnnes, André
Matrikelnummer: 11104048
Registrier-Nr.: EGM 25/19
Kontaktdaten: thoennes.andre@gmail.com

Keywords: manageE GmbH & Co. KG, künstliche Intelligenz (KI), künstliche neuronale Netze (KNN), Energieeinsparzähler, Messkontroller, Prozesse, Datenanalyse, Energiedaten, Betriebsdaten, nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale;

Kurzfassung

Ziel dieser Masterarbeit ist die Ausarbeitung, ob eine Auswertung und Überwachung der Energiedaten mittels künstlicher Intelligenz (KI) möglich ist und welche Hindernisse dem Einsatz entgegenstehen. Dabei soll ein Überblick entstehen, auf welchem Stand die auftraggebende Firma manageE GmbH & Co. KG ist und welche Schritte als nächstes getätigt werden müssen, um eine Implementierung zu ermöglichen. Um Referenzen für die Auswertung durch eine KI zu erhalten, werden Energiedaten der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG plausibilisiert und auf Energieeinsparpotenziale analysiert. Diese Auswertung auf Energieeinsparpotenziale bezieht sich auf nichtproduktionsbezogene Energiedaten, da die Ergebnisse und Methoden in ähnlicher Form auf weitere Firmen übertragen werden können. Mit den Erkenntnissen aus der Analyse werden Konzepte für die Implementierung einer KI entwickelt und die nächsten Schritte zur Vorbereitung definiert. Zum Schluss wird die Handlungsempfehlung ausgesprochen, dass die momentan erfassten Energiedaten plausibel vorliegen müssen und die Datenbank um die Betriebsdaten erweitert werden muss, damit eine KI genügend Datengrundlage hat, um effektiv arbeiten zu können.

Sperrvermerk

Ich erkläre hiermit, dass meine Masterarbeit

- ausgeliehen
- nicht ausgeliehen (Sonderfall mit Begründung)
- aufgrund einer Auflage der beteiligten Firma manageE GmbH & Co. KG bis zum nicht ausgeliehen werden darf (zutreffendes bitte ankreuzen und ggf. Datum eintragen).

X

André Thönnens
Masterand

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die Masterarbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt und die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken als solche kenntlich gemacht habe. Die Arbeit habe ich bisher keinem anderen Prüfungsamt in gleicher oder vergleichbarer Form vorgelegt. Sie wurde bisher auch nicht veröffentlicht.

X

Ort, Datum

X

André Thönnens
Masterand

Bestätigung

Herrn **André Thönnens**, Matrikelnummer: **11104048**,
wird hiermit bestätigt, dass er seine Masterarbeit bei mir abgegeben hat.

X

Ort, Datum

X

Unterschrift Betreuer

Kurzfassung

Ziel dieser Masterarbeit ist es, dem Auftraggeber manageE GmbH & Co. KG ein Konzept vorzustellen, dass mittels künstlicher Intelligenz die Energiedaten von KundenInnen ausgewertet. Dazu zählt die Überprüfung der Konsistenz, Plausibilität, mögliche Einsparpotenziale und die Überwachung des regulären Produktionsbetriebs. Zielgruppe für diese Auswertung sind mittelständische, produzierende Unternehmen, die mit Messtechnik der Firma manageE GmbH & Co. KG ausgestattet sind. Um ein geeignetes Konzept zu empfehlen, muss der allgemeine Stand der Technik im Bereich der künstlichen Intelligenz festgestellt und eine Analyse der Messdaten einer Beispielfirma durchgeführt werden. In dieser Arbeit werden die Messdaten der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG verwendet, die mittels Kaltumformung Bauteile für die Automobilindustrie herstellen.

Analysiert werden Energiedaten in sekundlicher Auflösung, die kontinuierlich von 18 Messkontrollern auf einer cloudbasierten Datenbank bereitgestellt werden. Die Analyse zeigt, dass Daten in der Datenbank teilweise nicht konsistent sind, das heißt, es fehlen Werte oder es liegt eine zeitliche Verschiebung vor. Ebenfalls werden nicht aufgeführte Stromerzeugungsanlagen (PV-Anlage, Peak-Shaving Batteriespeicher) entdeckt, die bei der Installation der Messtechnik nicht vorhanden waren und negative Energieflüsse hervorrufen.

Anschließend werden nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale durch bereitgestellte Analysetools ermittelt. Zu den nichtproduktionsbezogenen Einsparpotenzialen zählen Grundlastabsenkung, Stand-by-Betrieb Verringerung und Optimierung des Betriebs von Querschnittstechnologien (in diesem Fall Kompressoren zur Druckluftherzeugung).

Durch die Erarbeitung der möglichen Fehler und der Einsparpotenziale, können Lösungsansätze auf Basis einer KI für diese Abwendungen entwickelt werden. Diese Lösungsansätze unterscheiden sich in der zur Verfügung stehenden Datenvielfalt. Es werden Konzepte mit drei verschiedenen Datenvariationen vorgestellt, eine intelligente Betriebsführung sowie eine Reduktion des Messaufwandes.

Eine Bewertung am Schluss über die Umsetzbarkeit der vorgeschlagenen Konzepte ergibt, dass der nächste Schritt in Richtung Implementierung einer KI, die Plausibilisierung der gemessenen Daten ist, sodass diese fehlerfrei vorliegen und darüber hinaus zusätzliche Informationen in Form von Betriebsdaten benötigt werden. Mit diesen ist es einer KI möglich, Fehler und Optimierungspotenziale zu detektieren.

Abstract

The aim of this master thesis is to provide the client manageE GmbH & Co. KG with a concept that uses artificial intelligence (AI) to evaluate the energy data of customers. This includes checking consistency, plausibility, possible saving potentials and monitoring of regular production operations. The target group of this evaluation are medium-sized, manufacturing companies that use measurement technology provided by manageE GmbH & Co. KG. In order to recommend a suitable concept, the state of art in the field of artificial intelligence must be determined and an analysis of the measurement data of an example company must be carried out. In this thesis the measurement data of the company A. + E. Keller GmbH + Co. KG is used, that produces components for the automotive industry through cold forming.

Energy data is analyzed in a resolution of one second, which is continuously provided by 18 measurement controllers on a cloud based database. The analysis shows that data in the database is sometimes not consistent. This means values are missing or there is a time lag between them. Moreover, unlisted power generation systems (PV system, peak-shaving battery storage) have been detected that causes negative energy flows.

Subsequently, non-production-related saving potentials are determined using the analysis tools provided by manageE GmbH & Co. KG. Non-production-related savings potentials include base load reduction, stand-by operation reduction and optimization of the operation of cross section technologies (in this case compressors for compressed air generation).

By working out the possible faults and the saving potentials, solution approaches based on an AI can be developed for these applications. These solution approaches differ in the variety of available data. Concepts with three different data variations are presented, an intelligent operation management as well as a reduction of the measurement effort.

An evaluation of the feasibility of the proposed concepts shows that the next step towards the implementation of an AI is to check the plausibility of measured data to make sure that there no more faults and to collect operation data. With these, it is possible for an AI to detect errors and optimization potentials.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	V
Abstract	VI
Inhaltsverzeichnis.....	VII
Abkürzungsverzeichnis / Symbolverzeichnis	X
Abbildungsverzeichnis	XI
Tabellenverzeichnis	XIII
1 Einleitung.....	14
1.1 Kapitelübersicht	15
1.2 Problemstellung	15
1.3 Vorgehensweise	16
I Thematischer Überblick und Grundlagen	18
2 Grundlagen der Energieeffizienz	18
2.1 Richtlinien auf internationaler Ebene	18
2.2 Energieeinspargesetze auf nationaler Ebene	19
2.3 Förderungen	20
2.4 Ansatz der manageE GmbH & Co. KG	20
3 Grundlagen der künstlichen Intelligenz „KI“	23
3.1 Maschinelles Lernen „Machine Learning“	24
3.1.1 Überwachtes Lernen „Supervised Learning“	26
3.1.2 Unüberwachtes Lernen „Unsupervised Learning“	27
3.1.3 Verstärkendes Lernen „Reinforcement Learning“	28
3.2 Anwendungsbeispiele für KI.....	29
3.2.1 Bildererkennung	30
3.2.2 Spracherkennung	32
3.2.3 Energiemanagement	34
3.3 Projektbeispiele und Forschung.....	34
3.3.1 Realisierte Projekte	35
3.3.2 Forschung	37
3.4 Anbieter von Software für den Einsatz von KI.....	38
3.4.1 Kommerzielle Anbieter	38

3.4.2	Nichtkommerzielle Anbieter (open source)	39
3.4.3	KI für mobile Endgeräte	40
II	Messdatenanalyse und KI Implementierung	41
4	Ansätze zur Nutzung von KI bei manageE GmbH & Co. KG	41
4.1	Aktuelle Vorgehensweise	41
4.1.1	Installation der Messgeräte	41
4.1.2	Prozesse definieren	44
4.1.3	Datenanalyse und Fehlerbetrachtung	45
4.2	Ansatz der KI-Implementierung	47
4.3	Methodik zur Implementierung der KI	48
5	Analyse des Beispielprojektes: Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG	49
5.1	Unternehmensvorstellung	49
5.2	Messkonzept	51
5.3	Fehlerbetrachtung	56
5.4	Datenanalyse	61
5.4.1	Nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale	61
5.4.2	Produktionsbezogene Einsparpotenziale	67
5.5	Key Performance Indicators „KPI“	68
6	Lösungsansätze auf Basis einer KI	70
6.1	Datenerfassung	70
6.1.1	Energiedaten	70
6.1.2	Betriebsdaten	75
6.1.3	Prozessdaten	79
6.1.4	Bewertung der Messdaten	81
6.2	Intelligente Betriebsführung	82
6.3	Reduktion des Messaufwandes	83
6.4	Bewertung der Umsetzbarkeit der KI Implementierung	86
III	Zusammenfassung und Ausblick	90
7	Handlungsempfehlung	90
8	Diskussion	92
9	Fazit	94
10	Ausblick	96

Literaturverzeichnis	97
Anhang	XIV

Abkürzungsverzeichnis / Symbolverzeichnis

<i>AI</i>	Artificial Inteligence
<i>BAFA</i>	Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle
<i>BMWi</i>	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie
<i>DC</i>	Data Center
<i>EnEG</i>	Gesetz zur Einsparung von Energie in Gebäuden
<i>EU</i>	Europäische Union
<i>fps</i>	Frames per second (Bilder pro Sekunde)
<i>ggf.</i>	Gegebenenfalls
<i>KI</i>	künstliche Intelligenz
<i>KNN</i>	künstliche neuronale Netze
<i>KMU</i>	kleine und mittlere Unternehmen
<i>LAN</i>	Local Area Network
<i>ML</i>	Machine Learning
<i>PUE</i>	Power Usage Effectiveness
<i>RAM</i>	Random-Access Memory
<i>vgl.</i>	vergleiche

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Methodische Vorgehensweise zur Bearbeitung dieser Masterarbeit.	16
Abbildung 2: Entwickelter Messcontroller mit 18 Strommesseingängen (schwarze Buchsen), drei Spannungseingängen (mittige grüne Buchse) und Ethernet-Anschluss.	21
Abbildung 3: Beispielhafte energetische Optimierung eines Fertigungsprozesses. Zu Beginn werden zwei kWh pro produzierter Einheit benötigt, nach Umsetzung einer Energieeinsparmaßnahme werden nur noch 1,82 kWh pro Stück benötigt, jedoch steigt der Gesamtenergiebedarf durch die Fertigung höherer Stückzahlen.	22
Abbildung 4: Hierarchische Unterteilung der KI in ihre Formen.	24
Abbildung 5: Vorgehensweise des ML.	25
Abbildung 6: Bilden und Visualieren von Clustern mit der Methode des „Unsupervised Learning“ und dem K-means Algorithmus.	27
Abbildung 7: Aufbau eines künstlichen neuronalen Netzwerkes. Die Anzahl der "Hidden Layer" variiert mit den Anforderungen.	28
Abbildung 8: Beispielhafte Darstellung eines trainierten Neurons mit der Gewichtung der Eingangswerte und der internen Verwertung.	29
Abbildung 9: Bilderkennung mithilfe eines künstlichen neuronalen Netzes.	30
Abbildung 10: Bilderkennung durch künstliche Intelligenz. Aufgenommen durch eine Kamera die in einem Fahrzeug platziert wurde.	31
Abbildung 11: Funktionsweise der Spracherkennung am Beispiel von Apple´s Sprachassistent "Siri".	33
Abbildung 12: Energiebedarf einer Serverfarm von Goggle während eines Tests des Machine Learning Programms von DeepMind. Durch den Einsatz der KI ergibt sich eine Energieeinsparung von circa 40 %.	36
Abbildung 13: Vorgehensweise der YOLO-Software. Diese unterteilt das Bild in X * Y kleinere Bilder und bestimmt deren Zugehörigkeit untereinander (Rahmen bilden) und parallel werden die Klassen der kleineren Bilder bestimmt (Benennung des Rahmens).	40
Abbildung 14: Nachrüstung von zwei Messcontrollern in bestehenden Schaltschränken (rot umkreist).	42
Abbildung 15: Installation der teilbaren Stromwandler in einer Hauptverteilung. Die teilbaren Stromwandler benötigen wenig Platz, sind leicht zu installieren und bieten eine hohe Flexibilität aufgrund der flexiblen Stromleitung.	43
Abbildung 16: Allgemeine Darstellung wie die Prozesse definiert und untergliedert werden. Hier werden drei Teilprozesse definiert (Verwaltung, Produktion, Versand), die sich jedoch noch weiter untergliedern.	44
Abbildung 17: Lastprofil in 15-Minuten-Werten über den Zeitraum eines Monats. Diese Darstellung dient der Vergleichbarkeit der einzelnen Wochentage.	45
Abbildung 18: Hallenplan der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG; eingezeichnet sind die Transformatoren (rot umkreist), die Messstellen (rote Vierecke) und die einzelnen Bereiche (orange umrandet).	50
Abbildung 19: Übersichtsplan der Firma Keller der die Ringstruktur der drei Transformatoren (rot), der einzelne Transformator vier (rosa) und die angeschlossenen Erzeugungsanlagen (orange) darstellt.	51
Abbildung 20: Darstellung des Sankey-Diagramms im Webportal der Firma manageE GmbH + Co. KG. Diese Darstellung wird mit Live-Daten erstellt, sodass zu jedem Zeitpunkt die Energieflüsse erkennbar sind.	53

Abbildung 21: Sankey-Diagramm der Unterverteilung UV-Magazin oben. An diesem Beispiel wird dargestellt, wie eine komplexe Struktur einfach grafisch dargestellt wird und wie die hierarchische Struktur aufgebaut ist.	54
Abbildung 22: Vereinfachte Darstellung der Prozesse bei der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG. Gezeigt ist der Prozess von der Einspeisung bis zu den Endverbrauchern.	55
Abbildung 23: Analyse des Sankey-Diagramms mit Betrachtung des negativen Restwerts.	57
Abbildung 24: Messaufbau an der Unterverteilung „alte NSV“, links vom Transformator kommend; nach der Sicherung Aufteilung von einer Ader in drei Adern. Vor der Unterverteilung (rechts) Zusammenführung der drei Adern zu einer Ader. In rot die montierten teilbaren Stromwandler.	58
Abbildung 25: Beispielhafte Darstellung des Messaufbaus. In schwarz der korrekte Messaufbau, in rot ein fehlerhafter Messaufbau mit Phasendrehern an allen drei Messeingängen.	59
Abbildung 26: Verlauf der Phasenverschiebungswinkel für L1 (gelb), L2 (grün), L3 (rot) und den Gesamtphasenverschiebungswinkel (blau) über einen vollen Produktionstag. Auffällig sind die schlechten Werte für $\cos\phi_i$, die im Normalfall zwischen 0,95 und 0,85 liegen.	60
Abbildung 27: Darstellung der Grundlasten der einzelnen Unterverteilungen und des Transformators vier. Der Zeitraum ist auf fünf Stunden beschränkt, um die Übersichtlichkeit beizubehalten.	62
Abbildung 28: Darstellung der größten Verbraucher der Unterverteilung "alte NSV". Es wird der selbe Zeitraum am selben Tag wie in Abbildung 27 betrachtet.	63
Abbildung 29: Lastprofil von drei Produktionsmaschinen der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG im normalen Produktionsbetrieb.	64
Abbildung 30: Lastprofil der drei Kompressoren am Wochenende bei stillstehendem Betrieb. In schwarz gestrichelt die durchschnittliche Leistungsaufnahme des Kompressors SLF 51 (blauer Graph) über die Zeit. Der rote Graph bildet die Gesamtlast der Unterverteilung „UV Kompressoren“ ab.	66
Abbildung 31: Auswertungsschritte zur Identifizierung von Stand-by-Verbräuchen anhand der Energiedaten.	72
Abbildung 32: Auswertungsschritte zur Optimierung der Beleuchtung anhand der Energiedaten.	73
Abbildung 33: Auswertung der Effizienz der Drucklufterzeugung anhand der Energiedaten.	74
Abbildung 34: Erweitertes Schaubild des Prozessablaufs zur Überwachung und Auswertung der Stand-by-Verbräuche.	76
Abbildung 35: Auswertungsprozess der Beleuchtung unter Hinzunahme der Betriebsdaten.	77
Abbildung 36: Auswertung und Überwachung des Druckluftprozesses unter Hinzunahme von Betriebsdaten.	78
Abbildung 37: Auswertung und Überwachung der Stand-by-Verbräuche mit Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten.	80
Abbildung 38: Auswertung und Überwachung des Druckluftprozesses anhand von Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten.	81
Abbildung 39: Verschiedene Lastverläufe, die durch die Verbraucher auftreten können.	84
Abbildung 40: Lastprofile von vier Produktionsmaschinen. Diese sind während der Produktionsphase entstanden und zeigen klar differenzierbare Energiesignale auf.	85

Tabellenverzeichnis

<i>Tabelle 1: Bildung der KPI der Kaltfließpressen SP 460 I und SP 460 II.....</i>	<i>69</i>
<i>Tabelle 2: Verbesserung des KPI der Kaltfließpresse SP 460 II durch Umsetzung der Stand-by-Optimierung.</i>	<i>69</i>
<i>Tabelle 3: Bewertungsmatrix der einzelnen KI-Implementierungsstufen. Die Bewertung gestaltet sich von eins (bspw. niedriger Aufwand) zu drei (hoher Aufwand).</i>	<i>87</i>
<i>Tabelle 4: Ergebnis der Bewertungsmatrix. Die Bewertung gliedert sich von eins (gute Umsetzbarkeit) bis drei (schlechte Umsetzbarkeit).....</i>	<i>89</i>

1 Einleitung

Die Firma manageE GmbH & Co. KG, ansässig in Köln, ist ein Kleinbetrieb mit vier Vollzeitbeschäftigten Ingenieuren die auf Consulting, Steuer- und Regelungstechnik und Energieeffizienz spezialisiert sind. Die Firma besitzt Messkontroller (wird in Kapitel 2.4 Ansatz der manageE GmbH & Co. KG genauer erläutert), die einfach in bestehende Unternehmensstrukturen nachzurüsten sind und elektrische Energie sekundengenau in Echtzeit erfassen. Mit diesen Messcontrollern werden mittelständische Unternehmen ausgerüstet, um deren elektrischen Energieflüsse aufzuschlüsseln, nach Prozessen zu ordnen und Energieeinsparmaßnahmen zu definieren.

Mit diesem Geschäftsmodell nimmt die Firma manageE GmbH & Co. KG am Förderprogramm „Pilotprogramme Einsparzähler“ des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie teil das zum Ziel hat, Energie durch Transparenz des Verbrauches einzusparen und diese zu zählen. Um diese Einsparungen zu finden, werden die gemessenen Daten händisch mittels Auswertungstools ausgewertet. Dies stellt einen zeitintensiven Prozess dar, der die Ressourcen der Firma manageE GmbH & Co. KG stark einschränkt, zumal mehrere Kunden betreut werden und die dadurch anfallenden Datenmengen enorm sind.

Aus diesem Grund beschäftigt sich diese Masterarbeit mit dem Thema der künstlichen Intelligenz und wie diese bei der Optimierung der Stromverbräuche in mittelständischen Unternehmen helfen kann. Es soll ausgearbeitet werden, ob die Auswertung und Überwachung der Energiedaten mittels KI möglich ist und welche Hindernisse dem Einsatz entgegenstehen. Dabei soll ein Überblick entstehen, auf welchem Stand die Firma manageE GmbH & Co. KG ist und welche Schritte als nächstes getätigt werden müssen, um eine Implementierung zu ermöglichen.

Diese Aufgabe wird beispielhaft anhand einer Firma durchgeführt, die als Referenz für nachfolgende Projekte dienen soll. Es handelt sich um die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG, ein mittelständisches, produzierendes Unternehmen mit einer Standortgröße in Arnsberg (Hochsauerlandkreis) von circa 200 Mitarbeitern. Dieser Standort ist auf Kaltumformung, Baugruppenmontage und Weiterverarbeitung von Automobilteilen spezialisiert.

1.1 Kapitelübersicht

Die nachfolgende Masterarbeit ist in drei Abschnitte mit jeweils unterschiedlichen thematischen Schwerpunkten.

Abschnitt 0 I Thematischer Überblick und Grundlagen befasst sich zum einen mit den Grundlagen der Energieeffizienz und schlüsselt die rechtlichen Vorgaben von internationaler Ebene bis hin zu nationalen Förderprogrammen auf. Zum anderen werden die Grundlagen der künstlichen Intelligenz beleuchtet und deren verschiedenen Arten vorgestellt.

Abschnitt 0 II Messdatenanalyse und KI Implementierung beschreibt in Kapitel 4 Ansätze zur Nutzung von KI bei manageE GmbH & Co. KG die derzeitige Vorgehensweise bei Installation von Messtechnik und Datenanalyse. In Kapitel 5 wird dieses Vorgehen anhand der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG dargestellt und verschiedene Potenziale zum Einsparen von Energie erarbeitet. Diese werden in Kapitel 6 Lösungsansätze auf Basis einer KI mit einer solchen durchgespielt und herausgearbeitet. In diesem Zuge werden Chancen und Risiken der KI beleuchtet und eine Analyse der Durchführbarkeit der vorgeschlagenen Ansätze präsentiert.

Abschnitt 0 III Zusammenfassung und Ausblick bündelt die wichtigsten Erkenntnisse der Masterarbeit und gibt eine Handlungsempfehlung an den Auftraggeber manageE GmbH & Co. KG. Zum Schluss werden mögliche Ansatzpunkte für nachfolgende Arbeiten oder Studien aufgezeigt.

1.2 Problemstellung

Zu den Aufgabenfeldern der manageE GmbH & Co. KG gehören neben dem Energiemanagement deutschlandweite Energieaudits (vgl. Kapitel 2.2 Energieeinspargesetz auf nationaler Ebene), Akquise von neuen Kunden und Projektgeschäfte im Bereich der Steuerungs- und Regelungstechnik sowie Richtfunk. Abgesehen vom Energiemanagement wird ein Großteil aller Ressourcen für die Projektarbeit und durchzuführende Energieaudits benötigt.

Wird dann noch das Energiemanagement betrachtet, stößt die Firma manageE GmbH & Co. KG an ihre Kapazitätsgrenzen, da die Installation, Plausibilisierung und Auswertung der Energiedaten der Kunden viel Zeit in Anspruch nehmen. Aus diesem Grund werden zurzeit nur wenige Kunden betreut, wobei dieses Geschäftsfeld, aufgestützt auf das Förderprogramm des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie „Pilotprogramme Einsparzähler“ deutlich ausbaufähig ist und dies auch angestrebt wird.

Um dieses Geschäftsfeld erweitern zu können, soll zukünftig die Analyse der Energiedaten von einer künstlichen Intelligenz (KI) durchgeführt werden. Ziel ist es, dass die KI inkonsistente Daten von konsistenten Daten unterscheiden kann, mögliche Energieeinsparpotenziale eigenständig anzeigt und den laufenden Betrieb auf Störungen und Betriebsoptimierung überwacht. Da die KI nicht auf visuelle Zusammenhänge angewiesen

ist (im Gegensatz zum Menschen), kann sie die gesamten Daten analysieren und das in einer kürzeren Zeit als es einem Menschen möglich ist. Zudem kann eine KI bzw. mehrere KIs parallel an verschiedenen Kunden arbeiten wodurch der zeitliche Aufwand pro neuem/neuer KundenIn sehr gering gehalten wird. Somit soll die händische Analyse, wie es zum jetzigen Zeitpunkt der Fall ist, auf ein Minimum reduziert und nur noch dann durchgeführt werden, wenn die KI ein mögliches Einsparpotenzial oder einen Fehler detektiert.

Mit diesem Konzept ist es möglich, mehr Kunden betreuen zu können, ohne den Aufwand der Datenanalyse zu steigern.

1.3 Vorgehensweise

Dieser Abschnitt beschreibt die methodische Vorgehensweise bei der Bearbeitung dieser Masterarbeit. In Abbildung 1 ist die zeitliche und inhaltliche Abfolge des Vorgehens dargestellt.



Abbildung 1: Methodische Vorgehensweise zur Bearbeitung dieser Masterarbeit. (eigene Darstellung)

Zu Beginn wird sich mit der Ausrichtung der Firma, der Firmenstruktur und deren Ziele vertraut gemacht, um anschließend die Messtechnik und das dahinterstehende Konzept verstehen zu können. Nach der Einarbeitungsphase wird in gemeinsamer Abstimmung die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG als Beispielfirma bestimmt.

Im Anschluss werden die Grundlagen der Energieeffizienz erarbeitet, die die Grundlage des Förderprogrammes „Pilotprogramme Einsparzähler“ bilden und somit auch für das Geschäftsfeld Energiemanagement. Ebenso werden die Grundlagen der KI erarbeitet und kleine Programmiersuche durchgeführt, um deren Funktionsweise zu verstehen und strukturelle Probleme bei einer Einführung zu erkennen.

Nach Abschluss der Grundlagenrecherche werden die Messdaten der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG bearbeitet. Diese werden auf Konsistenz und Plausibilität geprüft, bevor die eigentliche Analyse der Einsparpotenziale beginnt. Treten bei der Überprüfung der Daten Fehler auf, wird eine Fehleranalyse durchgeführt, da durch diese ggf. Rückschlüsse für die Integration der KI gezogen werden.

Im Anschluss an die Datenaufbereitung erfolgt die Entwicklung von Ansätzen, wie KI in mittelständischen produzierenden Unternehmen eingesetzt werden kann. Dafür werden die vorliegenden Energiedaten in verschiedene Teilprozesse unterteilt, um an diesen dann das Vorgehen der KI bei einer Datenauswertung zu simulieren. Diese Ergebnisse werden mit steigender Datenvielfalt durchgeführt, um ein optimales Ergebnis zu erzielen.

Zum Schluss wird eine Handlungsempfehlung ausgearbeitet, die sich auf die zuvor präsentierten Ergebnisse stützt.

I Thematischer Überblick und Grundlagen

Abschnitt 0 I Thematischer Überblick und Grundlagen befasst sich zum einen mit den Grundlagen der Energieeffizienz und schlüsselt die rechtlichen Vorgaben von internationaler Ebene bis hin zu nationalen Förderprogrammen auf. Zum anderen werden die Grundlagen der künstlichen Intelligenz in ihren verschiedenen Anwendungsbereichen beleuchtet und unterschiedliche KI-Konzepte vorgestellt.

2 Grundlagen der Energieeffizienz

Die nachfolgenden Abschnitte behandeln die rechtlichen Grundlagen für Energieeffizienz und die Richtlinien auf internationaler, sowie auf nationaler Ebene. Es werden die Richtlinien herausgearbeitet, die maßgeblich das Tätigkeitsfeld der Firma manageE GmbH & Co. KG betreffen. Neben diesen wird das „Pilotprogramm Einsparzähler“ des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie (BMWi) vorgestellt und die Verbindung zur manageE GmbH & Co. KG hergestellt.

2.1 Richtlinien auf internationaler Ebene

Am 25. Oktober 2012 erließ das Europäische Parlament und der Rat der Europäischen Union die Richtlinie 2012/27/EU zur Energieeffizienz, zur Änderung bestehender Richtlinien sowie zur Aufhebung bestehender Richtlinien. Sie ist der Leitfaden der Europäischen Union (EU) zur Bekämpfung der Energieimportabhängigkeit, Energieressourcenverknappung und des Klimawandels. Mit dieser Regelung soll das am 8./9. März 2007 gesteckte Ziel von 20 % Primärenergieeinsparung bis 2020 wieder erreichbar werden. [1]

Kleine und mittlere Unternehmen (KMU, max. 250 Personen oder einen Jahresumsatz kleiner als 50 Mio. Euro) sind in der Regel nicht verpflichtet, Energieaudits durchführen zu lassen. Mit der neuen Richtlinie sollen eben diese KMU durch die einzelnen Länder, zu solchen Energieaudits ermutigt werden [gemäß der Europäischen Norm EN ISO 50001 (Energiemanagementsysteme) oder EN 16247-1 (Energieaudits)] und die darin vorgeschlagenen Maßnahmen umsetzen zu lassen. Eine Erneuerung des Energieaudits ist alle vier Jahre vorgesehen. Außerdem werden die Länder dazu verpflichtet, den KMU bei der Einführung von energieeffizienten Maßnahmen zu helfen, indem sie diesen Informationen und technische Hilfen zugänglich machen, sowie anhand von transparenten Kriterien eine finanzielle Förderung bereitstellen. [1]

Die am 30.05.2018 veröffentlichte Richtlinie 2018/844/EU ändert in Teilen die bestehende Richtlinie 2012/27/EU, lässt aber die für die KMU wichtigen Verordnungen unverändert. [2]

Seit dem 24. Dezember 2018 besteht die EU-Verordnung „**Saubere Energie für alle Europäer**“-Paket, das bis zum Jahr 2030 -40 % Treibhausgase im Vergleich zu 1990 ausgestoßen werden sollen. Um dies zu erreichen, muss die Energieeffizienz EU-weit um mindestens 27 % und der Anteil an Erneuerbaren Energien um 32 % gesteigert werden. Diese Verordnung gilt für alle EU-Mitgliedsstaaten. [3]

2.2 Energieeinspargesetze auf nationaler Ebene

Um das EU-Energieeffizienzziel 2030 zu erreichen (Reduzierung des Primär- und Endenergieverbrauches um mindestens 32,5 % bis 2030 im Vergleich zum Referenzjahr 2008) veröffentlichte die Bundesregierung am 06.11.2019 einen **Entwurf zur Energieeffizienzstrategie bis 2050 (EffSTRA)**. Dieser sieht vor, dass Deutschland den Primärenergieverbrauch bis 2030 um 28 % im Vergleich zu Referenzjahr 2008, reduziert. Das entspricht einer Primärenergieerduktion von 1120 TWh. Davon entfallen 300 TWh reduzierter Primärenergieverbrauch auf Maßnahmen der Energieeffizienzstrategie. Zusätzlich sollen rund 300 TWh Endenergieeinsparung durch den **Nationalen Aktionsplan Energieeffizienz 2.0 (NAPE 2.0)** erreicht werden. [4]

Auf nationaler Ebene gilt zum einen das **Gesetz zur Einsparung von Energie in Gebäuden (EnEG)** das unter anderem besagt, dass Gebäude mit Messtechnik ausgestattet werden müssen, um die Verbräuche erfassen zu können und dass die Effizienz der verbauten Systeme dem Stand der Technik entsprechen müssen. Die Betreiber der Anlagen sind dazu angehalten, durch regelmäßige Wartungen, Instandhaltungen und Kontrollen durch Fachpersonal, einen effizienten und energiesparenden Betrieb zu gewährleisten. [5]

Zum anderen gibt es das **Gesetz über Energiedienstleistungen und andere Energieeffizienzmaßnahmen (EDL-G)**, das nicht-KUM und Unternehmen mit einer kommunalen Beteiligung größer als 25 % einschließt. Diese sind dazu verpflichtet erstmals ein Energieaudit gemäß **DIN EN 16247-1** bis zum 05.12.2015 durchzuführen [6]. Der Nachweis über ein Energieaudit muss durch akkreditiertes Fachpersonal (offizielle Liste wird durch die BAFA bereitgestellt) nach spätestens vier Jahren erneuert werden. Das Energieaudit gemäß **DIN EN 16247-1** erfasst dabei den energetischen Ist-Zustand des Betriebes und ermittelt daraus die wichtigsten Energieeinsparpotenziale [7].

Alternativ kann ein unternehmensweites Energiemanagementsystem eingeführt werden, das dem Unternehmen dabei hilft, die **Zertifizierung gemäß DIN EN ISO 50001** zu erlangen. Für KMU ist diese Zertifizierung wichtig, wenn sie Rückerstattungen im Bereich der bezogenen Energie erhalten möchten. Die Zertifizierung wird ausgestellt, sobald der Nachweis über eine vordefinierte Energieeinsparung erbracht ist. Dabei ist zu beachten, dass dieser Nachweis durch tatsächlich gemessene Daten belegt werden muss, die schlüssig die Einsparung darstellen. Außerdem müssen mit dem Energiemanagementsystem das Controlling und Monitoring der Energieflüsse möglich sein, um diese transparent gegenüber dem eigenen Betrieb und Dritten darstellen zu können. [8]

2.3 Förderungen

Seit dem 18. Februar 2019 hat das BMWi ein Förderprogramm „Pilotprogramme Einsparzähler“ ausgeschrieben. Ziel dieser Pilotprogramme ist es, dass den EndverbraucherInnen mittels digitaler Dienstleistungen/Lösungen Energie eingespart und nicht verbrauchte Energie gezahlt wird. Es sollen verschiedene Technologien bei den Endverbrauchern erprobt und zur Marktreife entwickelt werden. Jedes Pilotprogramm kann dabei mit bis zu zwei Millionen Euro gefördert werden.

Voraussetzung für die Förderung ist es, dass die jeweiligen betrachteten Energieströme exakt erfasst und den Verbrauchern zugeordnet werden können. Der gesamte Energiefluss muss transparent dargestellt und auch für Außenstehende nachvollziehbar sein. Darauf aufbauend sollen Energieeinsparmaßnahmen abgeleitet werden, die entweder nach Beratung umgesetzt werden oder durch die erfassten Messdaten direkten Einfluss auf die Prozessregelung nehmen können. In diesem Zuge ist es ebenfalls sinnvoll weitere Geschäftsfelder zu entwickeln, die auf das Pilotprogramm aufbauen. [9]

2.4 Ansatz der manageE GmbH & Co. KG

Das Geschäftsfeld der manageE GmbH & Co. KG stützt sich auf das Förderprogramm des BMWi „Förderprogramme Einsparzähler“. Die Firma verfügt über ein eigen entwickeltes Messsystem, das die nachfolgenden Spezifikationen aufweist und in Abbildung 2 dargestellt ist. Die Berechnungswerte werden aus den drei Messwerten gebildet. [10]

Größe (LxBxH): 18,1cm x 12,2 cm x 7,4 cm

Messungen: 18 einphasige Verbraucher / 6 dreiphasige Verbraucher

Abtastrate: 4096 Mal pro Sekunde

Messwerte: Strom, Spannung, Phasenverschiebung

Berechnungswerte: Blindleistung, Wirkleistung, Scheinleistung, Frequenz

Die sekundlich gebildeten Werte werden mittels Ethernets (LAN) oder Funk über das „Modbus TCP“ Protokoll auf einen Server geladen und dort gespeichert. Bei Verbindungsabbruch werden die gebildeten Werte in einem RAM zwischengespeichert und nach 96 gesammelten Sekundenwerten auf eine integrierte SD-Karte geschrieben. Die nicht übermittelten Daten werden dann nach Wiederherstellung der Verbindung zu einem vordefinierten Zeitpunkt in der Nacht (Entlastung der Datenleitung) nachgeladen. [10]



Abbildung 2: Entwickelter Messcontroller mit 18 Strommesseingängen (schwarze Buchsen), drei Spannungseingängen (mittige grüne Buchse) und Ethernet-Anschluss. [10]

Diese Messtechnik und ein Angebot der Visualisierung und Aufbereitung der Energiedaten berechtigen zur Teilnahme am „Förderprogramm Einsparzähler“. Dadurch werden Entwicklungs- und Materialkosten gedeckt, die für den Einsatz bei den Kunden entstehen. Akquirierte Kunden verwenden dieses System der manageE GmbH & Co. KG, um die zuvor beschriebene Zertifizierung gemäß **DIN EN ISO 50001** zu erhalten, da sie ihre Energiedaten protokollieren, visualisieren und transparent darstellen können. Zudem ist eine Live-Darstellung der Energieflüsse mit inbegriffen. Somit können Nutzer der manageE GmbH & Co. KG Messtechnik Nachweis darüber führen, ob die Energieeinsparziele erreicht sind. [10]

Den Ansatz den die Firma verfolgt ist es, den Energiefluss von kleinen und mittelständischen Unternehmen mit nachrüstbarer Technik transparent zu machen. Diese zuvor beschriebene Technik ermöglicht eine genaue Darstellung der Energieflüsse und stellt die nachfolgenden Informationen bereit, die einem Großteil der Firmen nicht bekannt sind.

- Wo/Wofür wird Energie verbraucht?
- Wann wird Energie verbraucht?
- Wieviel Energie wird verbraucht?

Anhand dieser Informationen werden Prozesse im Betrieb identifiziert und den entsprechenden Energieflüssen zugeordnet, wodurch ersichtlich wird wie viel Energie beispielsweise eine Produktionslinie benötigt. Nach dieser Definition werden die Prozesse in produktionsbezogene und nichtproduktionsbezogene Teilprozesse unterteilt. Dabei sind die nichtproduktionsbezogenen Teilprozesse vergleichbar leicht zu analysieren, da dort keine Maschinenspezifikationen oder individuelle Abläufe berücksichtigt werden müssen. Für die jeweiligen Prozesse werden, sofern vorhanden, Einsparmaßnahmen vorgeschlagen, die dann vom Betrieb umgesetzt werden können. Werden diese umgesetzt, wird die im Vergleich zum vorherigen Betriebsablauf nicht mehr benötigte Energie des optimierten

Betriebablaufes gezählt. Jedoch ist dies nicht immer einfach umsetzbar, da auch Energie durch einen verbesserten Prozess, bzw. Teilprozess eingespart wird, der zwar nach der Optimierung in der Summe mehr Energie bezieht, wohingegen die Produktivität und damit die Effizienz deutlich gesteigert wird (vgl. Abbildung 3).

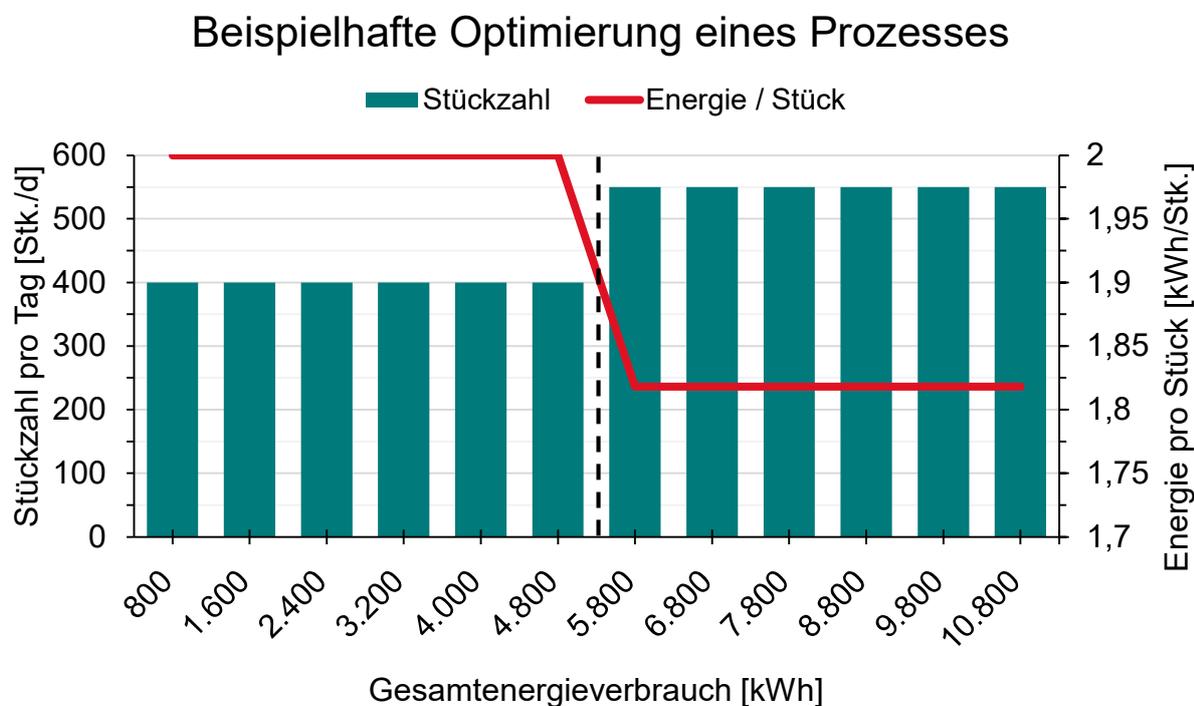


Abbildung 3: Beispielhafte energetische Optimierung eines Fertigungsprozesses. Zu Beginn werden zwei kWh pro produzierter Einheit benötigt, nach Umsetzung einer Energieeinsparmaßnahme werden nur noch 1,82 kWh pro Stück benötigt, jedoch steigt der Gesamtenergiebedarf durch die Fertigung höherer Stückzahlen. (eigene Darstellung)

In Abbildung 3 wird in türkis die produzierte Stückzahl pro Tag dargestellt und in rot die dafür benötigte Energie pro Stück. Ab 4.800 kWh auf der x-Achse wird eine Energieeinsparmaßnahme umgesetzt, wodurch der tägliche Energieverbrauch von zuvor 800 kWh/d auf 1.000 kWh/d springt (gestrichelte Linie). Es ist zu erkennen, dass ab diesem Zeitpunkt jedoch die produzierte Menge gestiegen ist und der Energieaufwand pro Stück von zwei kWh/Stk. auf 1,82 kWh/Stk. sinkt. Dies entspricht auch einer Form von eingesparter Energie, die zwar den Gesamtenergiebedarf nicht senkt, jedoch den Energiebedarf pro produziertem Stück.

Durch die Aufarbeitung dieses in der Tiefe komplexen Themas, erhofft sich die Firma manageE GmbH & Co. KG eine langfristige KundenInnenbindung mit der Aufgabe der Betreuung und Überwachung des Energiemanagements.

3 Grundlagen der künstlichen Intelligenz „KI“

Künstliche Intelligenz (engl. Artificial Intelligence, „AI“) beschreibt die Fähigkeit von Programmen, Algorithmen, Maschinen und Methoden Entscheidungen in einer Art zu treffen, wie es der Mensch tut. Die in diesem Begriff suggerierte Intelligenz unterscheidet sich jedoch von der Intelligenz, die einem Menschen zugrunde liegt. Dies wird im nachfolgenden erläutert. [11, 12]

Dabei kann keine klare Grenze gezogen werden zwischen intelligent und nicht intelligent, da der Begriff Intelligenz selbst einen Interpretationsspielraum lässt. Im Duden wird dieser Begriff wie nachfolgend definiert:

„Fähigkeit [des Menschen], abstrakt und vernünftig zu denken und daraus zweckvolles Handeln abzuleiten“ (Duden, 25.09.2019, Intelligenz) und „vernunftbegabtes Wesen; intelligentes Lebewesen“ (Duden, 25.09.2019, Intelligenz) [13].

Als Beispiel für die ungenaue Definition wird ein Tier angenommen, das gelernt hat, ein bestimmtes Futter nicht zu fressen, da dieses schädlich ist. Gemäß Definition ist das Tier intelligent, da es vernunftbegabt ist, zweckvoll handelt und Lernfähigkeit beweist. Wird das Tier jedoch mit einem Menschen verglichen, ist es im allgemeinen Verständnis nicht intelligent, da es zum Beispiel keine emotionale Intelligenz besitzt und komplexe Problemstellungen nicht lösen kann. [12]

Der Begriff Künstliche Intelligenz wurde zum ersten Mal durch die massenhafte erfolgreiche Anwendung von Spamfiltern geprägt und beeinflusst dadurch alltägliche Arbeiten nahezu unbemerkt [14]. In der Informatik und anderen Tätigkeitsfeldern wird KI jedoch hauptsächlich verwendet, um große Datensätze zu verarbeiten (Big Data), für die ein Mensch unverhältnismäßig lange benötigt oder diese gar nicht verwerten kann. Abbildung 4 zeigt die verschiedenen Unterteilungen der KI, wobei zu beachten ist, dass sie selbst aus den ineinander übergreifenden Disziplinen der Statistik und Mathematik entsteht. „Überwachtes Lernen“ und „Unüberwachtes Lernen“ sind Kategorien, denen die Methoden und Algorithmen entsprechend ihres Trainingsverhaltens zugeordnet werden können.

Im Verlauf dieser Arbeit wird auf den Bereich Maschinelles Lernen der KI eingegangen. Andere Bereiche wie beispielsweise die Robotik werden nicht behandelt, da dies dem Ziel dieser Masterarbeit nicht dienlich ist. [12, 15, 16]

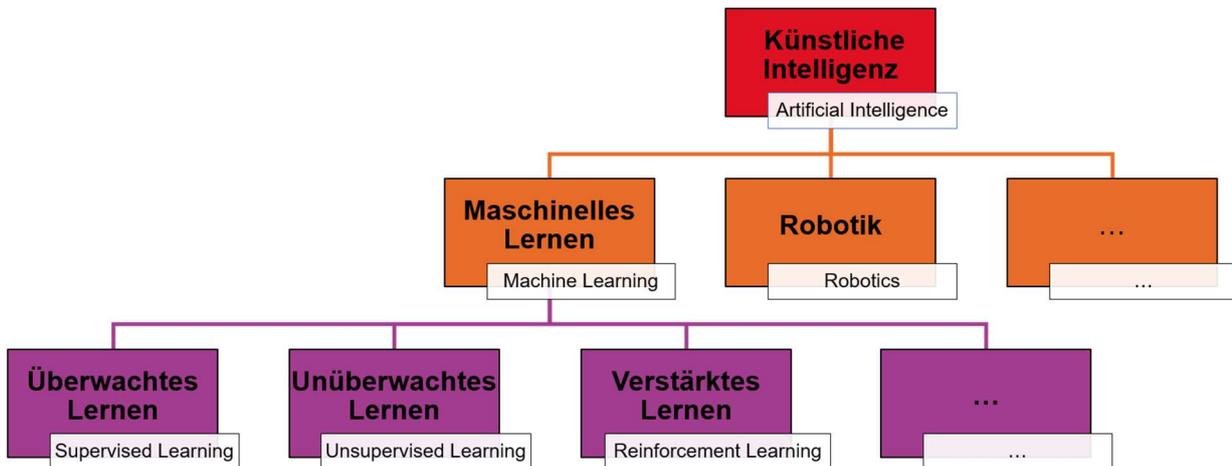


Abbildung 4: Hierarchische Unterteilung der KI in ihre Formen (eigene Darstellung).

3.1 Maschinelles Lernen „Machine Learning“

Machine Learning (ML) ist eine Form der künstlichen Intelligenz basierend auf mathematischen Algorithmen und/oder Methoden (siehe Abbildung 4). ML zeichnet sich dadurch aus, das Muster in den zur Verfügung gestellten Daten erkannt oder Strategien zur effektiven Bearbeitung einer Aufgabe entwickelt und verbessert werden. [14, 17, 18]

Die verwendeten Algorithmen für ML werden dabei nicht auf spezielle Regeln programmiert, vielmehr lernen diese Algorithmen die Regeln aus den vorhandenen Daten. Dieses Lernen wird als „Trainieren des Algorithmus“ bezeichnet und wird so lange betrieben, bis er seine Aufgabe mit einer zufriedenstellenden Wahrscheinlichkeit erfüllt. Dabei werden verschiedene, sogenannte Hyperparameter, ständig angepasst, sodass die Genauigkeit des Algorithmus steigt. Abbildung 5 zeigt in vereinfachter Weise den Trainingsablauf. [14, 19]

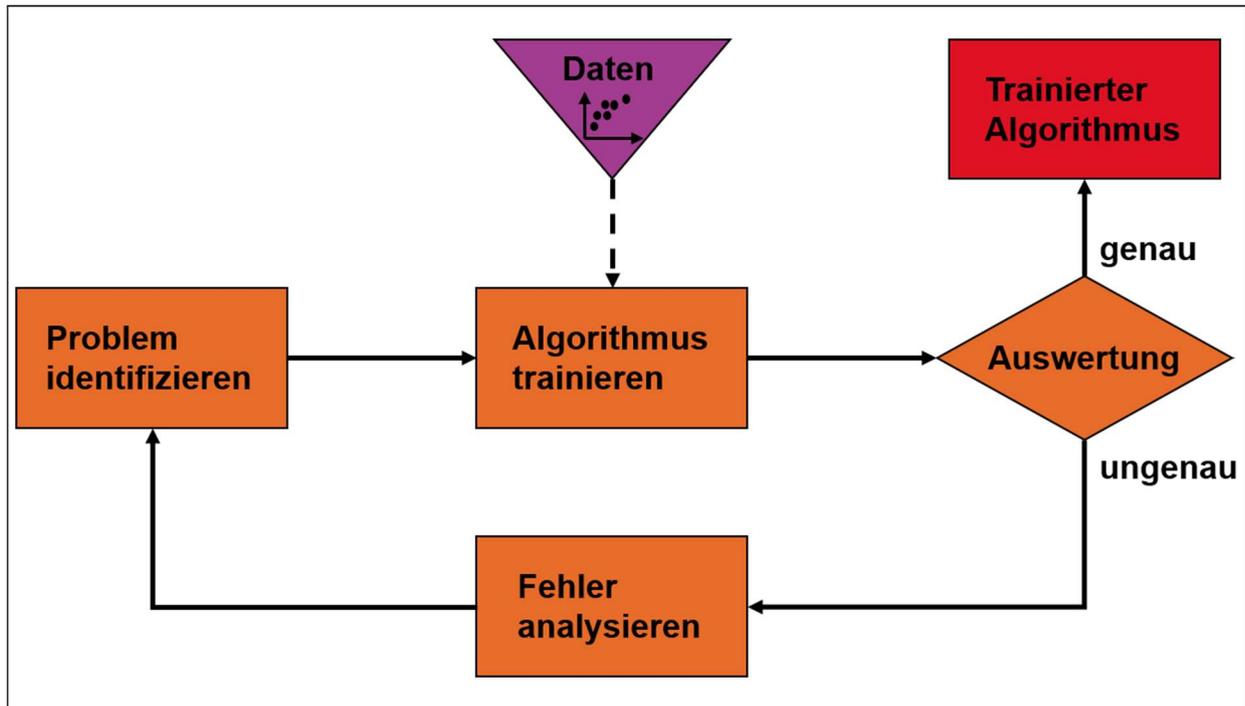


Abbildung 5: Vorgehensweise des ML (eigene Darstellung).

Mit jeder Iteration verändert der Algorithmus die Gewichtung und den Wert der einzelnen Hyperparameter bis alle Trainingsdaten verarbeitet sind. Diese Daten werden Trainings-Set genannt. Auf den Trainingsdaten performt der adaptierte Algorithmus in der Regel sehr gut, da er diese Daten bereits kennt. Es besteht die Gefahr des „overfitting“, das heißt er funktioniert mit den Trainingsdaten sehr gut, da er sie auswendig kennt, bei neuen Daten ist die Funktion jedoch überdurchschnittlich schlecht. Ursache dafür können zu ungenaue Datenpunkte sein, das heißt es ergibt sich kein Muster, oder das Trainings-Set ist zu klein. Um die Performance an neuen Daten zu ermitteln, wird ihm ein sogenanntes Test-Set zur Auswertung bereitgestellt. Ist die Genauigkeit an diesem Test-Set für den Anwendungsfall ausreichend, liegt kein overfitting vor und der Algorithmus kann verwendet werden. [14]

Basierend auf dieser Vorgehensweise gibt es verschiedene Arbeitsansätze der Algorithmen. Einige benötigen fest vorgegebene Daten mit einem „Label“ (Bezeichnung für den Code, ob der Datenpunkt als „richtig“ oder „falsch“ einzustufen ist) zum Trainieren, andere benötigen diese Labels nicht, sondern lernen selbst was richtig oder falsch ist und wiederum andere verwenden ein künstliches neuronales Netzwerk, nicht unähnlich dem eines menschlichen Gehirns und lernen von sich selbst. Auf diese drei Arten wird in den folgenden Abschnitten eingegangen.

3.1.1 Überwachtes Lernen „Supervised Learning“

Supervised Learning (SL) bedeutet, dass einer KI Datensätze zugeführt werden, deren Ergebnisse bereits bekannt sind. Das heißt, jedem Datenpaket „x“ ist ein Ergebnis „y“ zugeordnet (gelabelter Datensatz). Diese Daten werden von Menschen ausgewertet, sodass die KI beim Trainieren ihre Ergebnisse mit den vorgegebenen Ergebnissen abgleichen kann. Bei Differenzen in den Vorhersagen wird der hinterlegte Algorithmus solange angepasst, bis eine akzeptable Trefferquote erreicht ist. [12, 20, 21]

Dieses Verfahren findet Anwendung in der Vorhersage und der Klassifizierung. Zu beachten ist, dass für ein genaues Ergebnis das System an großen Datenmengen trainiert werden muss. Die benötigte Datenmenge überschreitet dabei häufig die Kapazität der vorhandenen Daten und ermöglicht somit kein genaues Training.

Ein Beispiel für solch eine Anwendung ist die Bilderkennung. Eine der ersten Anwendungsfälle ist der Spamfilter in einem E-Mail-Postfach. Die KI hat anhand von vielen gelabelten Beispielen den Unterschied von Spaminhalt zu normalem Inhalt gelernt. Dieser Lernprozess setzt sich immer weiter fort, da jede als Spam markierte E-Mail dazu beiträgt, die KI zu verbessern. Ein weiteres Beispiel ist eine Sortiermaschine (vgl. Abbildung 6). Der Wert „x“ entspricht dem Foto eines Apfels, der Wert „y“ enthält die Information, dass es sich um einen Apfel handelt. Nach dem Training ist die KI mit Hilfe einer Kamera in der Lage, Äpfel aus unterschiedlichem Obst und Gemüse zu erkennen. [14, 19, 21, 22]

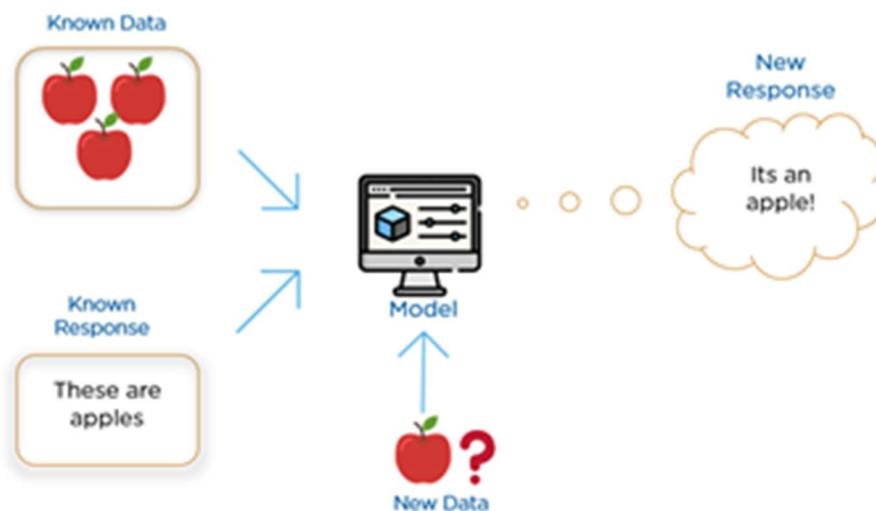


Abbildung 6: Darstellung einer Auswertung mittels Supervised Learnings. Links werden die Trainingsdaten eingelesen (Bild der Äpfel = x, Information das es Äpfel sind = y), in der Mitte wird ein neues Bild eingelesen und rechts erfolgt die Auswertung. [23]

3.1.2 Unüberwachtes Lernen „Unsupervised Learning“

Bei der Methode des „Unsupervised Learning“ (USL) lernt die KI von Daten, die kein Label besitzen. Zumeist findet diese Form der KI Anwendung in der Gruppenidentifizierung und Datendimensionsreduzierung. Einer KI werden die Daten zugeführt, die dann mittels diverser mathematischer Verfahren Abhängigkeiten voneinander erkennt. Dadurch können unwichtige Datenpunkte eliminiert werden (Dimensionsreduzierung) und gegebenenfalls neue Zusammenhänge erkannt werden. [22, 24]

Dieses Verfahren ist das meist verbreitetste im Bereich des Data Mining und Big Data Management. Anwendungsfälle reichen von der Medizin bis hin zur Textverarbeitung. Zudem können große Datenmengen visualisiert werden, da der Algorithmus die Daten nach möglichst vielen Zusammenhängen ordnet. Dadurch kann ein besserer Überblick über die Datenstruktur gewonnen werden (vgl. Abbildung 7). [14, 19, 22]

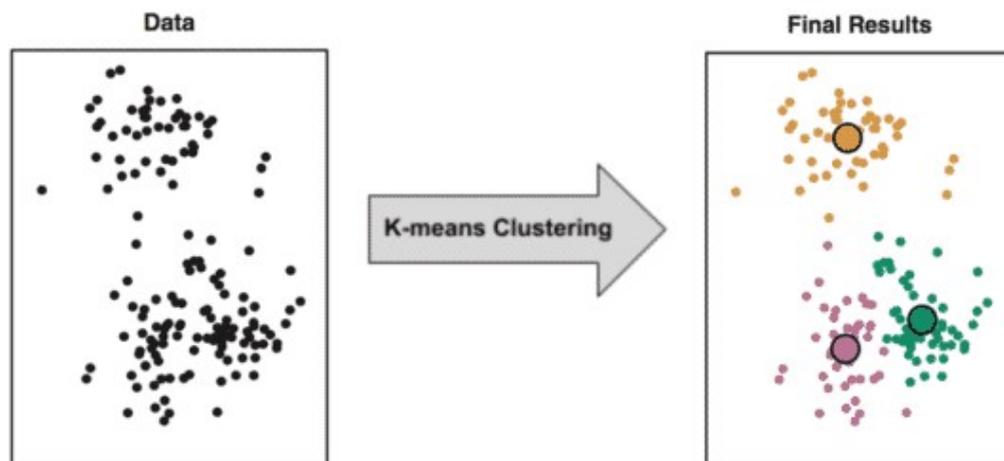


Abbildung 7: Bilden und Visualieren von Clustern mit der Methode des „Unsupervised Learning“ und dem K-means Algorithmus. [25]

3.1.3 Verstärkendes Lernen „Reinforcement Learning“

Reinforcement Learning ist eine Methode des ML, das in der Regel künstliche neuronale Netze (KNN) nutzt (vgl. Abbildung 8). Diese werden mit einer variablen Anzahl an Schichten (Layer) gebildet, die die Struktur bzw. Komplexität des Netzwerkes ausmachen. Zwar wächst der Rechenaufwand mit steigender Layeranzahl, jedoch können auch wesentlich komplexere und aufwendigere Berechnungen oder Analysen im Vergleich zu anderen Methoden, durchgeführt werden. Hat ein KNN zwei oder mehr „Hidden Layer“, wird es als tiefes Neuronales Netzwerk (Deep Neural Network) bezeichnet. Besonders an der Methode des „Reinforcement Learning“ ist, dass dem Algorithmus keine Ergebnisse aus dem Trainingsset präsentiert werden, sondern durch Interaktion und Feedback mit den Neuronen, kleine Anpassungen vorgenommen werden. Dadurch lernt der Algorithmus aus begangenen Fehlern und passt die Verbindungen immer weiter an.[12, 14–16, 24]

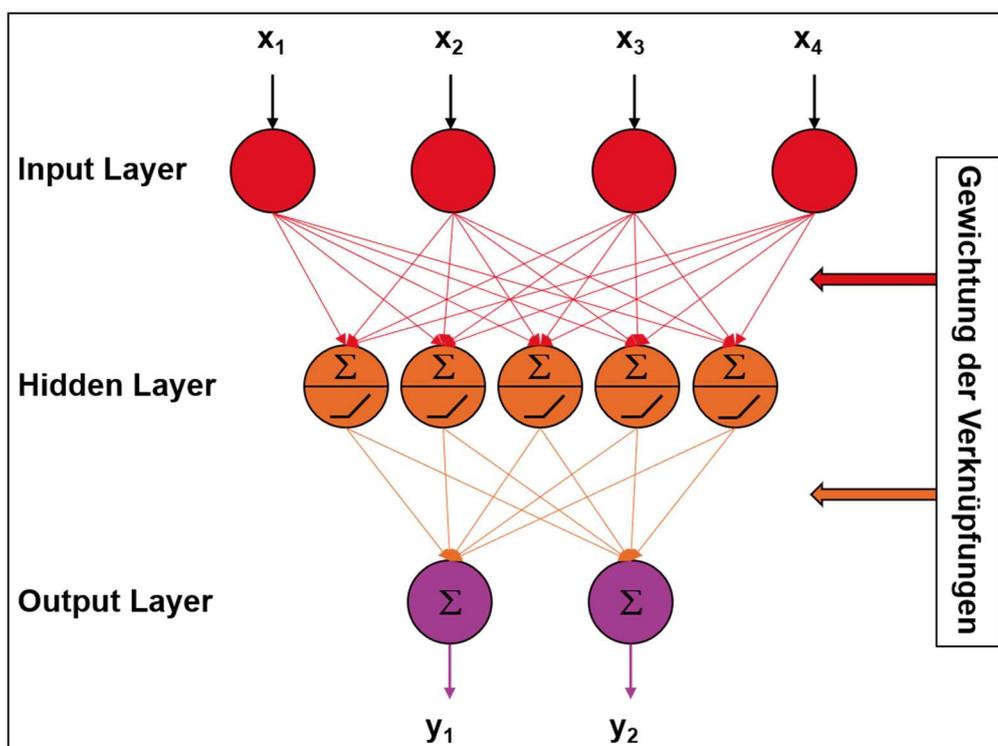


Abbildung 8: Aufbau eines künstlichen neuronalen Netzwerkes. Die Anzahl der "Hidden Layer" variiert mit den Anforderungen (eigene Darstellung).

Das Training des KNN besteht darin, dass es die Stärke der einzelnen Verbindungen zwischen den Layern anpasst und somit die Gewichtung der übermittelten Werte beeinflusst. Es kommen verschiedene Trainingsverfahren zum Einsatz, solche die die Signale in einer Richtung verarbeiten (von Eingang zu Ausgang) und solche die eine Art Rückführung (Backpropagation) aufweisen und nachträglich den Einfluss der einzelnen Neuronen auf den ausgegebenen Wert ermitteln. Mit dieser Information kann dann im nächsten Trainingsdurchlauf die Verbindungsstärke genauer angepasst werden. [14, 20]

In Abbildung 9 ist ein trainiertes künstliches neuronales Netzwerk beispielhaft dargestellt. Die Eingangswerte „ x “ werden über die Neuronenverbindungen an das Neuron weitergeleitet. Dabei erfolgt die Weitergabe entsprechend der Gewichtung „ w “ der Verbindung, die sich über eine wiederholte Stimulation (Training) einstellt. Das Neuron summiert die eintreffenden Signale entsprechend der Gewichtung und verarbeitet diese mit integrierten Funktionen weiter. Diese integrierten Funktionen variieren mit den Anwendungsfällen der KNN. Bei einem linearen Klassifikationsmodell wird der Threshold „ t “ (Schwellwert) von der Summe der Eingangsfunktionen abgezogen und bei positivem Ergebnis mit $y = 1$, bei negativem Ergebnis mit $y = -1$ ausgegeben (Boolean Funktion). [20]

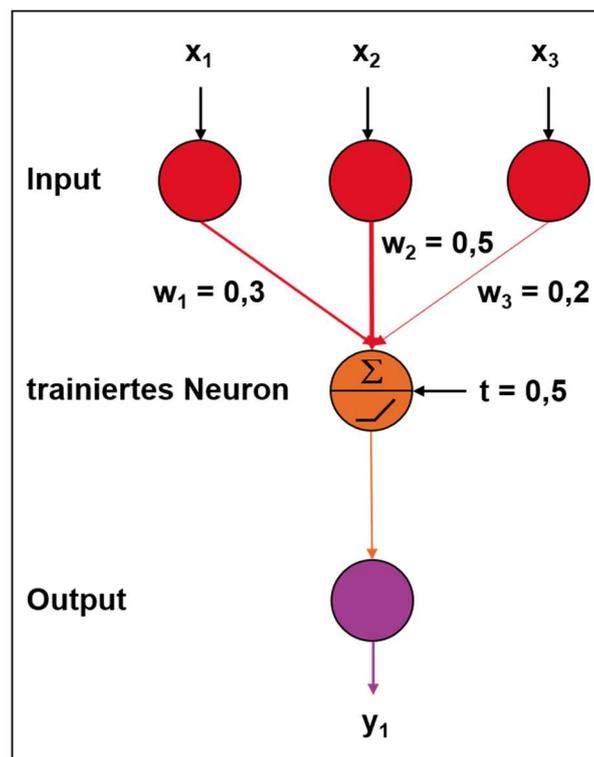


Abbildung 9: Beispielhafte Darstellung eines trainierten Neurons mit der Gewichtung der Eingangswerte und der internen Verwertung (eigene Darstellung).

3.2 Anwendungsbeispiele für KI

Nachfolgend werden einige Anwendungsfelder aufgezeigt, in denen KI heutzutage implementiert ist oder Bestrebungen zur Implementierung bestehen. Neben den Anwendungsfeldern wird darauf eingegangen, welche Art von KI beziehungsweise welche Methode des „Machine Learning“ angewendet wird.

3.2.1 Bilderkennung

Bei der Bilderkennung geht es darum, dass durch einen optischen Sensor, beispielsweise eine Kamera, Bilder erfasst und richtig klassifiziert werden. Die Bilderkennung wird meist einem Algorithmus mittels Supervised Learning (vgl. 3.1.1 Überwachtes Lernen „Supervised Learning“) in einem KNN antrainiert. Dies benötigt eine große Anzahl an verschiedenen Bildern, die das gleiche Objekt zeigen. Entscheidend ist die Diversität der gleichen Bildergattung, denn nur ein Algorithmus, der die unterschiedlichsten Blickwinkel, Verdrehungen, Hintergründe und Formen des Objekts gelernt hat, kann dies sicher wiedererkennen. Abbildung 10 stellt den Ablauf der Bilderkennung in einem KNN dar. KNN eignen sich besonders für die Bildererkennung, da sie sich nach erfolgreichem Training eigenständig verbessern und komplexe Berechnungen durchführen können. [15]

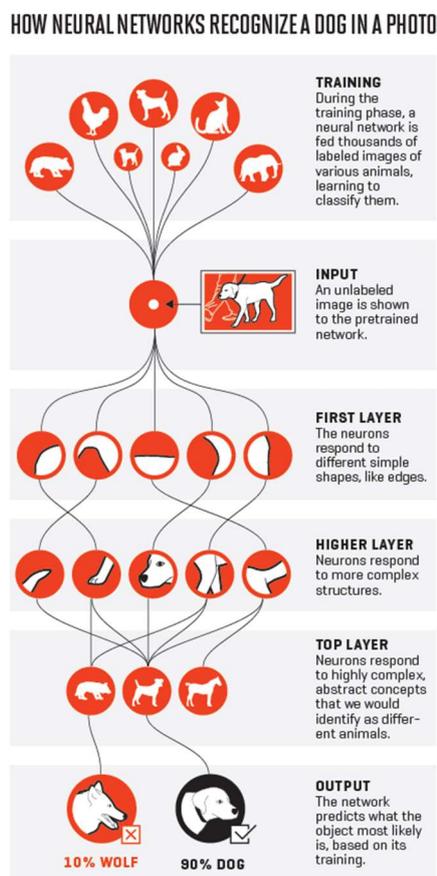


Abbildung 10: Bilderkennung mithilfe eines künstlichen neuronalen Netzes. [15]

In Abbildung 10 wird dargestellt wie ein KNN bei der Bilderkennung arbeitet. Zuerst müssen dem KNN gelabelte Trainingsdaten zur Verfügung gestellt werden, anhand derer es lernen kann, wie ein Hund oder eine Katze aussieht, bzw. was diese ausmacht. Im nächsten Schritt wird ein unbekanntes Bild mit einem bekannten Tier eingelesen und das KNN beginnt das Bild in verschiedene Bereiche zu unterteilen. In diesem Schritt fließen die Informationen vom First Layer über die Higher Layer (Hidden Layer) bis hin zum Top Layer. Mit jeder Layer Ebene steigt die Komplexität der Muster und es werden bereits ausgewertete Teilbereiche zusammengefügt woraus immer größere Teilbilder entstehen.

Nach dem Top Layer wird anschließend auf Grundlage aller durchgeführten Auswertungsschritte eine Aussage getroffen, mit wie hoher Wahrscheinlichkeit es sich um ein bestimmtes Tier handelt.

Die Bilderkennung hat verschiedene Anwendungsbereiche, die unter anderem die Gesichtserkennung, Fahrassistenzsysteme oder Produktionsüberwachung umfassen. In diesen Anwendungsbereichen ist es entweder aus wirtschaftlichem Interesse oder aus sicherheitstechnischen Bedingungen notwendig, dass die eingesetzte Technik schnell und fehlerfrei arbeitet.

In der Produktionsüberwachung wird die Bilderkennung häufig eingesetzt, um produzierte Gegenstände einer optischen Kontrolle zu unterziehen. Diese Arbeit ist für eine Person, besonders am Fließband, anstrengend und wenig attraktiv. Zudem benötigt sie länger für die Kontrolle was die Produktivität der Firma senkt. Bei diesen Anwendungsfällen werden aufgrund von wirtschaftlichen Vorteilen und unattraktiven Arbeitsbedingungen, Systeme mit einer KI eingesetzt die schneller, genauer und dauerhafter arbeiten.

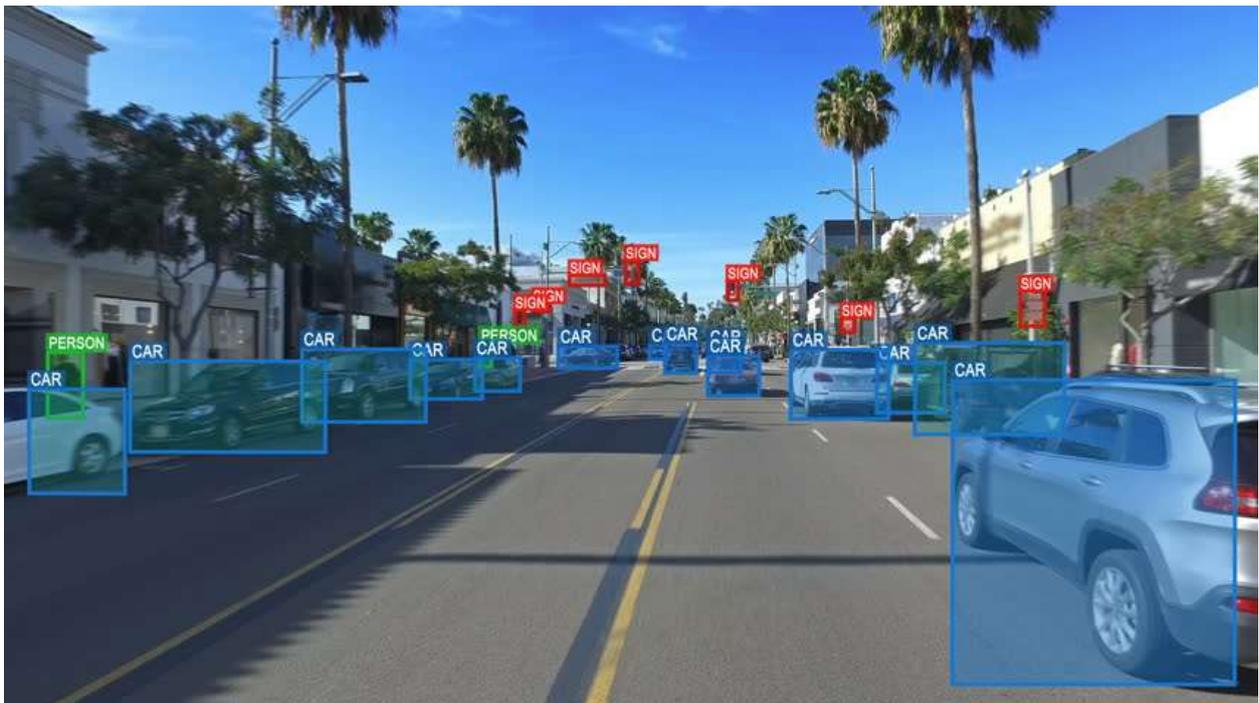


Abbildung 11: Bilderkennung durch künstliche Intelligenz. Aufgenommen durch eine Kamera die in einem Fahrzeug platziert wurde. [26]

Abbildung 11 zeigt ein Bild einer Kamera, das von einer KI im Bereich der Fahrassistenzsysteme analysiert wurde. Die Analyse der eingehenden Bilder erfolgt in Sekundenbruchteilen und erlaubt es somit dem Programm, die Umgebung in Echtzeit zu erfassen und zu kontrollieren. Durch die hohe Reaktionsgeschwindigkeit kann es auf plötzlich eintretende Ereignisse reagieren und angemessenen Handlungen (bspw. Notbremsung) entgegensetzen. [26–28]

Durch die Bilderkennung weiß das System zu jeder Zeit, was in der Umgebung geschieht und wo es sich befindet. Objekte wie PKW, LKW, Menschen, Fahrräder, Verkehrsschilder oder Tiere werden erkannt und klassifiziert und sind in ihren Aktionen weitestgehend berechenbar. Diese Informationen ermöglichen es Firmen wie Google oder Tesla Fahrsysteme zu entwerfen, die vollkommen autonom fahren und sicher durch den Verkehr navigieren. Aufgrund des Autopiloten „autosteer“ der in den Fahrzeugen von Tesla implementiert wurde, sank die Unfallrate von 1,3 Unfälle pro einer Millionen Meilen auf 0,8 Unfälle. Dies entspricht einem Unfallrückgang von circa 40 %, der auch durch die National Highway Traffic Safety Administration bestätigt wird. [29][28][27][26, 28–30]

3.2.2 Spracherkennung

Ein weiterer populärer Anwendungsfall von Künstlicher Intelligenz ist die Spracherkennung. Sie ist mittlerweile in den Alltag vieler Menschen integriert und findet ebenfalls Anwendung bei Verschriftlichungen von Dokumenten und Protokollen. Die Spracherkennung wie beispielsweise von Apple „Siri“, Amazon’s „Alexa“ oder Google wird durch „Supervised Learning“ in künstlichen neuronalen Netzen verwirklicht. Dabei wird das KNN mittels „Deep Learning“ anhand von Millionen Beispielen (Trainingsdaten) trainiert. Der Vorteil des „Deep Learning“ ist abermals, dass der verwendete Algorithmus von sich selbst lernt und somit ein hoher Programmieraufwand mit tausenden von Regeln vermieden wird.[14, 31]

Dabei steht der Algorithmus vor einem ähnlichen Problem wie bei der Bilderkennung. Es gibt für ein Wort eine Vielzahl von verschiedenen Aussprachen und Dialekten, die teilweise sogar für Menschen schwierig zu verstehen sind. So muss eine Spracherkennung gleichsam einen norddeutschen und süddeutschen Dialekt verstehen, wobei derselbe gesprochene Befehl, sehr verschieden klingen kann. Um diese Herausforderung zu bewältigen, werden Millionen von Trainingsdaten mit einer hohen Vielfalt benötigt oder es muss ein bereits für diesen Anwendungsfall vortrainierter Algorithmus Anwendung finden. [14, 32, 33]

Die Spracherkennung erleichtert und beschleunigt das Protokollieren von Gruppenmeetings oder das Erstellen von Berichten, da Menschen durchschnittlich drei Mal so schnell sprechen, wie sie schreiben. In der Medizin wird diese Methode bevorzugt von ÄrztInnen verwendet, die aufgrund von Zeitmangel ihre Berichte diktieren und diese automatisch verschriftlichen lassen. Ein weiterer Vorteil ist, dass Gespräche mit dem/der PatientInnen automatisch aufgezeichnet werden und somit die Kommunikation durch händische Eingabe in den PC nicht gestört wird. Somit bleibt mehr Zeit für die Diagnose und den persönlicheren Umgang mit den PatientInnen. [31, 33–35]

How does Siri work?

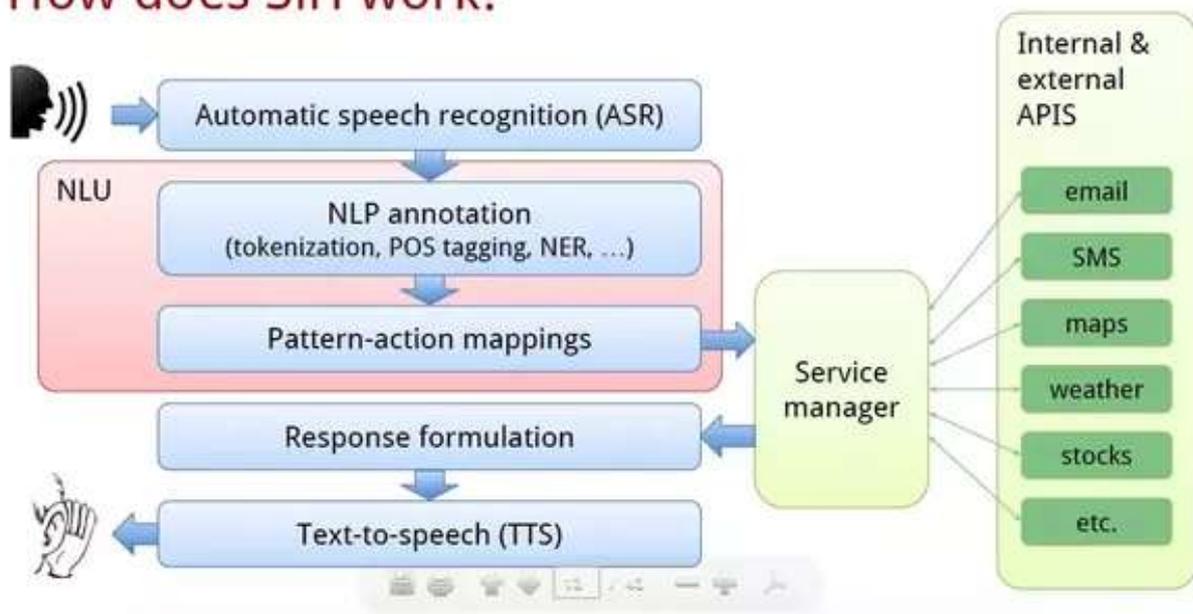


Abbildung 12: Funktionsweise der Spracherkennung am Beispiel von Apple's Sprachassistent "Siri". [36]

Große Konzerne wie Apple, verwenden Spracherkennung auf Basis von KNN, um gesprochene Befehle zu erkennen und diese dann ausführen zu lassen. Apple erfasst beispielsweise den gesprochenen Befehl über das im Endgerät verbaute Mikrofon und leitet diesen an den Server mit dem Spracherkennungsalgorithmus (Service Manager) weiter. Dort wird der Befehl interpretiert und die daraus erforderlichen Maßnahmen an die jeweiligen Endgeräte beziehungsweise Anwendungen (APIS) weitergeleitet. Am Ende des Prozesses wird dem Nutzenden ein Feedback in Form eines gesprochenen Satzes gegeben. Der Prozess ist in Abbildung 12 dargestellt. Mit jedem Befehl, den die KI verarbeitet, verbessert sie sich automatisch, da auch falsch interpretierte Anweisungen zur Verbesserung beitragen. [35, 37]

3.2.3 Energiemanagement

Anwendung finden Formen der KI auch im Bereich des Energiemanagements. Durch ein geeignetes und intelligentes Energiemanagement können Systeme entlastet, Störfälle detektiert und Energie eingespart werden. Für diese Anwendungsfälle wird eine allgemeine Datenanalyse von der KI durchgeführt. Damit sie weiß, ob Ergebnisse richtig oder falsch sind, muss ihr dies zunächst im Supervised Learning beigebracht werden. Im Anschluss werden der KI neue Daten zur Verfügung gestellt und sie kann beispielsweise Ertragsprognosen von Wind- oder PV-Erzeugungsanlagen bereitstellen, Netzengpässe prognostizieren, sodass diese frühzeitig verhindert werden können oder Betriebsabläufe überwachen und maximal effizient steuern. [12]

Die Überwachung und Steuerung der Prozesse werden dabei komplexer erfasst, als es mit einer Standard speicherprogrammierbaren Steuerungslösung (SPS-Lösung) möglich ist. Durch die große Datenmenge und Datenvielfalt die dem Algorithmus zur Verfügung gestellt werden, kann dieser individuelle die Auswirkungen einzelner Messdaten analysieren. Somit ist es ihm zum Beispiel möglich, einen erhöhten Energiebedarf mit einem anderen, vielleicht nicht auf Anhieb nachvollziehbaren Parameter zu verbinden. Daraus kann der Algorithmus ableiten, ob die Abweichung zulässig ist (bspw. erhöhter Energiebedarf in der Kühlung, aufgrund sehr hoher Außentemperatur) oder ob sie unzulässig ist (erhöhter Energiebedarf in der Schmelze bei gleichem Durchsatz, defekt des Schmelzofens).

3.3 Projektbeispiele und Forschung

Dieses Kapitel behandelt die bereits heute realisierten Projekte, die mit Methoden der KI erzielt wurden. Es werden Projekte von großen Firmen wie Google vorgestellt, denen es durch den Einsatz von KI möglich ist, die Performance ihrer bereits als effizient geltenden Data Center zu verbessern. Ebenso wird eine in Bonn ansässige Firma vorgestellt, die KI als Unterstützung im Firmenalltag nutzt. Nach den realisierten Projekten wird auf die aktuellen Forschungsfelder der KI eingegangen.

3.3.1 Realisierte Projekte

DeepMind's AlphaGo

Für weltweites Aufsehen sorgte die Entwicklung des Programms AlphaGo, das als erstes Programm frühere und den amtierenden Weltmeister im Brettspiel „Go“ besiegte. „Go“ ist ein vor 3.000 Jahren in China entwickeltes Brettspiel mit 10^{170} möglichen Brettkonfigurationen. Dies macht es im Vergleich zu Schach (circa 10^{120} mögliche Konfigurationen) um ein vielfaches komplexer [38, 39]

Die Entwickelnden der Firma DeepMind nutzten zwei verschiedene tiefe neuronale Netze, ein Strategienetz und ein Vorhersagenetz. Das Strategienetz wurde durch „Supervised Learning“ darauf trainiert, den nächsten Spielzug von professionellen „Go“ Spielenden vorher zu sagen. Im nächsten Schritt verbesserte es die Vorhersage durch die gelernten Auswirkungen der zuvor getroffenen Entscheidung (Reinforcement Learning). Das Vorhersagenetz wurde darauf trainiert die durch diesen Spielzug wahrscheinlichste gewinnende Seite der Partie zu ermitteln. Durch diese beiden KNN werden die Zugmöglichkeiten (Strategienetz) und die Positionsauswertung ausgegeben (Vorhersagenetz). [38, 40]

Anschließend werden diese beiden Netze mit der „Monte Carlo tree search“ Methode verknüpft. Somit wird dafür gesorgt, dass eine vorausschauende Berechnung stattfindet. Ein Netz grenzt die Spielmöglichkeiten mit hoher Wahrscheinlichkeit ein, das andere Netz bestimmt daraufhin die geeignete, ihm erlaubte, Spielzugmöglichkeit. [40]

Die neuere Version von DeepMind heißt AlphaGo Zero. Für diese Version wird ein KNN eingesetzt, dem lediglich die rudimentären Grundlagen des „Go“ beigebracht werden. Durch Spielen gegen sich selbst und das dabei Gelernte, trainiert es sich selbst in wesentlich kürzerer Zeit. Von anfänglichen zufälligen Spielzügen entwickelt es sich innerhalb drei Tage zu dem besten „Go“ Spieler und besiegt sogar den Vorgänger AlphaGo. [40]

Dabei verwendet es lediglich ein KNN und wertet dieses mit einem weniger komplexen Entscheidungsbaum aus. Entscheidend für die Performanceverbesserung ist ein neuer, rückwirkend verbessernder Algorithmus, der in die Trainingsroutine mit eingebunden ist. [40]

DeepMind's Machine Learning

Ebenfalls von der Firma DeepMind wurde eine KI entwickelt, die den Stromverbrauch der Data Center (DC) Kühlung von Google um 40 % reduziert. Dies ist nötig, da bei der Verarbeitung von Daten große Mengen an thermischer Energie entstehen, die abgeführt werden müssen, damit die Server arbeiten können. Für die Kühlung werden große industrielle Kühlanlagen wie Kühltürme, Wasserkühler, Ventilatoren und Pumpen verwendet, die mit Messstellen und Regeltechnik versehen sind. [41, 42]

In solchen DC ist es nahezu unmöglich, die Wärmeentwicklung an den einzelnen Stellen vorherzusagen. Für Menschen sind die komplexen Operationen, die innerhalb der DC durchgeführt werden, kaum nachzuvollziehen, da diese weder linear noch wiederholt gleich ablaufen. Der ML Algorithmus von DeepMind bekommt als Eingabe tausende von Daten aus dem DC und kann daraus Zusammenhänge erkennen und Vorhersagen für den Kühlbedarf innerhalb der nächsten Periode ableiten. Diese Vorhersagen werden für die Erstellung einer Handlungsempfehlung an die Kühlregelung verwendet, die dann wiederum entscheiden kann, ob diese Handlungen zulässig sind oder ob sie den Betrieb gefährden. [41, 42]

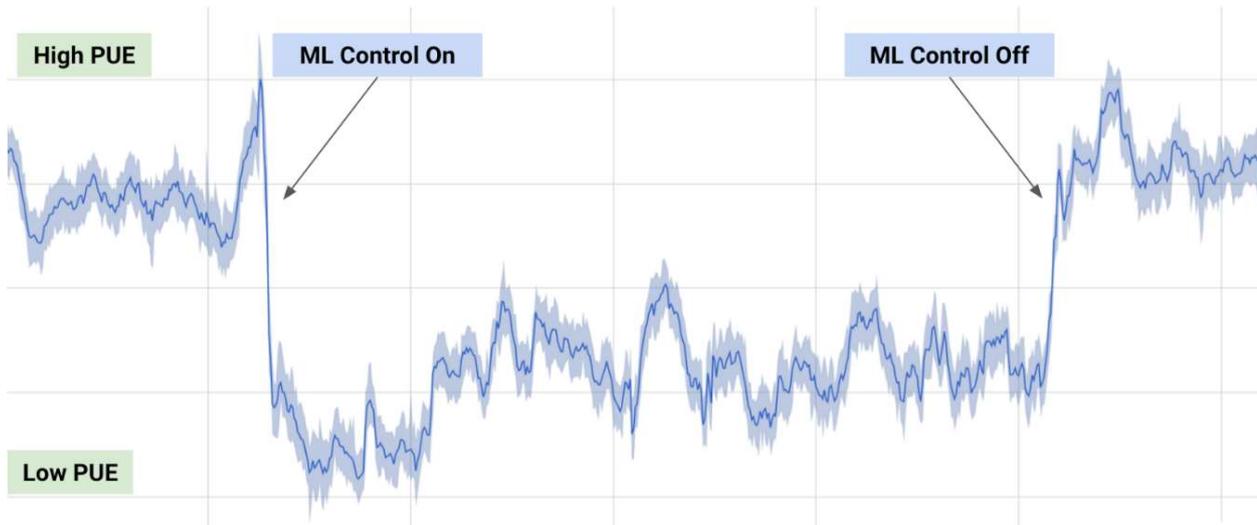


Abbildung 13: Energiebedarf einer Serverfarm von Goggle während eines Tests des Machine Learning Programms von DeepMind. Durch den Einsatz der KI ergibt sich eine Energieeinsparung von circa 40 %. [41, 42]

Abbildung 13 zeigt die Power Usage Effectiveness (PUE) des gesamten DC, der nach Liveschaltung des trainierten Algorithmus, um 15 % auf durchschnittlich 1,12 sinkt. Dies bedeutet, dass pro Watt, das für den Betrieb des Rechenzentrums notwendig ist, zusätzlich 0,12 Watt für die Kühlung benötigt werden. Dies ist im Vergleich zu durchschnittlichen PUE von anderen großen DC, die bei 1,7 liegen, deutlich niedriger. [43, 44]

Recogizers Energy Control

Die in Bonn ansässige Firma Recogizer Group GmbH bietet künstliche Intelligenz für das Gebäudemanagement an. Sie wirbt mit dem Slogan „Self-Learning Building Solutions“, das auf einen sich selbst weiter verbessernden Algorithmus schließen lässt. Mit diesem Algorithmus werden die gewünschten Gebäudeparameter wie Temperatur, Luftfeuchtigkeit und Gaskonzentrationen stetig geregelt und die dafür benötigte Energie anhand externer Parameter ermittelt. Zu diesen gehört die Außentemperatur, Belegungsdichte des Gebäudes, Datum (bspw. Werktag oder Wochenende), Wind und Sonneneinstrahlung. Diese Vielfalt an verschiedenen Parametern wertet die KI aus und gibt Empfehlungen an

das übergeordnete Gebäudemanagementsystem, das dann wiederum die einzelnen Anlagen regelt. Dadurch können in den Gebäuden jeweils bis zu 20 % Energie eingespart werden. [45]

3.3.2 Forschung

In der Medizin

Ein Focus der Forschung liegt auf der Disziplin, künstliche Intelligenz noch stärker in der Medizin einzubinden. Es wird erforscht, wie künstliche Intelligenz Routineaufgaben z.B. MRT- oder CT-Bilder analysieren, übernehmen kann und wie zuverlässig die ausgegebenen Prognosen sind. Nicht auszuschließen ist, dass die KI Muster in den Aufnahmen erkennt, die für Menschen bislang unbekannt sind. Dies birgt Chancen für die Medizin neue Erkenntnisse zu erlangen und Abhängigkeiten von Symptomen und körperlichem Leiden zu identifizieren und bereits wesentlich früher als heute zu prognostizieren. Neben diesen Chancen muss jedoch ebenfalls das Risiko berücksichtigt werden, dass es zu Fehlinterpretationen und falschen Schlussfolgerungen kommen kann. Um dies zu vermeiden ist es dringend notwendig, die Ergebnisse durch Fachpersonal zu validieren und den Auswertungsprozess streng zu kontrollieren.[15]

Es wird ebenfalls daran geforscht, wie Krebs bereits vor Ausbruch, oder in einem sehr frühen Stadium erkannt werden kann. Dazu wird eine Blutprobe auf Genfragmente analysiert, die bei der Zerstörung durch Krebs in den Blutkreislauf gelangen. Dabei muss die KI unterscheiden, ob es sich um die körpereigene DNA (unabhängig der Zelle) oder um mutierte DNA handelt. Durch dieses, noch in der Entwicklung befindliche Verfahren, ist es ForschernInnen gelungen, neue Mutationen und Abwandlungen des Krebs zu identifizieren. [15]

In der Energiewirtschaft

Die Fraunhofer-Gesellschaft e.V. entwickelt eine Software, die die Energieversorgungsnetze von Strom, Gas und Öl intelligent steuert. Zu den Aufgaben dieser intelligenten Software gehört es, die für den Betrieb an die Netze angehängte Maschinen (Pumpen, Kompressoren, Schalter etc.) energiesparend zu betreiben. Dabei wird das zukünftige Lastverhalten prognostiziert und die Betriebsweise dahingehend berechnet und angepasst, sodass ein optimaler Arbeitspunkt erreicht wird. Außerdem regelt die Intelligenz im Fehlerfall in den Stromnetzen die Lastflüsse so, dass die verbleibenden Verbindungen keinen Schaden nehmen und zukünftige Stromflüsse umgeleitet werden. Diese dient der Netzentlastung und schützt vor weiteren Ausfällen. [46]

Diese Software wird auch für die Wartung und Instandhaltung der Netze genutzt. Somit wird eine Wartung nicht nach bestimmten Intervallen durchgeführt oder wenn bereits Defekte vorliegen, sondern die KI erkennt anhand der Betriebsparameter eine zukünftige

Störung. Mit dieser Information wird dann die Wartung bedarfsgerecht durchgeführt und Kosten für Ausfall und „vorsorgliche“ Wartungen werden vermieden. [46]

3.4 Anbieter von Software für den Einsatz von KI

Dieses Kapitel dient der allgemeinen Übersicht von Entwicklern und Dienstleistern, die sich mit dem Thema Künstliche Intelligenz beschäftigen. Es wird unterteilt in die Gruppen der kommerziellen Anbieter, der nichtkommerziellen Anbieter und die Anbieter für mobile Endgeräte.

3.4.1 Kommerzielle Anbieter

IBM Watson [47]

Unter den kommerziellen Anbietern ist die Firma IBM Watson mit einer großen Vielfalt an intelligenten Lösungen vertreten. Sie bietet vorgefertigte Produkte im Bereich der Spracherkennung, Übersetzungstools, Text zu Sprache und umgekehrt an. Zudem könne diese Anwendungen auf die firmeneigene Sprache angepasst werden, sodass die KI auch mit für sie noch unbekanntem Ausdrücken arbeiten kann.

Neben der sprachbasierten KI bietet IBM Watson Lösungen für Machine Learning an. Der vorgefertigte Algorithmus muss nur noch auf die speziellen Daten trainiert werden. Eine Auswertung erfolgt mittels übersichtlicher und individueller Grafiken und Analysetools, die nutzergerecht angepasst werden können.

Die IBM Watson Produkte und Dienstleistungen werden als Cloud-Lösung bereitgestellt, sodass von den Kunden keine eigene Rechenleistung bereitgestellt werden muss. Es kann zwischen verschiedenen Rechenleistungen gewählt werden, sodass eine nachträgliche Rechenleistungsvariation möglich ist.

é.VISOR [48]

Die Software é.VISOR der Firma Limón GmbH ist speziell für das Energiemonitoring, Energiemanagement und Energieeffizienzberatung entwickelt. Sie liefert eine kontinuierliche Überwachung und Bewertung der Energieeffizienz, indem sie Produktionsdaten und Energiedaten miteinander verknüpft. Diese werden transparent aufgelistet, was den Prozess verständlich macht und Schlussfolgerungen zur Energieeffizienz einfacher getroffen werden können.

Speziell durch die Anwendung von Künstlicher Intelligenz kann die Software é.VISOR den KundenInnen automatisierte Energiedatenbericht ausgeben, die die Einsparpotenziale deutlich machen.

3.4.2 Nichtkommerzielle Anbieter (open source)

Python

Python hat sich als Programmiersprache in vielen Bereichen der Datenanalyse durchgesetzt, da es zum einen open source (kostenfrei) ist und zum anderen eine große Auswahl an verschiedenen Anwendungstools gibt. Diese Tools, bzw. Bibliotheken werden von NutzernInnen der Programmiersprache selbst entwickelt und der Allgemeinheit zur Verfügung gestellt. Eben diese Vielfalt an Tools lässt Python zu einer populären Programmiersprache zur Verarbeitung von großen Datenmengen und Visualisierungen werden. [49]

Im Bereich Machine Learning sind auch die Bibliotheken **Scikit-Learn** und **TensorFlow** angesiedelt. **Scikit-Learn** beinhaltet die wichtigsten und etabliertesten Algorithmen für Machine Learning [14, 49]. Fortgeschrittene Anwendungen, die beispielsweise KNN benötigen und/oder sehr große Datenmengen verarbeiten müssen, werden in der von Google entwickelten Bibliothek **TensorFlow** bereitgestellt. Diese Bibliothek beinhaltet Algorithmen, die in ähnlicher Form von Google selbst genutzt werden und die Rechenleistung kann bei Bedarf auf beliebig viele Server verteilt werden. Dementsprechend ist das Anwendungsfeld dieser Bibliothek vornehmlich für komplexe Problemstellungen geeignet. [14]

YOLO (You Only Look Once)

You Only Look Once (YOLO) ist eine moderne Objekterkennungssoftware die in Echtzeit (40 fps), beziehungsweise schneller als Echtzeit (100 fps), arbeitet. Dabei kann sie über 9000 Objekttypen erkennen und performt besser, schneller und ressourcenschonender als vergleichbare Systeme (Fast RCNN). Das System basiert auf einem neuronalen Netz, das mit Objekterkennungsdaten und mit Klassifizierungsdaten trainiert wird. Dies erlaubt es, einen Rahmen um die Objekte zu legen (Objekterkennung) und diesen Rahmen dann mit einer Klasse zu benennen (Klassifikation). [50]

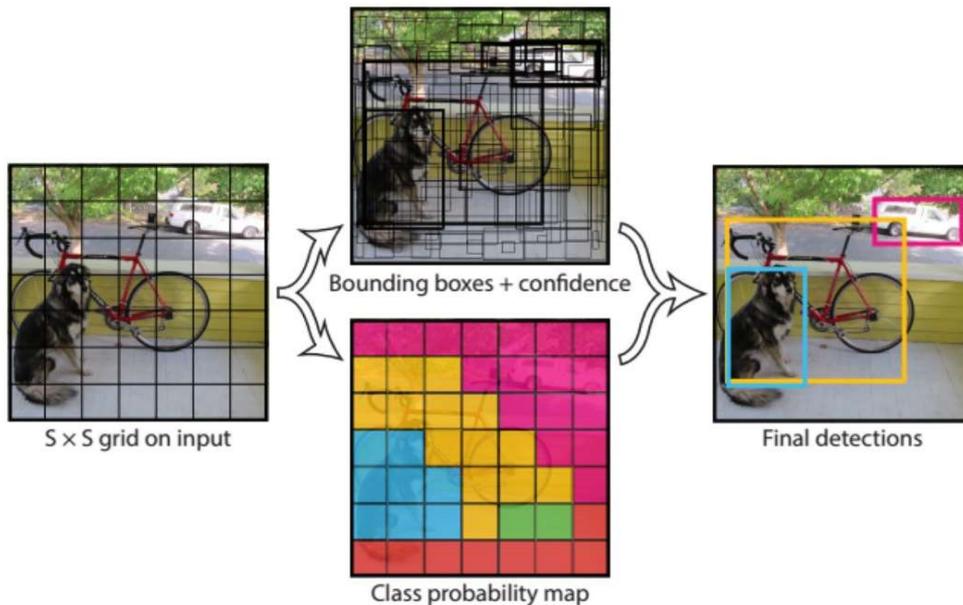


Abbildung 14: Vorgehensweise der YOLO-Software. Diese unterteilt das Bild in $X * Y$ kleinere Bilder und bestimmt deren Zugehörigkeit untereinander (Rahmen bilden) und parallel werden die Klassen der kleineren Bilder bestimmt (Benennung des Rahmens). [28, 50]

Abbildung 14 zeigt die Vorgehensweise der YOLO-Software bei der Bilderkennung und Klassifizierung. Je kleiner die Unterbilder sind, die aus einem Bild gebildet werden, desto aufwendiger ist die Berechnung. Jedoch können diese kleineren Bilder zu einem schärferen, besser klassifizierbaren Teilbild zusammengefügt werden, woraufhin die Prognose genauer wird. Diese Vorgehensweise der Bilderkennung wird in Kapitel 3.2.1 Bilderkennung beschrieben. [51]

3.4.3 KI für mobile Endgeräte

Im Bereich der künstlichen Intelligenz für mobile Endgeräte gibt es erste Programme, die bereits zuverlässige Auswertungen durchführen. Bei mobilen Endgeräten liegt der Fokus auf der Performance des Programmes, da dies mit vergleichsweise sehr wenig Rechenleistung auskommen muss und in den meisten Fällen keine Internetanbindung besteht. Zudem ist der Speicherplatz den das Programm benötigen darf begrenzt, da eine beliebige Erweiterung wie es bei Servern der Fall ist, nicht möglich ist. Dies hat zur Folge, dass der Funktionsumfang der KI noch beschränkt ist und es wenige Anwendungen in diesem Bereich gibt. [52]

Ein Google-Entwickler bietet jedoch zwei Applikationen (App) an, die ohne Internetzugang beispielsweise mit einem Smartphone funktionieren. Es handelt sich um eine Klassifikations-App (TFL Classify), die mittels der integrierten Kamera die aufgenommenen Gegenstände live erfasst und einordnet und um eine Bilderkennungs-App (FB ML Vision), die auf Fotos verschiedenste Merkmale erkennt. Beispielsweise kann sie erkennen, ob Augen geschlossen sind, geöffnet, ob eine Person lächelt oder sie kann Texte von Schildern und Denkmälern erkennen und herausstellen. [52]

II Messdatenanalyse und KI Implementierung

Abschnitt 0 II Messdatenanalyse und KI Implementierung beschreibt in Kapitel 4 Ansätze zur Nutzung von KI bei manageE GmbH & Co. KG die derzeitige Vorgehensweise bei Installation von Messtechnik und Datenanalyse. Anhand dessen werden die Ansätze zu welchem Zweck eine KI genau benötigt wird beschrieben. In Kapitel 5 wird dieses Vorgehen anhand der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG dargestellt und verschiedene Ansätze zur Einsparung von Energie erarbeitet. Diese Ansätze werden in Kapitel 6 Lösungsansätze auf Basis einer KI anhand einer KI durchgespielt und herausgearbeitet. In diesem Zuge werden Chancen und Risiken der KI beleuchtet und eine Analyse der Durchführbarkeit der vorgeschlagenen Ansätze präsentiert.

4 Ansätze zur Nutzung von KI bei manageE GmbH & Co. KG

Dieses Kapitel beschreibt zunächst die aktuelle Vorgehensweise des Auftraggebers und zeigt darauf aufbauend, für welchen Zweck eine KI implementiert werden soll. Das letzte Unterkapitel befasst sich mit der Methodik, wie dieses Ziel erreicht wird und was es zu beachten gilt.

4.1 Aktuelle Vorgehensweise

Dieser Abschnitt dient der allgemeinen Beschreibung der gegenwärtigen Vorgehensweise bei der Installation der Messsysteme und der nachfolgenden Datenanalyse. Hierbei wird die zeitliche Reihenfolge der einzelnen Schritte eingehalten. Die Umsetzung eines solchen Projektes beträgt von Start bis zur ersten fertigen Analyse circa sechs Monate.

4.1.1 Installation der Messgeräte

Gemäß dem zuvor erstellten Installationsplan werden die Controller nachgerüstet. Der Vorteil der geringen Größe der Messkontroller liegt darin, dass meist genügend Platz in den bestehenden Schaltschränken vorhanden ist, sodass kein gesonderter Schaltkasten installiert werden muss (siehe Abbildung 15). Sollte dies jedoch nicht der Fall sein, wird ein Schaltkasten mit Platz für bis zu drei Messkontrollern neben dem Schaltschrank platziert.



Abbildung 15: Nachrüstung von zwei Messkontrollern in bestehenden Schaltschränken (rot umkreist). [10]

Bei einer Installation in einem Unternehmen wird so vorgegangen, dass vom Transformator ausgehend zunächst die Hauptleitungen, dann die Hauptverteilungen, Unterverteilungen und zum Schluss die relevanten Maschinen erfasst werden. Meist ist in den Verteilungsebenen nicht bekannt oder fehlerhaft beschriftet wohin genau die Stromleitungen führen, sodass zunächst einmal ohne genauere Informationen die Messtechnik installiert wird. Dieser Umstand wird im nachfolgenden Kapitel aufgehoben.

Die Messkontrollereinheiten werden auf den in den Schaltschränken vorhandenen Tragschienen (Norm DIN EN 60715:2001-09, ugs. Hutschiene) montiert. Die Erfassung der Ströme, die die Leitungen führen, erfolgt mittels teilbarer Stromwandler der Klasse 1. Eine Installationsbild dieser Stromwandler ist in Abbildung 16 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass eine Vielzahl an teilbaren Stromwandlern auf engem Raum installiert werden können und somit eine Nachrüstung unkompliziert gestaltet wird.

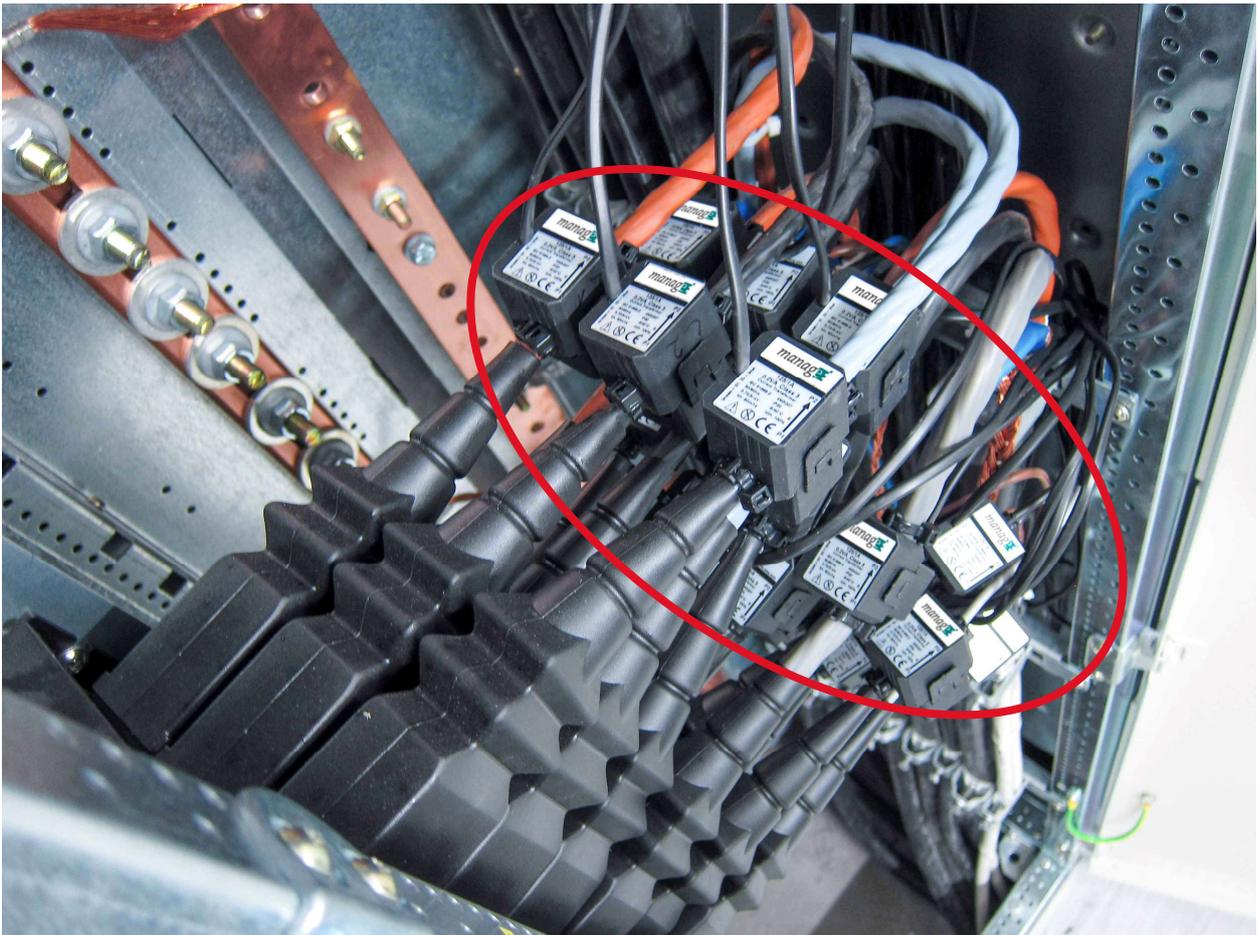


Abbildung 16: Installation der teilbaren Stromwandler in einer Hauptverteilung. Die teilbaren Stromwandler benötigen wenig Platz, sind leicht zu installieren und bieten eine hohe Flexibilität aufgrund der flexiblen Stromleitung. [10]

Die teilbaren Stromwandler wandeln den gemessenen Strom (analoges Signal) über Spulen in einen geringeren Strom um, der maximal 1 A betragen darf, um den Controller nicht zu beschädigen. Es gibt die teilbaren Stromwandler stufenweise von maximal 60 A primärseitig/1 A sekundärseitig bis hin zu 1000 A primärseitig/1 A sekundärseitig. Über ein zweiadriges Kabel wird der Stromwandler direkt an den Messcontroller oder zur Verlängerung an eine Steckbrücke angeschlossen. Die verbundenen Wandler werden beschriftet, sodass bei der späteren Einrichtung der Eingangskanäle am Messcontroller, die richtigen Verbraucher hinterlegt werden. Außerdem dient dies bei Kontrollen oder Fehlersuchen der besseren Nachvollziehbarkeit.

Nach Verkabelung der Stromwandler wird der Messcontroller mit 230 V Spannung versorgt und mit allen drei zu messenden Phasen an den Spannungseingängen verbunden. Zum Schluss wird die Netzwerkverbindung zum Einrichten des Controllers (Benennung des Controllers und der einzelnen Kanäle) und zur Datenübertragung hergestellt. Dabei ist besonders darauf zu achten, dass die eingehenden Daten in erster Instanz auf Plausibilität geprüft werden, um fehlerhafte Verkabelung oder falsche Zuordnung der Maschinen zu den Kanälen auszuschließen.

4.1.2 Prozesse definieren

Nachdem die Messtechnik installiert ist, müssen die eingehenden Daten Prozessen zugeordnet werden. Dies ist ein aufwendiger und zeitintensiver Prozess, da viel Recherchearbeit bezüglich der Firmeninfrastruktur notwendig ist, um die Leitungen und Messwerte richtig zuzuordnen.

In diesem Zuge werden einzelne Teilprozesse der Firma definiert, denen dann in hierarchischer Reihenfolge die Energiewerte zugeordnet werden. Durch diese Unterteilung wird die Firmenstruktur und die zugehörigen Energieverbräuche transparent dargestellt. Daraus wird erkennbar, welcher Teilprozess wann wie viel Energie verbraucht hat. Ein Beispiel für die Definition und Unterteilung von Teilprozessen ist in Abbildung 17 dargestellt.

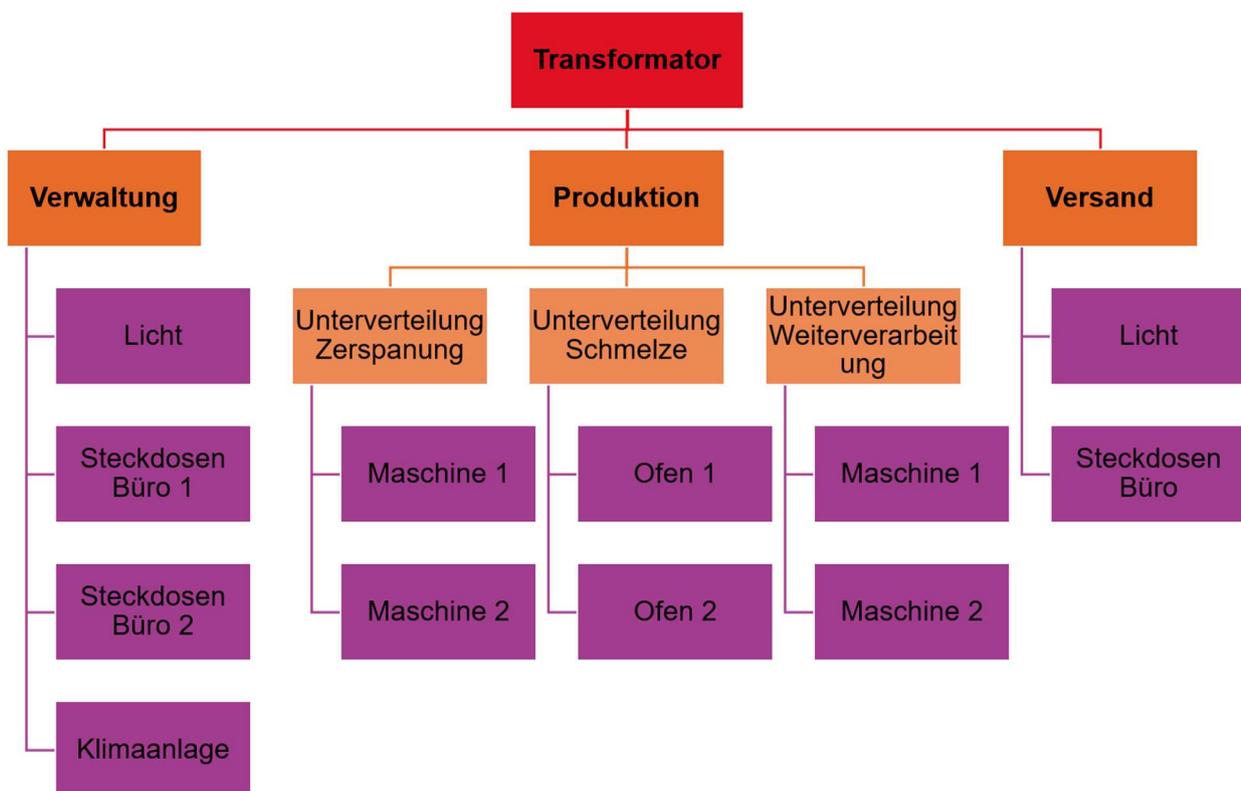


Abbildung 17: Allgemeine Darstellung wie die Prozesse definiert und untergliedert werden. Hier werden drei Teilprozesse definiert (Verwaltung, Produktion, Versand), die sich jedoch noch weiter untergliedern. (eigene Darstellung)

Zu erkennen ist die Gliederung von drei beispielhaften Teilprozessen Verwaltung, Produktion und Versand. Es ist zu empfehlen, dass energieintensive Verbraucher, wie in diesem Beispiel der Abschnitt Produktion, möglichst genau aufgeteilt werden. Dadurch wird die Qualität der gemessenen Daten erhöht und der Mehrwert für den Kunden steigt, da genauere und individuellere Maßnahmen vorgeschlagen werden können.

4.1.3 Datenanalyse und Fehlerbetrachtung

Nach der Installation der Messtechnik werden die eingehenden Daten zunächst noch einmal plausibilisiert. Das bedeutet, es wird jede Maschine betrachtet und überprüft ob der ermittelte Strom, die Phasenverschiebung, Schein-, Blind- und Wirkleistung, sowie der sich daraus ergebende Energiebedarf nachvollziehbar ist. Neben der Plausibilität wird auch auf die Konsistenz der Daten geachtet, die zu jedem Zeitpunkt gegeben sein muss. Diese Überprüfung muss sorgfältig durchgeführt werden, da genau diese Informationen für das Geschäftsfeld der manageE GmbH & Co. KG benötigt werden. Wird dort ein Fehler übersehen, wirkt sich dieser auf den gemessenen Gesamtenergiebedarf und die Prognosen in der Energieeinsparung aus, die wichtig für den Nachweis an die BaFa sind.

Die Überprüfung erfolgt mittels eigen programmierter Darstellungstools, die die Messwerte in verschiedener Art und Weise aufbereiten. Es können einzelne Tage miteinander verglichen und sekundengenau die benötigte Energie der gemessenen Maschinen zu einem beliebigen Zeitpunkt bestimmt werden (vgl. Anhang I). Eine allgemeine Übersicht bietet die Funktion „Energieverbrauch“, die den gesamten Energieverbrauch der Firma jährlich, monatlich, wöchentlich, täglich oder stündlich auflistet. In der monatlichen Übersicht (vgl. Abbildung 18) wird der Energiebedarf mit 15-Minuten-Werten dargestellt.

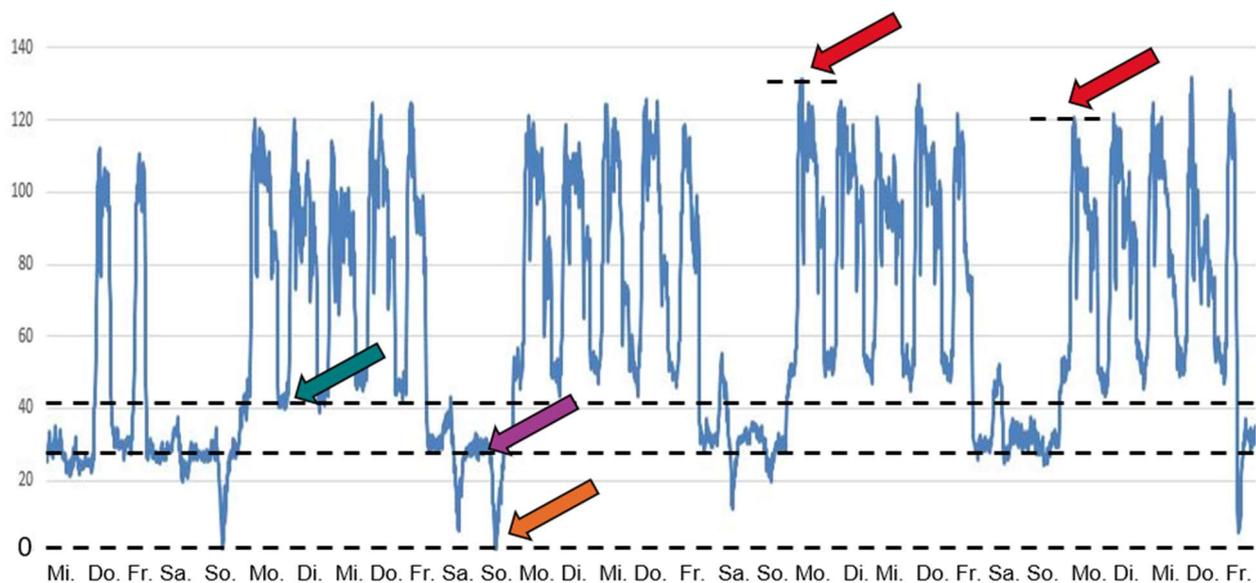


Abbildung 18: Lastprofil in 15-Minuten-Werten über den Zeitraum eines Monats. Diese Darstellung dient der Vergleichbarkeit der einzelnen Wochentage. [10]

Die x-Achse stellt die Wochentage des Monats und die y-Achse den Energiebedarf in kWh/15 min dar. Anhand von Abbildung 18 können mehrere Aussagen getroffen werden. Die roten Pfeile markieren die Lastspitzen zweier Montage, die bei gleicher Produktion und Betriebsablauf die gleiche Menge Energie benötigen sollten. Es ist ein undefinierter Mehrverbrauch von 10 kWh/15 min. festzustellen, der Einsparpotenzial birgt. Ebenso verhält es sich mit der durch den orangenen Pfeil markierten Stelle. Es scheint am Wochenende möglich zu sein, den Energiebedarf auf nahezu 0 kWh zu senken, was jedoch nicht

an jedem Wochenende geschieht. An den meisten Tagen liegt der Energieverbrauch in der Nacht bei 20 kWh/15 min..

Während der Arbeitswoche werden die Maschinen nachts heruntergefahren (türkiser Pfeil), jedoch nicht vollständig wie dies am Wochenende der Fall ist (mindestens rosa Pfeil). In diesem Fall muss überprüft werden, ob die Möglichkeit besteht, unter der Woche die Maschinen genauso abzuschalten (Einsparpotenzial von 15 kWh/15 min.).

Werden diese theoretischen Potenziale ausgeschöpft, ergeben sich folgende Energieeinsparungen, ohne dass genauer auf die Daten eingegangen wurde.

- Lastspitzen (rote Pfeile): Zwei mal die Woche für zwei Stunden, 52 Wochen, 10 kWh/15 min. Mehrverbrauch
 - $\frac{10 \text{ kWh}}{15 \text{ min}} * 4 * 2 \text{ h} = 80 \frac{\text{kWh}}{\text{d}} \quad \rightarrow \quad 80 \frac{\text{kWh}}{\text{d}} * 2 \frac{\text{d}}{\text{w}} * 52 \frac{\text{w}}{\text{a}} = \mathbf{8.320 \frac{\text{kWh}}{\text{a}}}$
 - Bei einem Arbeitspreis pro kWh von 0,16 € entspricht dies 1.331 €/a.

- Grundlast Wochenende (oranger Pfeil): Zwei mal die Woche für acht Stunden, 52 Wochen, 20 kWh/15 min. Mehrverbrauch
 - $\frac{20 \text{ kWh}}{15 \text{ min}} * 4 * 8 \text{ h} = 640 \frac{\text{kWh}}{\text{d}} \quad \rightarrow \quad 640 \frac{\text{kWh}}{\text{d}} * 2 \frac{\text{d}}{\text{w}} * 52 \frac{\text{w}}{\text{a}} = \mathbf{66.560 \frac{\text{kWh}}{\text{a}}}$
 - Bei einem Arbeitspreis pro kWh von 0,16 € entspricht dies 10.650 €/a.

- Nachtabschaltung (türkiser und rosa Pfeil): Vier mal die Woche für acht Stunden, 52 Wochen, 15 kWh/15 min.
 - $\frac{15 \text{ kWh}}{15 \text{ min}} * 4 * 8 \text{ h} = 480 \frac{\text{kWh}}{\text{d}} \quad \rightarrow \quad 480 \frac{\text{kWh}}{\text{d}} * 4 \frac{\text{d}}{\text{w}} * 52 \frac{\text{w}}{\text{a}} = \mathbf{99.840 \frac{\text{kWh}}{\text{a}}}$
 - Bei einem Arbeitspreis pro kWh von 0,16 € entspricht dies 15.975 €/a.

Können diese Einsparmaßnahmen umgesetzt werden, ergibt sich eine jährliche Einsparung von 27.956 €/a. Bei diesen Einsparpotenzialen ist noch keine Verbesserung von speziellen Prozessen oder Austausch von energieintensiven Verbrauchern beinhaltet. Um diese Potenziale auszuschöpfen, muss tiefer auf die Daten eingegangen werden.

4.2 Ansatz der KI-Implementierung

Das langfristige Ziel der Firma manageE GmbH & Co. KG ist, dass die Datenanalyse weitestgehend von einer künstlichen Intelligenz durchgeführt wird. Dadurch werden Kosten und Zeit eingespart, da eine Analyse durch den Menschen aufwendig ist und viel Zeit in Anspruch nimmt. Bei einer händischen Analyse werden offensichtliche Mängel und Einsparpotenziale entdeckt und ggf. Verbesserungen in der Betriebsführung entwickelt. Eine KI hingegen arbeitet mit dem gesamten ihr zur Verfügung stehenden Datensatz und überprüft diesen. Sie kann Zusammenhänge lernen, die für Menschen nicht offensichtlich oder logisch sind und somit neue Strategien zur Energieeinsparung vorschlagen und frühzeitig vor Betriebsausfällen durch Beschädigungen an Maschinen warnen. Zudem ist es möglich, nicht konsistente Daten zu ermitteln und auf Störungen in der Messtechnik oder Datenspeicherung hinzuweisen.

Im ersten Ansatz der Firma manageE GmbH & Co. KG geht es langfristig darum, dass die KI direkt Möglichkeiten zur Energieeinsparung vorschlägt und dass sie Anomalien im Energieverbrauch erkennt und diese kenntlich macht. Diese sollen dann von einem Mitarbeitenden untersucht und bewertet werden. Die KI muss fähig sein, Energieverbräuche zu analysieren und dahingehend zu bewerten, ob diese zulässig sind oder nicht. Dabei muss auf verschiedene Parameter Rücksicht genommen werden. Unter anderem zählen dazu Produktionszahlen, Arbeitszeiten, Materialeinsatz, Prozessparameter (Drücke, Temperaturen, Geschwindigkeiten) oder Umgebungsbedingungen. Nur durch die Integration von (einigen) dieser/diesen Parameter/n können verlässliche Korrelationen gebildet werden.

Dabei ist es eine Herausforderung zu definieren, was für Informationen, neben den Energieinformationen, der KI zur Verfügung gestellt werden müssen, damit sie diese Korrelationen bilden kann. Genauso wichtig ist es jedoch auch, ob diese Informationen an den Standorten verfügbar sind oder ob die Möglichkeit der Nachrüstung besteht. Außerdem müssen die Daten in den Datenbanken aufbereitet und standardisiert sein, um einen einfachen Transfer der KI für neue Kunden zu gewährleisten. Bei einem solchen Transfer wird die KI zwar neu trainiert, jedoch liegen die Daten auf einer einheitlich aufgebauten Datenbank, sodass der Aufwand zu Implementierung gering gehalten wird.

4.3 Methodik zur Implementierung der KI

Damit die Integration der KI gelingt, wird eine Methodik entwickelt, um vermeidbare Ausfälle und Verzögerungen in der Datenanalyse vorzubeugen. Im ersten Schritt liegt der Fokus auf der Datengeneration und Plausibilisierung. Wie bereits erwähnt ist es wichtig, dass die aus den Messungen generierten Datensätze konsistent und fehlerfrei sind.

Infolgedessen werden die vorhandenen Maschinen und deren Prozesse analysiert, so dass ein grundlegendes Verständnis der Betriebsabläufe entsteht. Daraus werden wiederum einzelne Teilprozesse gebildet, die thematisch oder örtlich zueinander gehören. Diese sind einfacher zu verarbeiten und können durch fokussierte Betrachtung noch genauer analysiert werden. Mit dem daraus gewonnenen Wissen werden diese Teilprozesse dann auf Energieeinsparpotenziale untersucht.

In dieser Arbeit werden hauptsächlich die nicht produktionsbezogenen Einsparpotenziale untersucht, da eine Analyse der produktionsbezogenen Einsparpotenziale die begrenzte zeitliche Kapazität überschreitet. Folglich werden die nicht produktionsbezogenen Teilprozesse identifiziert und für diese ein mögliches Konzept zur Verarbeitung durch die KI erstellt. Diese Konzepte werden für verschiedene Datensätze erstellt, die sich im Informationsgehalt und der Datenmenge unterscheiden. Es handelt sich genauer gesagt um Energiedaten als Basis, Betriebsdaten als erste Erweiterung und Prozessdaten als zweite Erweiterung. Daraus wird ein Anforderungsprofil für eine KI abgelesen und entschieden, welche Art der KI benötigt wird. Zusätzlich werden weitere Maßnahmen definiert, die nach derzeitigem Stand unablässig sind, um eine KI erfolgreich und nachhaltig zu implementieren.

5 Analyse des Beispielprojektes: Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG

In diesem Kapitel wird zunächst die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG vorgestellt und im weiteren Verlauf das dort installierte Messkonzept dargestellt. Nachfolgend wird eine Fehlerbetrachtung durchgeführt, die Energiedaten analysiert und die sich daraus ergebenden Einsparpotenziale betrachtet.

5.1 Unternehmensvorstellung

Die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG ist ein mittelständisches produzierendes Unternehmen mit vier Produktionsstandorten auf drei Kontinenten. Zu den Standorten zählen Michigan (USA), Peking (China), Tianjin (China) sowie das Stammhaus in Arnberg (Deutschland). Insgesamt beschäftigt die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG ca. 400 Mitarbeiter und ist Zulieferer für die Automobilindustrie. An allen vier Standorten werden Verfahren der Kaltumformung (Kaltfließpressen) angewendet, um Stahl- und Aluminiumbauteile in Massenfertigung herzustellen. [53]

Der Standort in Arnberg (Hochsauerlandkreis) wird in fünf verschiedene Teilprozesse bzw. Fertigungsverfahren unterteilt. Im Bereich eins stehen verschiedene Kaltfließpressen (KFP), die aus Rohmaterial Rohlinge formen sowie ein Blockheizkraftwerk (BHKW). Bereich 2 ist der Werkzeugbau (WZB), in dem neue Formen für die Kaltfließpressen entwickelt und hergestellt werden. Der dritte Bereich ist die Weiterverarbeitung der Rohlinge (WTV). Diese bekommen dort die Endbearbeitung und werden vor Versand auf Festigkeit und Materialeigenschaften geprüft. Die bereits genannten Bereiche eins bis drei werden von den gleichnamigen Transformatoren eins bis drei versorgt, wobei kein Zusammenhang zwischen beispielsweise Bereich eins und Transformator eins hergestellt werden kann, da es sich wie bereits erwähnt, um ein gewachsenes Unternehmen handelt und die Transformatoren zu einem Ringnetz verschaltet sind. Im Bereich vier befindet sich die Zerspanung, wo ebenfalls die Rohlinge aus den KFP bearbeitet werden. Dieser Bereich wird separat von Transformator vier versorgt, da er nachträglich als Ganzes aufgebaut wurde. In Bereich fünf befinden sich die Kompressoren, die den gesamten Standort mit Druckluft versorgen. Die Anordnung der einzelnen Bereiche sind im Hallenplan in Abbildung 19 auf der Folgeseite dargestellt.

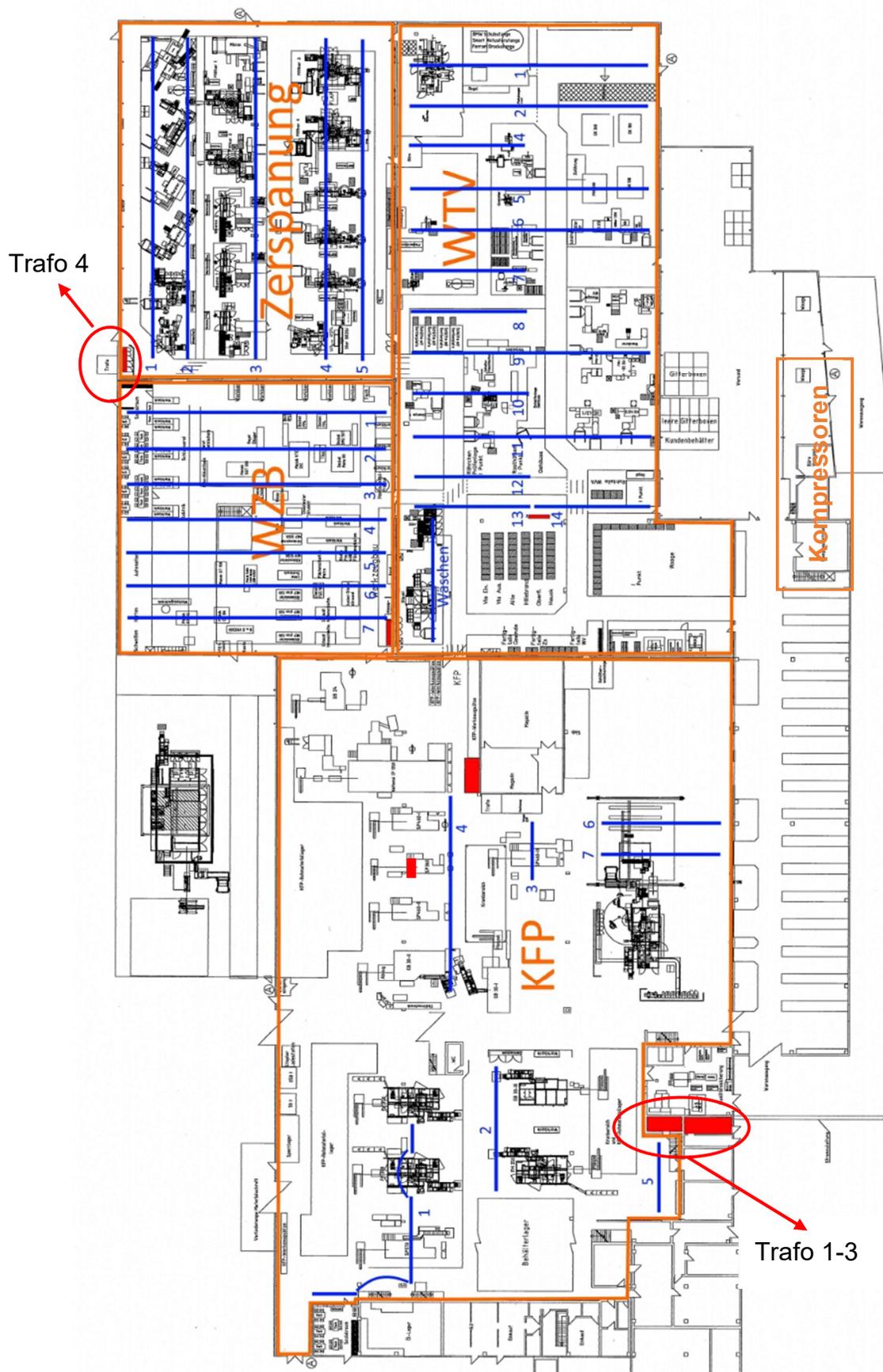


Abbildung 19: Hallenplan der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG; eingezeichnet sind die Transformatoren (rot umkreist), die Messstellen (rote Vierecke) und die einzelnen Bereiche (orange umrandet). [10, 53]

5.2 Messkonzept

Um nachfolgend eine Struktur aus den Messdaten bilden zu können, wird der Schaltplan, bzw. der Übersichtsplan (Abbildung 20) der Energieversorgung der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG benötigt. Aus diesem wird die Netzstruktur, die Versorgung der einzelnen Unterverteilungen und angeschlossene Verbraucher bzw. Erzeuger herausgelesen.

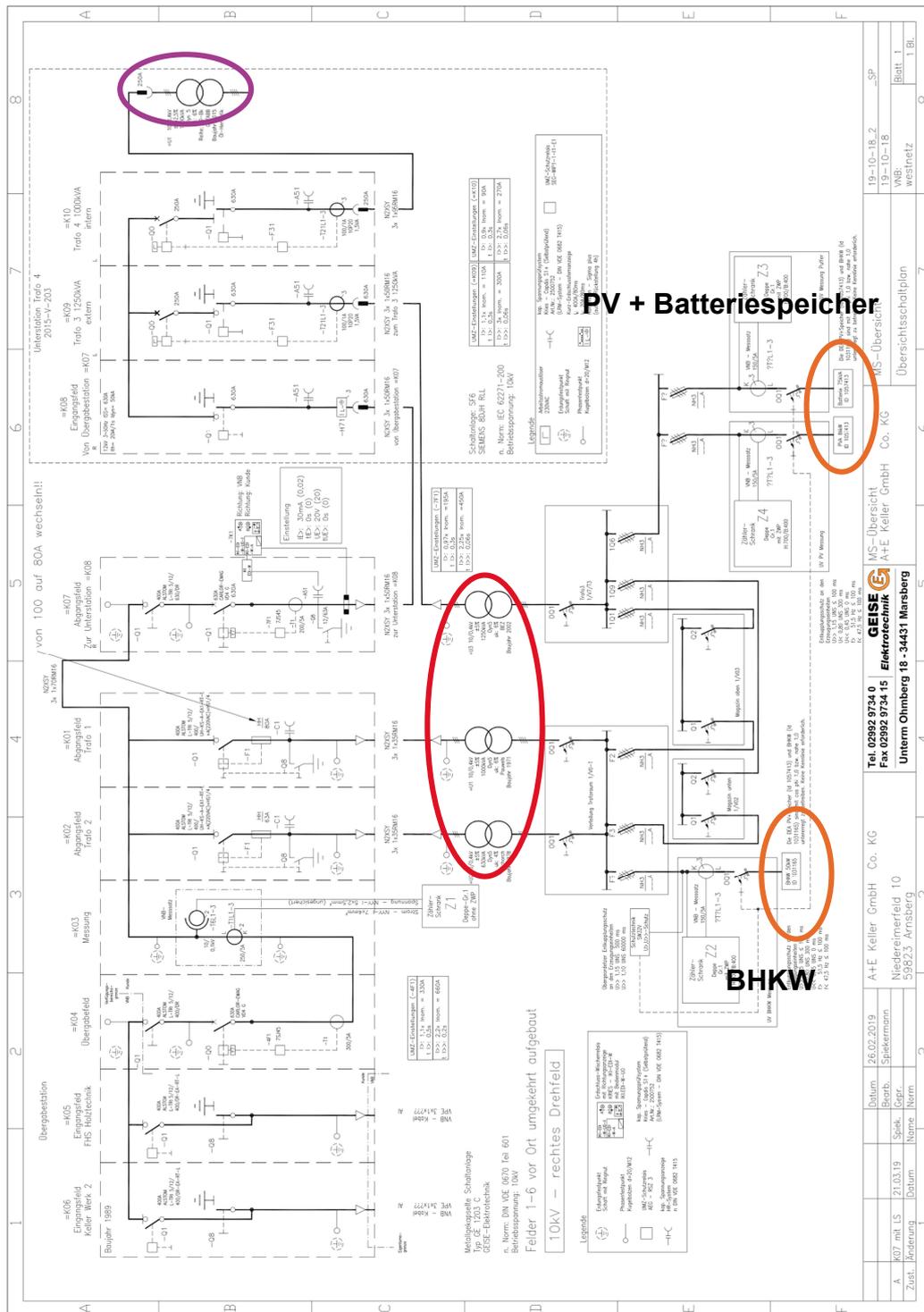


Abbildung 20: Übersichtsplan der Firma Keller der die Ringstruktur der drei Transformatoren (rot), der einzelne Transformator vier (rosa) und die angeschlossenen Erzeugungsanlagen (orange) darstellt. [10, 53]

In diesem Übersichtsschaltplan ist die Ringstruktur der Transformatoren eins bis drei erkennbar sowie die einzelne Versorgung des Transformators vier. Zusätzlich sind die vorhandenen Stromerzeugungsanlagen und deren Einspeisepunkte eingetragen (orange), ebenso wie Unterverteilungen, in die diese einspeisen, was wichtig für den Aufbau der grafischen Darstellung der Energieflüsse ist. Nachdem alle Informationen aus diesem Plan bekannt sind, wird die Messtechnik angebracht.

Die Installation der Messkontroller und teilbaren Stromwandler erfolgt in den verschiedenen Verteilschaltschränken der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG. Ziel ist es, die Messkontroller optimiert zu installieren, das heißt, dass nur die Maschinen erfasst werden, die auch die größten Verbraucher darstellen. Damit aber nicht nur diese Energieverbräuche bekannt sind, sondern ggf. noch nicht bekannte große Verbraucher identifiziert werden können, wird an den jeweiligen Transformatoren und Unterverteilungen ebenfalls Messtechnik installiert.

Aufgrund der hohen Auflösung der Messung (Sekundenwerte) sollten die Messkontroller in ein stabiles Netzwerk mit Internetzugang integriert werden. Bei der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG werden 18 Messkontroller mit je 18 Messkanälen installiert. Folgende Auflistung stellt die Berechnungsgrundlage der generierten Messdaten dar.

- 1 Datenpunkt = 192 bit
- 18 Datenpunkte pro Kontroller und Sekunde
- 18 Kontroller über 31 Tage

Die daraus entstehende Datenmenge wird nachfolgend berechnet.

$$192 \frac{\text{bit}}{\text{s}} * 18 * 60 \frac{\text{s}}{\text{min}} * 60 \frac{\text{min}}{\text{h}} * 24 \frac{\text{h}}{\text{d}} = 298.598.400 \frac{\text{bit}}{\text{d}} / 8 \frac{\text{B}}{\text{bit}} = 37,33 \frac{\text{MB}}{\text{d}}$$

Ein Kontroller erzeugt eine Datenmenge von 37,33 MB am Tag. Diese Datenmenge wird von 18 Controllern bereitgestellt, was einen Datentransfer von circa 672 MB pro Tag verursacht.

$$37,33 \frac{\text{MB}}{\text{d}} * 18 = 671,94 \frac{\text{MB}}{\text{d}} * 31 \frac{\text{d}}{\text{Monat}} = \mathbf{20,83 \frac{GB}{\text{Monat}}}$$

Über einen Monat mit 31 Tagen müssen somit circa **21 GB Daten** übertragen und gespeichert werden. Diese Menge muss sowohl von der Datenbank als auch von der Firma bewältigt werden, womit das Firmennetzwerk der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG teilweise überlastet erscheint. Die Überlastung ist festzustellen, da in der Datenbank häufig Messwerte fehlen, die eigentlich über Nacht geladen werden sollen, dies jedoch durch Zeitüberschreitungen und Verbindungsabbrüche nicht möglich ist. Weiterhin wird bei der Installation vor Ort, die unzureichende Datenübertragung des Firmennetzes während der Parametrierung der Messkontroller deutlich.

Die übertragenen Daten werden dann in der Datenbank abgespeichert, von der aus die Online-Tools auf diese zugreifen können. Unter anderem wird daraus dann das Sankey-Diagramm mit live- oder historischen Daten gebildet. Auf diesem sind einzelne, direkt an die Transformatoren angeschlossene Großverbraucher, Unterverteilungen und Stromschienen zu erkennen, die durch die Breite ihrer Striche, einen hohen oder geringen Verbrauch anzeigen. Diese Übersicht zeigt neben den Verbräuchen die tatsächlichen Versorgungspunkte der einzelnen Maschinen. Der genaue Aufbau des Messkonzeptes und das daraus entstehenden Sankey-Diagramms ist in Abbildung 21 dargestellt. Eine vollständige Abbildung befindet sich in Anhang II.

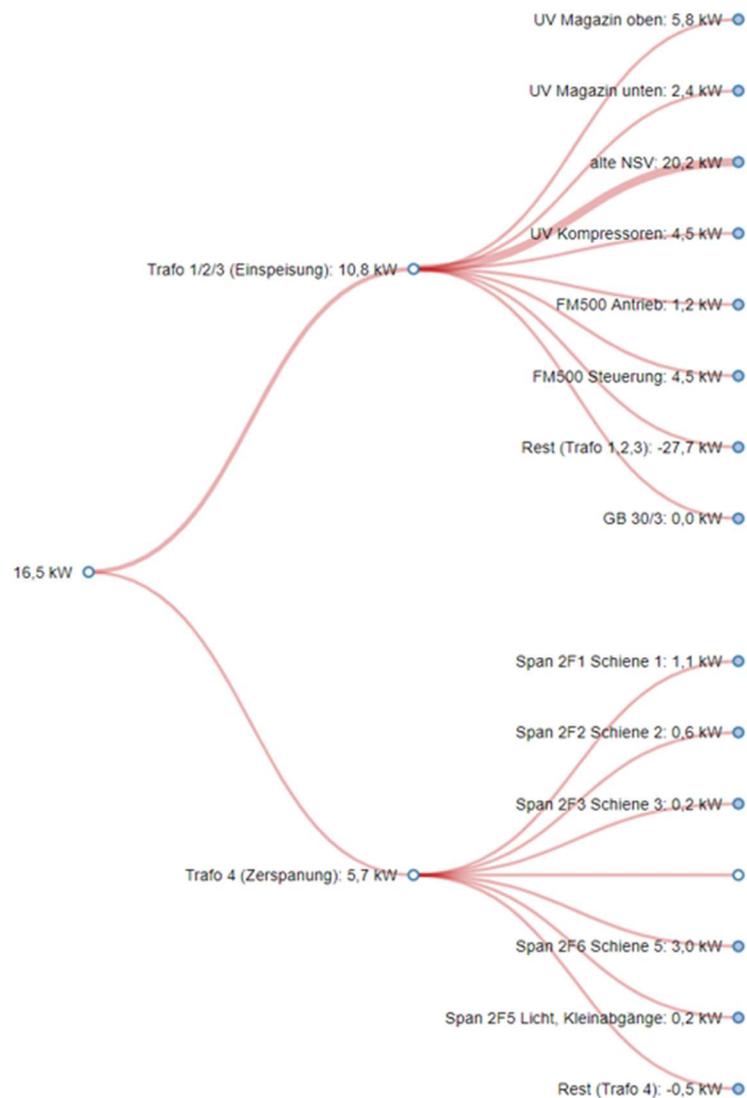


Abbildung 21: Darstellung des Sankey-Diagramms im Webportal der Firma manageE GmbH + Co. KG. Diese Darstellung wird mit Live-Daten erstellt, sodass zu jedem Zeitpunkt die Energieflüsse erkennbar sind. [10]

Zu erkennen ist die Unterteilung der Transformatoren und die nachfolgende Gliederung in Unterverteilungen (UV-Kompressor, alte NSV, UV-Magazin oben, UV-Magazin unten) und zwei energieintensive Maschinen (FM 500, GB30/3).

Diese Unterverteilungen können weiter aufgefächert werden, sodass die daran angeschlossenen Verbraucher sichtbar werden. In Abbildung 22 ist dies anhand der Unterverteilung UV-Magazin oben dargestellt. Nachdem diese ausgewählt ist, erscheinen die ihr zugeordneten Verbraucher mit den jeweiligen kumulierten (alle drei Phasen) Leistungsbeträgen. Anhand dieser Übersicht ist erkennbar, welche Unterverteilung viel Energie benötigt und welcher spezielle Verbraucher bzw. welche Stromschiene dafür verantwortlich ist.

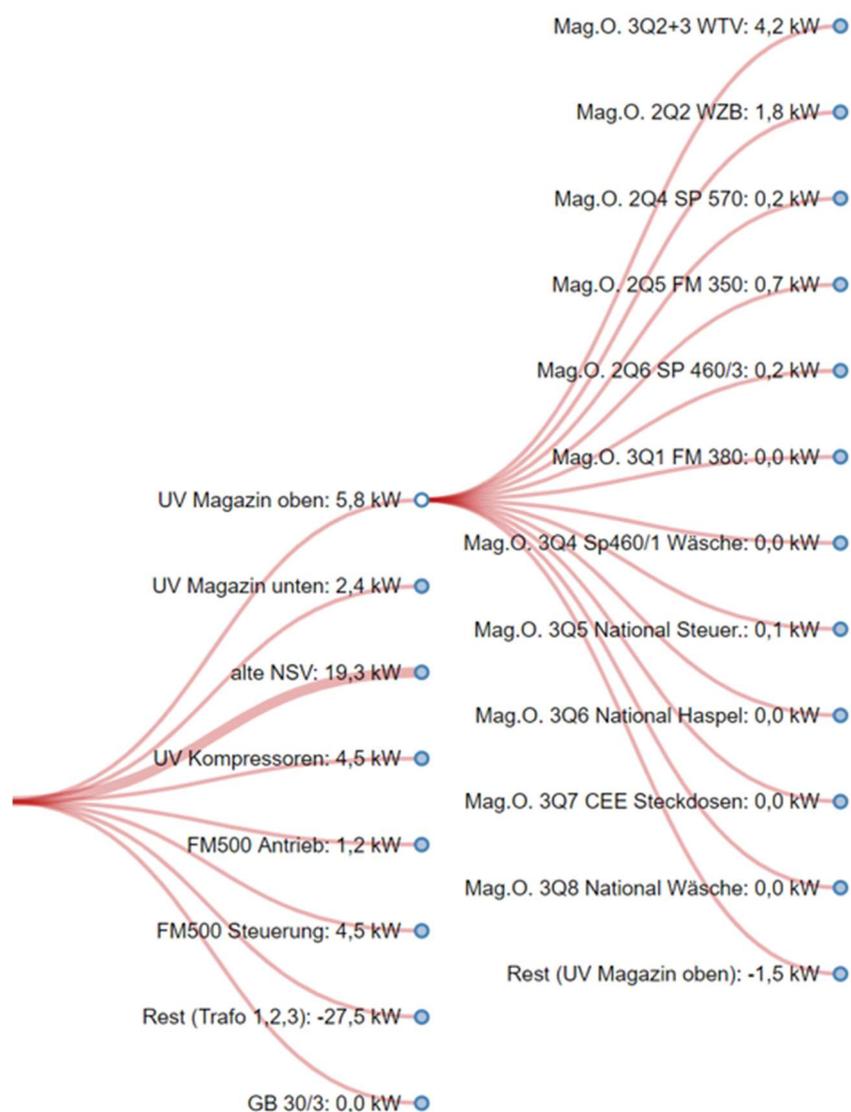


Abbildung 22: Sankey-Diagramm der Unterverteilung UV-Magazin oben. An diesem Beispiel wird dargestellt, wie eine komplexe Struktur einfach grafisch dargestellt wird und wie die hierarchische Struktur aufgebaut ist. [10]

Das vorgestellte Messkonzept sorgt dank der Visualisierung und strukturierten Aufbereitung für einen guten Überblick über die Verbraucher und den Gesamtenergiebedarf der Firma. Es lassen sich durch die Darstellung der Restwerte neue Informationen generieren, die als Entscheidungsgrundlage für weitere Messtechnik dienen können oder als Kontrolle zur Plausibilisierung von Energiedaten.

Der nächste Schritt besteht darin, das Sankey-Diagramm, das den tatsächlichen Stromfluss innerhalb der Firma darstellt, in die verschiedenen Prozesse zu transformieren. Dieses bietet den Mehrwert, dass produktionsmäßig zusammenhängende Maschinen miteinander in Verbindung gebracht werden und einzelne Teilbereiche genauer analysiert werden können. Ein Vorschlag zur Einteilung in verschiedene Prozesse wird in Abbildung 23 gezeigt.

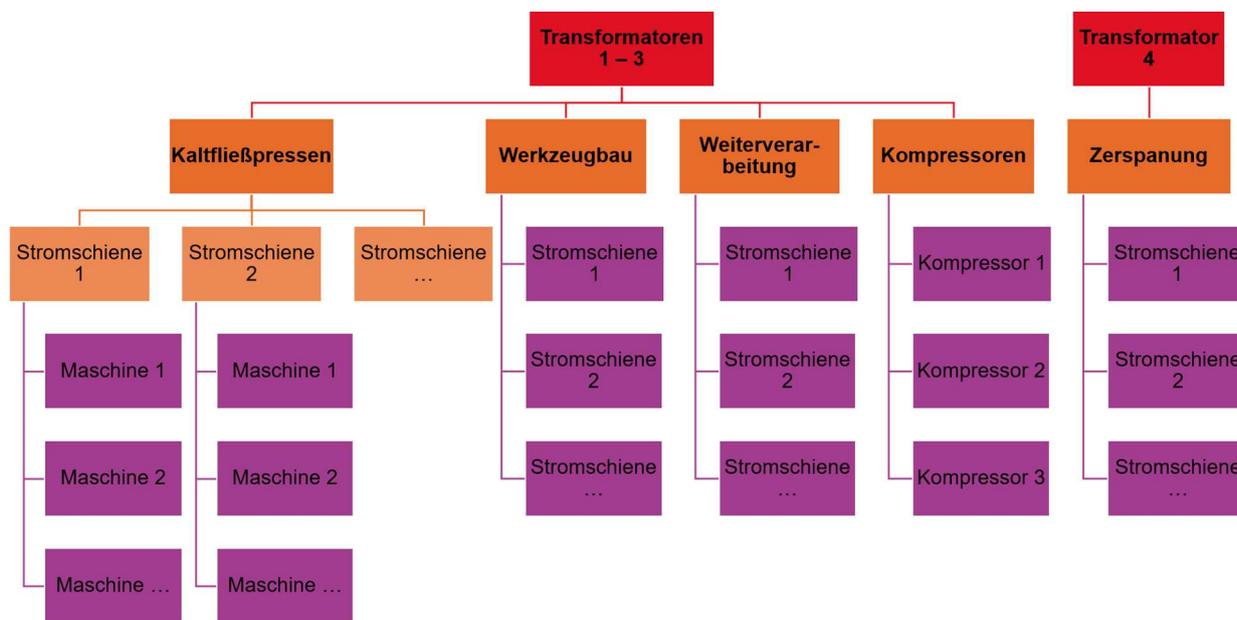


Abbildung 23: Vereinfachte Darstellung der Prozesse bei der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG. Gezeigt ist der Prozess von der Einspeisung bis zu den Endverbrauchern. (eigene Darstellung)

In Abbildung 23 ist zu erkennen, dass das eigentliche Ringnetz in eine hierarchische Struktur transformiert wird. Ab den Transformatoren (rot) werden die einzelnen Messungen den jeweiligen Prozessen zugeordnet, wodurch eine Art Verteilebene (orange) entsteht. Nach dieser Ebene werden die untergeordneten Maschinen bzw. Stromabnehmer dargestellt, die je nach Gegebenheit und Wunsch noch weiter aufgeschlüsselt werden können (phasengenau, nachfolgende kleine Maschinen). Dabei muss darauf geachtet werden, dass alle Verbraucher mit aufgenommen sind, da sonst ein großer, nicht erklärbarer Restverbrauch auftritt. Diese Art der Prozessdarstellung ist ein angestrebtes Ziel der Firma manageE GmbH & Co. KG, das jedoch zurzeit noch nicht umgesetzt ist.

5.3 Fehlerbetrachtung

Die Datenüberprüfung erfolgt über online Analysetools, die von manageE GmbH & Co. KG entwickelt werden. Dazu werden Skripte im Content-Managementsystem „Word-Press“ geschrieben, die die Daten der KundenInnen von den jeweiligen Servern laden und auswerten.

In diesem Content-Managementsystem stehen den KundenInnen sowie der Firma manageE GmbH & Co. KG verschiedene Tools zur Verfügung, die Verbräuche phasengenaue visualisieren und Trends darstellen können. Unter anderem umfassen diese Tools Sankey-Diagramme, Tagesvergleiche sowie Mittelwertabbildungen auf wöchentlicher oder täglicher Basis. Das Sankey-Diagramm wird dabei mit Livedaten gebildet, das ermöglicht zu jeder Zeit den Energiefluss nachzuvollziehen.

Datenplausibilisierung

Zu Beginn der eigentlichen Analyse ist es wichtig, dass die gemessenen Daten nochmals auf Plausibilität überprüft werden. Damit wird ausgeschlossen, dass fehlerhafte Verbesserungsvorschläge unterbreitet werden, die ggf. keine Energie einsparen oder nicht umsetzbar sind, im schlimmsten Fall sogar zur Schädigung von Anlagen beitragen.

Eine essenzielle Überprüfung muss vorab in der Datenbank vorgenommen werden. Dort muss geprüft werden, ob die Datensätze vollständig geladen wurden. Ist dies nicht der Fall, soll dies in den Analysetools kenntlich gemacht werden, um NutzerInnen darauf aufmerksam zu machen.

Die Überprüfung erfolgt, indem die Livedaten auf Unstimmigkeiten untersucht werden. Diese sind unter anderem negative Restwerte wie in Abbildung 24 dargestellt. Restwerte im Allgemeinen werden gebildet, wenn ein stromführender Strang im gesamten gemessen wird, sowie einzelne Maschinen, die von diesem abgehen. Werden jedoch nicht alle Verbraucher an diesem Strang erfasst, ergibt sich eine Differenz zwischen dem Strom auf der Gesamtleitung und der Summe der Ströme der gemessenen Verbraucher. Im Regelfall ist dieser Restwert positiv, da aus Relevanzgründen nicht alle Verbraucher erfasst werden. Wird jedoch ein negativer Restwert festgestellt, wird untersucht, ob eine Erzeugungseinheit, bspw. eine PV-Anlage, Batteriespeicher oder Blockheizkraftwerk angeschlossen ist oder ob eine fehlerbehaftete Berechnung bzw. Messung vorliegt. Ein negativer Restwert würde somit bedeuten, dass die Erzeugungseinheit mehr Energie liefert, als die gesamte an diese Unterverteilung angeschlossene Last beträgt oder es gibt eine nicht messtechnisch erfasste Erzeugungseinheit an dieser.

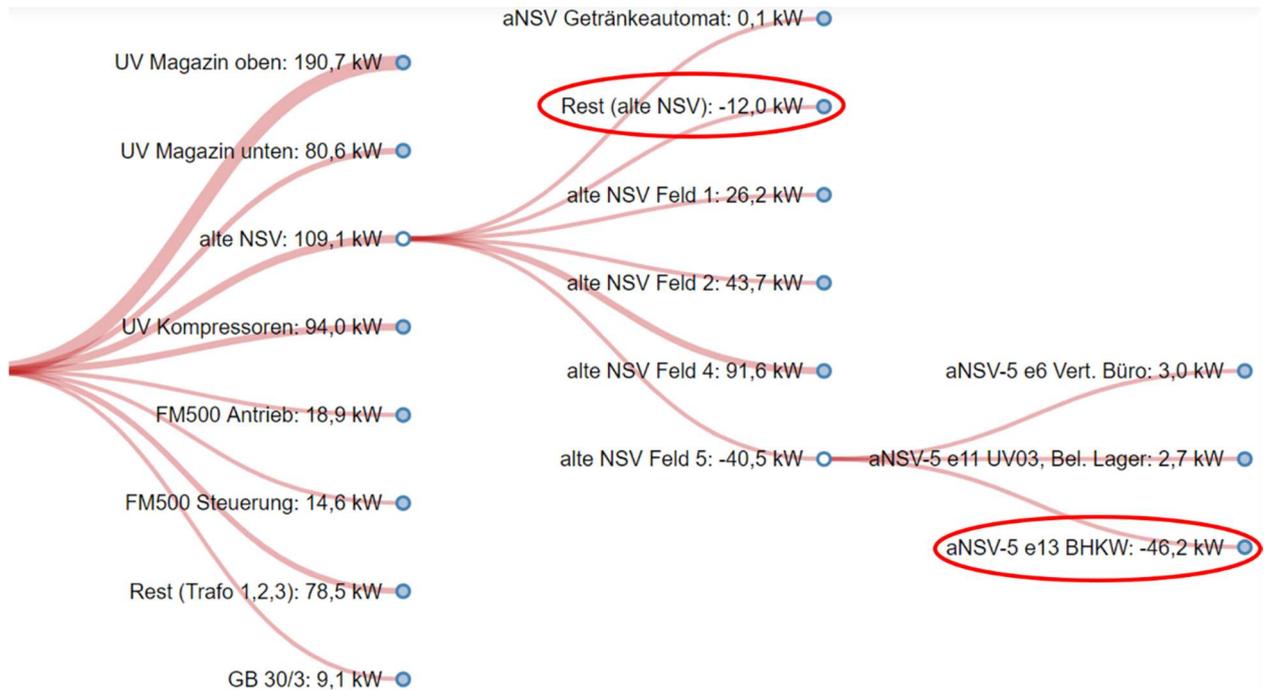


Abbildung 24: Analyse des Sankey-Diagramms mit Betrachtung des negativen Restwerts. [10]

Abbildung 24 zeigt aus Gründen der Übersichtlichkeit einen Teil des gesamten Sankey-Diagramms, das jedoch einen negativen Restwert in der Unterverteilung alte NSV beinhaltet (markiert). Bei Betrachtung der restlichen gemessenen Werte fällt auf, dass der Messpunkt „alte NSV Feld 5“ ebenfalls stark negativ ist, sodass dort eine Stromerzeugungseinheit vermutet wird. Dies bestätigt sich bei Auswahl des „NSV Feld 5“. Dort ist ein BHKW angeschlossen, das zu diesem Zeitpunkt mit einer Leistung von 46,2 kW in das Firmennetz einspeist (markiert).

Eine genauere Betrachtung zeigt jedoch, dass der negative Restwert in dieser Unterverteilung mit den ermittelten Verbräuchen nicht erklärbar ist. Die Gesamtlast der Unterverteilung „alte NSV“ liegt bei 109,1 kW (gemessen) und die Gesamtlast der einzelnen angeschlossenen Verbraucher (ohne „alte NSV Feld 5“) liegt bei 161,6 kW. Die Differenz beträgt 52,5 kW, abzüglich der eingespeisten 40,5 kW aus alte „NSV Feld 5“ ergibt eine negative Last von 12 kW.

Die Ursache liegt in den folgenden angeschlossenen aber noch nicht messtechnisch erfassten Stromerzeugungseinheiten (Kapitel 5.2 Messkonzept), da diese in einen der Transformatoren einspeisen.

1. PV-Anlage, 86 kWp, 3 x 40 kVA Wechselrichter, errechneter Ertrag: **70.176 kWh/a**
2. Batteriespeicher Peak-Shaving mit 134 kWh Kapazität, Batteriewechselrichter mit max. **75 kW / 75 kVA** dreiphasiger Netzeinspeisung und 98,8 % max. Wirkungsgrad

Aufgrund dieser fluktuierender Erzeugungsanlagen und dem Einspeisepunkt an der Verteilung des Transformators drei (Ringnetz), tritt dieser negative Restwert nicht nur an der Unterverteilung „alte NSV“ auf, sondern in allen weiteren angeschlossenen Unterverteilungen.

Eine weitere Möglichkeit ist die unvorteilhafte Aufsummierung der Messtoleranzen. Dafür muss der Messaufbau am Eingang der Unterverteilung „alte NSV“ bekannt sein. Dieser ist in Abbildung 25 dargestellt.

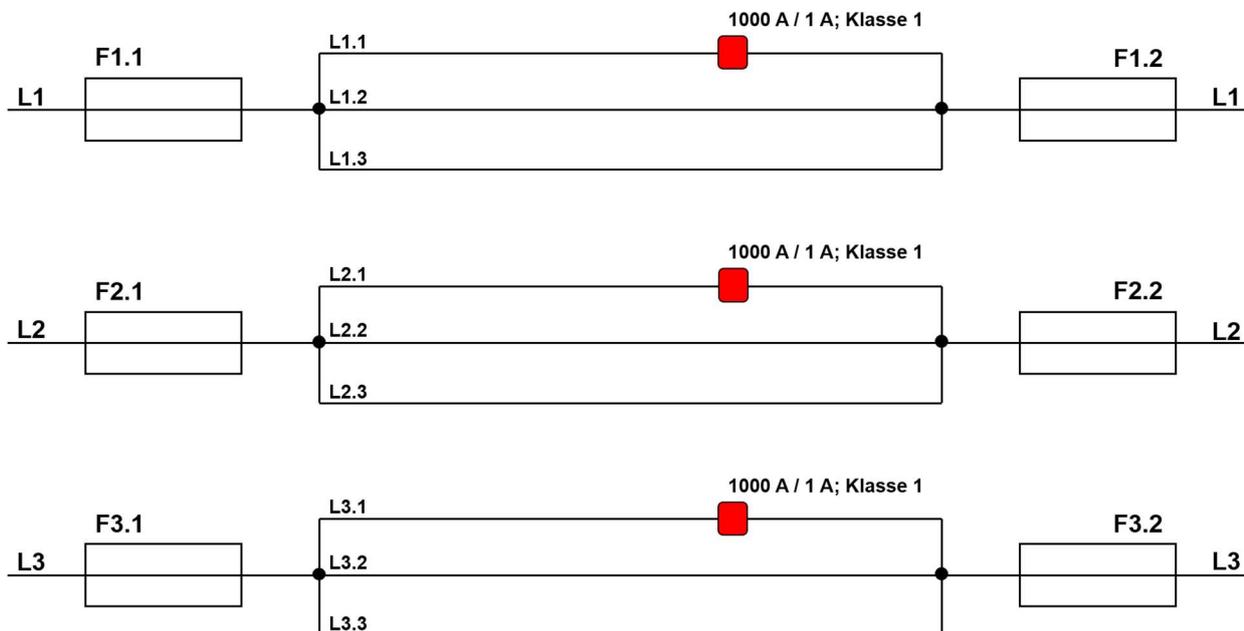


Abbildung 25: Messaufbau an der Unterverteilung „alte NSV“, links vom Transformator kommend; nach der Sicherung Aufteilung von einer Ader in drei Adern. Vor der Unterverteilung (rechts) Zusammenführung der drei Adern zu einer Ader. In rot die montierten teilbaren Stromwandler (eigene Darstellung).

Die dargestellte Abbildung 25 zeigt beispielhaft, wie die Unterverteilung „alte NSV“ eingangsseitig gemessen wird. Am Transformator liegen die drei Phasen L1, L2 und L3 als Stromschienen vor und werden von dort aus mit den Sicherungen F1.1 – F3.1 abgesichert. Nach den Sicherungen wird keine Stromschiene zu den Unterverteilungen geführt, sondern pro Phase drei dünnere Leitungen. Dies hat den Vorteil, dass diese biegsam und somit leichter und kostengünstiger verlegbar sind. Da jedoch drei dieser Leitungen zu dick für einen Klappstromwandler sind, wird pro Phase nur eine Leitung mit einem 1000 A/1 A; Klasse 1 Klappstromwandler ausgerüstet (in rot dargestellt). Der gemessene Strom wird dann intern in der Datenbank mit dem Faktor 3 multipliziert (3 Leitungen, daher pro Phase dreifacher Strom), woraus sich der Gesamtstrom pro Phase ergibt. Nachteil bei dieser Methode ist jedoch, dass die Klappstromwandler der Klasse 1 eine 1 %ige Messtoleranz auf ihren Messbereich aufweisen. Bei 1000 A entspricht das im schlechtesten Falle +/- 10 A, wobei diese ebenfalls mit 3 multipliziert werden muss wodurch bereits 30 A Messtoleranz pro Phase auftreten können. Da es drei Phasen gibt, kann sich dies auf 90 A vergrößern, was bei einer Spannung von 230 V zwischen Phase und Erde einer fehlerhaft ermittelten Leistung von +/- 20,7 kW entspricht. Dieser Fehler kann sich durch weiteres unvorteilhaftes Aufsummieren von Messtoleranzen an den nachfolgenden Messstellen vergrößern.

Das nächste Hilfsmittel, um die erfassten Messdaten zu überprüfen, ist die Betrachtung des Phasenverschiebungswinkels ($\cos\phi$) an den Verbrauchern. Aufgrund des hohen Strombedarfs in mittelständigen, produzierenden Unternehmen, werden dort häufig mehrere Transformatoren betrieben, die von Mittelspannung auf Niederspannung transformieren. Es ist darauf zu achten, dass ein Messkontroller vom gleichen Transformator versorgt wird, wie der zu messende Verbraucher. Ist dies nicht der Fall, liegen die Phasen nicht im 120° Winkel zueinander und es werden Abweichungen des $\cos\phi$ bei einer synchron belasteten dreiphasigen Maschine festgestellt bzw. schlechter dargestellt als sie tatsächlich sind.

Dies ist auch der Fall, sollte der teilbare Stromwandler, der für die Phase L1 bestimmt ist, an den Phase L2 oder L3 betrieben werden. Beispielhaft ist der fehlerhafte Messaufbau in rot in Abbildung 26 dargestellt.

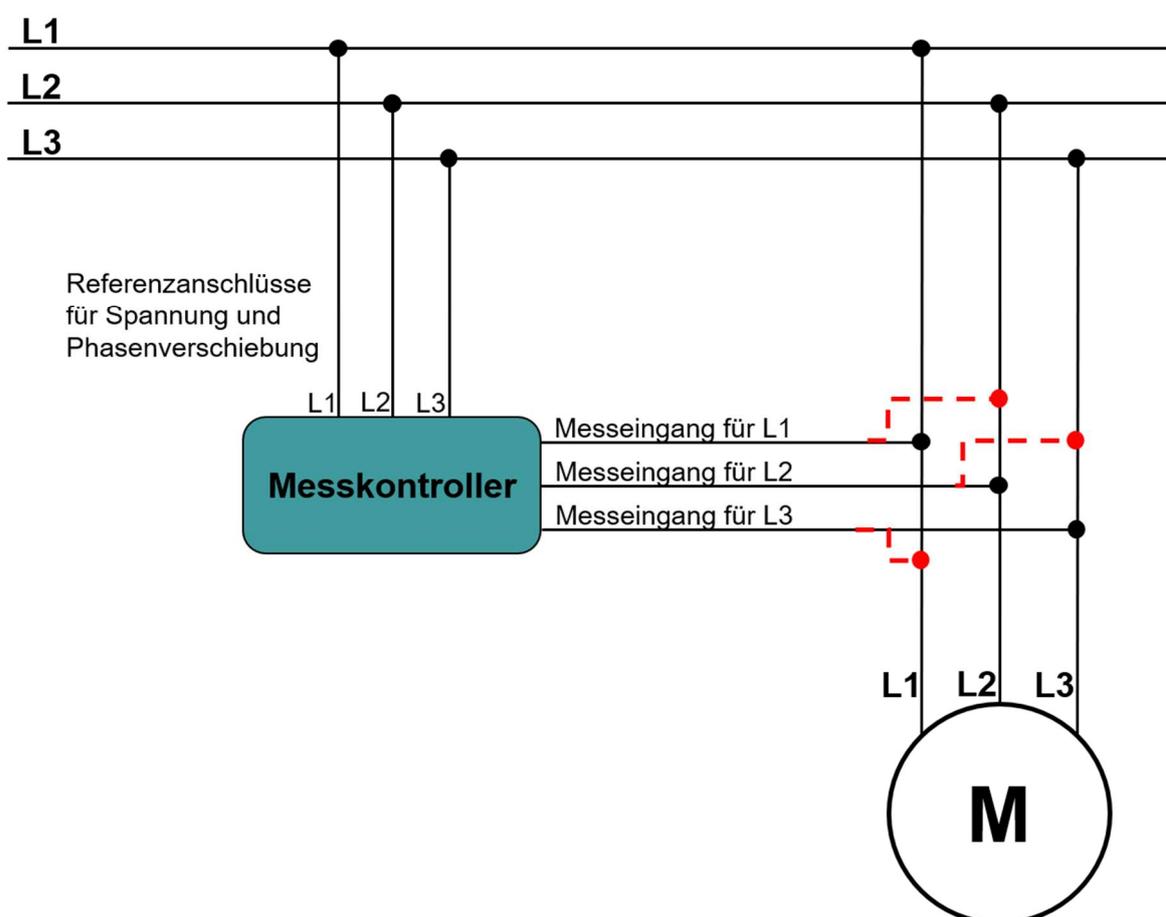


Abbildung 26: Beispielhafte Darstellung des Messaufbaus. In schwarz der korrekte Messaufbau, in rot ein fehlerhafter Messaufbau mit Phasendreher an allen drei Messeingängen (eigene Darstellung).

In Abbildung 26 ist ein beispielhafter Messaufbau dargestellt. Zu erkennen sind die Referenzeingänge für Spannung und Strom oberhalb des Messkontrollers, die mit den entsprechenden Eingängen an die Stromleitungen L1 – L3 angeschlossen werden und die Messeingänge auf der rechten Seite, die den Strom der einzelnen Verbraucher messen. Die in schwarz gezeichneten Verbindungen der Klappstromwandler zum Verbraucher

zeigt den richtigen Messaufbau, wohingegen die in rot gestrichelte Verbindung einen fehlerhaften Messaufbau zeigt. Dieser Fehler (Phasendreher) führt zu schlechten Phasenverschiebungswinkeln in der Darstellung an allen drei gemessenen Phasen L1 – L3.

Ein solcher Fall der Phasendrehung ist in Abbildung 27 dargestellt. Auf der x-Achse sind 24 Stunden und auf der y-Achse der $\cos\phi$ dargestellt. Jede einzelne Phase weist einen niedrigen $\cos\phi$ auf, wobei die Phasen L2 (grün) und L3 (rot) besonders schlecht abschneiden. Dies liegt daran, dass die Zuordnung der Messeingänge für den Strom nicht mit der Zuordnung der Referenzphasen (Spannungswert) des Messkontrollers übereinstimmen. Dadurch errechnet der Kontroller anhand des Stromwertes der einen Phase und des Spannungswertes der anderen Phase einen Phasenverschiebungswinkel der weit von den Idealwerten und der Realität entfernt ist.

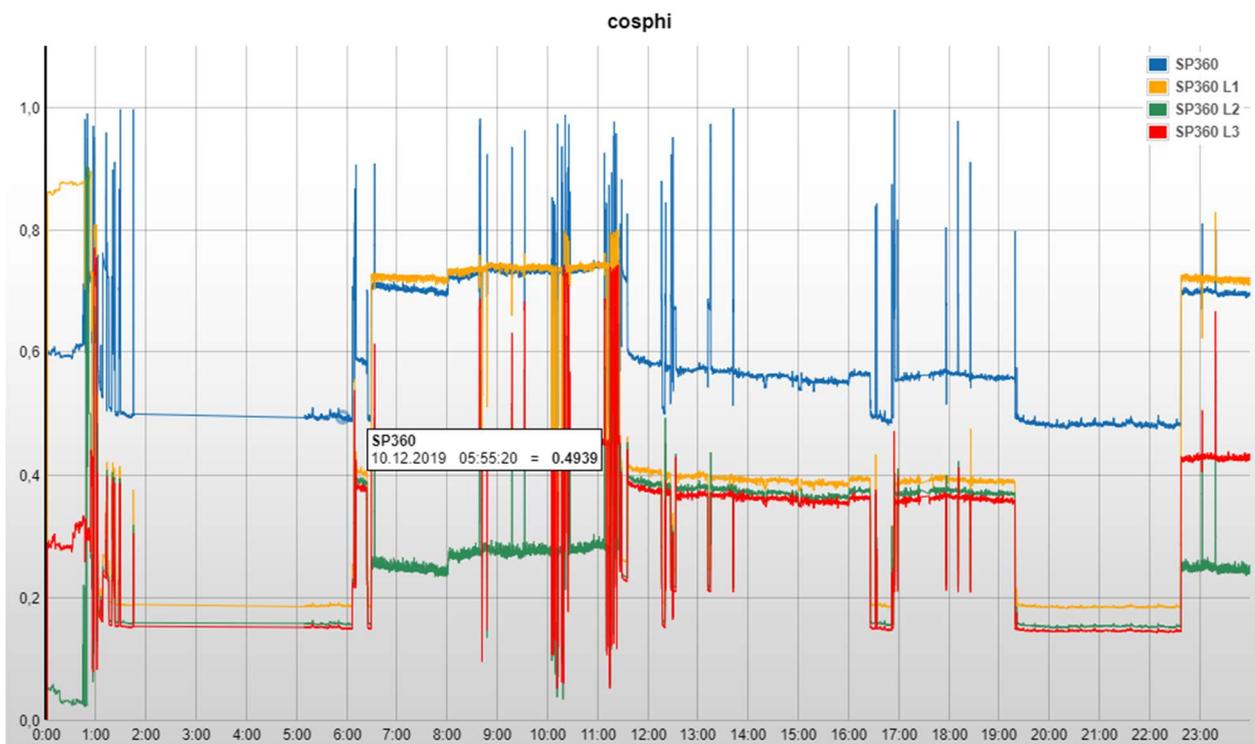


Abbildung 27: Verlauf der Phasenverschiebungswinkel für L1 (gelb), L2 (grün), L3 (rot) und den Gesamtphasenverschiebungswinkel (blau) über einen vollen Produktionstag. Auffällig sind die schlechten Werte für $\cos\phi$, die im Normalfall zwischen 0,95 und 0,85 liegen. [10, 53]

Tritt solch ein Fehler auf, hat dies auch Auswirkungen auf die gesamte Energiemessung der Firma. Der Phasendreher hat keine Auswirkung auf die Strommessung (I) und nur einen geringen Einfluss auf die Spannungsmessung (U), da diese im Effektivwert nahe beieinander liegen. Jedoch wird zur Berechnung des Energieverbrauches die Leistung und somit auch die Phasenverschiebung ($\cos\phi$) benötigt, wodurch das Ergebnis geringer ausfällt als es tatsächlich ist.

$$\text{Energie} = t_{\text{Betrachtungszeitrau}} * [U * I * \cos(\varphi)]$$

5.4 Datenanalyse

Die Datenanalyse ist in die Unterkapitel nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale und produktionsbezogene Einsparpotenziale gegliedert. Bei den nichtproduktionsbezogenen Einsparpotenzialen wird ausführlicher auf die Grundlast, den Stand-by-Verbrauch und die Optimierung der Querschnittstechnologien eingegangen.

5.4.1 Nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale

In diesem Unterkapitel werden die nichtproduktionsbezogenen Einsparpotenziale herausgearbeitet und dargestellt. Zu diesen gehören Einsparpotenziale in der Grundlast, Stand-by-Verbräuche und den Querschnittstechnologien zu denen beispielsweise Kompressoren und Antriebe zählen. Es handelt sich hierbei um theoretische Einsparpotenziale, deren tatsächliche Umsetzbarkeit überprüft werden muss.

Grundlast

Als Grundlast wird die Last benötigt, die grundsätzlich für die Versorgung des Betriebes anliegt. Diese liegt außerhalb der Produktions- und Geschäftszeiten vor und liegt 365 Tage im Jahr an [54]. In Abbildung 28 ist die Grundlast der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG an den einzelnen Unterverteilungen und Transformator vier dargestellt. Diese Messungen stammen von einem Wochenende und sind als Standard für die Grundlastverteilung innerhalb der Firma anzunehmen.

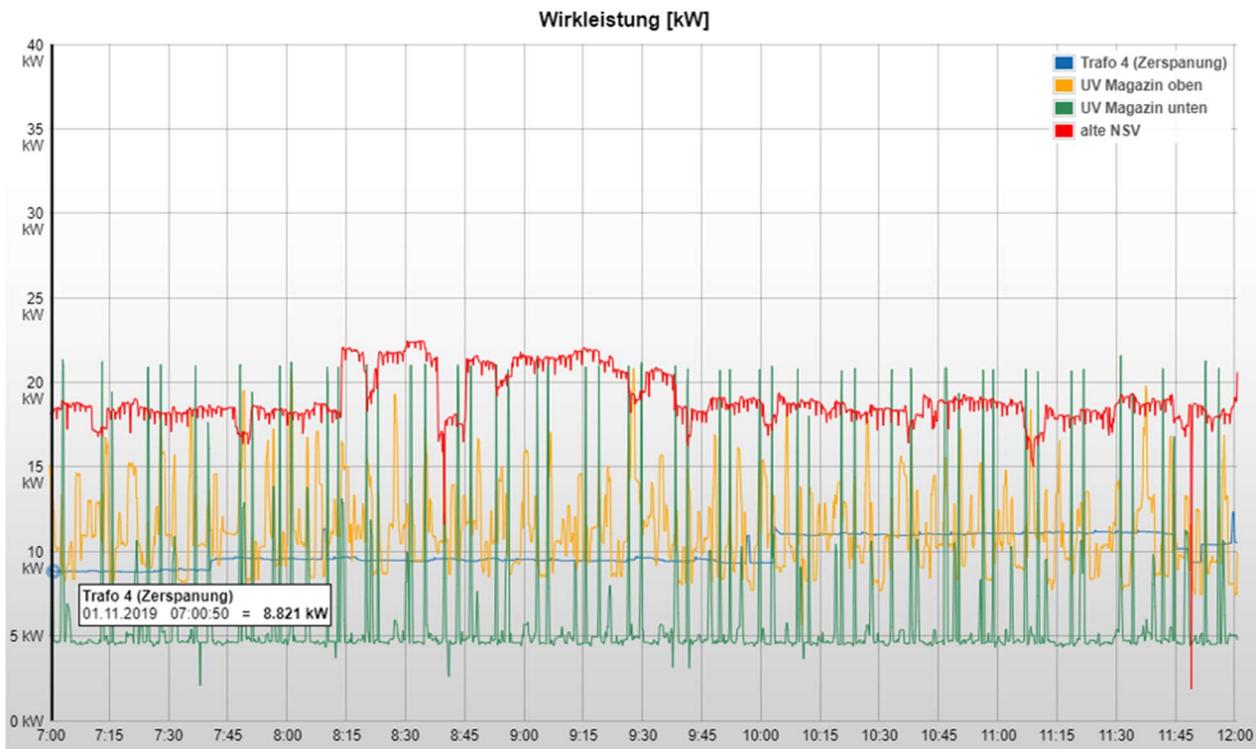


Abbildung 28: Darstellung der Grundlasten der einzelnen Unterverteilungen und des Transformators vier. Der Zeitraum ist auf fünf Stunden beschränkt, um die Übersichtlichkeit beizubehalten. [10, 53]

Aus Abbildung 28 geht hervor, dass an der Unterverteilung „UV Magazin oben“ (gelb), „UV Magazin unten“ (grün), „Trafo 4“ (blau) und „alte NSV“ (rot) konstant Last anliegt. Auf der y-Achse ist die Leistung und auf der x-Achse die Zeit von 07:00 bis 12:00 Uhr dargestellt.

Die Unterverteilung „UV Magazin unten“ wird konstant mit circa 5 kW belastet und stellt die geringste Last dar. Danach folgen die Unterverteilungen „Trafo 4“ und „UV Magazin oben“ mit einer Last von jeweils circa 9 kW. Der größte Energiebedarf fällt in der Unterverteilung „alte NSV“ an. Diese benötigt konstant mindestens 18 kW, um die angeschlossenen Verbraucher zu versorgen.

Bei dieser Grundlast fallen im Jahr Stromkosten von circa 25.200 € nur für die Unterverteilung „alte NSV“ an, wie in folgender Rechnung dargestellt ist.

$$18 \frac{kWh}{h} * 24 \frac{h}{d} * 365 \frac{d}{a} = 157.680 \frac{kWh}{a} * 0,16 \frac{€}{kWh} = 25.228,80 \frac{€}{a}$$

Um herauszufinden woher diese Last stammt, wird die Unterverteilung „alte NSV“ genauer untersucht. Dazu werden alle relevanten Verbraucher, die an dieser angeschlossen sind, in Abbildung 29 dargestellt. Auf der y-Achse ist abermals die Leistung in kW und auf der x-Achse die Zeit aufgetragen. Es handelt sich um denselben Tag und genau dieselbe Zeitspanne wie in der vorherigen Abbildung 28.



Abbildung 29: Darstellung der größten Verbraucher der Unterverteilung "alte NSV". Es wird der selbe Zeitraum am selben Tag wie in Abbildung 28 betrachtet. [10, 53]

Da nur die Verbraucher dargestellt sind, die mit Messtechnik erfasst werden und zusätzlich zu diesem Zeitpunkt auch Energie benötigt haben, sind nur vier Verbraucher von 19 dargestellt. Als größter Verbraucher wird die Unterverteilung „aNSV-1 e2 UV an Kellertreppe“ (rot) festgestellt die mindestens 3,2 kW benötigt und periodisch wiederholend für eine Zeit von 5 Minuten 5,2 kW. Der periodische Lastwechsel stammt von einem nahe des Kellereingangs aufgestellten Getränkeautomaten. Danach folgt die Heizung des Betriebs mit 1,8 kW (blau), die Unterverteilung „aNSV-2 e2 UV Kraft NS“ (gelb) mit 1,3 kW und die Qualitätssicherung „aNSV-2 e6 QS“ mit 0,7 kW.

Die Summe dieser Verbraucher ergibt 7 kW, was 11 kW unterhalb der ermittelten Grundlast liegt. Eine Erklärung hierfür sind Messtoleranzen wie in Kapitel 5.3 Fehlerbetrachtung bereits beschrieben und die Tatsache, dass nicht alle Verbraucher an dieser Unterverteilung erfasst sind. Bei dieser Differenz in der Grundlast muss darüber nachgedacht werden, weitere Messgeräte zu installieren, um die übrigen Verbraucher zu identifizieren oder diese zumindest mittels portabler Messgeräte zu tun.

Bei der einzelnen Betrachtung der Verbraucher fällt auf, dass die Energie, die für die Heizung benötigt wird, nicht verringert werden kann, da die Regelelektronik durchgängig versorgt werden muss, um einen Betrieb zu ermöglichen. Die Unterverteilung der Qualitätssicherung „aNSV-2 e6 QS“ (grün) mit 0,7 kW und die Unterverteilung „aNSV-2 e2 UV Kraft NS“ (gelb) mit 1,3 kW, stellen eine geringe Last dar, die jedoch nicht feiner gegliedert wird. Dort muss kontrolliert werden, ob abschaltbare Verbraucher betrieben werden oder ob es sich um sicherheitsrelevante Elektronik wie Kameras oder Bewegungsmelder handelt. An der Unterverteilung „aNSV-1 e2 UV an Kellertreppe“ kann in erster Instanz

der Getränkeautomat über das Wochenende und in den Nachtstunden (sofern kein Schichtbetrieb herrscht) abgeschaltet werden. Jedoch muss auch dort geprüft werden, welche Verbraucher noch an dieser Unterverteilung hängen und ob diese abschaltbar sind.

Zum Schluss bleibt festzustellen, dass es sehr aufwendig ist, die vielen kleinen Verbraucher zu erfassen. Jedoch macht eben diese Vielzahl an kleinen Verbrauchern die hohe Grundlast aus, da alle großen Produktionsmaschinen ausgeschaltet werden und die Lichter ausgeschaltet sind.

Stand-by-Verbrauch

Ein oft unterschätztes Einsparpotenzial ist die Reduktion des Stand-by-Bedarfs. Dieser tritt auf, wenn elektrisch betriebene Geräte nicht vollständig abgeschaltet, sondern nur deren Hauptfunktionen gestoppt werden (beispielsweise bei einer Stanze der Antrieb des Kolbens). Dies hat zur Folge, dass zwar die größten Verbraucher eliminiert sind, jedoch befindet sich die gesamte Steuerelektronik und ggf. Lüfter und elektronische Heizungen noch im Wartemodus. Das bedeutet sie sind jederzeit bereit, Befehle entgegenzunehmen und diese direkt umzusetzen, auch wenn dieser Fall erst später eintritt. Für diesen Zustand wird Energie benötigt, die es einzusparen gilt.

In Abbildung 30 sind drei Produktionsmaschinen im normalen Produktionsbetrieb abgebildet, anhand derer der Stand-by-Verbrauch zu erkennen ist.

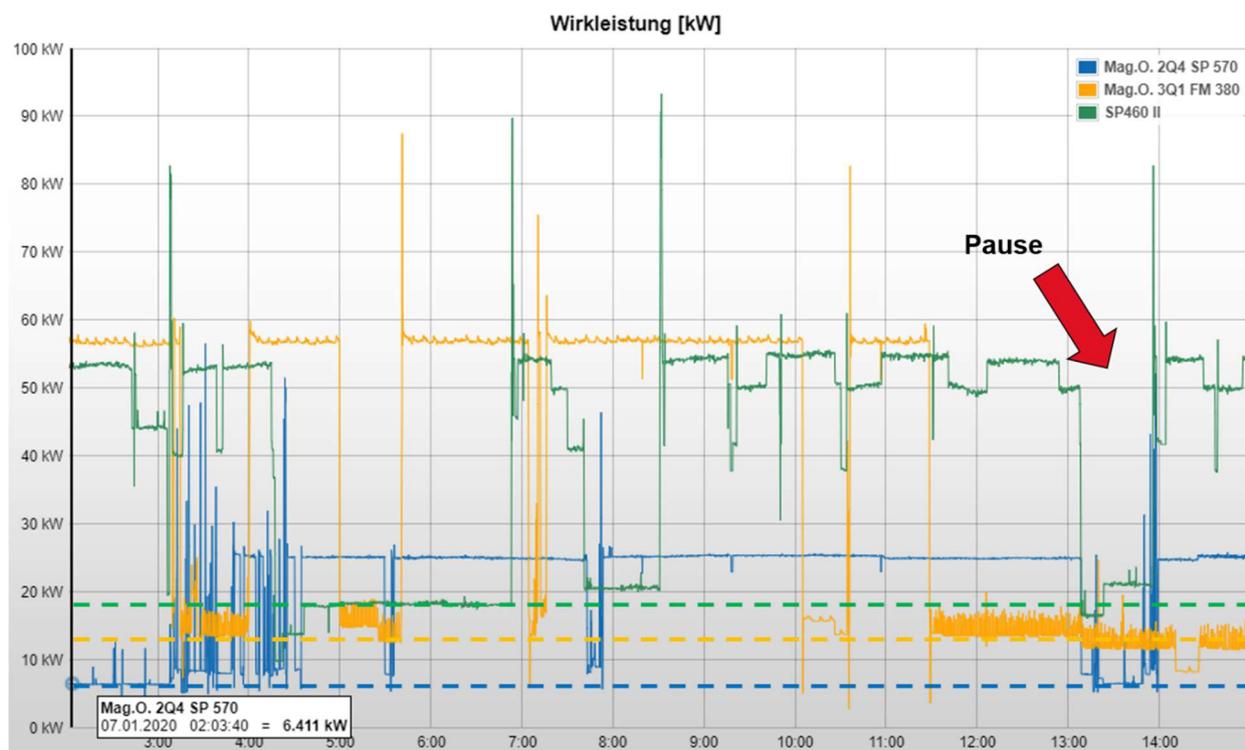


Abbildung 30: Lastprofil von drei Produktionsmaschinen der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG im normalen Produktionsbetrieb. [10, 53]

Werden alle drei Maschinen betrachtet wird deutlich, dass diese zwischenzeitlich in den Stand-by-Betrieb umschalten und dort eine Weile verbleiben. Die Produktionsmaschine FM 380 (gelber Graph) wird zwischen 03:00 und 06:00 Uhr zwei Mal für 45 Minuten in den Stand-by-Betrieb versetzt und ab 11:30 bis mindestens 15:00 Uhr. In dieser Zeit belastet sie das Stromnetz mit einer Leistung von 12 kW.

Bei der Betrachtung der Maschine SP460 II (grüner Graph) wird deutlich, dass auch diese Maschine oft im Stand-by-Betrieb gehalten wird. Zwischen 04:00 und 07:00 Uhr bezieht sie durchgängig eine Leistung von 18 kW. Ebenso fällt auf, dass die Maschine in den Pausenzeiten (07:45 – 08:30 Uhr und 13:15 – 14:00 Uhr) nicht heruntergefahren wird, sondern wiederum im Stand-by verbleibt.

Gleiches ist auch bei der Maschine SP 570 (blauer Graph) festzustellen. Auch hier wird während der Mittagspause (13:15 – 14:00 Uhr) die Maschine nicht vollständig abgeschaltet, sondern in den Stand-by-Modus versetzt. Dies hat zur Folge, dass die Maschine trotz Stillstand eine Leistung von sechs kW benötigt.

Eine beispielhafte Berechnung anhand dieser drei Maschinen zeigt, welches Einsparpotenzial hinter dieser Maßnahme steckt.

- Annahme: zwei Stunden pro Tag Stand-by-Betrieb für Pausen und Schichtwechsel, fünf Tage die Woche, 52 Wochen im Jahr, drei Maschinen (FM 380, SP460 II und SP 570) mit einer gesamt Stand-by-Leistung von 36 kW.

$$36 \text{ kW} * 2 \frac{\text{h}}{\text{d}} * 5 \frac{\text{d}}{\text{week}} * 52 \frac{\text{week}}{\text{a}} = 18.720 \frac{\text{kWh}}{\text{a}} * 0,16 \frac{\text{€}}{\text{kWh}} = 2.995 \frac{\text{€}}{\text{a}}$$

Wird bei drei Maschinen der Stand-by-Verbrauch um zwei Stunden am Tag reduziert, ergibt sich eine Einsparung von 18.720 kWh oder ungefähr **3.000 €**. Umgerechnet auf die fünfzehn bekannten Produktionsmaschinen im Teilbereich KFP mit der Annahme, dass diese Maschinen ein ähnliches Muster aufweisen, ergibt das eine jährliche Einsparung von circa **15.000 €**

Damit diese Einsparungen möglich sind, müssen die Maschinen für kurzfristige Zeiträume vollständig heruntergefahren werden, ohne dass sie Schaden nehmen oder Produktionsstände verloren gehen. Dass sie für längere Zeiträume (Tage) abschaltbar sind, zeigt das Lastprofil an den Wochenenden. Außerdem muss sichergestellt sein, dass das Abschalten der Anlage und das damit verbundene wieder Anlaufen nicht energieintensiver ist als der Stand-by-Verbrauch.

Querschnittstechnologien

Die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG betreibt drei Kompressoren, die der allgemeinen Querschnittstechnologie zuzuordnen sind. Zwei der drei Kompressoren (SLF 51 und SL 125) sind vollständig in den Betrieb eingebunden und sind regelmäßig in Betrieb. Der Kompressor „SL 125 Reserve“ wird nur dann betrieben, wenn die Druckluftherzeugung nicht ausreichend ist oder einer der beiden anderen Kompressoren ausfällt.

In Abbildung 31 ist in rot der Gesamtenergiebedarf der Unterverteilung „UV Kompressoren“, in blau der Kompressor SLF 51, in gelb der Kompressor SL 125 und in grün der Reservekompressor SL 125. Die y-Achse stellt die Leistungsaufnahme in kW dar und die X-Achse die Uhrzeit. Dieses Lastprofil stammt von einem Wochenende zu einer Zeit, in der keine Produktion stattgefunden hat.

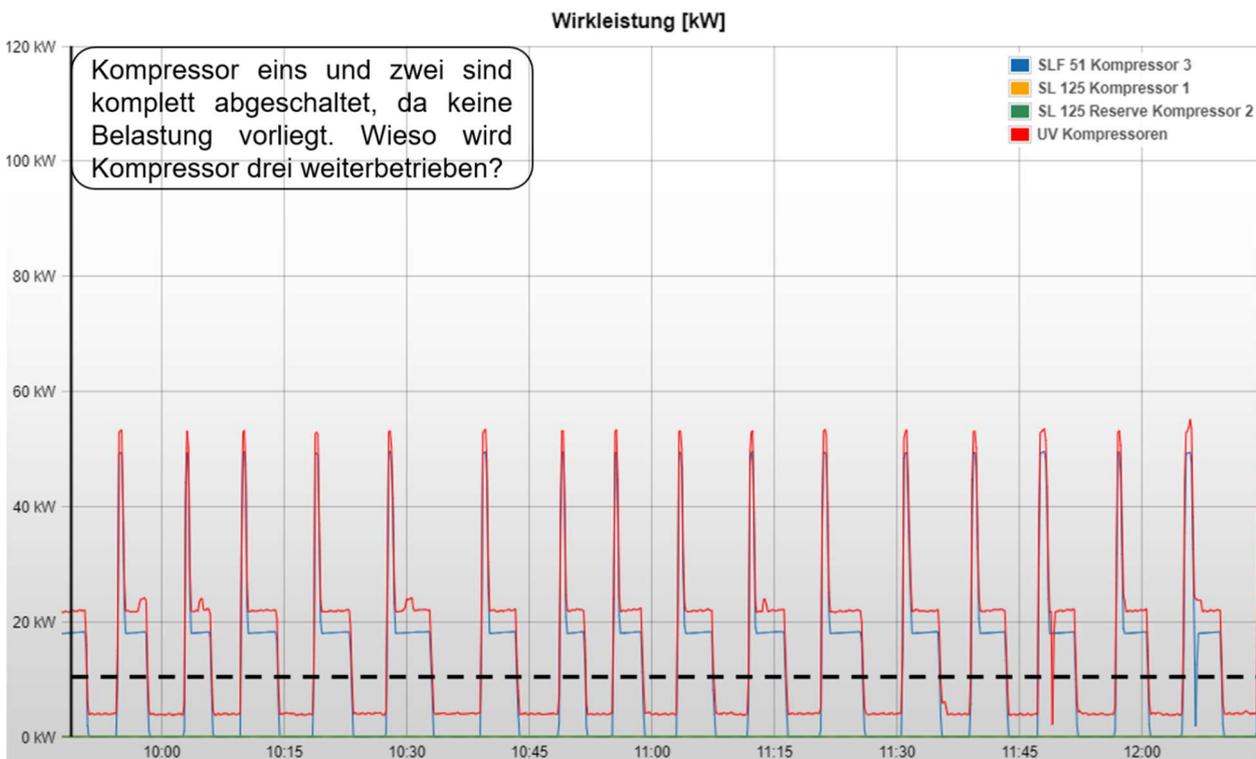


Abbildung 31: Lastprofil der drei Kompressoren am Wochenende bei stillstehendem Betrieb. In schwarz gestrichelt die durchschnittliche Leistungsaufnahme des Kompressors SLF 51 (blauer Graph) über die Zeit. Der rote Graph bildet die Gesamtlast der Unterverteilung „UV Kompressoren“ ab. [10, 53]

Aus Abbildung 31 ist zu erkennen, dass der Kompressor SLF 51 einen Großteil der gesamten Last an der Unterverteilung „UV Kompressoren“ ausmacht. Da keine Produktion im Betrieb stattfindet und die anderen Kompressoren ebenfalls abgeschaltet sind, wird empfohlen, auch diesen Kompressor abzuschalten. Die durchschnittliche Leistungsaufnahme beträgt circa zehn kW (gestrichelte schwarze Linie) und liegt an produktionsfreien Tagen durchgängig an.

Die anderen beiden Kompressoren weisen keine Leistungsaufnahme vor und bieten somit keine Potenziale, um Energie einzusparen. Wird der Kompressor SLF 51 ebenfalls

abgeschaltet (sofern dies bautechnisch möglich ist), kann eine Energie von circa 25.000 kWh im Wert von 4.000 € eingespart werden (siehe nachfolgende Rechnung).

$$10kW * 24 \frac{h}{d} * 2 \frac{d}{week} * 52 \frac{week}{a} = 24.960 \frac{kWh}{a} * 0,16 \frac{€}{kWh} = 3.993,60 €$$

Einsparpotenzial

Aus den zuvor vorgeschlagenen Einsparmaßnahmen zusammengesetzt aus Reduktion des Stand-by-Verbrauchs (circa 15.000 €) und Reduktion des Energieverbrauchs der Querschnittstechnologien (circa 4.000 €), ergibt sich ein theoretisches jährliches Einsparpotenzial von **19.000 €**. Es wird keine mechanische Veränderung vorgenommen, sondern nur die Betriebsführung optimiert. Um die Grundlast des Unternehmens zu senken, muss mehr Messtechnik installiert werden, damit die einzelnen Verbraucher sichtbar werden. Über die Einsparpotenziale lässt sich mit den vorhandenen Daten keine Aussage treffen.

5.4.2 Produktionsbezogene Einsparpotenziale

Zu den produktionsbezogenen Einsparungen zählen im Allgemeinen alle die, die durch eine Änderung im Produktionsablauf oder einen Austausch von Komponenten an den Produktionsmaschinen entstehen. Dazu gehören Änderungen an den Produktionsmaschinen, Änderungen an den Transportsystemen, Variation der Prozessparameter, Korrekturen der Fertigungsschritte sowie eine optimierte Auslastung der Produktion.

Um diese Änderungen vornehmen zu können, werden spezifische Informationen der einzelnen Maschinen und Prozesse benötigt:

- Wie viel Energie benötigt der einzelne Prozess?
- Welche Maschinen sind in diesem Prozess integriert?
- Welche Prozesse arbeiten ihm zu?
- Unter welchen Bedingungen und Einstellung arbeiten die Maschinen (Temperaturen, Drücke)?
- Gibt es Hindernisse bzw. Bedingungen, die eine Änderung verhindern?

Mittels dieser Informationen werden die einzelnen Abläufe rekonstruiert, um mögliche Probleme oder Ineffizienzen zu finden. Bei der Betrachtung darf nicht außer Acht gelassen werden, dass es sich immer um einen Prozess innerhalb einer gesamten Firma handelt und das eine Verbesserung an einer Stelle, Probleme an einer anderen verursachen kann. Genauso verhält es sich jedoch auch in die andere Richtung. So kann bspw. ein Abfallprodukt eines Prozesses, die Effizienz eines anderen steigern.

Diese Zusammenhänge müssen in enger Zusammenarbeit mit dem Unternehmen herausgestellt werden, worauf ein nicht minder zeitintensives Ausarbeiten eines Einsparkon-

zeptes folgt. Häufig werden Datenblätter von einzelnen Produkten miteinander abgeglichen um herauszufinden, ob eine Verträglichkeit besteht und ob die benötigten Produkteigenschaften vorliegen. Viele Verbesserungen werden jedoch durch Problemlösung erzielt. Es liegt ein gewisses Problem vor, für dies eine passende Lösung, entweder mechanisch oder programm basiert, entwickelt wird. Solche Lösungen beinhalten meist Funktionen des vorrausschauenden Steuerns und Regeln (bspw. Absenken der Schmelztemperatur bei ausbleibender Materialzugabe).

Der Grundstein für diese Arbeiten sind jedoch die Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten der Firma. Ohne diese ist es kaum möglich, verlässliche Aussagen über die Qualität der Prozesse zu treffen und herauszufinden an welchen Stellen Einsparpotenzial besteht. Da zu diesem Zeitpunkt nur die Energiedaten erfasst werden und die Beschaffung der fehlenden Daten im Zeitraum der Arbeit nicht möglich ist, können keine produktionsbezogenen Einsparmaßnahmen vorgeschlagen werden.

5.5 Key Performance Indicators „KPI“

KPI sind einfache Kennzahlen die als Leistungsindikatoren dienen. Sie geben Auskunft darüber, ob das gesteckte Ziel erreicht ist oder ob Nachbesserungen vorgenommen werden müssen. Dabei gibt es nicht den einen KPI für jede Firma und für jeden Bereich, vielmehr wird dieser nach Bedarf auf den Prozess genau gebildet. Ein KPI besteht dabei aus den Basisinformationen eines Prozesses, eines Produktes, eines Unternehmens oder einer Abteilung, damit das eigentliche Ziel des Unternehmensbereiches immer im Fokus steht und für jeden verständlich ist. [55]

Der Auftraggeber manageE GmbH & Co. KG bildet ebenfalls diese KPI bei der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG, um Auskunft darüber zu erhalten, wie effizient die einzelnen Maschinen sind und wie sie sich vor, sowie nach den umgesetzten Maßnahmen verhalten. Es wird eine eindimensionale KPI gebildet die sich aus dem Verhältnis von Energieaufwand pro produziertem Stück $\left[\frac{kWh}{Stk.} \right]$ zusammensetzt.

In Tabelle 1 werden die KPI der beiden Kaltfließpressen SP 460 I und SP 460 II gebildet. Diese produzieren die gleichen Bauteile und unterscheiden sich nur im Baujahr und dementsprechend dem Maschinenmodell. Bei den Bauteilen handelt es sich um kleine Metallhülsen, die für einen Automobilzulieferer hergestellt werden. Die angegebenen Stückzahlen sind Angaben, die auf Anfrage an die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG bereitgestellt werden. Da ihr nur das Einzelgewicht einer Hülse bekannt ist und das Gesamtgewicht der produzierten Hülsen am Tag aufgenommen wird, ergeben sich nachfolgende Stückzahlen pro Tag die als Mittelwerte zu betrachten sind. Die dazugehörigen Energieverbräuche werden aus der Datenbank der Energiedaten abgelesen.

Tabelle 1: Bildung der KPI der Kaltfließpressen SP 460 I und SP 460 II.

Maschine	Energieverbrauch/Tag [kWh/d]	Stückzahl/Tag [Stk./d]	KPI = Energie/Stück [kWh/Stk.]
SP 460 I	591,48	20.363	0,0290
SP 460 II	635,97	31.207	0,0204

Die KPI in Tabelle 1 zeigen, dass das neuere Modell der Kaltfließpressen, die Maschine SP 460 II, deutlich effizienter arbeitet als die ältere. Pro produzierte Hülse benötigt die Maschine SP 460 II 0,0204 kWh wohingegen die Maschine SP 460 I 0,029 kWh benötigt. Mit dieser Information kann der Betrieb den Produktionsplan anpassen und zunächst nur die effiziente Maschine vollständig auslasten und bei Bedarf auf das ältere Modell zurückgreifen. Abhängig von der benötigten Menge im Jahr, kann über eine Ersatzbeschaffung für die ältere Maschine SP 460 I nachgedacht werden.

Wird nun die Maschine SP 460 II noch zu den Stand-by-Zeiten ausgeschaltet wie in Kapitel 5.4.1 Nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale beschrieben, verringert sich der tägliche Energiebedarf um 36 kWh. Diese Energieeinsparung hat eine direkte Auswirkung auf den KPI der Anlage, der sich somit von 0.0204 kWh/Stk. auf 0,0192 kWh/Stk. verbessert (siehe Tabelle 2).

Tabelle 2: Verbesserung des KPI der Kaltfließpresse SP 460 II durch Umsetzung der Stand-by-Optimierung.

Maschine	Energieverbrauch/Tag [kWh/d]	Stückzahl/Tag [Stk./d]	KPI = Energie/Stück [kWh/Stk.]
SP 460 II vorher	635,97	31.207	0,0204
SP 460 II nachher	599,97	31.207	0,0192

Diese KPI geben ein direktes Feedback, ob sich eine Energieeinsparmaßnahme für das Unternehmen auszahlt oder ob der damit verbundene Aufwand dem Nutzen überwiegt. Sie bilden eine klare Entscheidungsgrundlage für Investments und zeigt dem Unternehmen, auf welchem Stand es sich befindet. Werden für alle Maschinen, Teilprozesse und Prozesse diese KPI erstellt, werden die Stärken und Schwächen des Unternehmens, mit Blick auf die Energieeffizienz, sichtbar.

6 Lösungsansätze auf Basis einer KI

In diesem Kapitel werden verschiedene Lösungsansätze aufgezeigt, die auf Grundlage der vorhandenen und nachrüstbaren Daten weiterentwickelt werden. Diese Lösungsansätze bauen auf den jeweils vorherigen auf und zeigen die Möglichkeiten der KI mit entsprechender Datengrundlage. Im weiteren Verlauf wird überprüft, wie sich eine KI auf die Betriebsführung auswirken kann und welche Möglichkeiten es gibt, den Messaufwand zu reduzieren. Abschließend erfolgt eine Bewertung der Umsetzbarkeit der einzelnen KI-Implementierungsstufen und welche Hürden dieser im Wege stehen.

6.1 Datenerfassung

Dieses Unterkapitel befasst sich mit den drei verschiedenen Datentypen, die der KI zur Verfügung gestellt werden können. Anhand dieser soll die KI ermitteln, ob und welche Einsparpotenziale es gibt. Dafür müssen Prozessabläufe definiert werden, die allgemeingültig sind und auch auf andere, produzierende Unternehmen zutreffen. Nachfolgend werden der KI

1. Energiedaten
2. Betriebsdaten
3. Prozessdaten

bereitgestellt, die aufeinander aufbauen. Das heißt, zunächst werden nur die Energiedaten betrachtet, im zweiten Schritt die Energiedaten + Betriebsdaten und im dritten Schritt die Energiedaten + Betriebsdaten + Prozessdaten.

Zu den nicht produktionsbezogenen Prozessen zählen der Stand-by-Betrieb, die Beleuchtung und der Betrieb der Kompressoren. Für diese wird eine Methode entwickelt, wie eine KI anhand von Energiedaten und Zeitwerten ermitteln kann, ob der Betrieb optimiert ist oder Nachbesserungsbedarf besteht. Für die nichtproduktionsbezogenen Prozesse kann keine Methode entwickelt werden, da diese in dieser Arbeit nicht ausreichend behandelt werden.

6.1.1 Energiedaten

Die jetzige Datenerfassung (Stand: Dezember 2019) der Firma manageE GmbH & Co. KG zielt auf die Energiedaten der Unternehmen ab. Dafür werden, wie bereits in Kapitel 2.4 Ansatz der manageE GmbH & Co. KG erläutert, eigens entwickelte Messkontroller installiert, die einen Teil der Energiedaten erfassen und daraus weitere berechnen. Zu den damit verfügbaren Energiedaten zählen:

- Strom
- Spannung
- Frequenz
- Phasenverschiebung (cosphi)

- Scheinleistung
- Wirkleistung
- Blindleistung

Damit die KI diese Daten gewinnbringend verarbeiten kann, muss sie zunächst darauf trainiert werden, dass sie normale Muster von unerwünschten Mustern unterscheiden kann. Um diese Eigenschaft zu trainieren, muss bekannt sein, was die KI können soll und was als ungewöhnlich bzw. nicht akzeptabel deklariert werden soll. Es muss also definiert werden, was die KI detektieren soll und welche Aktion in einem solchen Fall durchgeführt werden muss.

Zu den Aufgaben der KI gehört, unnötige Stand-by-Verbräuche erkennen, die während Pausen- und Nichtproduktionszeiten auftreten. Die Identifikation hängt jedoch stark von der Auflösung des Messkonzeptes ab. Das heißt, je mehr Verbraucher erfasst werden und je tiefer in die Firmenstruktur vorgedrungen wird, desto genauer werden diese überflüssigen Stand-by-Verbraucher erfasst und lokalisiert. Des Weiteren soll überflüssige Beleuchtung erkannt und Fehler im Druckluftsystem identifiziert werden.

Für diese Aufgaben müssen der KI viele Trainings- und Testdaten bereitstehen, wie im Grundlagenkapitel 3 Grundlagen der künstlichen Intelligenz „KI“ beschrieben ist. Dabei kann die Menge der Daten nicht mit einer genauen Zahl festgesetzt werden, sondern sie richtet sich nach den Ansprüchen, die an die KI gestellt werden. Es gilt das Prinzip, dass bei einem Unternehmen wie der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG die Produktionsprozesse bzw. die dazugehörigen Energiedaten antrainiert werden müssen. Damit dies richtig trainiert wird und auch die Zusammenhänge der einzelnen Daten erkannt werden, müssen Energiedaten von mehreren Wochen normalem und optimiertem Produktionsbetrieb vorliegen. Diese Daten werden bereinigt, um das Erlernen von Störungen und Unregelmäßigkeiten auszuschließen. Die somit trainierte KI wird dann mittels Testdaten validiert und kann anschließend für die Auswertung genutzt werden.

Stand-by-Verbrauch

In Abbildung 32 wird der Stand-by-Verbrauch eines produzierenden Unternehmens anhand der Energiedaten ausgewertet. Zunächst wird überprüft, ob den Daten ein gewöhnlicher Wochentag oder ein Feiertag zugrunde liegt. Basierend darauf wird an normalen Arbeitstagen der Stand-by-Verbrauch zu den Pausen- und Schichtwechselzeiten überprüft (Zeiten und auftretende Muster der Energiewerte durch Training der KI bekannt). Dabei wird darauf geachtet, dass zu diesen Zeiten der Verbrauch genau so weit absinkt, wie es an Tagen ohne Produktion ist (Grundlast). Wird diese Last nicht erreicht, müssen die Prozesse bzw. Maschinen identifiziert werden, die nicht vollständig herunterfahren. Diese werden dann auf weitere Abschaltmaßnahmen überprüft und gegebenenfalls angepasst. Ist es nicht möglich die Maschinen/den Prozess für diese Zeiträume weiter herunterzufahren, wird dies in der KI berücksichtigt und als Standard bei der nächsten Überprüfung angesehen.

Liegt den Daten kein Arbeitstag zugrunde wird überprüft, ob die Grundlast des Unternehmens und somit der niedrigste mögliche Energieverbrauch erreicht wird. Ist dies nicht der Fall, wird das auftretende Lastprofil mit den standardmäßigen Produktionsprofilen verglichen, um zu ermitteln ob trotz Ruhetag produziert wurde (Ausnahmefälle). Ist auch dies nicht der Fall, werden die Maschinen bzw. Prozesse mit erhöhtem Verbrauch aufgelistet und deren Stand-by-Verhalten überprüft.

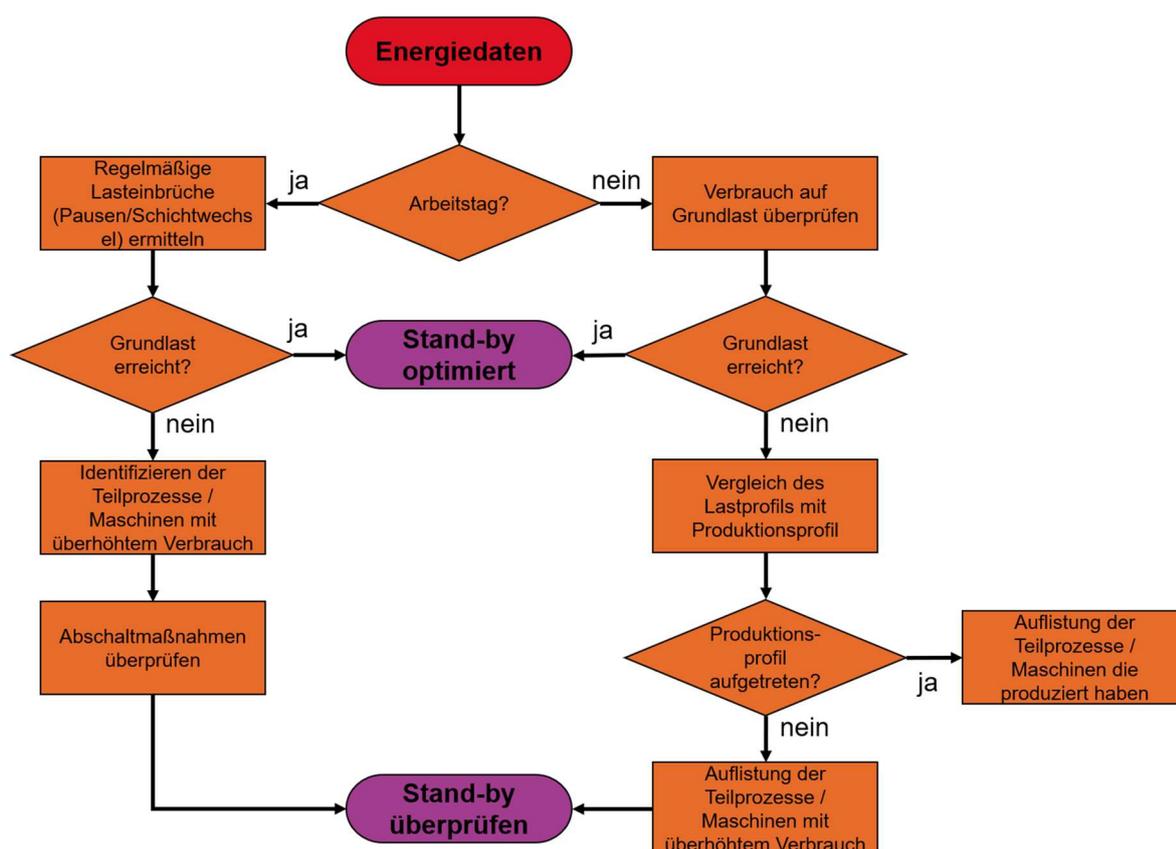


Abbildung 32: Auswertungsschritte zur Identifizierung von Stand-by-Verbräuchen anhand der Energiedaten (eigene Darstellung).

Es ist zu beachten, dass die entwickelten Prozessablaufpläne eine angelernte KI voraussetzen und nicht den konkreten Verbesserungsvorschlag ausgeben soll, sondern das Unternehmen auf mögliche Einsparungspotenziale hinweist. Zudem können diese Schritte auf einzelne Maschinen, Teilprozesse, Teilbereiche oder ganze Firmen angewendet werden.

Beleuchtung

Abbildung 33 zeigt die Verarbeitung und Auswertung der Daten für den Teilprozess Beleuchtung. Die gesamten Energiedaten müssen zunächst von der KI nach relevanten Daten für die Beleuchtung gefiltert werden, um diese anschließend mit den Energiedaten der Produktion vergleichen zu können. Der Hintergrund für dieses Vorgehen ist, dass die KI anhand der Lastprofile der einzelnen Bereiche bzw. Maschinen erkennen kann, ob

diese produzieren und somit eine Beleuchtung gerechtfertigt ist. Ist das Ergebnis negativ, es wird nicht produziert, jedoch ist die Beleuchtung eingeschaltet, wird die sicherheitstechnisch relevante Beleuchtung für Kameras und Fluchtwege ausgliedert und ein Hinweis an das Unternehmen ausgegeben, die Beleuchtungseinstellung zu überprüfen.

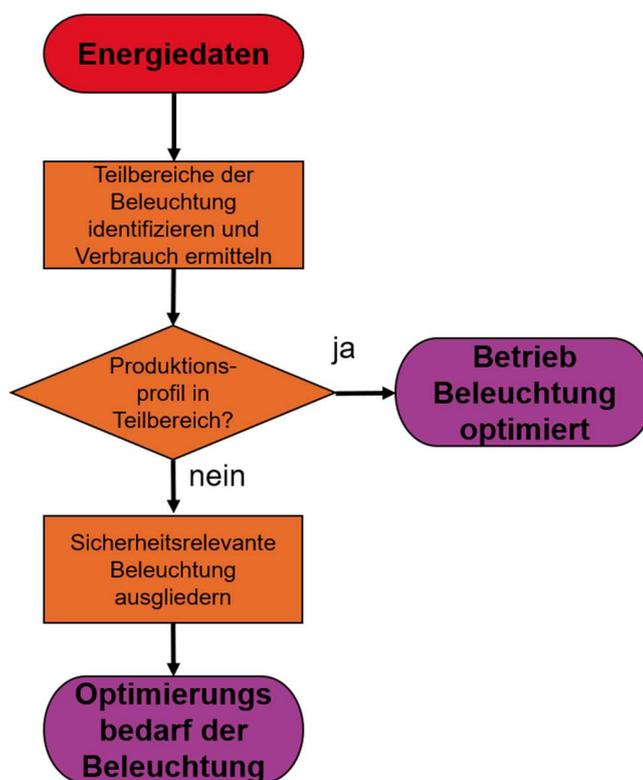


Abbildung 33: Auswertungsschritte zur Optimierung der Beleuchtung anhand der Energiedaten (eigene Darstellung).

Bereits bei der Installation der Messkontrollen muss darauf geachtet werden, dass die Beleuchtung separat und detailliert erfasst wird. Je genauer die räumliche Auflösung der Datenerfassung ist, desto genauere Maßnahmen können ergriffen werden.

Druckluftherzeugung

In Abbildung 34 ist der Auswertungsprozess zur Überwachung und Optimierung des Druckluftsystems dargestellt. Zunächst müssen die relevanten Energiedaten für die Druckluftherzeugung identifiziert und anschließend mit den Lastprofilen der Produktionsanlagen abgeglichen werden, um einen Betrieb festzustellen. Wird nicht produziert, erfolgt eine Prüfung auf vollständige Abschaltung, sofern dies dem System nicht nachhaltigen Schaden zuführt. Unabhängig davon, ob die Druckluftkompressoren vollständig abgeschaltet werden können, erfolgt eine Überprüfung des Faktors verbrauchte Energie im Verhältnis zur Zeit $\left[\frac{kWh}{t}\right]$. Dieses Verhältnis soll während der Standzeiten der Produktion gleichbleiben. Ändert sich dies im Laufe der Zeit, muss eine Wartung oder Reparatur der

Druckluftanlage einschließlich des Verteilsystems durchgeführt werden, um mögliche Leckagen zu beseitigen.

Zu Produktionszeiten verknüpft die KI das Lastprofil der Produktion mit dem Energieaufwand der Kompressoren und bildet daraus ebenfalls ein Verhältnis $\left[\frac{kWh_{Produktion}}{kWh_{Kompressoren}} \right]$.

Dieses Verhältnis stellt den Energiebedarf der Produktion zum Energiebedarf der Kompressoren dar. Bleibt dieses gleich, ist das Druckluftsystem in einem optimierten Zustand. Ändert sich dieses, ist das ein Indiz für die anstehende Durchführung von Wartungsarbeiten .

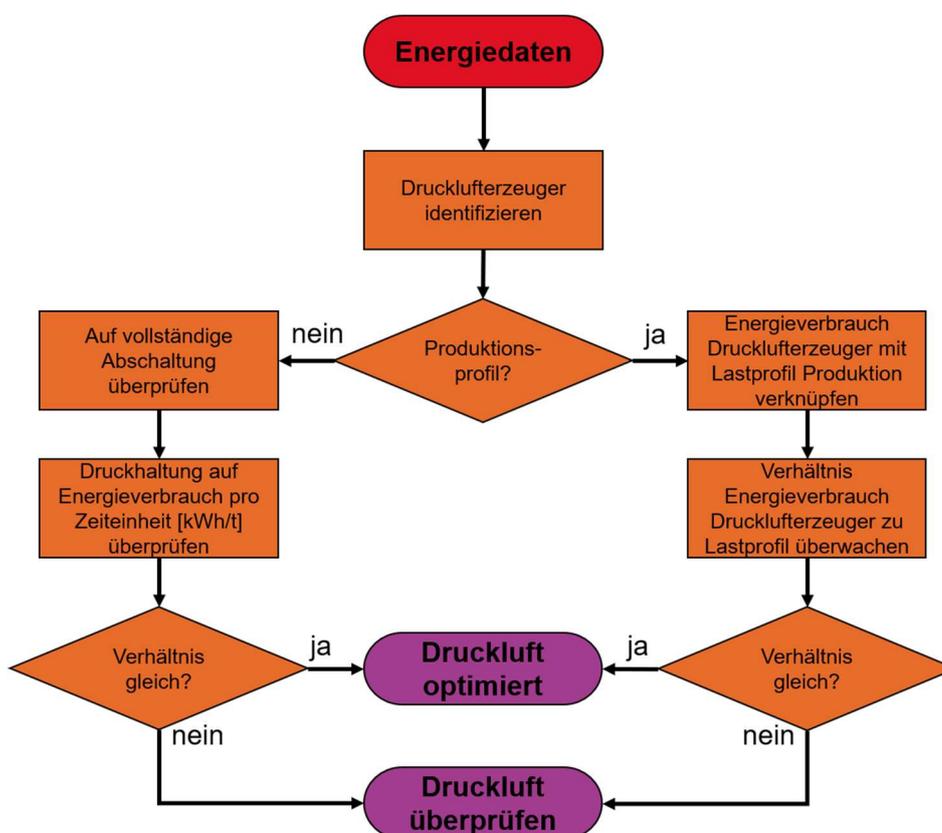


Abbildung 34: Auswertung der Effizienz der Druckluftherzeugung anhand der Energiedaten (eigene Darstellung).

Werden der KI nur die Energieinformationen bereitgestellt, sind die Möglichkeiten der Auswertung begrenzt. Es müssen Rückschlüsse von Energiedaten auf Betriebszustände und Produktionsverhalten gezogen werden, die unter Umständen fehlerhaft sind. So kann es beispielsweise geschehen, dass ein Arbeitstag nicht richtig erkannt wird, dadurch dass die sonst regelmäßigen Produktionsprofile aufgrund von Sonderwünschen oder zeitlicher Verschiebung abweichen. Dadurch werden die nichtproduktionsbezogenen Prozesse falsch bewertet und Fehler in diesen angezeigt.

6.1.2 Betriebsdaten

Die Erweiterung einer KI mit Betriebsdaten ist sinnvoll, da somit neue Potenziale der Analyse der Betriebsprozesse möglich sind und wesentlich detailliertere und sicherere Auswertungen sowie Vorhersagen getroffen werden können. Zu den Betriebsdaten zählen [56]:

- Auftragsdaten (offene und in Arbeit befindliche Aufträge)
- Arbeitszeiten
- Betriebsstunden der Maschinen
- Wartungen und Störungen der Maschinen
- Eingriffe des Bedienpersonals in den laufenden Betrieb
- Materialverbrauch
- Gefertigte Stückzahlen

Diese Daten müssen zentral gesammelt werden und in digitaler Form vorliegen, sodass sie der KI zugänglich sind. Im Fall, dass die KI zuvor nur mit Energiedaten vertraut ist, muss sie ebenfalls neu trainiert werden. Dabei ist es wichtig, dass die Betriebsdaten und die Energiedaten des Trainingssets ohne Störungen aufgenommen werden, damit diese Fehler nicht als Standard gesetzt sind. Der Erfassungszeitraum der Daten ändert sich nicht im Vergleich zum Zeitraum mit reiner Energiedatenerfassung, jedoch ändert sich die Datenmenge und somit auch die benötigte Zeit und Rechenleistung für das Training der KI. Der Mehraufwand hängt dabei davon ab, in welcher Auflösung die Betriebsdaten vorliegen und welche in der Auswertung berücksichtigt werden sollen.

Stand-by-Verbrauch

Abbildung 35 zeigt die mit den Betriebsdaten erweiterte Auswertung der Stand-by-Verbräuche.

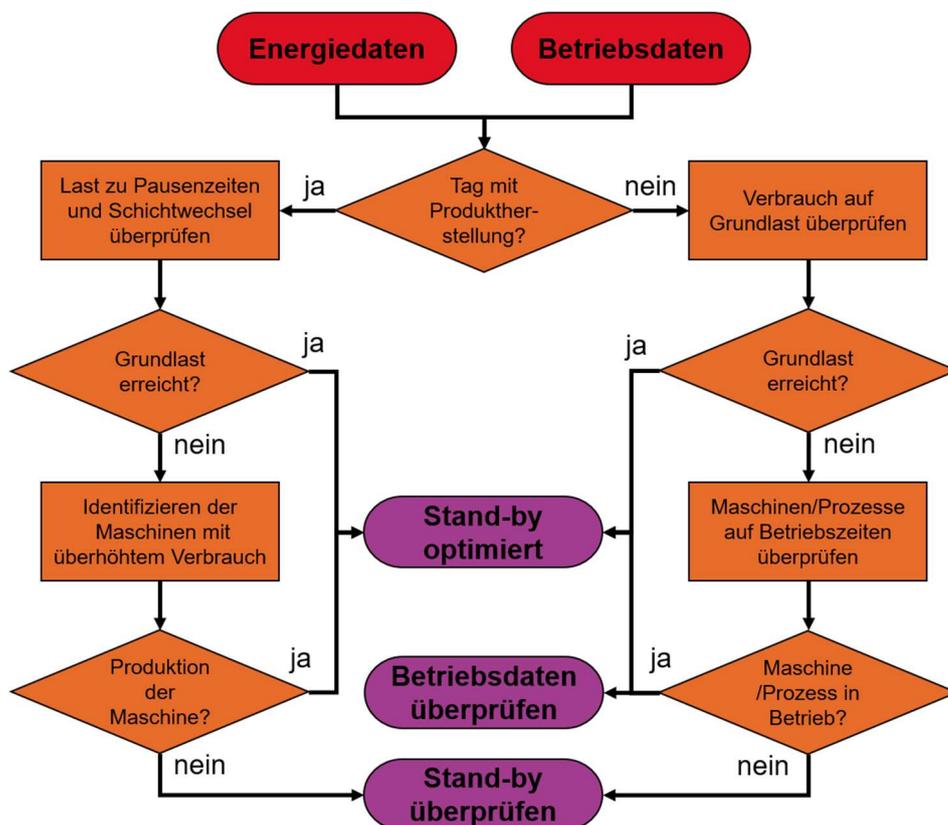


Abbildung 35: Erweitertes Schaubild des Prozessablaufs zur Überwachung und Auswertung der Stand-by-Verbräuche (eigene Darstellung).

Anhand der Betriebsdaten (Stückzahlen, Arbeitszeiten) ist es möglich genau zu bestimmen, ob an einem Tag/einer Periode produziert wird oder nicht. Wird produziert, werden die Energiedaten mit den Betriebsdaten (Pausenzeiten, Schichtwechselzeiten) abgeglichen und ermittelt, ob in dieser Zeit die Maschinen/der Prozess vollständig abgeschaltet sind. Ist dem nicht so, werden die Betriebszeiten dieser herangezogen, um die sich im Betrieb befindlichen Maschinen herauszustellen und deren Produktionsverhalten anhand von Stückzahlen oder prozesserhaltenden Maßnahmen (wärmen, kühlen, isolieren) zu analysieren. Liegt keines dieser Muster vor, muss das Stand-by-Verhalten der Maschine/des Prozesses überprüft werden.

Wird an einem Tag nicht produziert, kann die KI das Lastprofil oder den Gesamtverbrauch darauf überprüfen, ob die Grundlast erreicht wurde. Bei überhöhtem Verbrauch werden die Betriebsdaten der Maschinen/Prozesse auf Betriebszeiten überprüft, um sicherzustellen, dass keine Fehlinformation in den Stückzahlen vorliegt. Bei dieser Vorgehensweise stellt sich heraus, ob Maschinen/Prozesse entgegen der anfänglichen Information produziert haben (in diesem Fall muss die Betriebsdatenerfassung überprüft werden) oder ob das Stand-by-Verhalten überprüft werden muss.

Beleuchtung

Durch das Hinzufügen der Betriebsdaten zur Auswertung des Beleuchtungsprozesses kann dieser genauer analysiert und überwacht werden. Der erste Schritt der Auswertung ist identisch zu dem des Stand-by-Verbrauchs. Es wird anhand der Betriebsdaten ermittelt, ob die auszuwertenden Daten der Produktion zuzuordnen sind oder einen Ruhetag abbilden. Wird produziert, vergleicht die KI, ob die Beleuchtung zu Pausen- und Schichtwechselzeiten ausgeschaltet wird. Bei negativem Ergebnis wird der durchgängig beleuchtete Bereich identifiziert und mit den zugehörigen Betriebsdaten (Stückzahlen, Betriebszeiten, Materialaufwand) abgeglichen. Stellt sich heraus, dass die Maschinen/der Prozess in der eigentlichen Pausenzeit durchliefen, sind keine Maßnahmen erforderlich. Ist jedoch keine Produktion nachzuweisen muss die Beleuchtung in diesem Bereich angepasst werden. (vgl. Abbildung 36)

An Ruhetagen wird anhand der Energiedaten ausgewertet, ob die Beleuchtung der Teilbereiche eingeschaltet ist. Ist dies der Fall, werden in den zutreffenden Bereichen die Betriebsdaten der Maschinen/Prozesse abgeglichen, um einen möglichen Betrieb und damit einen Fehler in der vorherigen Auswertung und den Betriebsdaten auszuschließen. Bei negativem Ergebnis muss die Beleuchtung in diesen Teilbereichen überprüft und angepasst werden, bei positivem Ergebnis müssen die Betriebsdaten und die Auswertung kontrolliert werden. Der Beleuchtungsprozess an sich läuft wie vorgesehen ab.

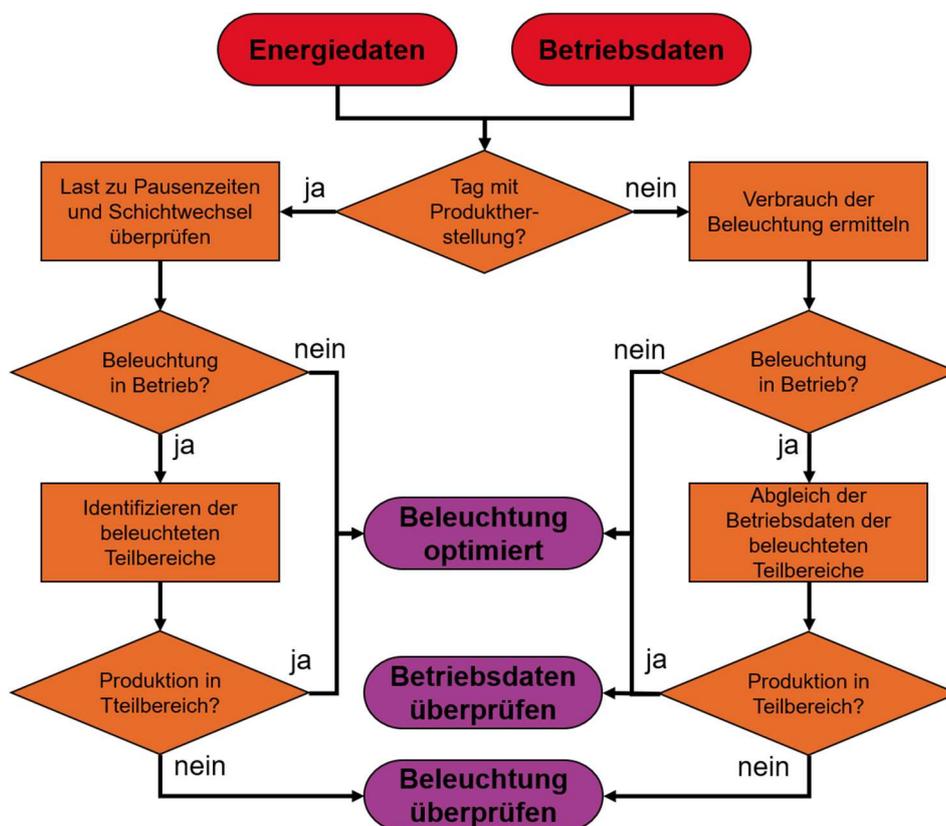


Abbildung 36: Auswertungsprozess der Beleuchtung unter Hinzunahme der Betriebsdaten (eigene Darstellung).

Druckluft

In Abbildung 37 ist die Auswertung des Druckluftprozesses mit Erweiterung der Betriebsdaten dargestellt. Anhand der Betriebsdaten wird festgestellt, ob die zugehörigen Energiedaten der Produktion zuzuordnen sind oder ob diese einem Ruhetag entspringen. Wird nicht produziert und es ist für die KI aus den Betriebsdaten ersichtlich, dass dies auch für eine ausreichend lange Periode so bleibt, wird auf vollständige Abschaltung der Kompressoren geprüft. Sollte dies nicht schadensfrei möglich sein, oder in einem zu geringen zeitlichen Abstand die Produktion wieder anlaufen, wird die benötigte Energie der Druckluftanlage und die periodischen Ein- und Ausschaltvorgänge zur Druckerhaltung mit dem Standardwert überprüft bzw. überwacht. Ergibt die Auswertung der KI ein positives Ergebnis, ist der Druckluftprozess optimiert, verschiebt sich jedoch das Verhältnis der benötigten Energie zur Druckerhaltung zum schlechteren (längere Kompressionszeiten, häufigere Einschaltzyklen) muss die Druckluftanlage überprüft werden.

Wird in dem Unternehmen produziert, verknüpft die KI die Energiedaten der Kompressoren mit den Produktionszahlen und Betriebszeiten, um anschließend ein Verhältnis aus aufgewandter Energie für Druckluft zur Produktivität zu bilden. Bleibt dieses Verhältnis nicht konstant, muss die Druckluftanlage auf Schäden, Leckagen und Störungen im Produktionsablauf kontrolliert werden.

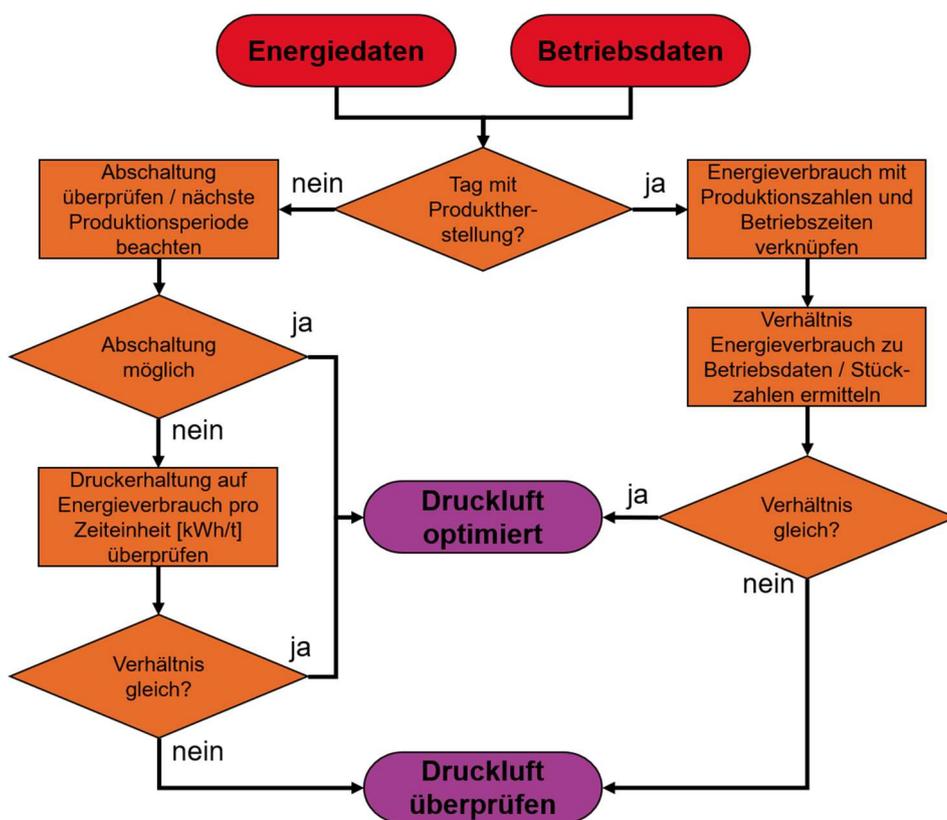


Abbildung 37: Auswertung und Überwachung des Druckluftprozesses unter Hinzunahme von Betriebsdaten (eigene Darstellung).

6.1.3 Prozessdaten

Eine weitere Datenquelle, die der KI zugänglich gemacht werden kann, sind die Prozessdaten der produzierenden Maschinen, sowie deren zuarbeitenden Systeme wie beispielsweise die Kompressoren oder Förderbänder für den Materialtransport. Zu den Prozessdaten zählen:

- Qualität des Produktes (Reinheit, Dichte)
- Betriebsparameter (Ist-Werte wie Temperatur, Druck, Sauerstoffgehalt, Sättigung, Umdrehungszahlen, Geschwindigkeiten)
- Konfigurationsparameter (Soll-Werte wie Temperatur, Druck, Sauerstoffgehalt, Sättigung, Umdrehungszahlen, Geschwindigkeiten)

Diese Parameter werden, sofern die Möglichkeit besteht, von Sensoren an den Maschinen selbst ermittelt. Aus diesen Informationen könne Stückzeiten, Verfügbarkeiten sowie Gesamtanlageneffektivitäten ermittelt werden, wodurch eine genau Beurteilung der Wirtschaftlichkeit und der Effektivität möglich ist [57].

Das Training der KI erfolgt auf dieselbe Art und Weise wie in den Kapiteln 6.1.1 Energiedaten und 6.1.2 Betriebsdaten bereits beschrieben. Es erhöht sich jedoch abermals die Datenmenge der Trainings- und Validierungsdaten, da neben den Betriebsdaten eine Vielzahl an Prozessdaten hinzukommt. Innerhalb einer einzelnen Maschine können mehrere Temperaturen, Drücke, Bewegungen sowie Stellwinkel erfasst werden, sodass diese einen nicht unerheblich größeren Datenspeicher benötigen. Mit steigender Datenmenge nimmt auch die Zeit für das Training zu und es müssen höhere Rechenleistungen bereitgestellt werden, was wiederum ein Kostenpunkt ist. Das Training der KI soll sie dazu befähigen, Stand-by-Verbräuche und die Drucklufferzeugung genauer zu analysieren.

Stand-by-Verbrauch

Durch die hinzugefügten Prozessdaten ist es der KI möglich die Energiedaten wesentlich genauer zuzuordnen. Der Ablauf der Überwachung der Stand-by-Verbräuche (vgl. Abbildung 38) ist grundlegend das gleiche wie in Kapitel 6.1.2 Betriebsdaten, jedoch kann ein überhöhter Stand-by-Verbrauch in einer Maschine/einem Prozess einer genauen Arbeitsgruppe zugeordnet werden. Dies ist durch die bekannten Prozessdaten möglich, da so bspw. ein durchlaufender Motor einer Presse, die zurzeit nicht betrieben wird, anhand der Drehzahl erkannt wird. Durch diese Informationen erhöht sich die Qualität der Auswertung durch die KI und es kann effektiver auf die einzelnen Probleme eingegangen werden.

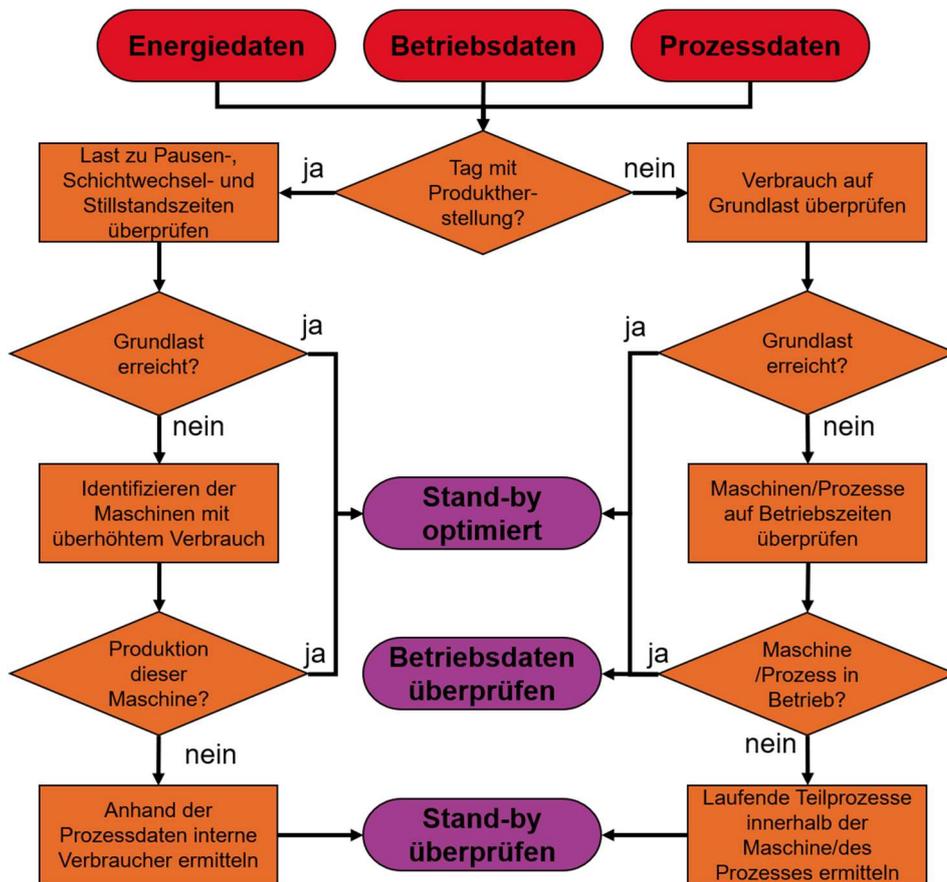


Abbildung 38: Auswertung und Überwachung der Stand-by-Verbräuche mit Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten (eigene Darstellung).

Druckluft

Die Überwachung und Auswertung des Prozesses der Druckluftherzeugung und Bereitstellung erfolgt zu großen Teilen genau wie in Kapitel 6.1.2 Betriebsdaten erläutert. Einen Mehrwert können die Prozessdaten jedoch bei der Identifizierung der Druckluftverbraucher bringen. Erkennt die KI, dass sich das Verhältnis von benötigter Energie für die Druckluftherzeugung zur Produktion verschlechtert, können aus den Prozessdaten die Betriebsdrücke der Pneumatik ausgelesen werden. Diese werden mit den eingestellten Werten verglichen (Sollwert), sodass eine Beurteilung über eine Fehlfunktion getroffen werden kann. Zumal können Schwankungen bzw. zu große Druckabfälle innerhalb der Maschinen/Prozesse ermittelt werden, die sonst nicht auffallen und somit zur gesamten Prozessoptimierung und Qualitätssicherung beitragen. Das Schaubild ist in Abbildung 39 dargestellt.

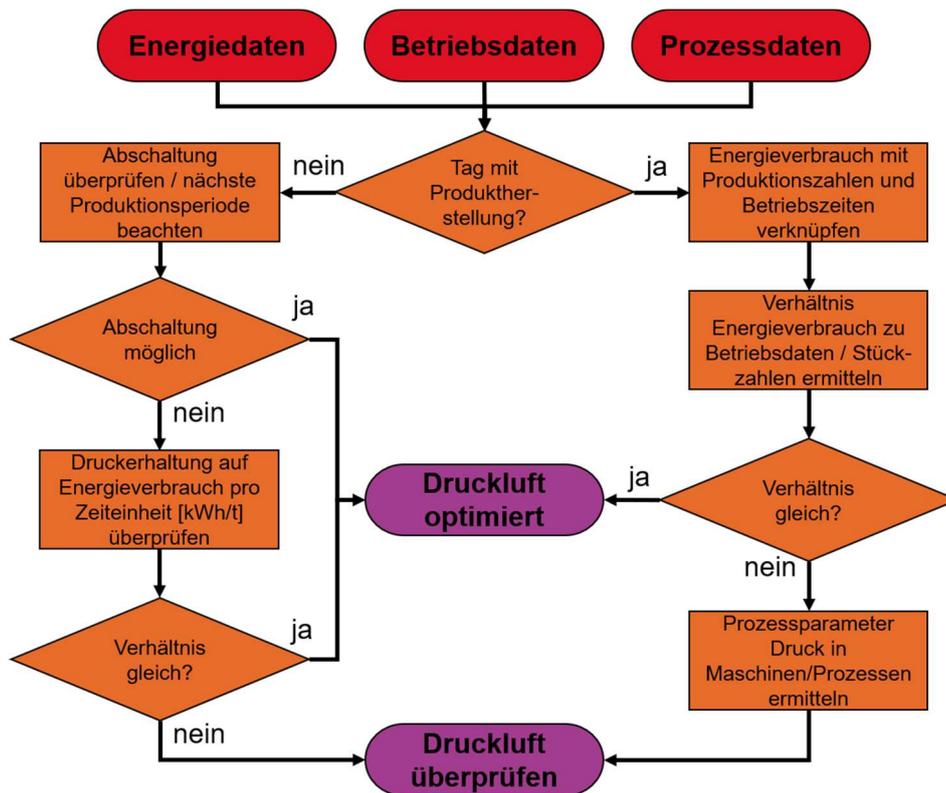


Abbildung 39: Auswertung und Überwachung des Druckluftprozesses anhand von Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten (eigene Darstellung).

6.1.4 Bewertung der Messdaten

Die Energiedaten des Betriebes bilden die Grundlage für die KI zur Auswertung der nicht-produktionsbezogenen Einsparpotenziale. Zu diesen gehören der Stand-by-Verbrauch, die Beleuchtung und die Druckluftherzeugung. Diese drei Prozesse werden zunächst mittels ihrer Energiedaten analysiert und auf Optimierungspotential überprüft.

Es fällt auf, dass die Energiedaten viele Informationen enthalten, die jedoch zuerst richtig interpretiert werden müssen. Für diese Interpretation ist viel Hintergrundwissen erforderlich, um auch nicht offensichtliche Potenziale zu ermitteln. Die KI muss diese Zusammenhänge zunächst lernen, damit diese für sie erkennbar sind. Bei regelmäßigen Betriebsabläufen stellt die Auswertung der Stand-by-Verbräuche, Beleuchtung und Druckluftherzeugung ein geringes Problem dar, da diese wiederholt und gleichmäßig auftreten und das Muster somit bekannt ist. Dadurch können Abweichungen leicht identifiziert werden, was eine frühzeitige Korrektur des Fehlers ermöglicht und die Energieeinsparpotenziale deutlich heraushebt. Ist der Betriebsablauf jedoch nicht gleichmäßig und unterliegt Schwankungen wie wechselnden Schichten, Produktionszeiten entsprechend der Auftragslage und wechselnden Produktionsprofilen, wird es schwierig fundierte Aussagen über die Effizienz der drei Prozesse (Stand-by-Verbrauch, Beleuchtung, Druckluftherzeugung) zu treffen.

Werden die Betriebsdaten (Auftragsdaten, Arbeitszeiten, Betriebsstunden der Maschinen, Störungs- und Wartungsmeldungen, gefertigte Stückzahlen, Materialverbrauch, Eingriffe des Bedienpersonals) in die Auswertung mit einbezogen, so ergeben sich neue, glaubwürdig validierte Aussagen über die Qualität der Prozesse. Diese können wesentlich genauer analysiert werden, da bekannt ist, was zu welcher Zeit produziert wird und wer an der Maschine arbeitet.

Um die Energiedaten und Betriebsdaten miteinander zu verknüpfen, muss wiederum abstrakt gedacht werden, jedoch fällt es leichter einen Zusammenhang zwischen logisch nachvollziehbaren Betriebsdaten und den dazu gemessenen Energiedaten zu erkennen. Zusätzlich besteht die Chance, dass unter Zuhilfenahme der Betriebsdaten neue, unbekannte Zusammenhänge für die Prozesse entdeckt werden, die neue Potenziale bergen. Diese Chance kann jedoch auch gleichzeitig ein Risiko sein, da ggf. gar keine Zusammenhänge bestehen und diese somit in die falsche Richtung führen. Daher muss bei der Auswertung der Daten mit großer Sorgfalt vorgegangen werden. Der Zugang zu diesen Daten ist mit mäßigem Aufwand zu bewerten, da diese elektronisch für die Verwaltung und Betriebsleitung bereitstehen sollten. Ist dies nicht der Fall, werden sie firmenintern zentral gesammelt und anschließend in die Datenbank überführt.

Eine weitere Informationsquelle für die KI bieten die Prozessdaten, die aus Betriebsparametern (Ist-Werte) und den eingestellten Parametern (Soll- und Richtwerte) bestehen. Mithilfe dieser Daten sind Ursachen für Probleme oder Energieverbrauch noch genauer bestimmbar, als es mit den Betriebsdaten der Fall ist. Durch die Prozessdaten ist es möglich auch bei gestoppter Anwendung zu ermitteln, welche kleineren Teilprozesse im Verborgenen weiterlaufen und was somit die Energie bezieht. Aufgrund der vielen Sensoren, die für solche Daten innerhalb der Maschinen benötigt werden, sind diese unter anderem teuer und es entsteht eine große Datenmenge, die für die KI sortiert, gefiltert und bereitgestellt werden muss. Nicht zu vergessen ist, dass diese Datenmenge über das bereits zu diesem Zeitpunkt strapazierte Firmennetzwerk geleitet wird und somit ein Ausbau dieser Infrastruktur unabdingbar ist. Jedoch bestehen auch hier die Chancen, dass nochmals neue Abhängigkeiten entdeckt werden, die Potenziale für Energieeinsparungen bieten. Genauso verhält es sich mit dem Risiko, das durch intensive Betreuung des Systems und gewissenhafte Nachbereitung abgesichert werden muss.

6.2 Intelligente Betriebsführung

Durch den Einsatz von KI kann nicht nur die Produktion verbessert und darin Einsparpotenziale gefunden werden, sondern auch die Produktivität erhöht und gleichzeitig die Kosten für Wartung und Reparaturen gesenkt werden. Dafür muss eine (separate) KI implementiert werden, die den Produktionsoutput und die Prozessparameter der Maschinen und Prozesse überwacht. Voraussetzung dafür ist, dass alle überwachten Prozesse mit Sensorik ausgerüstet sind, um Veränderungen von kritischen Parametern festzustellen.

Um eine Wartung Just-in-time anzuordnen, prüft die KI die verschiedenen Prozessparameter wie Schwingungen, Temperaturen, Vibrationen und ggf. optische Kriterien und wertet diese aus. Das Training der KI auf die einzelnen Maschinen wird dabei im Normalbetrieb durchgeführt, im Idealfall nach einer Wartung, um den optimalen Zustand aufzunehmen. Verändern sich kritische Parameter zum schlechteren, bewertet die KI dies und entscheidet ob eine Wartung sinnvoll ist oder noch Spielraum besteht. Zusätzlich können Parameter der gefertigten Bauteile wie Oberflächengüte, Bauteiltoleranzen, Gradienten oder Dichte aufgenommen werden, die es der KI ermöglichen über den Zustand der Fertigungswerkzeuge zu entscheiden. Eine Verschlechterung der Produktqualität ist in der Regel auf Verschleiß innerhalb der Maschine zurückzuführen und bietet somit die Möglichkeit, Wartungen gezielt durchzuführen (predictive maintenance).

In gleicher Weise funktioniert dies mit Defekten, die noch nicht zu einer Zerstörung innerhalb der Maschine geführt haben, dies aber in Zukunft tun können. Diese kündigen sich an und verursachen erhöhte Temperaturen, verstärkte Schwingungen, Auftreten von Vibrationen und/oder Veränderung von Spaltmaßen. Durch diese Überwachung können schwerwiegende Schäden verhindert werden, was den Produktionsausfall vermindert und die Kosten senkt.

Arbeitet eine KI nicht nur mit den Daten von Sensoren und Produktmerkmalen, sondern auch mit Wartungsterminen aus der Vergangenheit, verarbeitete Materialien und Auftragsdaten, ist es möglich neue Wartungstermine genau zu bestimmen und diese strategisch optimiert zu platzieren (predictive planning).

Mit dieser Art der Betriebsführung, predictive planning und predictive maintenance, ergeben sich Einsparpotenziale im Bereich der Ersatzteilbeschaffung und Stillstandzeiten der Prozesse. Wartungsintervalle werden anhand von realen Daten ermittelt und die Gefahr eines Totalausfalls durch unentdeckte Fehler verringert. [58]

6.3 Reduktion des Messaufwandes

Damit der Messaufwand geringer und damit die benötigte Messtechnik durch die KI reduziert werden kann, muss zunächst bekannt sein, welche Art von Messsignalen von den Maschinen ausgehen. Gemessen wird, wie in Kapitel 4.1.1 Installation der Messgeräte erläutert, ein analoges Stromsignal, das einen kontinuierlichen Zeit- und Wertverlauf aufweist. Dabei kann das Signal die in Abbildung 40 dargestellten Formen annehmen.

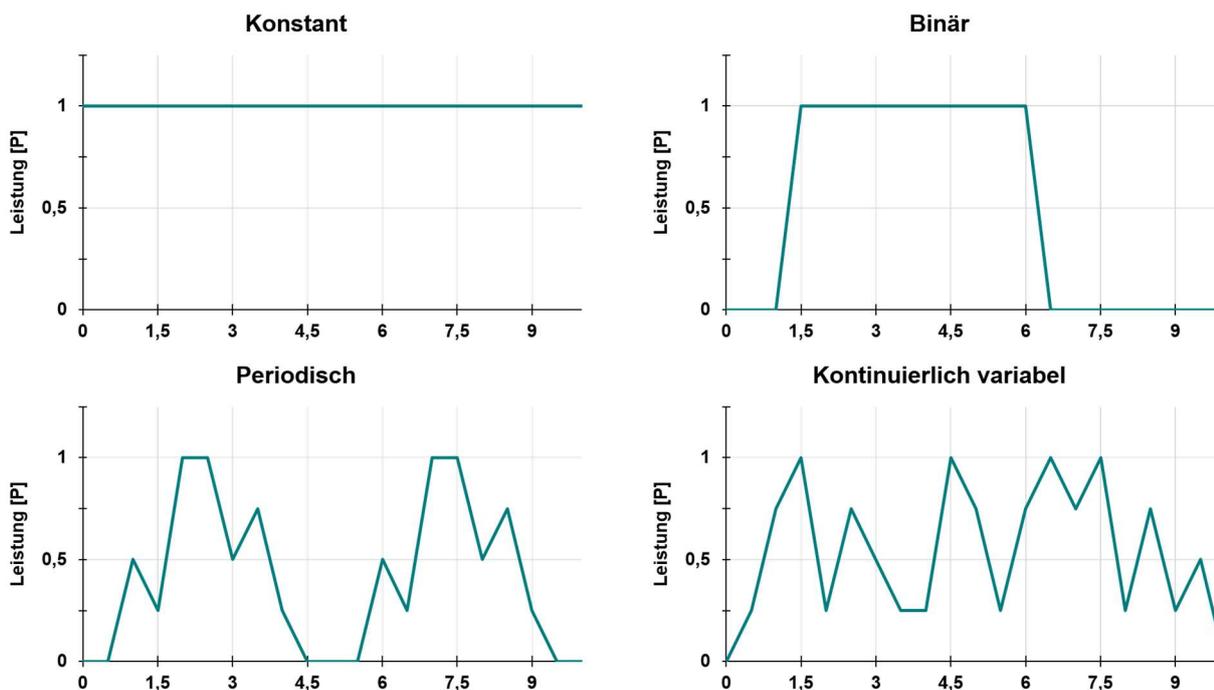


Abbildung 40: Verschiedene Lastverläufe, die durch die Verbraucher auftreten können (eigene Darstellung).

Dargestellt sind exemplarische Lastverläufe, die je nach betriebenem Gerät in diesen Formen auftreten. Auf der Y-Achse ist die Leistung P und auf der X-Achse die Zeit t aufgetragen. Verbraucher wie Beleuchtung weisen eine konstante Last (Abbildung 40 oben links), Verbraucher mit Schwellwertregelung (bspw. Belüftung) ein binäres Lastprofil (oben rechts), Verbraucher mit stufenweisen Prozessen (Kaltfließpressen) ein periodisches Lastprofil (unten links) und komplexe Verbraucher mit vielen Arbeitsschritten und äußeren Einflüssen (Öfen, Pressen, Trocknung) ein kontinuierlich variables Lastprofil (unten rechts) auf.

Ziel ist es, dass es ausreicht einen festinstallierten Controller an einer Leitung einer Unterverteilung zu betreiben, der den Gesamtstrom der nachfolgenden Verbraucher misst. Dies erspart die Installation der teilbaren Stromwandler an jedem relevanten Verbraucher und verringert den Materialeinsatz in Form von Messcontrollern und Klappstromwandlern. Somit wäre es möglich, mit einem Messcontroller sechs Unterverteilungen zu messen.

Damit dies technisch machbar ist, gibt es Bedingungen an die KI, die Messcontroller und die eintreffenden Signale, die erfüllt werden müssen. Da die analogen Strominformationen bei sechs dreiphasigen Messungen gleichzeitig am Messcontroller ankommen, ist es wichtig, dass sie voneinander zu unterscheiden sind. Die messbare Unterscheidung zur Auswertung besteht in der Höhe des Energiesprungs bei Ein- und Ausschaltvorgängen sowie beim Wechsel in den Teillastbetrieb. In Abbildung 41 sind vier klar differenzierbare Lastprofile übereinander dargestellt.

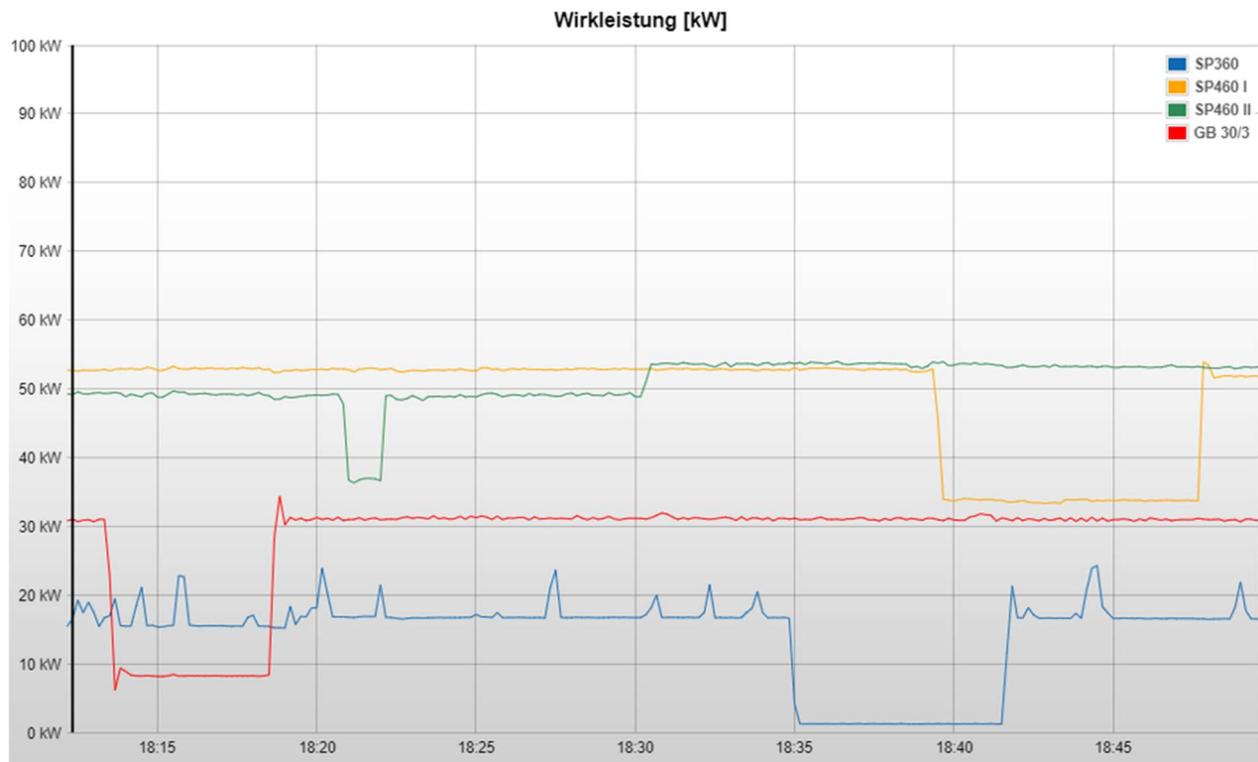


Abbildung 41: Lastprofile von vier Produktionsmaschinen. Diese sind während der Produktionsphase entstanden und zeigen klar differenzierbare Energiesignale auf. [10, 53]

Abbildung 41 zeigt vier Produktionsmaschinen der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG über einen Zeitraum von circa einer Stunde. Diese wurden im laufenden Betrieb aufgenommen und lassen erkennen, dass die einzelnen Profile der Maschinen klar voneinander differenzierbar sind. Die Leistungssprünge können voneinander getrennt werden und unterscheiden sich in der Höhe voneinander. Ebenso kann beispielsweise bei der Maschine GB 30/3 festgestellt werden, dass bei Umschaltvorgängen leichte Lasteinbrüche und Lastspitzen auftreten, die das Signal zusätzlich individualisieren.

Wird das Gesamtlastprofil dieser Maschinen in einer sehr hohen zeitlichen Auflösung erfasst, wie es bei dem verwendeten Messkontroller der Fall ist, kann eine auf die unterschiedlichen Signale und Lastsprünge antrainierte KI herausfiltern zu welchem Zeitpunkt eine klar bestimmbare Maschine aktiv oder inaktiv wird. Der zeitliche Abstand zwischen den Messungen sollte dabei eine Sekunde nicht überschreiten. Die Messung wird genauer, je geringer der Abstand der Messungen zueinander ist.

Um eine noch präzisere Auswertung zu erreichen, ist es möglich eine zweite KI zu verwenden, die darauf trainiert ist, die Lastgänge bzw. die einzelnen Lastsprünge vorherzusagen. Dafür werden neben den Energiedaten auch die Betriebsdaten benötigt, damit die KI die Zusammenhänge der Produkte und Lastprofile erkennen kann. Ist sie einmal darauf angelernt, kann sie anhand von neu eingegebenen Betriebsdaten den theoretischen Lastgang der Prozesse vorhersagen. Diese Vorhersage wird dann mit dem Ergebnis der tatsächlichen Auswertung verglichen, um eine zweite Kontrollinstanz zu erhalten und somit eine höhere Genauigkeit zu erzielen.

6.4 Bewertung der Umsetzbarkeit der KI Implementierung

Diese Bewertung beinhaltet fünf verschiedene Ansätze (Stufen) wie die KI implementiert werden kann. Diese bestehen aus:

1. Energiedaten
2. Energiedaten + Betriebsdaten
3. Energiedaten + Betriebsdaten + Prozessdaten
4. Daten für intelligente Betriebsführung
5. Daten für Reduktion des Messaufwands

Der Fokus dieser Bewertung liegt nicht auf der KI selbst sondern auf den zu bewältigenden Hürden und der technischen Machbarkeit ausgehend vom jetzigen Standpunkt der Firma manageE GmbH & Co. KG. Mit in die Bewertung fließen die fünf folgenden, gleich gewichteten Punkte ein.

1. Aufwand (Installation): Dieser Punkt umfasst die Frage, welche Anzahl an Sensoren muss an welchen Maschinen nachgerüstet werden. Ist die Nachrüstung mit einfachen Mitteln getan (bspw. teilbare Stromwandler) oder ist die Installation mit Klebe-, Bohr-, Kabel- und Lötarbeiten verbunden?
2. Schwierigkeit: Ist es möglich in den Bestandsanlagen und Prozessen Messtechnik nachzurüsten bzw. ist welche vorhanden? Sind die Orte, an denen die Messtechnik installiert wird, frei zugänglich?
3. Aufwand (Betreuung): Wie hoch ist der Aufwand, um die anfallenden Daten zu managen (Plausibilisierung, Fehlerbetrachtung)? Welche Arbeit muss aufgebracht werden, um die KI zu trainieren, sie zu überwachen und zu pflegen? Steigt die Intensität der Betreuung der Datenbank mit steigendem Dateninput?
4. Datenmenge: Wenn nur die Energiedaten bereits 21 GB pro Monat produzieren, steigert sich Datenmenge dann enorm? Ist genügend Kapazität für den Datentransport im Firmennetzwerk vorhanden?
5. Aufwand zu Nutzen: Wie ist das Verhältnis vom Aufwand, der betrieben wird, um die Daten zu erhalten, zum potenziellen Nutzen? Gibt es Neuerkenntnisse?

Tabelle 3 stellt die Bewertungsmatrix der fünf KI-Implementierungsstufen dar. Der Bewertungsschlüssel geht von eins bis drei, wobei eine eins eine gute Umsetzbarkeit darstellt und eine drei eine schlechte Umsetzbarkeit.

Tabelle 3: Bewertungsmatrix der einzelnen KI-Implementierungsstufen. Die Bewertung gestaltet sich von eins (bspw. gut umsetzbar) zu drei (schlecht umsetzbar/nicht lohnenswert).

KI für	Aufwand (Installation)	Schwierigkeit	Aufwand (Betreuung)	Datenmenge	Aufwand zu Nutzen
1. Energiedaten	1	1	1	1	3
2. Energiedaten + Betriebsdaten	1	2	2	2	1
3. Energiedaten + Betriebsdaten + Prozessdaten	3	3	3	3	2
4. Intelligente Betriebsführung	3	3	3	3	2
5. Reduktion Messaufwand	1	3	2	3	3

Das Ranking für die Implementierung einer KI mit den reinen Energiedaten wird mit folgenden Begründungen getätigt. Der Aufwand zur Installation der teilbaren Stromwandler ist sehr gering und gehört zudem zum standardmäßigen Vorgehen der Firma manageE GmbH & Co. KG. Die Schwierigkeit der Installation ist ebenfalls gering, da ausreichend Platz und Ausweichmöglichkeiten gegeben sind, da die Messtechnik nicht an einen speziellen Ort gebunden ist, sondern lediglich die versorgenden Stromleitungen benötigt.

Für die Betreuung der Daten, Plausibilisierung, Fehlerbetrachtung und das Erstellen einer Datenbank muss zu Beginn einmalig Zeit investiert werden. Danach ist der Aufwand als niedrig einzustufen, ebenso wie die Menge an anfallenden Messdaten, die jedes Firmennetzwerk bewältigen können soll. Wird jedoch der Aufwand mit dem möglichen Nutzen verglichen, muss festgestellt werden, dass die KI mit den Energiedaten nur einen geringen Mehrwert bieten kann, da die Datenvielfalt nicht gegeben ist. Somit wird für diesen Punkt der Aufwand im Vergleich zum Nutzen als hoch eingestuft.

Werden zu den Energiedaten noch die Betriebsdaten erfasst, erhöht sich der Installationsaufwand vor Ort nicht, da für diese Daten keine neue Messtechnik benötigt wird. Somit erhöht sich die Schwierigkeit der Installation nicht, jedoch müssen die Betriebsdaten von der Firma gesammelt bereitgestellt werden und auf die Datenbank zu den Energiedaten übertragen werden. Durch die Synchronisierung von verschiedenen Schnittstellen erhöht sich der Schwierigkeitsfaktor im Vergleich zu den reinen Energiedaten. Ebenso wird der Betreuungsaufwand der gesammelten Daten erhöht, da die Datenbankstruktur

erweitert wird und die Überprüfung der Daten an Komplexität zunimmt. Im Vergleich zu den reinen Energiedaten nimmt die zu übertragende Datenmenge zu, was für das Firmennetzwerk eine Mehrbelastung darstellt und Nachbesserungen in der Leistungsfähigkeit bedarf. Im Verhältnis vom Aufwand zum Nutzen, den die KI aus dieser Datenkombination generieren kann, ist diese Option als die vielversprechendste zu bewerten. Es können Rückschlüsse auf Produktionsmuster und Auffälligkeiten im Normalbetrieb gezogen werden, die helfen, Energie einzusparen und die Effizienz der gesamten Firma zu steigern.

Für die Kombination aus Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten wird mit einem hohen Installationsaufwand gerechnet, da die benötigten Prozessdaten aus Sensoren innerhalb der Maschinen und Messeinrichtungen für Produktqualität generiert werden. Die Anzahl der neu zu installierenden Sensoren ist abhängig von der Vielfalt der gewünschten Prozessparameter. Neben dem höheren Aufwand ist auch das Schwierigkeitslevel der Installation hoch. Um die Sensoren an den Einsatzorten zu befestigen, müssen die Maschinen aufwendig angepasst werden, da eine nachträgliche Installation nicht vorgesehen ist. Aufgrund der neuen Sensoren für Prozessparameter muss wiederum die Datenbank erweitert und die Betreuung intensiviert werden, da auch die Datenmenge entsprechend der Anzahl an Sensoren pro Maschine steigt. Wird der Aufwand dieser Maßnahmen mit dem sich draus ergebenden Nutzen bewertet, ist festzustellen, dass diese Datenvielfalt viele Potenziale für eine KI birgt, jedoch der zu betreibende Aufwand hoch ist. Dementsprechend wird die Kombination aus Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten in diesem Punkt zwischen Option eins und zwei eingeordnet.

Die intelligente Betriebsführung ist als einzelne Implementierungsstufe aufgelistet, da sie veranschaulichen soll, welche Möglichkeiten mit der Datenvielfalt von Energie-, Betriebs- und Prozessdaten bestehen. Eine intelligente Betriebsführung ist nur dann effektiv umsetzbar, wenn die genannten Daten vorhanden sind. Daher sind auch die Bewertung und deren Begründung gleich zur dritten Implementierungsstufe.

Die Bewertung der Reduktion des Messaufwandes ist wie folgt begründet. Der Aufwand, der für die Installation der Messtechnik getätigt werden muss, ist gering und entspricht dem der Energiedaten. Im Gegensatz dazu besteht die Schwierigkeit der Umsetzung darin, dass die Controller nicht für die Umrechnung des Gesamtstroms auf die einzelnen Geräte entwickelt wurden. Es ist nicht möglich diese Auswertung auf den Servern durchzuführen, da sonst nicht bloß Sekundenwerte übertragen werden müssten, sondern alle 4096 Messwerte pro Sekunde. Dies sorgt dafür, dass der Betreuungsaufwand der Datenbanken und Datenqualität stark ansteigt und im gleichen Zuge die übermittelte Datenmenge. Bei einer solchen Anzahl von Messwerten pro Kanal, muss eine eigene Infrastruktur zur Datenübertragung installiert werden, da das firmeneigene Netzwerk dem nicht gewachsen ist. Somit ist der Aufwand im Vergleich zum Nutzen sehr hoch und wird nicht empfohlen.

Ergebnis

In Tabelle 4 ist das Ergebnis der Bewertungsmatrix dargestellt. Die Bewertung erfolgt von 1,0 (gute Umsetzbarkeit) bis 3,0 (zurzeit nicht umsetzbar) und bildet sich aus dem Mittelwert der fünf Bewertungen in Tabelle 3. Zu den KI Implementierungsstufen die zum jetzigen Zeitpunkt nicht umsetzbar sind, bzw. deren Umsetzungen extrem ressourcenaufwendig sind, zählen die Stufen drei, vier und fünf. Stufe drei und vier erreichen in der Bewertung eine 2,8, was dem hohen Aufwand geschuldet ist, der für diese Stufe der Implementierung betrieben werden muss. Stufe fünf schneidet mit einer 2,4 besser ab, ist jedoch ebenfalls nicht zu empfehlen, da die technische Weiterentwicklung des Kontrollers nötig ist und Zeit in Anspruch nimmt. Daher sollte auf die Reduktion des Messaufwandes vorerst verzichtet werden.

Trotz des besseren Abschneidens der KI Implementierungsstufe eins (1,4), wird die Stufe zwei empfohlen (1,6). Um diese Stufe zu erreichen, benötigt die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG ein belastbareres Firmennetzwerk und verwertbare Betriebsdaten für eine KI. Der Betreuungsaufwand der Datenbanken und die Vor- sowie Nachbereitung der Daten ist ebenfalls zeitintensiver, da die Datenmenge wächst, jedoch ist der sich daraus ergebende Nutzen als deutlich überwiegend anzunehmen. Stufe eins bietet einer KI nicht genügend Datenvielfalt, als dass sie daraus brauchbare Ergebnisse generieren und zur Überwachung der Energiedaten dienen kann.

Tabelle 4: Ergebnis der Bewertungsmatrix. Die Bewertung gliedert sich von eins (gute Umsetzbarkeit) bis drei (schlechte Umsetzbarkeit).

KI für	Ergebnis zur Umsetzbarkeit
1. Energiedaten	1,4
2. Energiedaten + Betriebsdaten	1,6
3. Energiedaten + Betriebsdaten + Prozessdaten	2,8
4. Intelligente Betriebsführung	2,8
5. Reduktion Messaufwand	2,4

III Zusammenfassung und Ausblick

7 Handlungsempfehlung

Um eine Handlungsempfehlung aussprechen zu können, wird das Vorgehen der Firma manageE GmbH & Co. KG beim Kunden analysiert und die Ergebnisse, beziehungsweise die Dienstleistungen betrachtet. Es fällt auf, dass die Aufgaben, die die KI übernehmen soll, sehr vielseitig und komplex sind. Die Überwachung der Betriebsabläufe, die Detektierung von ungewöhnlichen Verbräuchen und möglichen Einsparpotenzialen ist herausfordernd, da viele Variablen Einfluss auf die Produktion nehmen. Mittelständische, produzierende Unternehmen wie die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG arbeiten nach variablen Produktionszyklen, die an die Auftragslage gebunden sind und produzieren entsprechend der Nachfrage. Außerdem verändern sich die Produkte je nach Bestellung, was Einfluss auf die Lastprofile der Maschinen nimmt.

Aus diesen Anforderungen und Problemstellungen wird ein Anforderungsprofil an die benötigte KI abgelesen. Die Architektur der KI soll ein künstliches neuronales Netz (KNN) sein, da diese für komplexe und aufwendige Berechnungen geeignet sind. Weiterhin muss die KI fähig sein, aus begangenen Fehlern zu lernen, sich anzupassen und dabei nicht unverhältnismäßig stark auf fehlerhafte Daten zu reagieren. Diese Eigenschaften haben KNN mit der Fähigkeit des „Reinforcement Learnings“ (vgl. Kapitel 3.1.3 Verstärkendes Lernen „Reinforcement Learning“). Wird diese Form der KI gewählt, muss sichergestellt werden, dass genügend Rechenleistung und Speicherkapazität auf den Servern zur Verfügung steht.

Das Training der KI erfolgt mit plausibilisierten, zusammenhängenden und vollständigen Daten. Dafür ist es sinnvoll, dass diese Daten auf einem Server ordentlich strukturiert und zusammenhängend vorliegen. Eine standardisierte Datenbankstruktur erleichtert somit bei Folgeprojekten den Ablauf und spart Zeit bei der Integration der KI. In diesem Zuge wird die Datenbank neben den Energiedaten auch für Betriebsdaten und Prozessdaten vorbereitet, sodass eine spätere Erweiterung einfach umsetzbar ist. Die benötigte Datenmenge zum Trainieren der KI hängt von der Komplexität der Firmenstruktur ab. Gibt es nur wenige Prozesse, die kaum Querverbindungen zu anderen Prozessen vorweisen und nach gleichbleibendem Produktionsmuster arbeiten, wird eine geringere Datenmenge benötigt, als im Falle eines komplexen und nicht periodisch wiederholten Produktionsmusters. Es ist nicht möglich eine genaue Datenmenge zu definieren, jedoch muss sichergestellt werden, dass in den Trainingsdaten jeder Produktionsschritt in vielfacher Form vorliegt, sodass alle Schritte bekannt sind und die KI auf die einzelnen Schritte angepasst wird. Dazu sollte mindestens ein Monat an vollständigen Datensätzen vorliegen, die dem Standard der Produktion entsprechen.

Vorgeschlagen wird, dass die Firma manageE GmbH & Co. KG neben den Energiedaten auch die Betriebsdaten erfasst und in der Datenbank abspeichert. Werden diese in Verbindung ausgewertet und überwacht, sind die Ergebnisse konsistent, da sie auf der

Entscheidungsgrundlage zweier verschiedener Datenquellen beruhen (Energiedaten = Messwerte, Betriebsdaten = Vergleichsdaten, bzw. Referenzdaten). Um die Betriebsdaten der Firmen zu implementieren, muss eine Schnittstelle zwischen der Firmenverwaltung und der Datenbank erstellt werden. Gegebenenfalls müssen diese Betriebsdaten erst firmenintern erhoben und zentral gesammelt werden, was den Fortschritt und die Umsetzbarkeit beeinträchtigt. Zudem muss damit gerechnet werden, dass viel Zeit für die Aufbereitung der Daten benötigt wird, da nur eine verlässliche Datengrundlage zu ebenso verlässlichen Ergebnissen führt.

Wird die beschriebene Methodik angewendet ist es möglich, die generierten Daten eines mittelständigen, produzierenden Unternehmens durch eine KI auszuwerten. Es ist jedoch dringend notwendig, dass diese Schritte von einer im Umgang mit KI vertrauten Person durchgeführt und die einzelnen Schritte sorgfältig kontrolliert werden. Außerdem müssen die Ergebnisse und die Effizienz der KI in regelmäßigen Abständen überprüft und ggf. angepasst werden. Die Anpassung bzw. Adaptierung erfolgt idealerweise durch antrainieren von abgeänderten Parametern. Eine Live-Anpassung der KI wird vermieden, da sie sonst langsam entstehende Fehler als normal erkennt und sich an den Fehler anpasst, womit die Funktion der Überwachung nicht mehr gegeben ist.

8 Diskussion

Die durchgeführte Arbeit zur Optimierung von Stromverbräuchen durch Einsatz von Methoden der künstlichen Intelligenz in mittelständischen, produzierenden Unternehmen hat gezeigt, dass die Firma manageE GmbH & Co. KG gute Voraussetzungen vorweisen kann, um erfolgreich mit KI zu arbeiten. Das verwendete Messkonzept und die daraus generierten Energiedaten bilden die Grundlage, um eine KI einsetzen zu können. Jedoch müssen noch weitere Schritte getätigt werden, damit eine Implementierung erfolgreich verlaufen kann.

Dazu zählt unter anderem der Zugriff auf die Betriebsdaten, die den betrieblichen Ablauf widerspiegeln und genauen Aufschluss darüber geben sollen, was zu welchem Zeitpunkt produziert wurde. Unklar ist, wie präzise die Erfassung dieser Betriebsdaten ist und ob Werte wie produzierte Stückzahlen, in digitaler Form vorliegen. In mittelständischen, produzierenden Unternehmen werden häufig mit den Jahren gewachsene Strukturen vorgefunden, bei denen die Betriebsdatenerfassung nicht digital, sondern analog auf Papier erfolgt. Eine Umstellung dieses Systems auf automatisierte digitale Erfassung, ist meist mit einer Neuanschaffung der entsprechenden Maschine verbunden. Ist dies der Fall, entstehen Verzögerungen in der Bereitstellung dieser Daten, da eine Neuanschaffung nicht das primäre Ziel der Firma ist, sondern die Aufträge zu erfüllen und möglichst wenig Kosten zu verursachen.

In dieser Arbeit konnte nicht auf die produktionsbezogenen Einsparpotenziale eingegangen werden, da der Zugang zur Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG aufgrund der örtlichen Distanz beschränkt war und keine Informationen über die einzelnen Prozesse vorlagen. Außerdem sollen die Ergebnisse dieser Firma als Vorlage für andere Firmen dienen, was eine genauere Betrachtung der spezifischen Prozesse überflüssig macht. Der Fokus liegt bewusst auf den nichtproduktionsbezogenen Einsparpotenzialen, da diese in anderen Firmen in ähnlicher Art und Weise vorliegen und die Ergebnisse teilweise übertragbar sind.

Die Durchführung der Fehlerbetrachtung und Datenplausibilisierung zeigte einige nicht bedachte Fehlerquellen, die während der Installation auftreten können. Um solche Analysen korrekt durchführen zu können, muss Fachwissen im Bereich der Elektrotechnik vorhanden und der Aufbau des verwendeten Messkontrollers bekannt sein. Gerade bei älteren Maschinen mit leistungsstarken Antrieben ohne Blindleistungskompensation ist es schwierig herauszufinden, ob der große Phasenverschiebungswinkel durch den Antrieb verursacht wird (Spule) oder die Messtechnik falsch installiert wurde. Oft können diese Fehler nur mit separaten Messinstrumenten vor Ort ermittelt werden, die wiederum der Bedienung von Fachpersonal bedürfen.

Die Analyse der KPI hat gezeigt, dass diese ein wertvolles Mittel sind, um auch aus vergleichbar wenig Datenvielfalt einen Mehrwert zu ziehen. Durch die Gegenüberstellung der KPI von zwei gleichen Maschinen mit dem gleichen Endprodukt wird erkennbar, dass die ältere Maschine unwirtschaftlicher arbeitet als das neuere Modell. Diese KPI-Analyse sollte regelmäßig für alle Maschinen durchgeführt werden, um den Zustand immer wieder

neu zu bewerten und um Vergleichswerte zu anderen Produktionsmaschinen zu haben. Auch dafür ist es wieder notwendig, dass die Betriebsdaten der entsprechenden Maschinen gesichert werden und im Idealfall in digitaler Form vorliegen.

Während dieser Arbeit wurde viel über das Thema künstliche Intelligenz recherchiert und nach vergleichbaren Projekten gesucht. Es ist auffällig, dass der Bereich der Energieeffizienz in Verbindung mit künstlicher Intelligenz kaum erforscht ist und es wenige Anbieter auf dem Markt gibt. Lediglich eine Firma in Deutschland wurde entdeckt, die mit Energieeinsparungen durch geregeltes Gebäudemanagement mittels künstlicher Intelligenz wirbt [45]. Viele Firmen spezialisieren sich auf Bilderkennung und Prognosetools mittels KI, die dann in der Medizin oder der Automobilindustrie verwendet werden [28, 51]. Der Fokus in der Automobilindustrie liegt auf der Live-Auswertung von Kamerainput, um die Verkehrszeichenerkennung zu verbessern und autonomes Fahren weiter voranzutreiben.

Ein weiterer Punkt sind die Lessons Learned. Die Auswertung der Energiedaten der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG hat mehr Zeit in Anspruch genommen als ursprünglich eingeplant. Bei der Analyse der Daten sind mit steigendem Zeitaufwand immer mehr Unstimmigkeiten aufgetreten, die zum Teil langer Recherchearbeiten und Fehlersuche bedurften. Es waren nicht alle Energiepläne der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG vorhanden oder diese waren zum Teil veraltet, sodass wichtige Informationen nicht zugänglich waren. Ebenfalls gab es Probleme bei der Auswertung mit dem Online-Tool der Firma manageE GmbH & Co. KG, wodurch eine Bearbeitung zeitweise nur stark eingeschränkt möglich war. Diese Probleme sind jedoch nicht nur dem Online-Tool zuzuschreiben, sondern in gleichem Maße der schlechten Internetanbindung der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG. Fehlerhafte Darstellungen und unplausible Messwerte stammten teilweise aus nicht geladenen Daten, da das Firmennetzwerk in der Nacht, die angeforderten Daten aus den Messkontrollern nicht übermitteln konnte. Bei dreimaligem Fehlschlag ist die Einstellung der Datenbank so, dass keine neue Anforderung gesendet wird und die Daten somit fehlen. Um diese in die Datenbank nachzuladen, muss eine separate Anforderung an die Controller gestellt werden, die dann wiederum mehrere Stunden benötigen, um die Daten zu übermitteln.

9 Fazit

Ziel dieser Masterarbeit war es, Lösungsansätze zur Implementierung einer künstlichen Intelligenz (KI) zu erarbeiten, die in mittelständischen, produzierenden Unternehmen Energieeinsparpotenziale ausfindig macht, konsistente und inkonsistente Daten unterscheidet und den laufenden Betrieb überwacht. Diese Ansätze sollen dem Auftraggeber manageE GmbH & Co. KG helfen, zeitintensive Analysen von Kundendaten durchzuführen und Auffälligkeiten anzuzeigen. Dabei nimmt der Auftraggeber am Förderprogramm „Pilotprogramme Einsparzähler“ des BMWi teil, das zum Ziel hat, nicht verbrauchte Energie zu zählen. Voraussetzung dafür ist die transparente Darstellung der Energieströme innerhalb der betreuten Unternehmen in einer Form, dass die Ströme auch für fachfremde Personen nachvollziehbar sind.

Die Daten, die der KI bereitgestellt werden sollen, werden von der Firma manageE GmbH & Co. KG selbst, mittels eigen entwickelter Messkontroller, erfasst. Diese messen sekundlich Parameter wie Strom, Spannung und Phasenverschiebung und errechnen daraus neue Parameter wie Frequenz, Schein-, Wirk- und Blindleistung. Installiert werden die Messkontroller an den Einspeisepunkten der Firma und an allen relevanten Verteilern und Verbrauchern, wodurch der gesamte Energiefluss erfasst ist. Daraus wird ein Sankey-Diagramm gebildet, das den Energiefluss innerhalb des Unternehmens von der Einspeisung bis zum Verbraucher, in der leistungsabhängigen Skalierung, darstellt. Anschließend werden die gemessenen und errechneten Daten auf Plausibilität überprüft. Erst danach startet die eigentliche Analyse der Daten, um Energieeinsparpotenziale zu identifizieren, da fehlerhafte Daten die Ergebnisse verfälschen und Schäden anrichten können.

In dieser Masterarbeit dient die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG als Beispielfirma, anhand der die Möglichkeiten mit einer KI dargestellt werden sollen. Die Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG ist ein mittelständisches, produzierendes Unternehmen in Arnberg (Deutschland), das sich auf Kaltumformtechnik spezialisiert hat. Dort sind 18 Messkontroller installiert, die die Daten über ein überlastetes Firmennetzwerk in die Online-Datenbank übertragen. Diese Daten werden händisch auf Plausibilität überprüft, bevor die Analyse der Einsparpotenziale durchgeführt werden kann. Bei der Überprüfung fällt auf, dass einige Fehler vorliegen, unter anderem Phasendreher bei der Installation der Messkontroller, wodurch der Phasenverschiebungswinkel viel größer dargestellt wird, als er ist. Ebenfalls werden noch nicht gelistete Energieerzeugungsanlagen in Form einer PV-Anlage und einer Peak-Shaving-Batterie im Netz entdeckt, die für nicht erklärbare, negative Stromflüsse sorgen.

Bei der nachfolgenden Analyse der Energieeinsparpotenziale werden die nichtproduktionsbezogenen Einsparpotenziale betrachtet, die den Stand-by-Verbrauch, die Druckluftzeugung und die Beleuchtung umfassen. Diese Prozesse sind in vielen Firmen ähnlich anzutreffen und können daher als Vorlage verwendet werden. Um die Grundlast zu senken, muss die Messung detaillierter gestaltet werden, sodass genaue Aussagen über die Verbraucher getroffen werden können. Im Bereich Stand-by-Verbrauch ergibt sich ein

theoretisches Einsparpotenzial durch die vollständige Abschaltung der Maschinen zu Pausen- und Schichtwechselzeiten. Die Maschinen werden zu den genannten Zeiten nicht vollständig heruntergefahren, sondern in den Stand-by-Modus versetzt. Bei der Betrachtung der Querschnittstechnologien, in diesem Falle die Kompressoren für die Druckluftherzeugung, kann ein Kompressor über die produktionsfreie Zeit abgeschaltet werden, da dieser durchgängig im Betrieb ist. Durch die vorgeschlagenen Änderungen, die nur den Betriebsablauf betreffen, besteht ein theoretisches Einsparpotenzial von circa 19.000 €.

Es wird nicht auf die produktionsbezogenen Einsparpotenziale eingegangen, da für diese Betrachtung die benötigten Betriebs- und Prozessdaten fehlen, beziehungsweise die Nähe zum Betrieb nicht gegeben ist, um vor Ort die Produktionsabläufe zu studieren. Jedoch wird durch die Betrachtung der Key Performance Indicators (KPI) ein produktionsbezogenes Einsparpotenzial entdeckt. Für zwei Maschinen, die das gleiche Produkt erzeugen, wobei eine Maschine älter ist als die andere, liegen zwei unterschiedliche KPI vor. Die ältere Maschine weist einen höheren $\left[\frac{kWh}{Stk.}\right]$ KPI auf.

Mit diesen Erkenntnissen werden Konzepte entwickelt, wie die KI die beschriebenen Fehler und Einsparpotenziale für nichtproduktionsbezogene Einsparpotenziale erkennen kann. Dabei gibt es drei Konzepte, die sich in der Datenvielfalt unterscheiden. Konzept eins befasst sich nur mit den Energiedaten und zeigt daran einen möglichen Lösungsweg zur Analyse der einzelnen Prozesse Grundlast, Stand-by-Verbrauch und Druckluftherzeugung. Konzept zwei verfolgt das gleiche Ziel, wird jedoch um die Betriebsdaten erweitert und Konzept drei verfügt über Energiedaten, Betriebsdaten und Prozessdaten.

Im Anschluss wird die KI auf die Fähigkeit der intelligenten Betriebsführung geprüft und mögliche Potenziale ermittelt. Damit eine KI effektiv in diesem Bereich arbeiten kann benötigt sie viele verschiedene Datenquellen. Eine intelligente Betriebsführung setzt voraus, dass die KI weiß, beziehungsweise vorhersagen kann, was in der Zukunft geschieht und wann die nächste Wartung oder der nächste Defekt bevorsteht. Um diese Antworten liefern zu können, müssen ihr Betriebsdaten mit Wartungsarbeiten in der Vergangenheit, eingesetzten Materialien und Stückzahlen, sowie Prozessdaten mit Kontrollwerten wie Güte, Spaltmaße, Gradienten und Temperaturen, durch zusätzliche Sensoren bereitgestellt werden.

Eine weitere Möglichkeit, die durch den Einsatz der KI besteht, ist die Reduktion des Messaufwandes. Dafür muss die KI die einzelnen Lastprofile der Maschinen erlernen (Supervised Learning) und die zu messenden Stromleitung mit hoher Abtastrate messen.

Zum Schluss der Masterarbeit erfolgt die Bewertung der drei Konzepte der Datenbereitstellung für die KI, der intelligenten Betriebsführung und der Reduktion des Messaufwandes hinsichtlich ihrer Umsetzbarkeit für die Firma manageE GmbH & Co. KG. Das Ergebnis ist, dass eine Implementierung der KI mit nur den Energiedaten nicht zielführend ist, da sie wesentlich mehr Daten benötigt, um zuverlässige Aussagen über mögliche Einsparpotenziale und Fehler treffen zu können. Dies ist dem Menschen möglich, da die

gesammelten Erfahrungen und Informationen aus der Umwelt mit in die Bewertung einfließen, diese sind der KI jedoch nicht zugänglich, weshalb sie erheblich mehr Informationen benötigt.

Damit eine KI effektiv arbeiten kann und der Aufwand der Nachrüstung in bestehenden Betrieben nicht unverhältnismäßig groß wird, sollten neben den Energiedaten auch noch die Betriebsdaten in genauer Auflösung aufgenommen und in der Datenbank abgespeichert werden. Anhand dieser verschiedenen Informationsquellen können genaue Werte über Betriebszustände der Maschinen und dabei verbrauchte Energie ermittelt werden, die dann in die Bewertung der Effizienz und Konsistenz mit einfließen.

Das Ergebnis zeigt, dass die KI trotz ihrer extremen Leistungsfähigkeit an großen Datensätzen und der fortschrittlichen Arbeit im Bereich der Bilderkennung, nicht in allen Bereichen so weit entwickelt ist. Sie benötigt viele Daten, um klare Ergebnisse in den Auswertungen treffen zu können und hat Probleme, bei schwankenden Eingangsparametern die richtigen Entscheidungen zu treffen. Aus diesem Grund müssen auch die Daten, die zum Trainieren der KI gedacht sind, fehlerfrei sein und viele verschiedene Produktionszyklen enthalten.

10 Ausblick

Diese Arbeit zeigt die ersten Ansätze zur Implementierung einer KI bei der Firma manageE GmbH & Co. KG. Es werden die nichtproduktionsbezogenen Einsparpotenziale bei einer Beispielfirma herausgearbeitet und diese über Prozessablaufpläne in der Theorie mit der KI verknüpft. Diese Theorie kann in einer Folgearbeit überprüft werden, die sich mit der Implementierung, dem Training und dem Betrieb der KI beschäftigt. Es ist zum einen möglich, die KI nur mit den Energiedaten arbeiten zu lassen oder die Beschaffung der Betriebsdaten ebenfalls zur Aufgabe zu machen und zusätzlich mit diesen Daten zu arbeiten. Mit solch einer weiterführenden Arbeit können die Ergebnisse dieser Arbeit validiert oder angepasst werden, was die Firma manageE GmbH & Co. KG einen Schritt näher an den erfolgreichen Einsatz einer KI bringt.

Eine weitere Abschlussarbeit wäre die Entwicklung eines Datenlogger-Konzepts, bei dem der Datenlogger bei den KundenInnen installiert ist. Die Datenmenge, die jeder Controller generiert, werden momentan über einen VPN-Tunnel auf die Datenbank geladen. Dieses Vorgehen ist fehleranfällig und kann zu Datenverlusten bei Verbindungsabbrüchen führen. Mit der Datenlogger-Lösung ist die Datenbank direkt vor Ort und die Übertragung der Daten muss nicht über das Internet erfolgen. Damit der Einsatz des Datenloggers effektiv ist, müssen zusätzlich Schnittstellen entwickelt werden, die es ermöglichen, die Betriebsdaten und Prozessdaten direkt zeitlich synchron auf den Datenlogger zu übertragen. Die Herausforderung besteht darin, dass die einzelnen Daten zeitlich sortiert und zueinander passend eingespeichert werden, da nur so eine Auswertung zielführend ist. Zur Datensicherung empfiehlt es sich, die im Logger gespeicherten Daten in eine Cloud-Datenbank zu spiegeln.

Literaturverzeichnis

- [1] *Richtlinie 2012/27/EU des Europäischen Parlaments und des Rates: Richtlinie 2012/27/EU*, 25.2012.
- [2] *Richtlinie (EU) 2018/844 des Europäischen Parlaments und des Rates: Richtlinie (EU) 2018/844*, 30.2018.
- [3] *"Saubere Energie für alle"-Paket*, 2018.
- [4] *Energieeffizienzstrategie 2050: EffSTRA*, 2019.
- [5] *Gesetz zur Einsparung von Energie in Gebäuden: Energieeinsparungsgesetz - EnEG*, 04.2013.
- [6] *Gesetz über Energiedienstleistungen und andere Energieeffizienzmaßnahmen: EDL-G*, 2010.
- [7] *Leitfaden zur Erstellung von Energieauditberichten nach den Vorgaben der DIN EN 16247-1 und den Festlegungen des Bundesamtes für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle (BAFA)*.
- [8] *Modul 3 - MSR, Sensorik und EnergiemanagementSoftware*, 2019.
- [9] BMWi, *Förderbekanntmachung "Pilotprogramme Einsparzähler"*: Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, 2019.
- [10] manageE GmbH & Co. KG, "Firmeninterne Besprechungen und Informationsaustausch," 2019. Accessed on: Dec. 06 2019.
- [11] Data Revenue GmbH, *Der Unterschied zwischen Machine Learning and Künstlicher Intelligenz: Die Begriffe sind nicht dasselbe, werden aber oft austauschbar genutzt* (Deutsch). Berlin. Available: <https://www.datarevenue.com/de-blog/der-unterschied-zwischen-machine-learning-und-kuenstlicher-intelligenz>. Accessed on: Sep. 26 2019.
- [12] d. Lukas Vogel, d. Philipp Richard, d. Michael Brey, d. Sara Mamel, and d. Konstantin Schätz, "Künstliche Intelligenz für die integrierte Energiewende: Einordnung des technologischen Status quo sowie Strukturierung von Anwendungsfeldern in der Energiewirtschaft," Online, 26.Sep. 2019. [Online] Available: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Publikationen/PDFs/2019/dena-ANALYSE_Kuenstliche_Intelligenz_fuer_die_integrierte_Energiewende.pdf. Accessed on: Sep. 26 2019.
- [13] DUDEN, Ed., *die, Intelligenz*: DUDEN, 2019.
- [14] A. Géron, *Hands-on machine learning with scikit-learn & tensorflow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc, 2017.
- [15] Roger Parloff, *Why Deep Learning Is Suddenly Changing Your Life: And will soon transform corporate America*. [Online] Available: <https://fortune.com/longform/ai-artificial-intelligence-deep-machine-learning/>. Accessed on: Oct. 01 2019.
- [16] J. Scherk, G. Pöchhacker-Tröscher, and K. Wagner, "Künstliche Intelligenz - Artificial Intelligence," Pöchhacker Innovation Consulting GmbH, Online, May. 2017. [Online] Available:

- https://www.bmvit.gv.at/innovation/downloads/kuenstliche_intelligenz.pdf. Accessed on: Oct. 01 2019.
- [17] Robbie Allen, “Five Lessons for Applying Machine Learning: To make the most of machine learning, organizations will need to take note of five key lessons.,” Research-Technology Management, Online, May. 2019. Accessed on: Sep. 25 2019.
- [18] M. Kirk, *Thoughtful machine learning with Python: A test-driven approach*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2017.
- [19] A. Geitgey, *Machine Learning is Fun!: The world's easiest introduction to Machine Learning*. [Online] Available: <https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-80ea3ec3c471>. Accessed on: Oct. 02 2019.
- [20] Prof. Dr. -Ing- Riedel, Morris, “Einführung in Maschinelles Lernen zur Datenanalyse: Grundlagen und Überblick,” School of Engineering and Natural Science, University of Iceland, Jülich Supercomputing Centre, Karlsruhe, Tutorial Teil 1, Oct. 2016. Accessed on: Sep. 30 2019.
- [21] E. G. Learned-Miller, “Introduction to Supervised Learning,” Department of Computer Science, Amherst, 17.Feb. 2014. [Online] Available: <https://people.cs.umass.edu/~elm/Teaching/Docs/supervised2014a.pdf>. Accessed on: Sep. 30 2019.
- [22] Data Science, Big Data (Khanzode, Girish), *Machine Learning Algorithms*. [Online] Available: <https://people.cs.umass.edu/~elm/Teaching/Docs/supervised2014a.pdf>. Accessed on: Sep. 30 2019.
- [23] A. Sharma, *Supervised Learning*. [Online] Available: <https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-supervised-and-unsupervised-learning-algorithms>. Accessed on: Jan. 29 2019.
- [24] SSI SCHÄFER IT Solutions GmbH, “Künstliche Intelligenz in der Logistik: Begriffe, Anwendungen und Perspektiven,” ssi-schaefer.com, Oct. 2018. [Online] Available: <https://www.ssi-schaefer.com/de-de/case-studies-trends/intralogistik-trends/whitepaper-kuenstliche-intelligenz-495842>. Accessed on: Oct. 30 2019.
- [25] G. James, Ed., *An introduction to statistical learning: With applications in R*, 8th ed. New York: Springer, 2017.
- [26] NIMEDIA, *Autonomous or driverless car computer vision*. Available: <https://www.shutterstock.com/video/clip-33521560-autonomous-driverless-car-computer-vision-object-detection>. Accessed on: Oct. 02 2019.
- [27] A. Annion *et al.*, “Künstliche Intelligenz: Chancen und Risiken: Diskussionspapier der Stiftung für Effektiven Altruismus,” Stiftung für effektiven Altruismus, Dec. 2015. [Online] Available: <https://ea-stiftung.org/s/Kunstliche-Intelligenz-Chancen-und-Risiken.pdf>. Accessed on: Oct. 02 2019.
- [28] z. Handuo, *You only look once (YOLO) –(1)* (Englisch). Available: <https://zhang-handuo.github.io/post/yolo1/>. Accessed on: Oct. 02 2019.

- [29] *The Automatic Emergency Braking (AEB) or Autopilot systems may not function as designed, increasing the risk of a crash.: ODI resume*, 28.2016.
- [30] F. Lambert, *Tesla's crash rate was reduced by 40% after introduction of Autopilot based on data reviewed by NHTSA*. [Online] Available: <https://electrek.co/2017/01/20/tesla-autopilot-reduce-crash-rate-90-ceo-elon-musk/>. Accessed on: Oct. 07 2019.
- [31] Managerin Public Relations (Fiedeler, Sandra), *202 Minuten gespart: Spracherkennung im Finanzdienstleistungssektor*. [Online] Available: <https://callcenter-verband.de/202-minuten-gespart-spracherkennung-im-finanzdienstleistungssektor/>. Accessed on: Oct. 07 2019.
- [32] S. Bird, E. Klein, and E. Loper, Eds., *Natural language processing with Python*. Beijing: O'Reilly, op. 2009.
- [33] Nuance, "Spracherkennung mit Dragon: Nuance Dragon Professional Individual 15," Online, Jan. 2019. [Online] Available: <https://voelter-online.de/wp-content/uploads/2019/01/Datenblatt-Spracherkennung-Nuance-Dragon-Professional-Individual-15.pdf>. Accessed on: Oct. 07 2019.
- [34] Nuance, *Von der Anamnese bis zum Entlassungsbericht: Die wichtigsten Gründe für Nuance und Dargon Medical*. [Online] Available: <https://www.nuance.com/de-de/healthcare/physician-and-clinical-speech/dragon-medical.html>. Accessed on: Oct. 07 2019.
- [35] H. Mason, *Speech Recognition API*. [Online] Available: <https://developer.apple.com/videos/play/wwdc2016/509/>. Accessed on: Oct. 08 2019.
- [36] A. Almiman, *What is the difference between natural language processing and speec recognition*. [Online] Available: <https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-natural-language-processing-and-speech-recognition>. Accessed on: Oct. 08 2019.
- [37] N. Agrawal, *Advances in Speech Recognition*. [Online] Available: <https://developer.apple.com/videos/play/wwdc2019/256>. Accessed on: Oct. 08 2019.
- [38] deepmind, *AlphaGo: AlphaGo is the first computer program to defeat a professional human Go player, the first to defeat a Go world champion, and is arguably the strongest Go player in history*. [Online] Available: <https://deepmind.com/research/case-studies/alphago-the-story-so-far>. Accessed on: Oct. 09 2019.
- [39] S. Klein, "Wie berechenbar ist das Schachspiel: Eine kurze Betrachtung im Hinblick auf die finitistische Erkenntnistheorie von Dr. Alfred Gierer," Online, 2011. [Online] Available: <http://www.sfbux.de/wp-content/uploads/artikel/berechenbarkeit.pdf>. Accessed on: Oct. 09 2019.
- [40] D. Silver *et al.*, "Mastering the game of go without human knowledge," Macmillan Publishers Limited, 19.Oct. 2017. [Online] Available: https://www.nature.com/articles/nature24270.epdf?author_access_to-ken=VJXbVjaSHxFoctQQ4p2k4tRgN0jAjWel9jnR3ZoTv0PVW4gB86EEpGqTRDtplz-2rmo8-KG06gqVobU5NSCFeHILHcVFUeMsbwS-lxjqQGg98faowwjxeTUgZAUMnRQ. Accessed on: Oct. 09 2019.

- [41] J. Gao, "How AI can Change the Energy World," Tech Festival 2017, 04 / 2017.
- [42] R. Evans and J. Gao, "DeepMind AI reduces Google data centre cooling bill by 40%," by Rich Evans, Research Engineer, DeepMind and Jim Gao, Data Centre Engineer, Google, Jul. 2016. [Online] Available: https://deepmind-ai.blogspot.com/2016/07/deepmind-ai-reduces-google-data-centre_20.html. Accessed on: Oct. 09 2019.
- [43] J. Gao, "Machine Learning Applications for Data Center Optimization," Google, Mar. 2019. [Online] Available: <https://www.google.com/about/datacenters/efficiency/internal/#tab0=10>. Accessed on: Oct. 11 2019.
- [44] Google, *GoogleData Centers*. [Online] Available: <https://www.google.com/about/datacenters/efficiency/internal/#tab0=10>. Accessed on: Oct. 11 2019.
- [45] Recogizer Group GmbH, *Energy Control: Die selbstlernende Regelung für Klimatechnik: Energieeinsparung durch künstliche Intelligenz*. [Online] Available: <https://recogizer.com/energycontrol/>. Accessed on: Oct. 17 2019.
- [46] Fraunhofer-Gesellschaft e.V., "Trends in artificial Intelligence," Fraunhofer-Gesellschaft e.V., 2018. Accessed on: Oct. 17 2019.
- [47] IBM Watson, *Watson AI*. Cloudbasiert: IBM Watson, 2019.
- [48] Limón GmbH, *é.VISOR*: Limón GmbH, 2019.
- [49] J. T. VanderPlas, Ed., *Python data science handbook: Essential tools for working with data*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc, 2017.
- [50] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLO9000: Better, Faster, Stronger," University of Washington, Allen Institute for AI, 25.Dec. 2016. [Online] Available: <https://arxiv.org/pdf/1612.08242v1.pdf>. Accessed on: Oct. 21 2019.
- [51] miro medium, *YOLO Software Objekterkennung und Klassifizierung* (Englisch). Available: https://miro.medium.com/max/1152/1*m8p5lhWdFDdapEFa2zUtlA.jpeg. Accessed on: Oct. 21 2019.
- [52] Y. Guo, *On-device machine learning: TensorFlow on Android (Google Cloud Next '17)*, 2017.
- [53] A. + E. Keller GmbH + Co. KG, *Webseite der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG*. [Online] Available: <https://www.aekeller.com/de/>. Accessed on: Nov. 27 2019.
- [54] WEKA MEDIA GmbH & Co. KG, *Lastgang: Grundlast*. [Online] Available: <https://www.energiemanagement-und-energieeffizienz.de/energie-lexikon/lastgang/>. Accessed on: Jan. 17 2020.
- [55] J. Fleig, "Key Performance Indicators (KPI): Beispiele für Key Performance Indicators," *businesswissen.de*, online, Dec. 2018. [Online] Available: <https://www.business-wissen.de/hb/beispiele-fuer-key-performance-indicators-kpi/>. Accessed on: Jan. 22 2020.

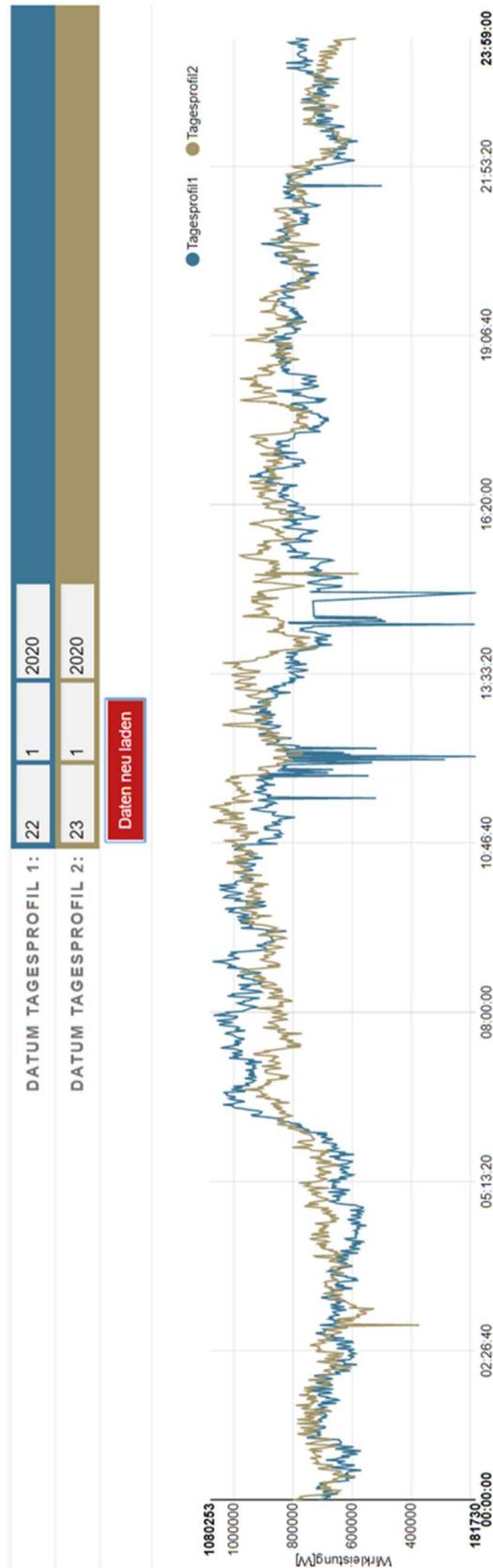
- [56] Prof. Dr. Lars Mönch, "Betriebsdatenerfassung," Online, 17.Apr. 2015. [Online] Available: <https://www.enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/lexikon/informationssysteme/Sektor-spezifische-Anwendungssysteme/Manufacturing-Execution-System/Betriebsdatenerfassung>. Accessed on: Dec. 10 2019.
- [57] PROXIA The MES Company, *Proxia Prozessdaten-Modul - Perfekte Visualisierung für die Instandhaltung: Prozessdaten-Erfassung - Prozessdaten visualisieren, um Prozesse zu stabilisieren*. [Online] Available: <https://www.proxia.com/de/mes-software/mes-erfassung/prozessdaten-erfassung>. Accessed on: Dec. 11 2019.
- [58] S. Bauer *et al.*, "Künstliche Intelligenz und ERP: Die Einbindung und Nutzung von künstlicher Intelligenz wird die ERP-Landschaft deutlich verändern und zu einem wesentlichen Wettbewerbsfaktor werden," Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien, online, Apr. 2019. [Online] Available: https://www.bitkom.org/sites/default/files/2019-04/190329_pp_ki_und_erp_final.pdf. Accessed on: Jan. 23 2019.

Anhang

Anhang I: Analysetool „Tagesvergleich“

Anhang II: Vollständiges Sankey-Diagramm der Firma A. + E. Keller GmbH + Co. KG

Anhang I



Gegenüberstellung der Energiewerte zweier beliebig wählbarer Tage mit dem "Tagesvergleich" Tool

Anhang II

