

Ron-Hendrik Hechelmann

Prädiktive simulationsgestützte Optimierung eines Kälteversorgungssystems

Industrielle Implementierungsstrategien



Produktion & Energie

Band 22

Herausgegeben von Prof. Dr.-Ing. Jens Hesselbach

Ron-Hendrik Hechelmann

**Prädiktive simulationsgestützte Optimierung
eines Kälteversorgungssystems**

Industrielle Implementierungsstrategien

Die vorliegende Arbeit wurde vom Fachbereich Maschinenbau der Universität Kassel als Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.) angenommen.

Erster Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Jens Hesselbach

Zweiter Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Olaf Wunsch

Weitere Mitglieder der Prüfungskommission:

Prof. Dr.-Ing. Mark Junge


Prof. Dr.-Ing. Sigrid Wenzel

Tag der mündlichen Prüfung

28. Februar 2020



Diese Veröffentlichung – ausgenommen Zitate und anderweitig gekennzeichnete Teile – ist unter der Creative-Commons-Lizenz Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen International (CC BY-SA 4.0: <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de>) lizenziert.

 <https://orcid.org/0000-0003-4779-4330> (Ron-Hendrik Hechelmann)

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.dnb.de> abrufbar

Zugl.: Kassel, Univ., Diss. 2020

ISBN: 978-3-7376-0871-8

DOI: <https://doi.org/doi:10.17170/kobra-202012212778>

© 2021, kassel university press, Kassel

<https://kup.uni-kassel.de>

Umschlaggestaltung: Karen Marschinke, Formkonfekt, Kassel

Printed in Germany

Danksagung

Kälte ist mehr als die Abwesenheit von Wärme, wenn sich die eigene Dissertation und fast vier Jahre der Frage der Effizienzsteigerung der Kältebereitstellung widmen.

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet umweltgerechte Produkte und Prozesse (upp) der Universität Kassel.

Bedanken möchte ich bei meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr.-Ing. Jens Hesselbach für die Unterstützung und den Freiraum während der Anfertigung der Dissertation. Herrn Prof. Dr. rer. nat. Olaf Wünsch danke ich für die Übernahme des Zweitgutachtens. Ebenso möchte ich den Mitberichtern Frau Prof. Dr.-Ing. Sigrid Wenzel und Herrn Prof. Dr.-Ing. Mark Junge danken. Für die finanzielle Unterstützung des Forschungsvorhabens danke ich Herrn Ulbrich und der Rud. Otto-Meyer-Umwelt-Stiftung.

Ein besonderer Dank gilt meinen Kollegen und Freunden Florian, Henning, Jan-Peter, Heiko und Tobias, die sich Zeit für inhaltliche Diskussionen genommen und fachliche Beiträge für den Erfolg der Dissertation beigetragen und die gemeinsame Arbeit am Fachgebiet zu einer prägenden Zeit gemacht haben. Außerdem möchte ich Björn, Chris und Matthias meinen Dank für die herausragende Unterstützung aussprechen. Insbesondere bei Björn möchte ich mich bedanken, welcher zahlreiche Stunden mit mir den Kälteprüfstand im Labor aufgebaut, in Betrieb genommen, repariert und gewartet hat.

Für das ausgezeichnete Lektorat danke ich Christiane und Matthias. Meiner Frau Lena danke ich von ganzem Herzen für ihre Zeit, Liebe, das Vertrauen und die Rücksichtnahme für die vielen Arbeitsstunden. Mein besonderer Dank gilt meinen Eltern Doris und Ingo für das Vertrauen in mich und den Rückhalt, meinen persönlichen Weg gehen zu können.

Kurzzusammenfassung

Die steigenden Kühlenergiebedarfe, die Zuwachsraten von Kälteanlagen und die steigenden Temperaturen begründen gezielte Energieeffizienzmaßnahmen im Bereich der Gebäudeklimatisierung und Prozesskälte zur Erreichung der nationalen und internationalen Klimaschutzziele. Eine energieeffiziente und energiecostensparende Steuerung und Regelung für Kälteversorgungssysteme ist ein Baustein zur Reduktion der klimaschädlichen Treibhausgasemissionen. In dieser Dissertation werden die kostengünstigsten, energie- und klimaefizientesten Betriebsweisen von Kältebereitstellungstechnologien in einem System ermittelt. Hierzu wird eine prädiktive simulationsgestützte, mathematische Optimierung verwendet, um die Komplexität der Wechselwirkungen und Randbedingungen in das Ergebnis einfließen zu lassen. Die Effizienz von Kühlsystemen hängt vom Teillastverhalten der Kältemaschinen und ihrer Kondensatontemperatur ab, die oft nicht kontinuierlich gemessen werden. Die erfassten Energiedaten bleiben ungenutzt und die Daten der Hersteller weichen von der tatsächlichen Leistung ab. Aufgrund der individuellen Betriebseigenschaften der Kältemaschinen werden in dieser Arbeit selbstlernende Kennlinienmodelle als Grundlage für die prädiktive Optimierung verwendet. Zur technischen Überprüfung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung wurde ein Prüfstand im Labor der Universität Kassel mit einer luftgekühlten und einer wassergekühlten Kompressionskältemaschine und zwei Kaltwasserspeichern errichtet. Die Laborergebnisse belegen, dass eine direkte Kopplung zwischen der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung und der Maschinensteuerung für ein reales Kälteversorgungssystem technisch möglich sind und ein Energieeinsparpotenzial von fast 30 % und aufgrund eines variablen Strompreises ein zusätzliches Kosteneinsparpotenzial von 5 % besteht.

Zur Bestimmung des Einsparpotenzials und zur Bewertung von industriellen Implementierungsstrategien der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung wird die Methodik auf einen kunststoffverarbeitenden und einen fleischverarbeitenden Betrieb angewendet.

Die Ergebnisse für den Kunststoffbetrieb zeigen, dass die Regelstrategie der Optimierung zusammen mit der Installation eines Kaltwasserspeichers mit einem signifikanten Volumen, einem Freikühler und einem Prognosehorizont von 48 Stunden den elektrischen Energiebedarf um mehr als 43 % gegenüber dem Referenzfall reduziert. Die Strombeschaffung über die Strombörse führt zu einem Anstieg des elektrischen Energiebedarfs, aber gleichzeitig werden zwischen 9,3 % und 12 % der Energiekosten eingespart.

Die Fallstudie des fleischverarbeitenden Betriebs zeigt, dass die Ergebnisse der Optimierung nutzbar sind, um eine Expertenregelung zu implementieren. Die außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung der Kühlwassertemperatur und die Methodik der Kühlbedarfsrampe für die optimalen Einschaltzeitpunkte der Kompressionskältemaschinen sind einfach zu implementieren. Die Daten des Energiedatenerfassungssystems des fleischverarbeitenden Betriebs verdeutlichen, dass die Nutzung dieser Steuerung bereits zu einer Effizienzsteigerung von 9,5 % geführt hat.

Abstract

The increasing demand for cooling energy, the growth rates of refrigeration systems and the rising temperatures justify targeted energy efficiency measures in the field of air conditioning and process cooling to achieve national and international climate protection targets. An energy-efficient and energy-cost-saving control system for refrigeration supply systems is one measure for the reduction of greenhouse gas emissions.

In this dissertation, the most cost-effective, energy- and climate-efficient operating modes of refrigeration supply technologies in a system are determined. A predictive simulation based optimization is used to incorporate the complexity of the interactions and boundary conditions into the result. The efficiency of cooling systems depends on the part load performance of the chillers and their condensation temperature, which are often not measured continuously. The energy data collected remains unused and the manufacturer's data deviates from the actual performance. Due to the individual operating characteristics of the chillers, self-learning performance models are used for the predictive optimization.

For the technical verification of the predictive simulation-based optimization, a test bench with an air-cooled and a water-cooled compression chiller and two cold water reservoirs was installed in the laboratory of the University of Kassel. The laboratory results show that a direct coupling between the predictive simulation-based optimization and the machine control for a real refrigeration supply system is technically possible and that there is an energy saving potential of almost 30 % and because of a variable energy price an additional cost saving potential of 5 %.

To determine the energy savings potential and to evaluate industrial implementation strategies of the predictive simulation-based optimization, the methodology is applied to a plastics processing and a meat processing plant. The results for the plastics industry show that the control strategy of the optimization together with the installation of a cold water storage tank with a significant volume, a free cooler and a prognosis horizon of 48 hours reduces the electrical energy demand by more than 43 % compared to the reference case. Procuring electricity via the power exchange leads to an increase in electrical energy demand, but at the same time between energy costs are reduced by 9.3 % and 12 %

The case study of the meat processing plant shows that the results of the optimization can be used to implement an expert control strategie. The outside temperature controlled setpoint shift of the cooling water temperature and the methodology of the cooling demand ramp for the optimal switch-on times of the compression chillers are easy to implement. The data of the energy monitoring system of the meat processing plant show that the use of this control has already led to an efficiency increase of 9.5 %.

Inhaltsverzeichnis

Nomenklatur	XI
1. Einleitung	1
2. Kälteversorgungssysteme	6
2.1. Begriffsdefinition	6
2.2. Kaltdampfkompansionsprozess	9
2.3. Idealer und realer Kreisprozess	11
2.4. Komponenten einer Kompressionskältemaschine	14
2.4.1. Verdichter	14
2.4.2. Kondensator	20
2.4.3. Expansionsventil	25
2.4.4. Verdampfer	28
2.5. Externe Rückkühlwerke	29
2.5.1. Trockenkühler und Freikühler	29
2.5.2. Verdunstungskühler	30
2.5.3. Hybride Trockenkühler	31
2.6. Kältespeichersysteme	32
2.6.1. Sensible thermische Speicher	33
2.6.2. Latente thermische Speicher	35
2.6.3. Sprinklerbecken	35
3. Energetische Optimierung der Kälteversorgung	37
3.1. Wärmerückgewinnungspotenzial	37
3.2. Teillastoptimierung von Kompressionskältemaschinen	40

3.3. Stand der Forschung	44
3.3.1. Simulation und Optimierung	44
3.3.2. Optimierung von Rückkühlssystemen	45
3.3.3. Methoden der optimalen Lastaufteilung	45
3.3.4. Fallstudien Optimierung von Kälteversorgungssystemen	47
3.4. Forschungsfragen	49
4. Selbstlernende Kennlinienmodelle	51
4.1. Notwendigkeit für selbstlernende Kennlinienmodelle	51
4.2. Methode der selbstlernenden Kennlinienmodelle	55
4.2.1. Datenaufbereitung anhand des Systemverhaltens	56
4.2.2. Datenaufbereitung anhand statistischer Methoden	57
4.2.3. Einfluss der Datenaufbereitung	57
4.2.4. Modellierung der Kennlinien	59
4.3. Analyse der Datenauflösung	61
4.4. Mindestgröße und Gewichtung der Regressionsdatensätze	64
4.4.1. Gewichtung und Relation der Datensätze	66
4.4.2. Mindestgröße eines Modellierungsdatensatzes	68
4.5. Verifizierung und Validierung der Modellierung	68
5. Prädiktive simulationsgestützte Optimierung	70
5.1. Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung	70
5.2. Prognose	73
5.3. Optimierungsverfahren	75
5.3.1. Optimale Lastaufteilung	76
5.3.2. Optimale Kondensationstemperatur	78
5.3.3. Rollierendes Verfahren	80
5.3.4. Lösungsverfahren des Modells	81
5.4. Simulationsmodell	82
5.5. Kopplung Optimierung und Simulation	86
6. Verifizierung und Validierung der Optimierung und Modellierung	88
6.1. Laborprüfstand des Kälteversorgungssystems	89
6.1.1. Hydraulik	89
6.1.2. Steuerung und Regelung	90
6.2. Überprüfung der selbstlernenden Kennlinienmodelle	92
6.3. Überprüfung der Steuerung und Regelung des Systems	93
6.4. Überprüfung der Optimierungsergebnisse	96
6.5. Überprüfung eines variablen Strompreises	98

6.6. Überprüfung der Live-Kopplung	100
7. Industrielle Implementierungsstrategien	103
7.1. Kunststoffverarbeitender Betrieb	103
7.1.1. Szenarien und Modelle	105
7.1.2. Analyse des Prognosehorizonts	107
7.1.3. Analyse des Einflusses der Außentemperatur	109
7.1.4. Analyse des variablen Strompreises	111
7.1.5. Zusammenfassung der Fallstudie kunststoffverarbeitender Betrieb	112
7.2. Fleischverarbeitender Betrieb	114
7.2.1. Beschreibung der Szenarien	115
7.2.2. Analyse der Teillastoptimierung	116
7.2.3. Analyse der Kühlwasser- und Teillastoptimierung	117
7.2.4. Implementierung in der betrieblichen Praxis	118
7.2.5. Zusammenfassung der Fallstudie fleischverarbeitender Betrieb . .	123
7.3. Diskussion der Ergebnisse der Fallstudien	124
8. Zusammenfassung und Ausblick	128
Abbildungsverzeichnis	XVII
Tabellenverzeichnis	XXI
Schrifttum	XXIII
Anhang	XXXIV
A. Technische Grundlagen Kältemaschinen	XXXIV
A.1. Grenzdiagramm Verdichter	XXXIV
A.2. Mindesteffizienzanforderungen Kältemaschinen	XXXIV
B. Teillastkennlinien Kältemaschinen	XL
C. Selbstlernende Kennlinienmodelle	XLII
D. Ergebnisse Laborversuch	XLIV
E. Simulation kunststoffverarbeitender Betrieb	XLV
F. Simulation fleischverarbeitender Betrieb	XLVII

Nomenklatur

Abkürzungen und Akronyme

Symbol	Beschreibung
--------	--------------

AHRI	Air Conditioning, Heating, and Refrigeration Institute
------	--

BHKW	Blockheizkraftwerk
------	--------------------

COP	Coefficient of Performance
-----	----------------------------

DA	Data Access
----	-------------

EDS	Energiedatenerfassungssystem
-----	------------------------------

EEG	Erneuerbaren-Energien-Gesetz
-----	------------------------------

EER	Energy Efficiency Ratio
-----	-------------------------

EEV	elektronisches Expansionsventil
-----	---------------------------------

ESEER	European Seasonal Energy Efficiency Ratio
-------	---

EU	Europäische Union
----	-------------------

Symbol Beschreibung

FK	Freikühler
FU	Frequenzumrichter
IEER	Integrated Energy Efficiency Ratio
IKT	Informations- und Kommunikationstechnik
IPLV	Integrated Part Load Value
IQA	Interquartilsabstand
KKM	Kompressionskältemaschine
KLS	Kältelastsimulator
KM	Kältemaschine
LP	Lineare Programmierung
MID	magnetisch induktive Durchflussmessung
MILP	Mixed Integer Linear Programming
MPC	Modellprädiktive Regelung
MSE	mittlere quadratische Abweichung
NDC	Emissionsminderungsverpflichtungen
OPC	Open Platform Communication

Symbol	Beschreibung
PI	Proportional-Integral
PID	Proportional-Integral-Differential
PJ	Petajoule
PLR	Part-Load-Ratio
PLS	Prozessleitsystem
RLT	raumlufttechnische Anlage
RMSE	root mean square error
SEPR	Jahres-Energieeffizienz
SGM	Spritzgussmaschine
SPS	speicherprogrammierbare Steuerung
TEV	thermostatisches Expansionsventil
THGE	Treibhausgasemissionen
TK	Trockenkühler
TL	Teillast
TRY	Testreferenzjahr
WP	Wärmepumpe
WRG	Wärmerückgewinnung

Lateinische Symbole

Symbol	Beschreibung	Einheit
A	Fläche	m^2
B	Regressionskoeffizient	-
n	Polytropenexponent	-
$cost$	Kosten	-
c_p	spezifische isobare Wärmekapazität	J/kg K
CV	Variationskoeffizient	-
E	Energie	J
f	Überhitzungsverhältnis	-
h	spezifische Enthalpie	J/kg
\dot{H}	Enthalpiestrom	W
k	Wärmedurchgangskoeffizient	$\text{W/m}^2 \text{K}$
Z	Zustandsvariable KM	-
m	Masse	kg
\dot{m}	Massenstrom	kg/s
N	Anzahl	-
P	Leistung	W
p	Druck	Pa
Q	Wärme	J
\dot{Q}	Wärmestrom	W
r	Verhältniszahl	-
SC	Startkosten	€
s	spezifische Entropie	J/kg K
T	thermodynamische Temperatur	K

Symbol	Beschreibung	Einheit
U	innere Energie	J
\dot{V}	Volumenstrom	m ³ /s
w	Gewichtungsfaktor	-

Griechische Symbole

Symbol	Beschreibung	Einheit
α	Wärmeübergangskoeffizient	W/m ² K
ϵ	Emissionsfaktor (Wärmestrahlung) oder Leistungszahl (Kältetechnik)	-
η_s	isentropen Wirkungsgrad	-
ω	Drehzahl	1/s
σ	Stefan-Boltzmann-Konstante oder mittlere Abweichung	W/m ² K ⁴ , -
ϑ	Temperatur	°C

Indizes

Symbol	Beschreibung
3	Zustand 3
4	Zustand 4
ab	Abführung
Abw	Abwärme
amb	Umgebung
c	Kondensation
el	elektrisch
K	Kalt, Kühlen
$KaltW$	Kaltwasser

Symbol	Beschreibung
<i>K_C</i>	Kälteleistung nach Carnot
<i>K_e</i>	effektive Kälteleistung
<i>K_M</i>	Kältemaschine
<i>K_{ond}</i>	Konduktion
<i>K_{onv}</i>	Konvektion
<i>K_{uehlW}</i>	Kühlwasser
<i>M</i>	Mantel
<i>max</i>	maximal
<i>Nenn</i>	Nennleistung
<i>sky</i>	Himmel
<i>Sp</i>	Speicher
<i>Str</i>	Strahlung
<i>St</i>	Stufen
<i>TK</i>	Trockenkühler
<i>ü</i>	Überhitzung
<i>v</i>	Verdampfung
<i>Verd</i>	Verdichter
<i>Rl</i>	Rücklauf
<i>t</i>	Zeit
<i>zu</i>	Zuführung

Einleitung

Die weltweite Nachfrage nach Energie steigt kontinuierlich an und die Situation an den internationalen Energiemärkten verschärft sich. Menschenrechtsverletzungen von politischen Akteuren gegenüber der Zivilbevölkerung in Förder- und Transitländern von fossilen Energieträgern führen zu moralischen Bedenken bei der Beschaffung von Energie aus diesen Ländern. Zusätzlich bewirken politische Unsicherheiten in den Bereichen der Infrastruktur und der inneren Sicherheit dieser Länder höhere Risiken und Kosten bei der Gewinnung von fossilen Energieträgern. Daraus resultieren steigende Energiepreise für Industrie, Gewerbe und Haushalte. (vgl. Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit 2013)

Die Verbrennung von fossilen Energieträgern bedingt zum Großteil den anthropogenen Treibhauseffekt und beschleunigt die globale Klimaerwärmung. Der anthropogene Einfluss auf die Erderwärmung wird auf 1 °C im Vergleich zum vorindustriellen Zeitalter geschätzt. Die anthropogene globale Erwärmung wird zwischen 2030 und 2052 sehr wahrscheinlich 1,5 °C erreichen, wenn sie mit der aktuellen Rate weiter ansteigt. (vgl. Intergovernmental Panel on Climate Change 2018) In dem Bewusstsein, dass der Klimawandel eine Bedrohung für die Gesellschaften und den Planeten darstellt, wird durch das Pariser Klimaabkommen von Dezember 2015 allen Ländern das Ziel gesetzt, die globale Erderwärmung deutlich unter 2 °C zu halten und den Gipfel der globalen Treibhausgasemissionen (THGE) schnellstmöglich zu erreichen (vgl. United Nations Framework Convention on Climate Change 2015). Im Rahmen der Ziele des Pariser Klimaabkommens haben über 190 Länder Emissionsminderungsverpflichtungen (NDC) zugestimmt (vgl. Europäische Kommission 2018, S. 14). Obwohl nach der Ansicht zahlreicher Wissenschaftler die vollständige Umsetzung der NDC nicht zu einer Erreichung des 2 °C-Ziels führen wird (vgl. Kitous et al. 2017), sind die NDC der politisch größtmögliche Kompromiss der Weltgemeinschaft. Die NDC werden in nationalen Zielen der Vertragsstaaten verankert.

Die Europäische Union (EU) hat sich zum Ziel gesetzt, die THGE im Vergleich zum Jahr 1990 um 20 % bis 2020 (vgl. Europäischen Parlaments et al. 2019, S. 63) und um 30 % bis

2030 (vgl. European Council 2014, S. 1) zu reduzieren. Hierzu soll der Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoenergieverbrauch bis 2020 auf 20 % (vgl. Europäischen Parlaments et al. 2019, S. 65) und bis 2030 auf 27 % steigen (vgl. European Council 2014, S. 5). Analog sollen sich Energieeffizienzsteigerungen von 20 % bis 2020 (vgl. Europäischen Parlaments et al. 2019, S. 65) und 27 % bis 2030 (vgl. European Council 2014, S. 5) ergeben. Aus den Zielen der EU leiten sich nach der Lastenteilungsentscheidung die deutschen Klimaschutzziele ab. Die Ziele sind, die THGE um 40 % bis 2020, um 55 % bis 2030 und um 80 - 95 % bis 2050 zu reduzieren. Dies geht einher mit einer Steigerung des Anteils an Erneuerbaren Energien am Bruttoenergieverbrauch auf 18 % bis 2020, auf 30 % bis 2030 und auf 60 % bis 2050. Ergänzt werden die Ziele um die Reduktion des Primärenergieverbrauchs um 20 % bis 2020 und um 50 % bis 2050. Es wird angestrebt, diese Ziele durch die Steigerung der Energieeffizienz und Energieeinsparungen zu erreichen. Aktuell beträgt die Reduktion des Primärenergieverbrauchs 5,8 % (Stand 2017). (vgl. Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit 2018, S. 24)

Diese signifikante Diskrepanz des Status Quo zu den Klimaschutzzielen führt zu einem verstärkten Engagement der deutschen Bundesregierung im Bereich der Energieeffizienz. Die Prämisse „Efficiency First“ der deutschen Bundesregierung besagt, dass eine Energieeinheit, welche eingespart werden kann, nicht erzeugt, gespeichert und transportiert werden muss (vgl. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2017, S. 7). Die Steigerung der Energieeffizienz senkt die Abhängigkeiten von Energieimporten, wirkt konträr zu Energieverteilungskonflikten, führt zu einer Degression des Energiemarkts und reduziert die Emissionen von klimaschädlichen Treibhausgasen (vgl. Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit 2013).

Eine detaillierte Analyse der Entwicklung des deutschen Endenergieverbrauchs im Zeitraum von 2008 bis 2016 zeigt, dass im Bereich der Raumwärme (-215 Petajoule (PJ)), der Beleuchtung (-26 PJ) und der Informations- und Kommunikationstechnik (IKT) (-4 PJ) Reduktionen erzielt wurden, wohingegen der Endenergiebedarf für mechanische Energie (+178 PJ), Prozesswärme (+33 PJ), Prozesskälte (+14 PJ), Klimakälte (+12 PJ) und Warmwasser (+2 PJ) stieg (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2018).

Aufgrund der hohen Zuwachsrates der Klimakälte, bezogen auf die installierte Kälteleistung, von 3,5 bis 5 %/a (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 79) ergibt sich eine erhöhte Relevanz für den Klimaschutz. Die Lebensdauer von Kompressionskältemaschinen (KKM) von ca. 14 Jahren (vgl. Bundesministerium der Finanzen 2000) erfordert eine energieeffiziente Betriebsweise der Maschinen. In Deutschland werden mehr als 9 % des Nettostromverbrauchs für die Bereitstellung von Kaltwasser für industrielle Prozesse verwendet (vgl. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2018, S. 47). Das Verhältnis zwischen der genutzten Kälte und der bezogenen elektrischen Energie liegt bei weniger als zwei (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 81). In Deutschland befinden sich im Bestand mehr als 200.000 modernisierungsbedürftige Kälteanlagen, wel-

che unter der Prämisse von niedrigen Investitionskosten installiert wurden (vgl. Korn 2014, S. VII). Das gesamte Energieeinsparpotenzial im Bereich der Gewerbekälte wird auf 30 – 50 % geschätzt (vgl. Reinhardt 2016, S. 5). In Anbetracht der beschriebenen Energiebedarfe, der Zuwachsraten von Kälteanlagen und der steigenden Temperaturen sind Energieeffizienzmaßnahmen im Bereich der Gebäudeklimatisierung und der Prozesskälte substantiell zur Lösung der einleitend beschriebenen Herausforderungen. Die Energieeffizienz der genannten Bereiche ist maßgeblich von der Effizienz der Bereitstellungstechnologien abhängig. Mehr als 92 % des Kältebedarfs werden mittels elektrisch angetriebener KKM, Freikühler (FK) oder Kühltürmen bereitgestellt (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 81). Wesentlichen Einfluss auf die Effizienz von KKM hat der eingestellte Betriebspunkt. Dieser hängt von der Verdampfungstemperatur, Kondensationstemperatur, Kälteleistung, Verdichter- und Regelungsart ab.

In Abbildung 1.1 ist exemplarisch der Einfluss der Kälteleistung auf das Energy Efficiency Ratio (EER) für drei KKM mit verschiedenen Verdichterarten visualisiert. Je nach Verdichterart stellt sich für eine bestimmte Kälteleistung ein anderes Effizienzmaximum ein. Sind mehrere Maschinen zu einem Verbund zusammengeschaltet, ermöglicht eine intelligente Aufteilung der Kälteleistung unter Ausnutzung der individuellen Teillastcharakteristik eine Steigerung der Gesamteffizienz. Augenstein (2009) zeigt am Beispiel eines metallverarbeitenden Betriebs, dass eine optimierte Einsatzregelung der KKM ein Einsparpotenzial von 11 % ermöglicht.

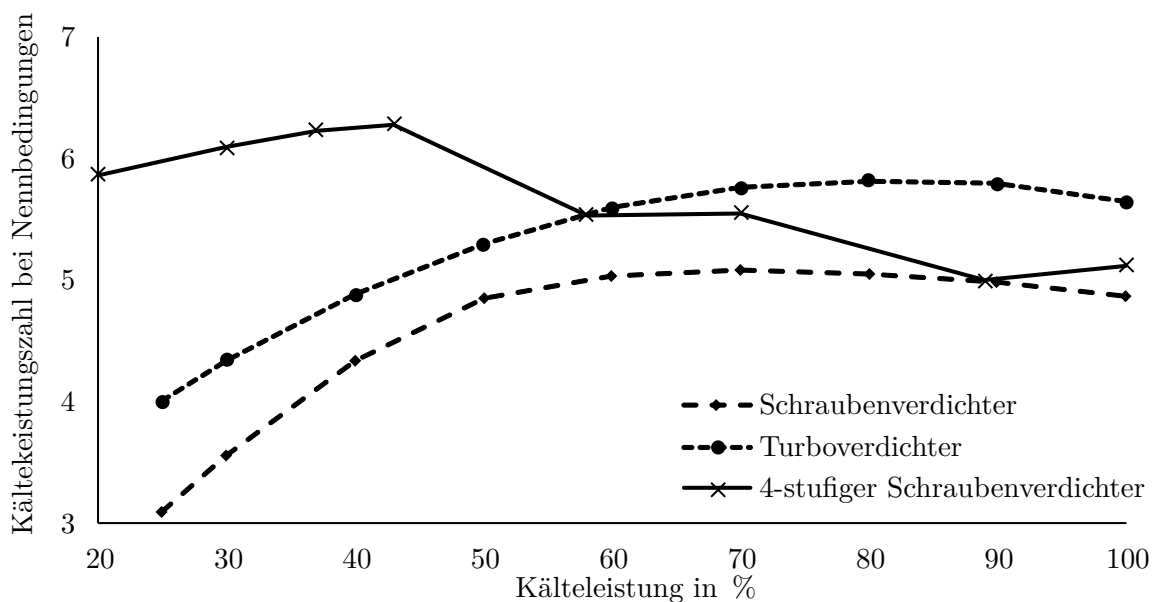


Abbildung 1.1.: Teillastverhalten von Kompressionskältemaschinen (eigene Darstellung in Anlehnung an Augenstein (2009))

Positiv auf die Energieeffizienz der Maschinen wirken sich eine hohe Verdampfungstemperatur und eine tiefe Kondensationstemperatur aus. Die Verdampfungstemperatur ist in der Regel durch die Vorgaben des Versorgungssystems begrenzt. Die Kondensationstemperatur wird durch das Rückkühlsystem aktiv beeinflusst. Eine Anhebung der Verdampfungstemperatur

um 1 K führt zu einer Energieeinsparung von 3 - 4 % (vgl. Korn 2014, S. 17) und eine Absenkung der Kondensationstemperatur um 1 K führt zu einer elektrischen Energieeinsparung der KKM um 1 - 2 % (vgl. Kulterer 2007, S. 9). Dient ein drehzahlvariabler Trockenkühler (TK) zur Rückkühlung, erhöht sich die elektrische Leistungsaufnahme der Ventilatoren des Kühlers exponentiell zur Differenz zwischen Außen- und Kondensationstemperatur. Klassische Expertenregelungen können die Diversität der Wechselwirkungen nur mit einem sehr hohen finanziellen und zeitlichen Umfang abbilden. Daraus resultiert, dass eine Vielzahl von Kälteversorgungssystemen nicht im optimalen Betriebspunkt operiert und die Einsatzzeiträume der einzelnen Anlagen nicht vollständig aufeinander abgestimmt sind. Zur Bestimmung des energieoptimalen Betriebspunkts für den TK und die KKM ist eine intelligente Regelung notwendig. Aufgrund der Komplexität des Optimierungsproblems ist die Formulierung einer mathematischen Kostenfunktion zur Minimierung des Energieeinsatzes erforderlich. Eine prädiktive Optimierung bezieht die zukünftigen Kühlanforderungen des Kälteversorgungssystems in die Lösung mit ein. Zur Berücksichtigung von Temperatureinflüssen durch die Umgebung und schwankenden Produktionslasten ist eine prädiktive Optimierung unabdingbar.

Jede Kältemaschine (KM) besitzt in jedem Kälteversorgungssystem ein individuelles Betriebsoptimum in Abhängigkeit von der Kondensations- und Verdampfungstemperatur sowie der Teillast. Brenner et al. (2014) erläutern, dass zwei identische KKM am selben Standort unterschiedliche Teillastkennlinien aufweisen. Diese Erkenntnis wird unterstützt durch die Tatsache, dass innerhalb des Standardtestverfahrens zur Bestimmung der Energieeffizienz einer KM die Messtoleranzen bereits eine Gesamtabweichung von ca. 10 % erlauben. Der Einsatz von Energiedatenerfassungssystemen (EDS) ermöglicht die Sammlung und Analyse von individuellen Leistungsdaten der KM, sodass systemspezifische Leistungskennlinien generierbar sind. Diese Kennlinien ermöglichen eine genauere Betriebsoptimierung und eine Adaption auf veränderliche Systembedingungen.

Diese Dissertation zielt darauf ab, die kostengünstigsten, energie- und klimaeffizientesten Betriebsweisen von Kältebereitstellungstechnologien in einem System zu ermitteln. Hierzu wird eine prädiktive simulationsgestützte mathematische Optimierung verwendet, um die Komplexität der Wechselwirkungen und Randbedingungen in das Ergebnis einfließen zu lassen. Aufgrund der individuellen Betriebseigenschaften der KM werden in dieser Arbeit selbstlernende Kennlinienmodelle als Grundlage für die prädiktive Optimierung verwendet. Die Verifizierung und Validierung der Methodik der Optimierung erfolgt anhand einer Laboranlage. Zur Bestimmung des Einsparpotenzials für verschiedene Anwendungsfälle werden zwei industrielle Anwendungsfälle analysiert. Zur Bewertung des spezifischen Einsparpotenzials in den Anwendungsfällen werden zuerst die verschiedenen Teilaspekte der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung beschrieben. Die vorliegende Dissertation gliedert sich wie folgt: In Kapitel 2 erfolgt die Beschreibung der technischen Grundlagen von Kälteversorgungssystemen und des Stands der Technik zur Regelung und Effizienzsteigerung der Komponenten

eines Kälteversorgungssystems. Einleitend werden die Begriffe und die wichtigsten Parameter in der Kälteversorgung mit KKM, TK und Kaltwasserspeichern beschrieben und definiert.

Kapitel 3 beinhaltet die energetische Optimierung mittels Wärmerückgewinnung und Teillastoptimierung. Zusätzlich wird der Stand der Wissenschaft in Bezug auf die Kombination von Optimierung und Simulation, Optimierung von Rückkühlsystemen, Methoden der optimalen Lastaufteilung sowie Fallstudien zur Optimierung von Kälteversorgungssystemen beschrieben. Aus dem identifizierten Forschungsbedarf wird die Forschungsfrage abgeleitet. Das Kapitel schließt mit dem Vorgehen zur Beantwortung der Forschungsfrage ab.

In Kapitel 4 werden die selbstlernenden Kennlinienmodelle beschrieben. Nach der Ableitung der Notwendigkeit dieser Modelle erfolgt die Beschreibung des Stands der Forschung zur Modellierung von KM. Darauf folgt die Erörterung der Datenaufbereitung und Modellierung. Anschließend wird die Gewichtung der Regressionsdatensätze und die Auflösung der Daten analysiert. Die Verifikation und Validierung der selbstlernenden Kennlinienmodelle bilden den Abschluss des Kapitels.

Kapitel 5 beinhaltet die methodischen Grundlagen der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung. Zu Beginn des Kapitels werden die variablen Eingangsdaten und Prognosemodelle erläutert. Anschließend werden die mathematische Formulierung und das Lösungsverfahren des Optimierungsproblems erklärt. Zur Weiterverarbeitung der Optimierungsergebnisse werden im Anschluss die Simulationsmodelle der KKM, des TK und des thermischen Speichers skizziert. Die Beschreibung der Kopplung zwischen Simulationsmodell und Optimierung finalisiert das Kapitel.

In Kapitel 6 wird die Methodik der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung mithilfe eines Laborprüfstands verifiziert und validiert. In fünf verschiedenen Versuchsdurchführungen werden die selbstlernenden Kennlinienmodelle, das Optimierungsverfahren, der Einsatz von variablen Strompreisen sowie eine Live-Kopplung des Kältesystems mit der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung analysiert.

Kapitel 7 umfasst die industriellen Implementierungsstrategien der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung. Hierzu wird die Methodik auf einen kunststoffverarbeitenden und einen fleischverarbeitenden Betrieb angewandt. Die Analyse des Einflusses des Prognosehorizonts, der Außentemperatur und eines variablen Strompreises erfolgt anhand des Kunststoffverarbeiters. Die Implementierung einer außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung und einer optimierten Expertenregelung wird im fleischverarbeitenden Betrieb bewertet. Die Laborergebnisse und die Einsparpotenziale der beiden industriellen Anwendungsfälle werden in den aktuellen Stand der Forschung eingeordnet. Zum Schluss des Kapitels werden die verschiedenen Implementierungsstrategien in Hinblick auf das Einsparpotenzial und den Umsetzungsaufwand evaluiert.

Im letzten Kapitel 8 werden die wichtigsten Erkenntnisse und Ergebnisse der Arbeit zusammengefasst. Die Dissertation schließt mit einem Ausblick auf zukünftige Fragestellungen ab.

Kälteversorgungssysteme

Kälte ist kein naturwissenschaftlicher Begriff, sondern ein Begriff der technischen Thermodynamik. Der Begriff Kälte beschreibt in der Technik einen Zustand mit einer Temperatur unterhalb einer festgelegten Bezugstemperatur und somit den Mangel an Wärme. In den häufigsten Fällen wird die Umgebungstemperatur als Bezugstemperatur genutzt, um die Grenze zwischen Wärme und Kälte zu definieren. Alle Verfahren der Kälteversorgung nehmen stets Wärme eines Mediums auf (vgl. Dohmann 2016, S. 2). Beim Kühlen wird die innere Energie eines Kühlguts durch Wärmeentzug reduziert, sodass sich eine Temperatur unterhalb der Umgebungstemperatur ergibt (vgl. Baehr et al. 2016, S. 573). Unter Aufwendung einer Verdichterarbeit wird die entzogene Wärmeenergie auf einem höheren Temperaturniveau an einen anderen Körper abgegeben (vgl. Stephan et al. 2013, S. 149).

Dieses Kapitel gibt einen Überblick über die technischen Grundlagen von Kälteversorgungssystemen. Einleitend werden die Begriffe und die wichtigsten Parameter in der Kälteversorgung beschrieben und definiert. Anschließend wird der Stand der Technik der Komponenten von Kälteversorgungssystemen erörtert. Hierzu zählen KKM, Trockenkühler und thermische Kaltwasserspeicher. Die Beschreibungen der Komponenten beinhalten energetische Verbesserungsmöglichkeiten in Bezug auf die Konstruktion und Regelung von KM.

2.1. Begriffsdefinition

Das Verständnis elementarer kältetechnischer Zusammenhänge und Begriffe ist die Grundlage einer darauf aufbauenden Optimierung. In diesem Unterkapitel werden die wichtigsten Begriffe für Kälteversorgungssysteme und zur Energieeffizienzbewertung beschrieben und definiert. Ein Kälteversorgungssystem besteht aus einer oder mehreren Kälteanlagen, Speichern, Pumpen und einem Rohrleitungssystem. Aufgabe des Systems ist die Aufnahme eines Wärmestroms \dot{Q}_{zu} zur Einstellung einer definierten Temperatur in einem Raum oder eines Körpers. Für Kälteanlagen wird dieser Wärmestrom als Kühllast bezeichnet. Mit der Verdichterleistung

wird dieser Wärmestrom auf einem höheren Temperaturniveau wieder als Wärmestrom \dot{Q}_{ab} abgegeben. Eine Differenzierung in Wärmepumpe (WP) und Kälteanlage erfolgt anhand der Temperaturniveaus des aufnehmenden und abgebenden Wärmestroms. Findet die Wärmeaufnahme deutlich unter der Umgebungstemperatur T_{amb} statt, wird in den meisten Fällen von einer Kälteanlage gesprochen. (vgl. Dohmann 2016, S. 3) Werden der aufnehmende und der abgebende Wärmestrom thermisch in einem System genutzt, so wird unabhängig der Temperaturniveaus von einer WP gesprochen.

Damit der Wärmetransport entgegen der natürlichen Flussrichtung erfolgt, wird eine Verdichterarbeit benötigt. Diese kann sowohl elektrisch als auch thermisch sein. Zur Beurteilung der Effizienz einer Kälteanlage ist das Verhältnis des aufgenommenen Wärmestroms \dot{Q}_{zu} (Nutzen) zur aufgewendeten Verdichterleistung P (Aufwand) geeignet. Das Verhältnis wird als Kälteleistungszahl ϵ_K bezeichnet und ist in der folgenden Gleichung definiert. (vgl. Schmidt 2016, S. 153)

$$\epsilon_K = \frac{\dot{Q}_{zu}}{P} \quad (2.1)$$

Eine hohe Leistungszahl bedeutet, dass zur Aufnahme und Abgabe des Wärmestroms nur eine geringe Verdichterleistung nötig ist. Die Leistungszahl ist ein Indikator für die Energieeffizienz einer Kälteanlage. Beim Vergleich von Leistungszahlen ist zu beachten, dass diese nur in einem Betriebspunkt gültig sind und vom Temperaturniveau der Wärmeaufnahme und -abgabe abhängen (vgl. Dohmann 2016, S. 3). Dieser Zusammenhang wird anhand der Kälteleistungszahl nach Carnot ϵ_{KC} deutlich. Der Carnot-Prozess ist ein reversibler Kreisprozess, bestehend aus zwei isothermen und zwei isentropen Zustandsänderungen des Arbeitsfluids. Da die Leistungszahl des Carnot-Prozesses unabhängig von den Eigenschaften des Arbeitsfluids ist und nur von den Temperaturen der Wärmequelle (Kühltemperatur T_K) und Wärmesenke (Umgebungstemperatur T_{amb}) abhängt, ist ein Vergleich von Prozessen gut möglich (vgl. Baehr et al. 2016, S. 579).

$$\epsilon_{KC} = \frac{T_K}{T_{amb} - T_K} \quad (2.2)$$

In einem irreversiblen Kreisprozess in einer Kälteanlage werden ca. 50 % der Kälteleistungszahl nach Carnot erreicht (vgl. Schmidt 2016, S. 153). Hersteller von Kälteanlagen deklarieren das Verhältnis von Kälteleistung \dot{Q}_K zu Verdichterleistung P_{Verd} in Bezug auf eine Verdampfungs- und Kondensationstemperatur. Dies ist die effektive Kälteleistungszahl ϵ_{Ke} .

$$\epsilon_{Ke} = \frac{\dot{Q}_K}{P_{Verd}} \quad (2.3)$$

Die effektive Kälteleistungszahl wird auch als EER bezeichnet und wird fortlaufend in dieser Arbeit verwendet. Häufig wird auch der Begriff Coefficient of Performance (COP) für die effektive Kälteleistungszahl verwendet, obwohl dieser die effektive Wärmeleistungszahl be-

schreibt (vgl. Schmidt 2016, S. 155). Die Deklaration des EER und COP folgt der DIN EN 14825 (vgl. DIN Deutsches Institut für Normung e. V. 2017, S. 17).

Die Wärmeenergie, welche in einem bestimmten Zeitraum abgeführt werden muss, um eine Zieltemperatur zu erreichen, ist als Kühlenergiebedarf Q_K definiert. Aus dem Kühlenergiebedarf eines Jahres leitet sich die Jahresarbeitszahl oder die Jahres-Energieeffizienz (SEPR) eines Geräts ab. (vgl. DIN Deutsches Institut für Normung e. V. 2017, S. 23)

$$SEPR = \beta = \frac{Q_K}{W} \quad (2.4)$$

Diese Kennzahl für die Raum- und Prozesskühlung berücksichtigt Last- und Temperaturschwankungen während eines Jahres und ermittelt das Verhältnis von Kühlenergiebedarf zu Energiebedarf für die Bereitstellung.

Aufgrund der Variation der Temperaturen und Kühllast während eines Jahres wird eine Vielzahl von Kälteanlagen nicht durchgehend in Volllast betrieben. Unterschreitet die Kälteleistung \dot{Q}_K einer Kälteanlage die Nennkälteleistung $\dot{Q}_{K,Nenn}$ dieser, so befindet sich die Kälteanlage in Teillast (TL). Das Verhältnis zwischen Kälteleistung und Nennkälteleistung ist als Part-Load-Ratio (PLR) definiert.

Unterschreitet die Kondensationstemperatur oder überschreitet die Verdampfungstemperatur die Temperaturen der Nennbedingungen in einer Anwendung, so tritt der Fall auf, dass die maximale Kälteleistung $\dot{Q}_{K,max}$ die Nennkälteleistung $\dot{Q}_{K,Nenn}$ übersteigt. Daher ist es notwendig, in der Berechnung des PLR die maximale Kälteleistung in Abhängigkeit der Kondensations- und Verdampfungstemperatur zu bestimmen. Die Veränderung der maximalen Kühlleistung wird nicht immer in der Darstellung der Teillasteffizienz von KM in technischen Dokumentationen berücksichtigt.

$$PLR = \frac{\dot{Q}_K}{\dot{Q}_{K,max}(T_v, T_c)} \quad (2.5)$$

Aufgrund der Volatilität der Umgebungstemperatur und Kühllast für die Majorität der Anwendungen, der resultierenden Betriebsstunden im Teillastbereich und der Energieeffizienzunterschiede für verschiedene PLR wird zur Bewertung der Energieeffizienz eine Kennzahl gebildet, welche diese Einflüsse berücksichtigt. Die Bewertung mehrerer Betriebszustände in einer Kennzahl ermöglicht dem Anwender eine leichtere Vergleichbarkeit der Maschinenmodelle. Die Bewertung der Energieeffizienz erfolgt in Europa anhand des European Seasonal Energy Efficiency Ratio (ESEER) und in Nordamerika anhand des Integrated Part Load Value (IPLV). Die Berechnung des ESEER ist definiert in der DIN EN 14825 und die des IPLV im ASHRAE Standard 551-591.

$$ESEER = \frac{3 \cdot EER_A + 33 \cdot EER_B + 41 \cdot EER_C + 23 \cdot EER_D}{100} \quad (2.6)$$

Für die Berechnung gelten die folgenden Umgebungstemperaturen für die luftgekühlten oder

wassergekühlten Rückkühlungen der Kälteanlagen.

Tabelle 2.1.: Parameter der ESEER-Berechnung

	Teillastfaktoren in %	Lufttemperatur in °C	Wassertemperatur in °C	Bewertungsanteil in %
EER A	100	35	30	3
EER B	75	30	26	33
EER C	50	25	22	41
EER D	25	25	18	23

Analog zur Berechnung des ESEER erfolgt die Bestimmung des IPLV anhand der folgenden Formel 2.7 und der in Tabelle 2.2 dargestellten Randbedingungen.

$$IPLV = \frac{1 \cdot EER_A + 42 \cdot EER_B + 45 \cdot EER_C + 12 \cdot EER_D}{100} \quad (2.7)$$

Tabelle 2.2.: Parameter der IPLV-Berechnung

	Teillastfaktoren in %	Lufttemperatur in °C	Bewertungsanteil in %
EER A	100	35	1
EER B	75	26,7	42
EER C	50	18,3	45
EER D	25	12,8	12

2.2. Kaltdampfkompessionsprozess

Eine Möglichkeit zum Entzug von Wärmeenergie eines Mediums ist der Einsatz von elektrischer Energie für die Verdichterarbeit. Hierzu wird in den meisten Fällen das Kaltdampfkompessionsverfahren genutzt und eine KKM eingesetzt. Im vorliegenden Unterkapitel werden die thermodynamischen Grundlagen des Kaltdampfprozesses erläutert.

Bei dem Kaltdampfprozess in einer KKM handelt es sich um einen linksläufigen thermodynamischen Kreisprozess. Das Arbeitsfluid wird zyklisch verdampft, komprimiert, kondensiert und entspannt. Das Arbeitsmedium einer KKM wird als Kältemittel bezeichnet. Eine KKM

Da das Kältemittel bei Kaltdampfprozessen einen Phasenwechsel erfährt, ist das individuelle Nassdampfgebiet des Kältemittels eingetragen. Links der Siedelinie liegt das Kältemittel im flüssigen Zustand und rechts der Taulinie gasförmig vor. Zwischen den beiden Grenzkurven herrscht eine Koexistenz von flüssigem und gasförmigem Kältemittel (Nassdampfgebiet). Die Ordinate verwendet eine logarithmische Auftragung des Drucks, da sich dieser über mehrere Dekaden erstreckt.

Idealer Kreisprozess

Im idealen Plank-Prozess (Abbildung 2.2 A) findet zwischen Zustand 1 und 2 durch die Aufnahme von Arbeit eine isentrope Verdichtung ($s = \text{konst.}$) statt. Der überhitzte Kältemitteldampf im Zustand 2 wird unter isobarer Wärmeabfuhr ($p = \text{konst.}$) in den Zustand der siedenden Flüssigkeit (Zustand 3) überführt. Von Zustand 2 zu 2' findet eine isobare Abkühlung statt. Zwischen Zustand 2' und 3 ist die Wärmeabgabe isobar und isotherm ($T = \text{konst.}$). Am Expansionsventil findet die isenthalpe Entspannung ($h = \text{konst.}$) von Zustand 3 zu 4 statt. Die letzte Zustandsänderung von Zustand 4 zu 1 des Kreisprozesses ist die isobare und isotherme Wärmeaufnahme durch Verdampfung. Aus der Abbildung 2.2 A ist zu erkennen, dass der Kreisprozess des Kältemittels zwischen dem niedrigen Verdampfungsdruck p_v und dem höheren Kondensationsdruck p_c stattfindet.

Für die Auswahl der Drücke ist zu beachten, dass die Siedetemperatur T_v des Kältemittels bei Verdampfungsdruck geringer ist als die Kaltwassertemperatur T_{KaltW} und die Kondensationstemperatur T_c bei Kondensationsdruck über der Temperatur T_{KuehlW} des wärmeaufnehmenden Mediums liegt (vgl. Baehr et al. 2016, S. 596). Diese Temperaturdifferenzen sind wichtig, um ein ausreichend großes, treibendes Temperaturgefälle für den Wärmeübergang zwischen Kühlmedium und Verdampfer sowie Rückkühlmedium und Kondensator zu ermöglichen. Unter Vernachlässigung der Druckabfälle im Verdampfer und Kondensator im idealen Kreisprozess gilt:

$$p_v = p_1 = p_4 \text{ und } p_c = p_2 = p_3 \quad (2.11)$$

Der zugeführte Wärmestrom \dot{Q}_{zu} mit dem Kältemittelmassenstrom \dot{m} resultiert aus der Enthalpiedifferenz der Zustände unter Annahme einer adiabaten Entspannung ($h_4 = h_3$).

$$\dot{Q}_{zu} = \dot{m} \cdot q_{zu} = \dot{m} \cdot (h_1 - h_4) = \dot{m} \cdot (h_1 - h_3) \quad (2.12)$$

Die Antriebsleistung des adiabaten Verdichters bestimmt sich aus der Enthalpiedifferenz des Zustands 1 und 2. Mit der Einführung des isentropen Wirkungsgrads η_s ergibt sich Gleichung 2.13.

$$P_{Verd} = \dot{m} \cdot w_{tech} = \frac{\dot{m}}{\eta_{sVerd}} \cdot (h_{2'} - h_1) \quad (2.13)$$

Daraus resultiert für die Berechnung der effektiven Kälteleistungszahl ϵ_{Ke} .

$$\epsilon_{Ke} = \frac{\dot{Q}_{zu}}{P_{Verd}} = \eta_{sVerd} \cdot \frac{h_1 - h_4}{h_{2'} - h_1} \quad (2.14)$$

Realer Kreisprozess

Durch die Irreversibilitäten in der technischen Umsetzung unterscheidet sich der reale Kreisprozess in einer KKM in abweichenden Zustandsänderungen vom idealen Plank-Prozess (vgl. Pohlmann 2013, S. 141). Die Unterschiede sind der Abbildung 2.2 B visualisiert. Die Sicherstellung des Zustands des Sattdampfs (Zustand 1) ist essentiell in realen KKM und Wärmepumpen, da beim Eintreten von Nassdampf in den Verdichter Flüssigkeitsschläge auftreten, welche starke Massenkräfte auf die Verdichterbauteile ausüben und die Schmierwirkung des Kältemaschinenöls reduzieren. Aufgrund des nicht messbaren Unterschieds zwischen Nassdampf und Sattdampf in Temperatur oder Druck wird der Kältemitteldampf überhitzt. (vgl. Dohmann 2016, S. 80)

Im realen Kreisprozess findet die Verdichtung von Zustand 1s zu Zustand 2s mit einem veränderlichen Polytropenexponenten statt. Beim Ansaugen hat der überhitzte Kältemitteldampf eine niedrigere Temperatur als die Zylinderwand des Verdichters. Dies führt zu einem Wärmeübergang zwischen Zylinderwand und Kältemittel. Die Entropie nimmt zu Beginn der Verdichtung zu. Durch die Wärmezufuhr der polytropen Verdichtung übersteigt die Kältemitteldampftemperatur die Zylinderwandtemperatur im Verlauf der Verdichtung, sodass die Wärmeübertragung umgekehrt wird. Daraus resultiert eine Entropiereduktion durch den abgehenden Wärmestrom von Kältemitteldampf zu der Zylinderwand. (vgl. Pohlmann 2013, S. 141)

Die sensible Wärmeabgabe von Zustand 2s zu Zustand 2 und die latente Wärmeabgabe von Zustand 2 zu Zustand 3 erfolgen aufgrund der Durchströmung des Wärmeübertragers mit Druckverlusten. Von Zustand 3 zu Zustand 3s wird das Kältemittel unterkühlt. Die Unterkühlung hat die Aufgabe, eine ausreichende Regelgüte des Expansionsventils sicherzustellen und Kavitation an den Ventilsitzen zu vermeiden (vgl. Pohlmann 2013, S. 267).

Bei der Drosselung des Kältemittels im Expansionsventil von Zustand 3s zu 4 sinkt die Kältemitteltemperatur unterhalb der Umgebungstemperatur T_{amb} und es findet eine Wärmeübertragung von der Umgebung zum Kältemittel statt (vgl. Dohmann 2016, S. 80). Daraus resultiert eine Enthalpiezunahme. Je geringer die Rohroberfläche zwischen Expansionsventil und Verdampfer, desto geringer ist der Einfluss der Umgebung.

In der letzten Zustandsänderung von 4 zu 1 treten aufgrund der erneuten Durchströmung eines Wärmeübertragers Druckverluste bei der Wärmeaufnahme auf (vgl. Dohmann 2016, S. 80).

Aufgrund der Irreversibilität der Wärmeübertragung in der Praxis ist zwischen dem inneren und äußeren Verhalten der KKM zu unterscheiden. Das innere Verhalten bezieht sich auf

die Verdampfungs- und Kondensationstemperatur T_v und T_c im inneren Kreisprozess der Maschine. Zur Bestimmung der inneren effektiven Leistungszahl nach Gleichung 2.3 werden diese Temperaturen verwendet. Für die Bestimmung des äußeren Verhaltens mit der Berücksichtigung der Wärmeübertragung im Kondensator und Verdampfer werden die Kaltwasser- und Kühlwassertemperatur T_{KaltW} bzw. T_{KuehlW} benötigt. (vgl. Pohlmann 2013, S. 149) Für die Berechnung der Effizienz und der notwendigen elektrischen Leistung einer KKM in einem Kälteversorgungssystem ist die Verwendung des äußeren Verhaltens zu nutzen, da die Wärmeübertragung Einfluss auf die Gesamteffizienz hat. Beispielsweise reduziert eine zunehmende Verunreinigung im Wärmeübertrager die Effizienz der Maschine und ändert das Systemverhalten. Bei der Bilanzierung des inneren Verhaltens ist der Effekt des Verschleißes schwieriger messbar.

2.4. Komponenten einer Kompressionskältemaschine

Eine KKM besteht aus den vier genannten Hauptkomponenten Verdichter, Kondensator, Expansionsventil und Verdampfer. Die Konstruktion, Art und Regelung der einzelnen Komponenten hat einen signifikanten Einfluss auf die Effizienz des Kaltdampfprozesses. In diesem Unterkapitel werden die technischen Ausführungen und Regelungen der Komponenten sowie deren Einfluss auf die Gesamteffizienz der KKM erläutert.

2.4.1. Verdichter

Für die Verdichtung des Kältemittels in einer KKM werden Hubkolben-, Schrauben- oder Drehkolbenverdichter und bei größeren Kälteleistungen Turboverdichter verwendet. In der Mehrzahl der Kälteanlagen treiben Elektromotoren die Verdichter an. Je nach Anwendungsbereich und Bauart kommen hermetische¹, halbhermetische² oder offen ausgeführte Verdichter zum Einsatz.

Eine Übersicht der Eigenschaften der Verdichterarten ist in der folgenden Tabelle 2.3 dargestellt. Die Angaben der Leistungsbereiche bieten eine Orientierungshilfe, erheben aber keinen Anspruch auf Vollständigkeit.

¹Verdichter und Antriebseinheit sind in einem Gehäuse und luftdicht verschlossen.

²Im Vergleich zum hermetischen Verdichter kann das Gehäuse für Wartungen und Reparaturen geöffnet werden.

Tabelle 2.3.: Vergleich der Eigenschaften von Verdichtern für Kälteanlagen in Anlehnung an Pohlmann (2013) und Grote et al. (2018)

Verdichterart	Hubkolben	Drehkolben	Schrauben	Turbo
Arbeitsprinzip	Verdränger Schubkolben	Verdränger Schubkolben Drehkolben	Verdränger Schraube	Strömungs- maschine
Verdichtung	statisch	statisch	statisch	dynamisch
Volumenstrom in m^3/h	bis 1500	350 bis 5600	100 bis 5000	800 bis 45000 und mehr
Förderung	pulsierend	fast stetig	stetig	stetig
Druckverhältnis	8 bis 10	5 bis 6	25 bis 30	ca. 3,5 bis 4
Leistungsbereich in kW				
hermetisch	0 - 60			
halbhermetisch	15 - 500	3 - 11	25 - 700	80 - >1000
offen	20 - 600		25 - 700	
Regelbarkeit	in Stufen be- grenzt	schwierig, sehr begrenzt	stufenlos unbe- grenzt	stufenlos durch Pumpengrenze begrenzt
Regelungsarten	Drehzahl, Ventil- anhebung, Bypass, Saug- druck	Drehzahl, By- pass, Saug- druck	Schieberregelung, Zwischenab- saugung in Volllast, Saugdruck	Drehzahl, By- pass, Saug- druck, Drall- drossel
Teillast- charakteristik	quadratisch	quadratisch	linear, quadra- tisch	quadratisch
Ölförderung	ja (nein)	ja	ja	nein

Wie bereits beschrieben, ist die Hauptaufgabe des Verdichters die Druckerhöhung des Kältemittels vom Verdampfungsdruck p_v auf den Kondensationsdruck p_c . Im realen Kreisprozess findet die Verdichtung im Gegensatz zum idealen Prozess (Gleichung 2.13) polytrop statt.

Unter der Annahme, dass sich der überhitzte Kältemitteldampf wie ein ideales Gas verhält, ergibt sich für die polytrophe Kompression:

$$P_{Verd} = \frac{n}{n-1} \cdot \dot{m} \cdot R \cdot T_v \left[\left(\frac{p_c}{p_v} \right)^{\frac{n-1}{n}} - 1 \right] \quad (2.15)$$

Hierbei ist n der Polytropenexponent und R die universelle Gaskonstante. Der Polytropenexponent ist abhängig vom Kältemittel und von der Verdichterart. Aus der Gleichung 2.15 wird deutlich, dass die Verdichterleistung maßgeblich vom Druckverhältnis $\frac{p_c}{p_v}$ abhängig ist. Je geringer die Differenz ist, desto geringer ist die Verdichterleistung. Der Verdampfungsdruck erhöht sich mit der Steigerung der Verdampfungstemperatur. Eine Erhöhung der Verdampfungstemperatur um ein Kelvin führt zu einer energetischen Einsparung von 3,0 bis 4,0 % (vgl. Korn 2014, S. 17). Auf der einen Seite steigt die Kälteleistung um ca. 3,0 - 4,5 %, wohingegen die Antriebsleistung des Verdichters nur um ca. 1,0 - 1,5 % zunimmt (vgl. Korn 2014, S. 17). Zur Reduktion des Kondensationsdrucks führt eine Absenkung der Kondensationstemperatur. Eine Absenkung dieser um 1 K führt zu einer elektrischen Energieeinsparung der KKM um 1 - 2 % (vgl. Kulterer 2007, S. 9). Die Reduktion des Kondensationsdrucks resultiert in einer Erhöhung der Kälteleistung und führt gleichzeitig zur Reduktion der Antriebsleistung des Kompressors (vgl. Korn 2014, S. 55).

Für die Reduktion des Druckverhältnisses liegen sowohl auf der Niederdruckseite als auch auf der Hochdruckseite Grenzen vor. Auf der Niederdruckseite ist die maximale Kaltwasser- oder Kühlraumtemperatur die Obergrenze für die Verdampfungstemperatur. Kondensatorseitig begrenzen entweder das Rückkühlsystem oder die technischen Betriebsgrenzen der KKM die minimale Kondensationstemperatur. Die technischen Betriebsgrenzen sind multikausal. Für einen störungsfreien Betrieb des thermostatischen Expansionsventils (siehe Unterkapitel 2.4.3) ist eine Mindestdruckdifferenz zu gewährleisten (vgl. Roth 2007, S. 5). Beim Einsatz von elektronischen Expansionsventilen und überfluteten Verdampfern (s. Unterkapitel 2.4.4) tritt diese Betriebsgrenze nicht auf (vgl. Pohlmann 2013, S. 387ff). Für öllösliche Kältemittel begrenzt die Löslichkeit des Kältemittels im Öl das Druckverhältnis, da mit sinkendem Kondensationsdruck der Massenanteil an Kältemittel im Öl steigt (vgl. Pohlmann 2013, S. 125). Ein hoher Kältemittelanteil im Öl reduziert die kinematische Viskosität des Öls, sodass die Schmierung der beweglichen Teile im Verdichter nicht mehr ausreichend ist. Zusätzlich bedingt die Mindestdruckdifferenz eine minimale Temperatur des Verdichters, sodass die Kältemittelkonzentration im Öl einen definierten Grenzwert nicht überschreitet (vgl. Pohlmann 2013, S. 124). Aus der Tabelle 2.3 ist ersichtlich, dass für das korrekte Arbeiten der verschiedenen Verdichter ein Mindestdruckverhältnis notwendig ist. Damit keine der beschriebenen Grenzen überschritten wird, geben die Hersteller von Verdichtern oder KKM ein Grenzdigramm für die verschiedenen Betriebsbedingungen an. Im Anhang in Abbildung A.1 ist ein beispielhaftes Grenzdigramm in Abhängigkeit von Kondensations- und Verdampfungstemperatur

visualisiert.

Regelung von Verdichtern

Zur Anpassung der Kältelast an verbraucherseitige veränderliche Kühlbedarfe eines Kühlkörpers oder -raumes werden KKM in Teillast betrieben. Im Falle einer Laständerung ändert sich der aus dem Verdampfer austretende Volumenstrom des Kältemitteldampfs. Damit das Druckverhältnis bei einem reduzierten Dampfvolumenstrom konstant bleibt, muss der effektive Volumenstrom durch den Verdichter geregelt werden (vgl. Pohlmann 2013, S. 159). Ohne eine Anpassung des Massenstroms erfolgt ein Leersaugen des Verdampfers und der einhergehende Druckabfall führt zum Absinken der Verdampfer Temperatur. Im Kondensator steigen der Druck sowie die Kondensationstemperatur an. Je nach Verdichterart, Anforderungen an die Regelgenauigkeit, Teillastwirkungsgrad und Leistung der Kälteanlage kommen unterschiedliche im Kältekreislauf integrierte Verdichterleistungsregelungen zum Einsatz. Die folgende Tabelle gibt eine Übersicht über die einsetzbaren Verdichterleistungsregelungen von KM. In Tabelle 2.4 sind die Funktion, die Teillastcharakteristiken, generelle Anmerkungen und die Energieeffizienz zu den verschiedenen Regelungsarten zusammengefasst.

Aus Tabelle 2.4 wird deutlich, dass außer der Drehzahlregelung und der Schieberregelung für Schraubenverdichter die Leistungsregelungen eine Stufigkeit oder eine Verschlechterung der Energieeffizienz in Teillast darstellt (vgl. Korn 2014, S. 9). Eine Drehzahlregelung wird beispielsweise mittels eines Frequenzumrichters (FU) realisiert. Aufgrund der Energieeffizienz und des hohen Optimierungspotenzials wird die Drehzahlregelung zur bedarfsabhängigen Regelung von Verdichtern an dieser Stelle ausführlicher beschrieben. Zusätzlich werden FU auch für Ventilatoren an Kondensatoren, FK oder TK zur Rückkühlung eingesetzt, sodass die Beschreibung der Funktionsweise weitere Unterkapitel einschließt. Die lineare Degradation der weiteren Regelungsarten im Teillastbereich begrenzt den Suchraum für eine Optimierung erheblich. Eine ausführliche Beschreibung der vorgestellten Regelungen aus Tabelle 2.4 nimmt Pohlmann (2013) vor.

Tabelle 2.4.: Regelungsarten von Verdichtern in KKM in Anlehnung an Pohlmann (2013)

Regelungsart	Funktion	Teillast- charakteristik	generelle An- merkungen	Energieeffizienz
Äußere Druck- gasbypassrege- lung	Bypass durch Rückströmung von Druckgas zur Saugseite	stufenlose Re- gelung	unwirtschaftlich für mittlere und große An- lagen	Abnahme in Teillast
Saugdrossel- regelung	Reduzierung des Massen- stroms	stufenlose Re- gelung	Druckverhältnis steigt bei Teil- last	Abnahme in Teillast
Drehzahl- regelung	Reduzierung des Fördervo- lumens und Massenstroms	mit FU stufen- los	Regelbarkeit zwischen 20 und 100%	mit FU ener- gieeffizienteste Teillastregelung
Start-Stop- Regelung	Aussetzerbetrieb mittels einer Hystereseschal- tung	Ein-Aus- Zweipunkt- regelung, bei mehreren Ver- dichtern Teil- laststufen mög- lich	keine hohe Re- gelgenauigkeit möglich, nur für Anlagen mit geringer Leistung	Energieeffizienz von Einschalt- logik abhängig
Schieber- regelung	Reduzierung des Fördervo- lumens und Massenstroms durch effektive Hubverkürzung und inneres Rückströmen	mit achspara- llen Schieber- stufen stufenlos und mit ach- sorthogonalen Schiebern ge- stuft möglich	teillast- und fahrpunkt- abhängige Ver- dichtung	Abnahme in Teillast
Dralldrossel- regelung	Erzeugung ei- ner Drehung der Einlauf- strömung am Laufraudeintritt	stufenlos mög- lich	nur für Tur- boverdichter einsetzbar	besser als Saugdrosselre- gelung, schlech- ter als Dreh- zahlregelung

Frequenzumrichter

Ein FU ändert die Frequenz modulierend und verändert somit die Drehzahl eines verbundenen Motors. Entsprechend wird die Drehzahl nicht geregelt, sondern verstellt, daher ist der Begriff Drehzahlregelung irreführend. (vgl. Korn 2014, S. 9ff) In Kälteanlagen wird in den meisten Fällen der Saug- oder Kondensationsdruck geregelt. Hierzu passt der FU die Frequenz abhängig vom Hersteller zwischen 25 und 75 Hz an. Ein Saugdrucksanstieg bewirkt eine Erhöhung der Drehzahl und ein Saugdruckabfall eine Drehzahlreduktion. Zur Regelung werden Proportional-Integral (PI)- oder Proportional-Integral-Differential (PID)-Regler verwendet. Für Hubkolben-, Rollkolben- und Schraubenverdichter ist die Drehzahlverstellung häufig in bestimmten Grenzen möglich. Bei Scrollverdichtern treten teilweise Einschränkungen auf. Die Eignung der Verdichtermotoren für einen Betrieb für unter 50 Hz und über 60 Hz kann unter Berücksichtigung der folgenden Ausnahmen als gegeben angenommen werden. (vgl. Korn 2014, S. 13)

Beim Betrieb unter 50 Hz verschlechtert sich mit abnehmender Drehzahl die Motorwicklungskühlung (besonders bei saugdampfgekühlten Motoren) und ein Anstieg der Wicklungstemperatur kann zur Beeinträchtigung der Lebensdauer führen. Eine weitere Begrenzung der Drehzahlverstellung ist die Mindestdrehzahl zur ausreichenden Schmierung des Motors bei Schleuder- und Zentrifugalmaschinen. Ebenfalls ist für die Sicherstellung der kontinuierlichen Ölrückführung eine Mindestdrehzahl erforderlich, da die Strömungsgeschwindigkeit des Kältemittels proportional mit der Drehzahl abnimmt. Für den Frequenzbereich über 60 Hz ergeben sich ebenfalls technische Anlagengrenzen, die beim Betrieb mit FU zu beachten sind. Wie bei geringen Frequenzen steigt die Motorwicklungstemperatur, da der Einfluss der höheren elektrischen Leistungsaufnahme überwiegt. Drehzahl und Frequenz verlaufen nicht linear zueinander, sondern die Drehzahl nimmt unterproportional zu. Mit steigender Frequenz sinkt der magnetische Fluss. Aufgrund von höheren Strömungsverlusten bei höheren Drehzahlen im Hubkolbenverdichter verschlechtert sich der Liefergrad und somit sinkt die Kälteleistung unterproportional zur Frequenzsteigerung. Für Schraubenverdichter kann die Frequenzsteigerung zu einer überproportionalen Kälteleistungssteigerung führen. (vgl. Korn 2014, S. 14)

Bei der Leistungsanpassung von Hubkolbenverdichtern mit einem konventionellen Stufenschaltwerk oder einem elektrischen Verbundregler ergeben sich Saugdruckschwankungen von ca. 0,5 bar, wohingegen im FU-Betrieb die Saugdifferenz auf 0,2 bar begrenzt wird. Daraus folgt für die häufig verwendeten fluorierenden Kältemittel eine Anhebung der Verdampfungstemperatur von 3 - 4 K. Die Verdichterleistung nimmt, wie bereits erwähnt, um 3 - 4,5 % pro Kelvin zu, wobei die Antriebsleistung nur um 1 - 1,5 % pro Kelvin ansteigt. Bei der binären Start-Stop-Regelung können sich durch begrenzte Einschalthäufigkeiten und Mindestbetriebszeiten noch größere Saugdruckdifferenzen ergeben. Bei Verbundanlagen mit mehreren Hubkolbenverdichtern wird durch Leistungsregelung (z.B. Zylinderabschaltung) das Zu- und Abschalten bei Lastschwankungen reduziert und die Saugdruckdifferenz unter 0,5 bar gehalten.

ten. Die interne Verdichtereffizienz der Drehzahlverstellung ist dennoch höher. (vgl. Korn 2014, S. 16f)

Bei Schraubenverdichtern ist der energetische Vergleich zwischen einer Regelung mit FU und einer Schieberregelung nicht trivial und hängt von mehreren Einflussfaktoren ab. Dies verdeutlichen die folgenden zwei Beispiele. Für einen Teillastbetrieb unter 50 % steigt der Energiebedarf bei der Schieberregelung unverhältnismäßig stark zur Verdichterleistung an. Bei drehzahlgeregelten Schraubenverdichtern ist dies nicht der Fall und somit sind diese energetisch vorteilhaft. Bei Frequenzen über 60 Hz reduziert sich der Motorwirkungsgrad mit gleichzeitiger Steigerung der Strömungsverluste im Verdichter. Die Kälteleistungszahl sinkt in diesem Fall. Eine Schieberregelung wäre an dieser Stelle vorteilhafter. Zur Bewertung des energetischen Verhaltens der beiden Regelungsarten gilt es, die Effizienz des FU von 95 - 98 % zu berücksichtigen. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die stufenlose Leistungsregelung von Schraubenverdichtern mit einem FU sehr gut möglich und bei einer hohen Volatilität der Kältelast effizienter als eine Schieberregelung ist. (vgl. Korn 2014, S. 18)

2.4.2. Kondensator

Neben der Verdichterart und -regelung haben auch die weiteren Komponenten einer KKM einen Einfluss auf die Energieeffizienz und die Teillastcharakteristika der Maschine. In diesem Unterkapitel wird die Funktionsweise, der Einfluss auf die Kondensationstemperatur, die Regelung und die Energieeffizienz der verschiedenen Arten von Kondensatoren und Rückkühlsystemen beschrieben. Ebenfalls wird die Verbesserung der Komponenteneffizienz zur Systemeffizienz diskutiert.

Ein Kondensator ist ein Wärmeübertrager, in dem der Kältemitteldampf mittels Wärmeabgabe an einen kälteren Luft- oder Kühlmediumvolumenstrom verflüssigt wird. Die Abkühlung des Kältemittels erfolgt in drei Phasen, welche im log p,h-Diagramm (s. Abbildung 2.2 B) für den realen Kreisprozess visualisiert sind. Die erste Phase ist der Entzug der sensiblen Überhitzungswärme (Zustand 2s zu 2). Danach erfolgt die latente Wärmeübertragung der Kondensationsenthalpie an das Kühlmedium bei annähernd konstanter Kondensationstemperatur (Zustand 2 zu 3). Die dritte Phase ist die wiederum sensible Unterkühlung des Kältemittels (Zustand 3 zu 3s). Die abzugebende Wärmeleistung ergibt sich aus den Enthalpiedifferenzen der drei Phasen und dem Kältemittelmassenstrom. (vgl. Pohlmann 2013, S. 339) Die Kondensationsphase ist die dominierende Phase und für ca. 83 % der Wärmeabgabe verantwortlich.

$$\dot{Q}_c = \dot{m} \cdot \left(\overbrace{h_{2s} - h_2}^{\Delta h_h} + \overbrace{h_2 - h_3}^{\Delta h_c} + \overbrace{h_3 - h_{3s}}^{\Delta h_u} \right) \quad (2.16)$$

Die Wärmeübertragerfläche ergibt sich aus dem Wärmedurchgangskoeffizienten k und der logarithmischen Temperaturdifferenz ΔT_m , wobei diese eine Annäherung der tatsächlichen

Temperaturdifferenzen darstellt.

$$A = \frac{\dot{Q}_c}{k \cdot \Delta T_m} \quad (2.17)$$

Der Wärmedurchgangskoeffizient beschreibt die Abhängigkeit der Wärmeübertragung von der Wärmeleitung und Konvektion. Die Wärmeleitung ist maßgeblich von dem gewählten Wärmeübertrager abhängig und die Konvektion von den Strömungsgeschwindigkeiten der Medien. Der Wärmeübergang der natürlichen Konvektion kann durch das Auftragen einer erzwungenen Konvektion auf der Rückkühlseite deutlich gesteigert werden (vgl. Marek et al. 2015, S. 21).

Kondensatoren werden nach der Art des Wärmeübergangs mit dem Kühlmedium unterschieden. Zu den Kondensatoren mit flüssigem Kühlmedium gehören Bündelrohrkondensatoren, Koxialkondensatoren und Plattenkondensatoren. Axial- und Radialkondensatoren mit Ventilatoren, Verdunstungskondensatoren und Hybridkondensatoren gehören hingegen zu den luftgekühlten Kondensatoren.

Kondensatoren mit flüssigen Kühlmedien

Bei Kondensatoren mit flüssigen Kühlmedien erfolgt die Wärmeübertragung zwischen dem Kältemitteldampf und dem Kühlmedium, welches in den meisten Fällen Wasser oder ein Wasser-Glycol-Gemisch ist. Der Wärmedurchgangskoeffizient ist bei Wasser-Glycol-Gemischen um ca. 6 % geringer als bei Wasser (vgl. Pohlmann 2013, S. 343). Die Wärmeabgabe des Kühlmediums erfolgt in einem separaten Rückkühlwerk. Dies kann eine natürliche Wärmesenke wie beispielsweise Flusswasser, Brunnenwasser oder ähnliches sein. In den meisten industriellen Anlagen werden TK, Verdunstungskühler oder Hybridkühler eingesetzt, welche zu den luftgekühlten Systemen gehören und im nächsten Abschnitt beschrieben werden. Die Variation des Kühlmediummassenstroms hat einen erheblichen Einfluss auf die gesättigte Kondensationstemperatur. Wie bereits erwähnt, begünstigt eine geringe Kondensationstemperatur die Effizienz der KKM. Ein höherer Massenstrom erfordert eine höhere Pumpenleistung, sodass ein Optimierungsproblem zwischen elektrischer Energieeinsparung der KKM und der Pumpenenergie besteht. Gordon et al. (2000) erläutern, dass die elektrische Leistungsaufnahme eines Zentrifugalverdichters um 10 % bei verschiedenen Kühlmediummassenströmen bei gleichbleibender Kühlmediumtemperatur und Kühlleistung variieren kann. Die Anpassung der Kühlleistung erfolgt durch die Änderung der Kühlmedium Eintrittstemperatur oder des Kühlmediumsmassenstroms. (vgl. American Society of Heating et al. 2016)

Luftgekühlte Kondensatoren

In einem luftgekühlten Kondensator erfolgt die Wärmeabgabe mittels natürlicher oder erzwungener Konvektion an die Umgebungsluft. Das Kältemittel im Kondensator wird mit-

tels natürlicher Konvektion, Wind oder Propeller-, Radial- oder Flügelradlüfter gekühlt. Da der Wirkungsgrad durch die Erhöhung der Luftgeschwindigkeit am Wärmeübertrager stark ansteigt, überwiegt die erzwungene Konvektion mit Ventilatoren. In Abbildung 2.3 ist der Temperaturverlauf des Kältemittels und der Luft in den drei Phasen Abkühlung der Überhitzung, Kondensation und Unterkühlung dargestellt. Es wird deutlich, dass mehr als 80% der Wärmeübertragerfläche für die Kondensation benutzt werden. Aufgrund der Druckverluste im Wärmeübertrager sinkt die Kondensationstemperatur um ca. 1 - 4 K. (vgl. American Society of Heating et al. 2016)

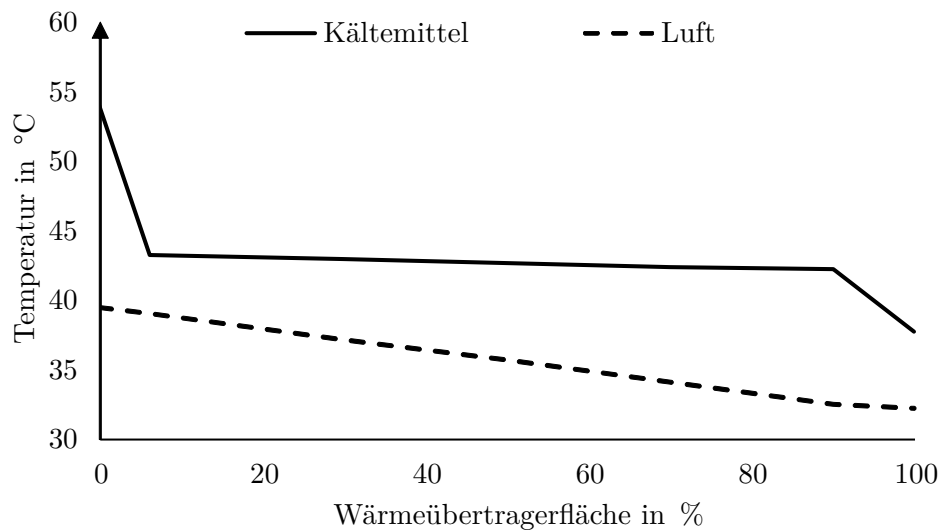


Abbildung 2.3.: Kältemittel- und Lufttemperatur in Abhängigkeit der Wärmeübertragerfläche (eigene Darstellung in Anlehnung an American Society of Heating et al. (2016))

Bei luftgekühlten Kondensatoren werden die KM mit internem und externem Rückkühlwerk unterschieden. Bei KKM mit einem integrierten, luftgekühlten Rückkühlwerk befinden sich Verdampfer, Verdichter, Kondensator und Ventilatoren in einer Einheit. In den meisten Fällen ist die Steuerung und Regelung des Systems ebenfalls in der Einheit enthalten und es besteht ein sogenanntes „schlüsselfertiges Gerät“. (vgl. Pohlmann 2013, S. 204) Diese Geräte werden häufig für die Außenaufstellung konzipiert, um geringe Außenlufttemperaturen zu nutzen. Eine Innenaufstellung ist ebenfalls möglich, jedoch muss ein Austausch der erforderlichen Luftmenge im Aufstellungsraum gewährleistet werden.

Bei KKM mit einem externen, luftgekühlten Rückkühlwerk sind Kondensator und die Einheit aus Verdichter und Verdampfer räumlich getrennt. Die Aufstellung des Kondensators erfolgt im Außenbereich, beispielsweise auf dem Dach, und der Kältemittelmassenstrom wird vom Verdichter zum Kondensator durch das Gebäude geleitet. In der Praxis hat sich gezeigt, dass die Steuerung und Regelung des Kondensators und der Einheit aus Verdichter und Verdampfer autark betrieben werden. Bei der Auswahl des Installationspunkts für den

externen Kondensator sind vor allem die direkte Sonneneinstrahlung, Sommer- und Winterbedingungen, vorherrschender Wind, Höhenunterschiede und die Länge der Rohrleitungen zu berücksichtigen (vgl. American Society of Heating et al. 2016).

Sowohl für die internen als auch die externen Rückkühlwerke besteht die Regelungsaufgabe in der Erhaltung des Kondensationsdrucks einer Kälteanlage in definierten Grenzen. Auf der einen Seite führt ein zu hoher Kondensationsdruck zu einer Steigerung des Leistungsbedarfs und zu einer Reduzierung der Kälteleistung. Auf der anderen Seite muss ein Mindestkondensationsdruck eingehalten werden, um den notwendigen Differenzdruck für das Expansionsventil zu gewährleisten. Eine Möglichkeit zur Regelung des Kondensationsdrucks ist die Anpassung des Luftvolumenstroms und der damit einhergehenden Änderung der Wärmeübertragung. Die Variation des Luftvolumenstroms erfolgt durch Zu- und Abschalten von Ventilatoren, Drosselverstellung oder Drehzahlregelung der Ventilatoren. In seltenen Fällen wird eine Drallverstellung genutzt.

Bei der Zweipunktregelung, Drossel- und Drallverstellung bestehen energetische Nachteile gegenüber der Drehzahlregelung. Bei der Zweipunktregelung sinkt der Kondensationsdruck beim Zuschalten eines Ventilators sprunghaft ab und es können Dampfblasen in der Flüssigkeitsleitung auftreten. Daraus resultiert eine Reduktion des Kältemittelmassenstroms. Damit sich im Verdampfer ausreichend Kältemittel befindet, öffnet das Expansionsventil vollständig. Wird die Siedelinie beim geringeren Kondensationsdruck wieder erreicht, ist die Eintrittsmenge an Kondensat im Verdampfer zu groß und es kommt zu einer Überfüllung des Verdampfers, bis das Expansionsventil sich eingeregelt hat. Zusätzlich treten beim An- und Abschalten der Ventilatoren Stromspitzen durch die Ventilatoren auf.

Bei der Drosselverstellung wird der Strömungsdruckverlust mittels Drosselklappen angepasst, wobei die Motordrehzahl konstant bleibt. Die elektrische Leistung, welche nicht in Strömungsenergie umgewandelt wird, dissipiert als Wärmeenergie.

Für die Drallverstellung lenkt ein Leitrad mit verstellbaren Schaufeln den Luftvolumenstrom drallförmig ab und verändert somit die Ventilator Kennlinie. Die Motordrehzahl ist wie bei der Drosselverstellung konstant. Die Energieeffizienz der Drallverstellung ist besser als die der Drosselverstellung. Dennoch treten energetische Verluste im Teillastbereich auf.

Zur Vermeidung der Teillastverluste der Ventilatorsteuerung werden Drehzahlregelungen, wie zum Beispiel FU, eingesetzt. Bei sinkendem Druck wird die Drehzahl reduziert und vice versa. (vgl. Korn 2014, S. 21) In Abbildung 2.4 ist die Leistungsaufnahme der genannten Regelungen in Abhängigkeit des Luftvolumenstroms dargestellt.

Aus der Abbildung 2.4 wird deutlich, dass mittels FU und Drehzahlverstellung Energieeinsparungen gegenüber den konventionellen Regelungen erzielt werden. Die Beziehungen zwischen der Ventilator drehzahl ω , dem Volumenstrom \dot{V} , der Druckdifferenz Δp und der elektrischen Leistungsaufnahme P_{el} sind in den Affinitätsgesetzen definiert.

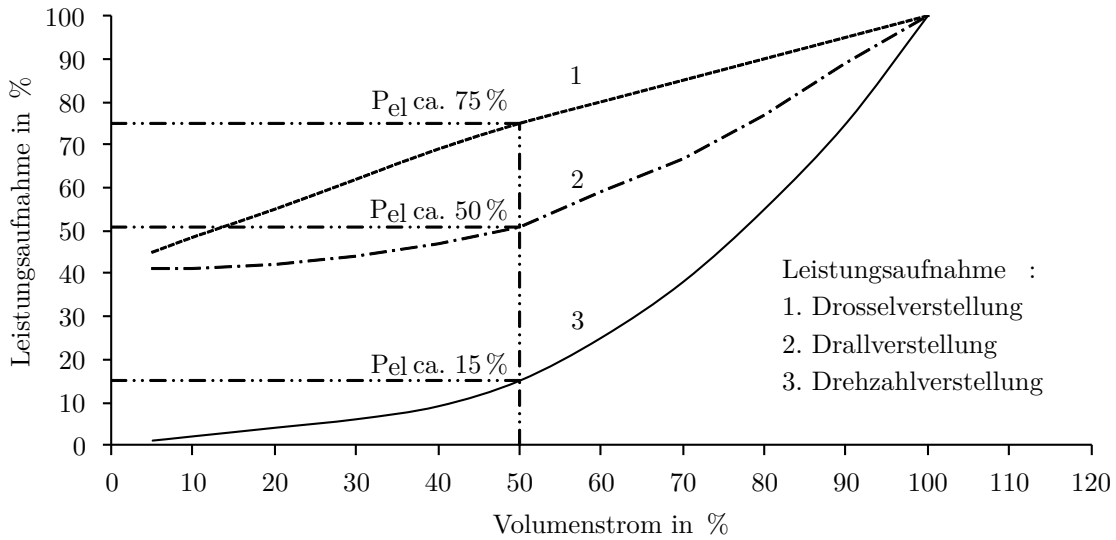


Abbildung 2.4.: Ventilatorleistungsaufnahme bei Drehzahl-, Drossel- oder Drallverstellung in Abhängigkeit des Luftvolumenstroms (eigene Darstellung in Anlehnung an York et al. (1982))

$$\frac{\dot{V}_1}{\dot{V}_2} = \frac{\omega_1}{\omega_2} \text{ und } \frac{\Delta p_1}{\Delta p_2} = \left[\frac{\omega_1}{\omega_2} \right]^2 \text{ und } \frac{P_{el1}}{P_{el2}} = \left[\frac{\omega_1}{\omega_2} \right]^3 \quad (2.18)$$

Während der Volumenstrom sich proportional zur Drehzahl ändert, verhält sich die Druckzahl quadratisch proportional zur Drehzahl. Die elektrische Leistungsaufnahme ändert sich kubisch zur Drehzahl. Die Energieeinsparmöglichkeiten ergeben sich für Axial- und Radialventilatoren, wobei sich in der Praxis Abweichungen durch die Ventilatorqualität ergeben können (vgl. Korn 2014, S. 24). Bei der Wahl des Frequenzbereichs ist zu beachten, dass ein Betrieb deutlich über 60 Hz für luftgekühlte Kondensatoren nicht sinnvoll ist. Ab einer bestimmten Luftgeschwindigkeit nimmt der Wärmedurchgangskoeffizient nicht mehr signifikant zu. Bei der minimalen Drehzahl ist zu beachten, dass bei Drehzahlen geringer als 20% der Nenn-drehzahl die freie Konvektion zur Rückkühlung ausreicht und ein Abschalten des Ventilators am energieeffizientesten ist. (vgl. Korn 2014, S. 25) Wie bereits erwähnt, sinkt die elektrische Leistungsaufnahme des Verdichters in einer KKM bei sinkender Kondensationstemperatur. Eine geringere Kondensationstemperatur erfordert eine höhere Drehzahl, wobei die elektrische Leistungsaufnahme in der dritten Potenz von der Drehzahl abhängt. Für die Systemeffizienz der Kälteanlage ergibt sich ein Optimierungsproblem zwischen elektrischer Leistungsaufnahme des Verdichters und des Ventilators durch die Variation der Kondensationstemperatur.

2.4.3. Expansionsventil

In jeder KM ist ein Drosselorgan zur Entspannung des Kältemittels vom Kondensationsdruck zum Verdampferdruck verbaut. Für die Art des Expansionsventils ist die Verdampferbauart entscheidend. Bei trockener Verdampfung wird das Kältemittel direkt in den Verdampfer hinein entspannt. Im einfachsten Fall dient ein Kapillarrohr als Expansionsorgan. Dieses besitzt jedoch keine Regelmöglichkeit der Kälteleistung. Automatische, thermostatische und elektronische Expansionsventile hingegen ermöglichen über einen variablen Öffnungsgrad eine Teillastregelung. Als Regelgröße dient die Überhitzungstemperatur des aus dem Verdampfer austretenden Kältemittels.

Bei dem automatischen Expansionsventil wird der Saugdruck mittels einer Druckfeder eingestellt. Wenn der Verdichter ausgeschaltet ist, wird durch den Kältemitteldruck die Ventilonadel in die Ventildüse gedrückt und damit das Ventil geschlossen. Durch den Druckabfall im Verdampfer beim Start des Verdichters öffnet das Ventil mittels einer Feder. Anhand einer Regulierschraube kann die Federkraft eingestellt werden und somit der Öffnungsdruck des Ventils für die gewünschte Verdampfungstemperatur eingestellt werden. (vgl. Pohlmann 2013, S. 382)

Das thermostatische Expansionsventil (TEV) ist ein temperaturgesteuertes Regelventil, welches die eingespritzte Kältemittelmenge in Abhängigkeit der Überhitzungstemperatur am Verdampferaustritt reguliert. Hierbei garantiert der korrekte Kältemittelmassenstrom eine vollständige Verdampfung des Kältemittels, sodass keine Flüssigkeit in den Verdichter eintritt. Der schematische Aufbau eines TEV sowie die Ventil- und Verdampferkennlinie bei dem Einsatz eines TEV sind in der Abbildung 2.5 A und B visualisiert.

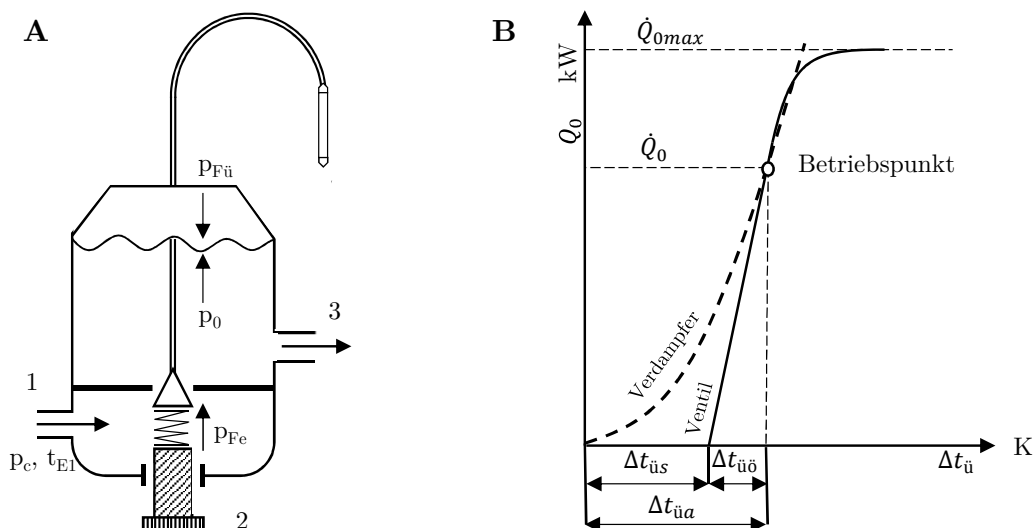


Abbildung 2.5.: Abbildung A: Schema eines thermostatischen Expansionsventils; Abbildung B: Ventil- und Verdampferkennlinie (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))

Die Funktionsweise des TEV ist aus dem Schema ersichtlich. Durch den Verdampfendruck wirken das Wellrohr und die Federkraft auf den Ventilkegel als Schließkraft. Dem entgegen wirkt die Kraft zum Öffnen des Ventils durch den Fühler über das Kapillarrohr. Der Druck der Fühlerfüllung ist von der Überhitzungstemperatur am Verdampferaustritt abhängig. Mithilfe der Regulierschraube wird über die Federspannung die Druckdifferenz zwischen Verdampfendruck und dem Druck im Fühler eingestellt. Bei steigender Überhitzung öffnet das Ventil und vice versa. (vgl. Korn 2014, S. 35f) Die statische Ventilkennlinie in Abbildung 2.5 B bildet die Ventilleistung in Abhängigkeit der Überhitzung ab. Bei einer definierten Verdampfungstemperatur steigt die Öffnungsüberhitzung annähernd mit dem Massenstrom des Kältemittels und folglich der Kälteleistung an. Die Steigung der Ventilkennlinie ist von der Ventilkonstruktion abhängig. Bei der Auswahl des Ventils ist zu beachten, dass die Leistung auf den Verdampfer abgestimmt sein muss. Eine stabile Regelung des Ventils ist gewährleistet, wenn die Ventil- und Verdampferkennlinie im Betriebspunkt einen Schnittpunkt haben. Sobald die statische Überhitzung erreicht ist, öffnet das Ventil. Der Einsatz eines TEV ist vorteilhaft, da es als geschlossenes Regelsystem ohne jegliche Hilfsenergie arbeitet und im Schadensfall als vollständige Einheit ausgetauscht werden kann. (vgl. Pohlmann 2013, S. 384f) Nachteilig ist, dass die Öffnungskraft und der Öffnungsgrad von dem Druck der Fühlerfüllung abhängig sind. Bei geringen Verdampferemperaturen sinkt der Druck und somit auch die Ventilleistung. Zur Kompensation wird der Differenzdruck erhöht, sodass der Kondensationsdruck durch eine höhere Kondensationstemperatur erhöht ist. (vgl. Korn 2014, S. 36) Wie bereits in Kapitel 2.4.1 beschrieben, bildet die Mindestdruckdifferenz eine signifikante Einsatzgrenze für Kälteanlagen mit TEV und die Erhöhung der Kondensationstemperatur durch das TEV bedingt eine erhöhte Leistungsaufnahme des Verdichters.

Zum Ausgleich der Nachteile von TEV bei extremer Teillast und Aufhebung der Einsatzgrenze durch die Mindestdruckdifferenz werden elektronische Expansionsventile (EEV) eingesetzt. Hauptaufgabe ist ebenfalls die Zufuhr des Kältemittels zum Verdampfer zur trockenen Verdampfung. Zur Änderung des Öffnungsgrads des Ventils wird ein elektrischer Stellantrieb verwendet. Zur Ansteuerung des Antriebs wird entweder ein PI- oder PID-Regler verbaut. Zur Bestimmung der Regeldifferenz zwischen Soll- und Istwert misst ein Drucktransmitter den Druck und ein elektronischer Widerstandstemperaturfühler die Temperatur am Verdampferaustritt. Ein Nachteil gegenüber TEV ist der zusätzliche Hilfsenergiebedarf für den Stellantrieb und den Regler sowie der Aufwand der Reglerparametrierung. (vgl. Pohlmann 2013, S. 386f) Diese Nachteile werden durch die energetischen Vorteile der EEV überkompensiert. Durch den Einsatz eines EEV kann der Kondensationsdruck gegenüber dem Einsatz eines TEV reduziert werden, da das EEV in allen Betriebszuständen vollständig öffnen kann. Proportional zur geringeren Kondensationstemperatur steigt die Verdichterleistung und die Leistungsaufnahme des Verdichters sinkt. (vgl. Korn 2014, S. 38ff) Eine untere Betriebsgrenze besteht nur durch die Anforderungen des Verdichters an das Druckverhältnis. Der zweite

energetische Hauptvorteil des EEV ist die Vergrößerung der wirksamen Verdampferfläche. Aufgrund des elektrischen Stellantriebs ist keine statische Überhitzung notwendig. Dies ermöglicht eine geringere Überhitzung. Daraus resultiert ein geringerer Bedarf der Wärmeübertragerfläche im Verdampfer für die Überhitzung, sodass eine größere Wärmeübertragerfläche für die Verdampfung verfügbar ist. Dies ermöglicht höhere Verdampfungstemperaturen. Der Einfluss der Überhitzung auf die Leistung eines Lamellenverdampfers lässt sich anhand der folgenden Gleichung nach EN 328 bestimmen. Das Überhitzungsverhältnis $f_{\ddot{u}}$ ist ein Maßstab für die Beurteilung der Verdampferausnutzung. Hierbei ist $\vartheta_{\ddot{u}}$ die Überhitzungstemperatur und ϑ_v die Verdampfungstemperatur am Verdampferaustritt. ϑ_{KuehlW} ist die Eintrittstemperatur des zu kühlenden Mediums.

$$f_{\ddot{u}} = \frac{\vartheta_{\ddot{u},aus} - \vartheta_{v,aus}}{\vartheta_{KuehlW,sein} - \vartheta_{v,aus}} \quad (2.19)$$

In der Abbildung 2.6 ist die Leistungsänderung des Verdampfers in Abhängigkeit des Überhitzungsverhältnisses dargestellt. Es ist zu erkennen, dass je kleiner das Überhitzungsverhältnis und somit die Überhitzung ausfällt, desto größer die Verdampferleistung ist.

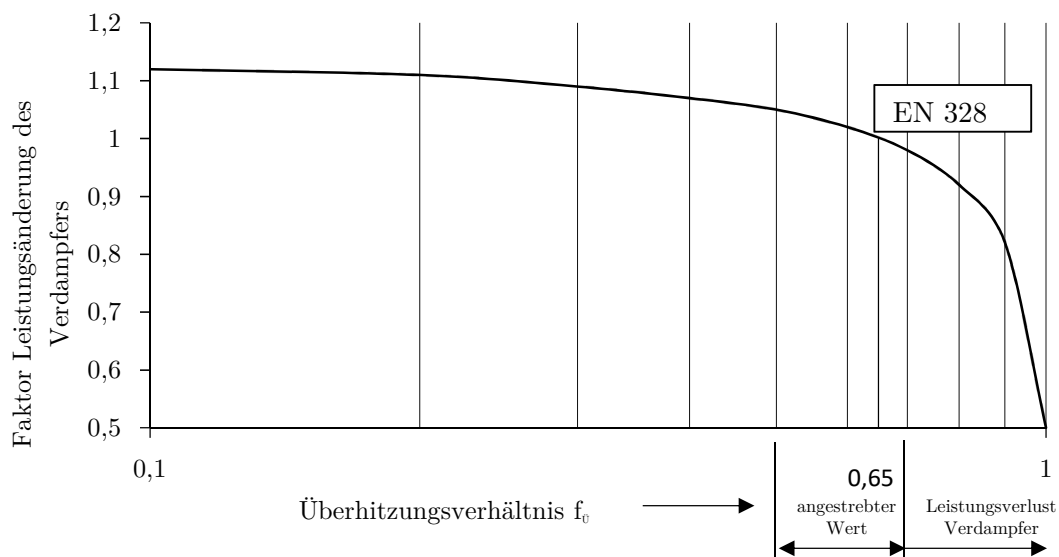


Abbildung 2.6.: Einfluss der Überhitzung auf die Leistung von Lamellenverdampfern (eigene Darstellung in Anlehnung an EN 328)

Weitere energetische Vorteile sind die Reduktion der Anzahl der Abtauungen oder der Abtauzeit sowie die Begrenzung und Verkürzung des Nassfahrens von Verdampfern. Die energetischen Einsparungen dieser Vorteile werden jedoch stark von den zwei vorher beschriebenen Vorteilen überlagert.

2.4.4. Verdampfer

In diesem Abschnitt wird die Funktionsweise des Verdampfers einer KKM erläutert. Die Nutzung der Kälteleistung des Kalt dampfkompansionsprozesses erfolgt durch die Verdampfung des Kältemittels durch Wärmetransport im Verdampfer vom Kältemittel direkt zu dem kühlenden Medium (z.B. Luft) oder einem Medium im Sekundärkreis (z.B. Kaltwasser). Die Kälteleistung des Verdampfers ist durch die bereits erwähnte Gleichung 2.12 definiert. Für den Wärmetransport werden in den meisten Anwendungsfällen Gegenstromwärmeübertrager verwendet. In dem folgenden Diagramm 2.7 ist der Temperaturverlauf des Kältemittels und des zu kühlenden Mediums in einem Gegenstromwärmeübertrager abgebildet.

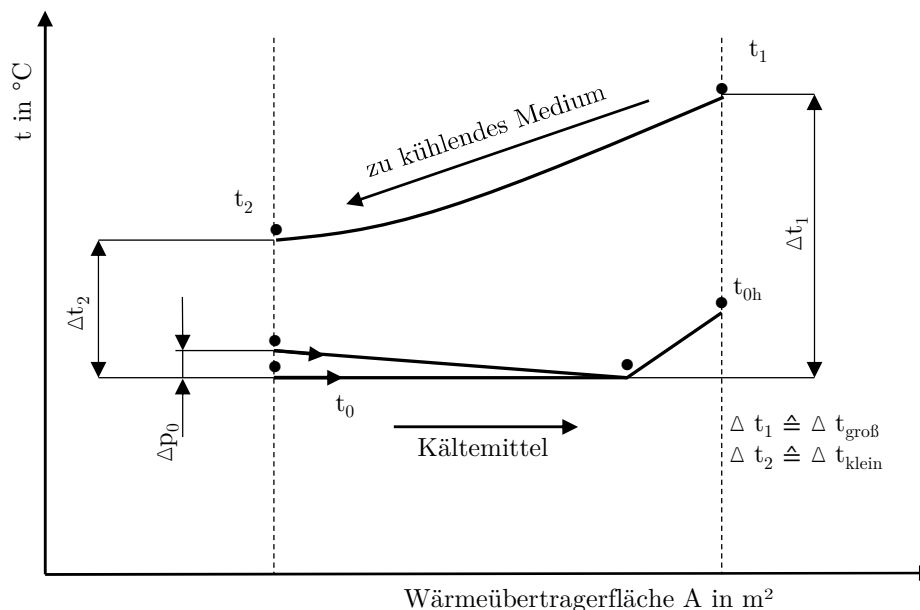


Abbildung 2.7.: Temperaturverlauf in einem Gegenstromverdampfer (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))

Wie bei der Kondensation durchläuft das Kältemittel bei der Verdampfung drei Phasen. Zuerst erfolgt die Abkühlung des unterkühlten, siedenden Kältemittels auf Verdampfungstemperatur. In Phase zwei erfolgt die isotherme Verdampfung und anschließend die Überhitzung des Kältemittels. Die Auslegung der Wärmeübertragerfläche erfolgt analog der Berechnung für den Kondensator nach Gleichung 2.17. Hierbei ist die logarithmische Temperaturdifferenz eine Näherung der tatsächlichen Temperaturen der drei Phasen.

Der Verdampfungsvorgang erfolgt entweder trocken (Abbildung 2.8 A) oder überflutet (Abbildung 2.8 B). Bei trockener Verdampfung verdampft das gesamte, zugeführte Kältemittel und wird am Ende des Verdampfers überhitzt. Im überfluteten Betrieb hingegen ist der Verdampfer vollständig mit flüssigem Kältemittel gefüllt, welches am Austritt keine Überhitzung aufweist.

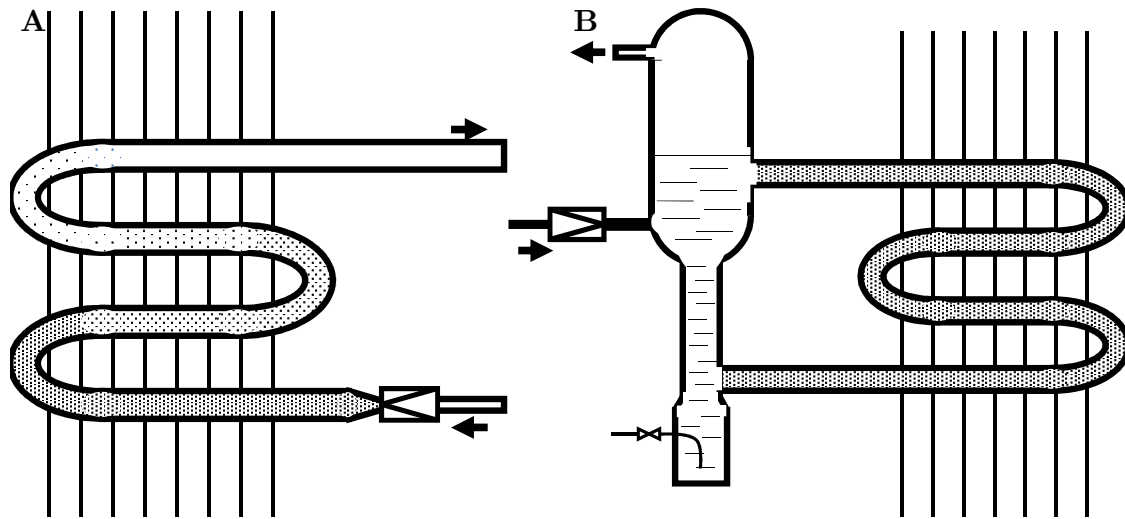


Abbildung 2.8.: Abbildung A: trockene Verdampfung; Abbildung B: überflutete Verdampfung (vgl. Pohlmann 2013, S. 380)

2.5. Externe Rückkühlwerke

Wasser wird häufig als Wärmeträger verwendet, um Wärme aus Kältemittelkondensatoren oder industriellen Prozesswärmeübertragern abzuführen. Eine Möglichkeit zur Kühlung ist die Entnahme eines kontinuierlichen Wasserstroms aus einer Brauchwasserversorgung oder einem natürlichen Gewässer. Wasser, das zu diesem Zweck von Versorgungsunternehmen bezogen wird, ist aufgrund der gestiegenen Wasserversorgungskosten und Entsorgungskosten unwirtschaftlich. Ebenso ist Kühlwasser aus natürlichen Quellen nur in Ausnahmefällen nutzbar, da die verursachten ökologischen Störungen durch die erhöhte Temperatur des Abwassers in vielen Fällen inakzeptabel sind. (vgl. American Society of Heating et al. 2016, Kapitel 40 S. 1) Für die Rückkühlung der Kühlmedien der wassergekühlten Kondensatoren werden daher externe Rückkühlwerke eingesetzt, sofern keine weitere Wärmesenke als die Außenluft verfügbar ist. Zu den externen Rückkühlwerken zählen TK, Verdunstungskühler, Hybridkühler und Kühltürme. Die grundlegende Funktionsweise und die Wärmeübertragermechanismen der Kühler werden in diesem Kapitel erläutert, wobei auf Analogien zu den luftgekühlten Kondensatoren verwiesen wird.

2.5.1. Trockenkühler und Freikühler

TK bestehen grundsätzlich aus regelbaren Ventilatoren und einem Wärmeübertrager. Die Funktionsweise ist analog zu den luftgekühlten Kondensatoren, wobei das Kühlmedium nur sensible Wärme an die Außenluft mittels Konvektion abgibt. Ein FK ist ein TK, welcher direkt zur Kühlung eines Kühlraumes oder -körpers eingesetzt wird.

Aufgrund der sensiblen Wärmeübertragung erreichen TK Abkühlungsgrenzen oberhalb der

Außenlufttemperatur. In der Regel liegt die minimale Temperaturdifferenz zwischen Luft-eintrittstemperatur und Kühlmediumaustrittstemperatur bei 3 - 4 K (vgl. Pohlmann 2013, S. 369). Die Regelung der Kühlmediumaustrittstemperatur erfolgt wie bei luftgekühlten Kondensatoren mittels einer Erhöhung der Luftgeschwindigkeit durch Drehzahl-, Drossel- oder Drallverstellung der Ventilatoren. Die Ventilatorleistung nimmt ebenfalls mit der dritten Potenz zur Drehzahl zu. In Abbildung 2.9 ist die Leistungsaufnahme des Ventilators in Abhängigkeit des Luftvolumenstroms für verschiedene Arten der Drehzahlregelung visualisiert.

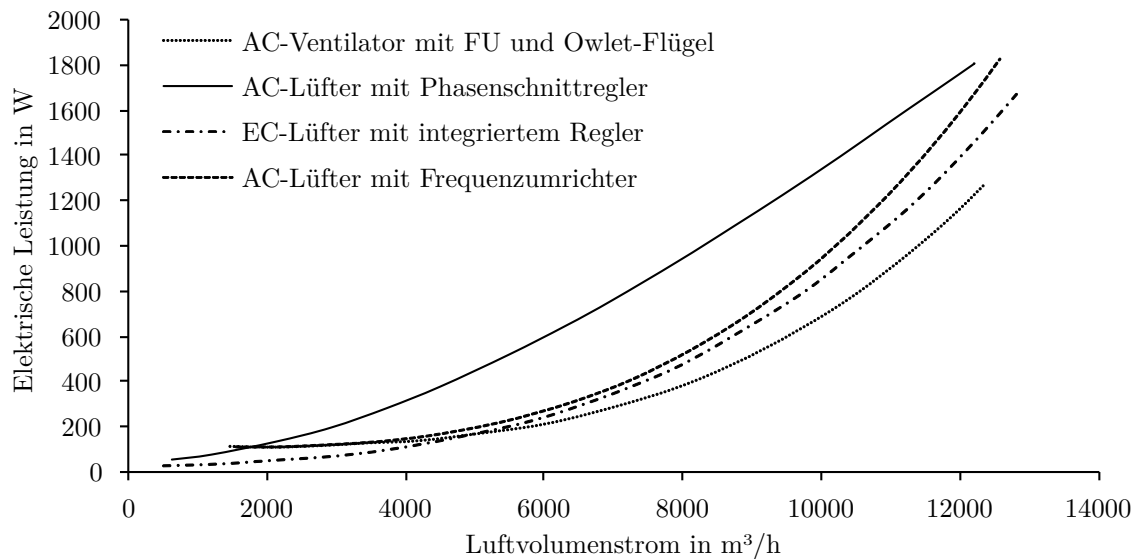


Abbildung 2.9.: Elektrische Leistungsaufnahme des Ventilators in Abhängigkeit des Luftvolumenstroms und der Drehzahlregelung (eigene Darstellung in Anlehnung an Jackmann (2007))

Es ist zu erkennen, dass der Ventilator (graue, gepunktete Linie) mit einem Asynchronmotor (AC) und einem FU für hohe Luftvolumenströme die geringste elektrische Leistungsaufnahme hat. Der Ventilator mit Phasenanschnittsteuerung (schwarze Linie) hat für jeden Luftvolumenstrom einen höheren elektrischen Leistungsbedarf.

Bei größeren TK werden mehrere Ventilatoren verwendet und es besteht die Möglichkeit des Einsatzes verschiedener Regelungsarten für die einzelnen Ventilatoren. Je nach Aufstellungs-ort werden nur ein Drittel der Ventilatoren mit einer Drehzahlverstellung ausgestattet und die restlichen Ventilatoren erhalten eine Zweipunktregelung. Mit dieser Mischung werden Investitionskosten reduziert und gleichzeitig die Effizienz Nachteile der Zweipunktregelung minimiert.

2.5.2. Verdunstungskühler

Die Kühlung über einen Verdunstungskühlturm wird in offene und geschlossene Verdunstungskühltürme unterteilt. Bei einem offenen Verdunstungskühlturm wird Kühlwasser über

einen Füllkörper gesprüht und mittels Umgebungsluft gekühlt. Anschließend wird das Kühlwasser aufgefangen und dem Leitungsnetz erneut zugeführt. Da das Kühlwasser in direktem Kontakt mit der Umgebungsluft steht, ergeben sich qualitative und quantitative Veränderungen des Kühlwassers.

Der geschlossene Verdunstungsturm verwendet ähnlich der Trockenkühlung einen Wärmeübertrager, in dem das Kühlmedium fließt. Die Rohre des Wärmeübertragers werden dabei zur Ausnutzung der Verdunstungsenergie mit weiterem Wasser besprüht. Ein Teil des Wassers verdampft. Die Verdampfung entzieht dem Kühlmedium im Wärmeübertrager Wärme, wodurch dieses gekühlt wird. (vgl. American Society of Heating et al. 2016, Kapitel 39 S. 11) Mit beiden Methoden kann eine Leistungsdichte von $60 - 80 \frac{kW}{m^2}$ erreicht werden. Gegen das Verfahren der Verdunstungskühltürme sprechen der hohe Wasserverbrauch und die erforderliche Wasseraufbereitung. Jedoch wird bei diesem Verfahren nur wenig Platz im Vergleich zur Trockenkühlung benötigt.

2.5.3. Hybride Trockenkühler

Hybridkühltürme kombinieren eine sensible und adiabatische Kühlung, um den Wasser- und Energiebedarf im Vergleich zu herkömmlichen Kühlgeräten zu reduzieren. Wassereinsparungen werden durch verschiedene Betriebskombinationen dieser Kühlarten erreicht. Wenn mehr adiabatische, direkte oder indirekte Verdunstungskühlung verwendet wird, wird weniger elektrische Energie auf Kosten eines höheren Wasserverbrauchs benötigt. Umgekehrt wird bei einer direkteren Kühlung weniger Wasser verbraucht und der Energiebedarf steigt. Die folgenden Betriebsarten können einzeln oder in Kombination verwendet werden. (vgl. American Society of Heating et al. 2016, Kapitel 40 S. 7)

Hybride TK kühlen ein Kühlmedium mittels der Umgebungsluft oder durch Verdunstung von Wasser. Bei tiefen Außentemperaturen erfolgt die Wärmeabgabe wie beim TK sensibel und durch Konvektion. Bei hohen Außentemperaturen wird die Oberfläche des Lamellenwärmeübertragers mit Wasser benetzt und die Wärmeabgabe erfolgt zum einen Teil konvektiv und zum anderen Teil latent durch die Verdunstung des Wassers. Eine Mischung der beiden Wärmeübertragemechanismen ist ebenfalls möglich. Im Trocken- und Nassmodus werden die Verdunstungskühlung und die sensible Kühlung gleichzeitig genutzt. Dieser Fall tritt bei gemäßigten Außentemperaturen und entsprechenden Lastbedingungen auf. Im adiabatischen Betriebsmodus wird Wärme durch die Kühlelemente abgeführt. Das zirkulierende Sprühwasser dient zur Sättigung und adiabaten Vorkühlung der einströmenden Außenluft. Die adiabatische Kühlung der Zuluft führt zu niedrigeren Lufttemperaturen, was die Rate der sinnvollen Wärmeübertragung erhöht. In Abbildung 2.10 ist der Aufbau eines hybriden TK dargestellt. Mittels der Nutzung der Verdunstungskühlung wird die Wärmeleistung gegenüber dem konvektiven Wärmeübergang bei der Trockenkühlung um das Drei- bis Vierfache gesteigert. Dies bedingt einen geringeren Raumbedarf und einen kleineren Schallpegel. Aufgrund der laten-

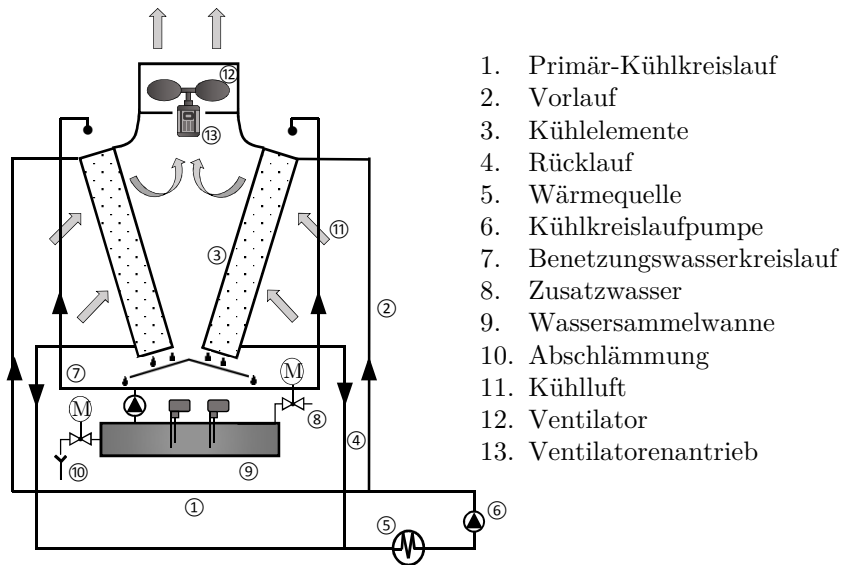


Abbildung 2.10.: Schematischer Aufbau eines Hybridkühlers (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))

ten Wärmeabgabe werden Kühlmediumaustrittstemperaturen an der Grenze oder unter der Trockenlufttemperatur der Umgebung erreicht. Die Kühlgrenze eines hybriden TK ist bei Temperaturdifferenzen zwischen Kühlmediumaustrittstemperatur und Feuchtkugeltemperatur³ von 4 - 5 K. (vgl. Pohlmann 2013, S. 371)

2.6. Kältespeichersysteme

Weitere Komponenten eines Kälteversorgungssystems sind Kältespeicher, welche in diesem Unterkapitel vorgestellt werden. Kältespeicher ermöglichen die zeitliche Trennung von Kältebereitstellung und Nutzung. Kältespeicher werden in thermische und chemische Speicher unterteilt, wobei im Rahmen dieser Arbeit nur thermische Speicher betrachtet werden. Bei den thermischen Speichern wird zwischen offenen und geschlossenen Systemen unterschieden. Bei geschlossenen Systemen bleibt die Speichermasse konstant, wohingegen bei offenen Systemen die Speichermasse veränderlich ist. Eine weitere Einteilung von Kältespeichern erfolgt in sensible und latente Speicher. In Kälteversorgungssystemen sind sensible Speicher häufig Kaltwasser- oder Solespeicher und latente Speicher sind Eisspeicher. In diesem Unterkapitel werden die technische Funktionsweise und die thermodynamischen Grundlagen von sensiblen und latenten Speichern beschrieben. Zusätzlich erfolgt die Erläuterung der Nutzung von Sprinklerbecken als Kaltwasserspeicher.

³Die Kühlgrenztemperatur wird als Feuchtkugeltemperatur gemessen und beschreibt die tiefste Temperatur, welche sich durch Verdunstungskühlung erreichen lässt. Es besteht ein Gleichgewicht zwischen der Wasserabgabe einer feuchten Oberfläche und der Sättigung der umliegenden Atmosphäre. (vgl. Stephan et al. 2017, S. 37)

2.6.1. Sensible thermische Speicher

In sensiblen thermischen Kältespeichern führt eine Abfuhr von Wärme aus dem Speicher zu einer direkten Abnahme der Fluidtemperatur im Speicher. Der Unterschied zwischen Wärme- und Kältespeicher besteht darin, dass ein Wärmespeicher Temperaturen oberhalb der Umgebungstemperatur erreichen soll und der Kältespeicher unterhalb dieser. Ebenfalls kehren sich die Wärmeverlustströme durch Wärmeleitung, Konvektion und Strahlung um. Der schematische Aufbau eines sensiblen thermischen Speichers und die ein- und austretenden Energie-, Enthalpie- und Massenströme sind in Abbildung 2.11 visualisiert.

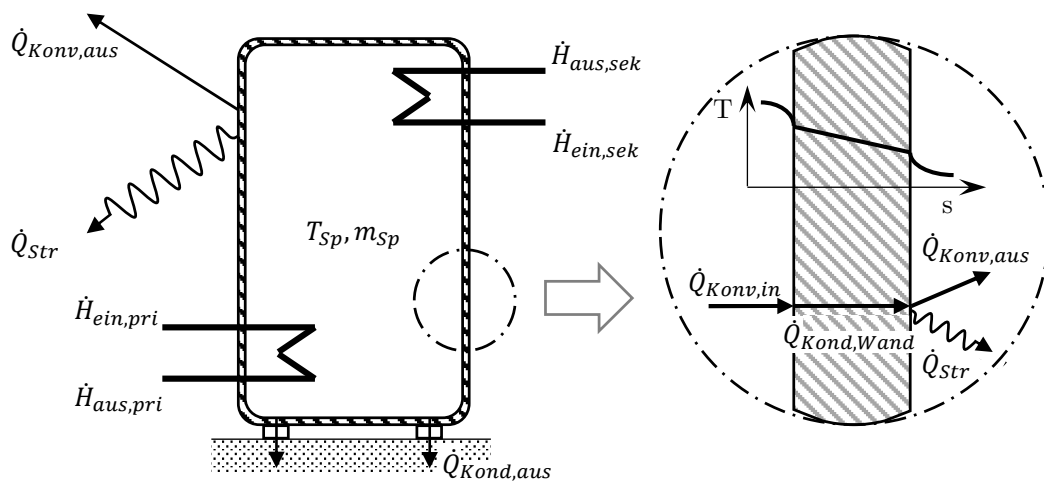


Abbildung 2.11.: Schematischer Aufbau eines sensiblen thermischen Speichers (vgl. Meschede 2018, S.36)

Zu den klassischen sensiblen Kältespeichern gehören wassergefüllte Pufferspeicher, welche in vielen Kälteversorgungssystemen nur als hydraulische Weiche zum Einsatz kommen. Die Effizienz eines Kaltwasserspeichers ist von den Speicherverlusten in Form von Wärmeübertragung durch Konduktion, Konvektion und Strahlung in den Speicher abhängig. Mittels der differentiellen Form des ersten Hauptsatzes wird die Änderung der Energie des Speichers E_{Sp} durch Massentransport \dot{m} , Konduktion \dot{Q}_{Kond} , Konvektion \dot{Q}_{Konv} und Strahlung \dot{Q}_{Str} beschrieben. Die Bilanzgrenze umfasst die Speicherwand und den Speicherinhalt. Aufgrund der deutlich kleineren Wärmekapazität und Masse der Wand im Vergleich zur Wärmekapazität und Masse des Wassers im Speicher wird die Speicherwand in der Bilanzierung vernachlässigt. Dabei entsprechen für Kaltwasser- und Solespeicher die eintretenden Massenströme den austretenden Massenströmen $\sum_{k=1}^n \dot{m}_{k,zu} = \sum_{k=1}^n \dot{m}_{k,ab}$ und somit bleibt die Speichermasse konstant ($m_{Sp} = konst.$). An dieser Stelle wird zusätzliche eine ideale Durchmischung des Speichers angenommen. Für die Änderung der inneren Energie U gilt bei der Annahme einer

isobaren Be- und Entladung des Speichers, einer konstanten spezifischen Wärmekapazität c_p und der Vernachlässigung der Änderung der kinetischen und potenziellen Energien folgende Beziehung:

$$\frac{dE_{Sp}}{dt} = \frac{dU}{dt} = m_{Sp} \cdot c_p \cdot \frac{dT_{Sp}}{dt} = \sum_{k=1}^n \dot{H}_{k,ein} - \sum_{k=1}^n \dot{H}_{k,aus} - \dot{Q}_{Konv} - \dot{Q}_{Str} \quad (2.20)$$

Der konduktive Wärmestrom vom Speicher zum Boden wird aufgrund der geringen Kontaktfläche vernachlässigt. Der Konvektionswärmestrom \dot{Q}_{Konv} wird durch das Produkt des Wärmeübergangskoeffizienten α , der Fläche A und der treibenden Temperaturdifferenz ΔT_{Konv} beschrieben.

$$\dot{Q}_{Konv} = \alpha \cdot A \cdot \Delta T_{Konv} \quad (2.21)$$

Der Wärmeeintrag durch Strahlungsaustausch \dot{Q}_{Str} wird von dem Emissionsfaktor ϵ der Speicheroberflächen, der Stefan-Boltzmann-Konstante σ , der Mantelfläche des Speichers A_M und der Temperaturdifferenz der Himmelstemperatur T_{sky} und der Speichermanteltemperatur T_M bestimmt. Ist die Umschließungsfläche mit der Himmelstemperatur T_{sky} deutlich größer als die Mantelfläche, so gilt die Vereinfachung, dass sich die umgebende Umschließungsfläche wie ein schwarzer Strahler verhält und die Umgebungstemperatur der Himmelstemperatur entspricht. Für diese Vereinfachung gilt folgender Zusammenhang.

$$\dot{Q}_{Str} = \epsilon \cdot \sigma \cdot A_M \cdot (T_{sky}^4 - T_M^4) \quad (2.22)$$

Ist die Umschließungsfläche nicht deutlich größer, wird das Produkt von ϵ und σ durch eine geometrieabhängige Strahlungsaustauschzahl ersetzt.

Freie und erzwungene Konvektion im Speicherinneren bildet einen Temperaturgradienten aus. Daraus resultiert für die Speichertemperatur eine Abhängigkeit der Zeit und des Ortes. Dieser Zusammenhang wird mittels partieller Differentialgleichungen beschrieben. Zur Modellierung von Speichersystemen mit inneren Temperaturgradienten werden Knotenmodelle mit Wärmeleitung zwischen den Knoten oder Schichten verwendet. Hierzu wird für jeden Knoten eine Energiebilanz mit Hilfe der Differentialgleichung aus dem Finite-Volumen-Ansatz erstellt. Die Gleichung 2.20 gilt auch für jede ideal durchmischte Schicht in einem Schichtenspeicher, wobei zusätzliche innere Strömungen und die vertikale Wärmeleitung die Bilanz erweitern. Weitere Informationen zum Schichtenspeichermodell sind im Unterkapitel 5.4 angeführt.

Aufgrund der geringen Temperaturdifferenz (3 - 12 K) zwischen Vor- und Rücklauftemperatur in einem Kälteversorgungssystem mit Wasser sind große Volumen zur Speicherung einer signifikanten Energiemenge notwendig. Für eine Temperaturänderung von 6 K ergibt sich, auf einen Kubikmeter Wasser bezogen, ein Energiespeicherpotenzial von $6,97 \frac{kWh}{m^3}$. Aus diesem Grund sind viele Pufferspeicher lediglich als hydraulische Weiche eingebunden und dienen zur kurzfristigen Glättung des Lastprofils. Ein besseres Verhältnis zwischen Volumen und Ener-

giespeicherpotenzial bieten Eisspeicher, welche im nächsten Unterkapitel beschrieben werden.

2.6.2. Latente thermische Speicher

In Kälteversorgungssystemen werden als latente thermische Speicher häufig Fest-Flüssig-Speicher mit Eis verwendet. Bei der Speicherung von thermischer Energie wird einem Wasserspeicher Wärme entzogen, sodass das Wasser gefriert. Für die Entladung wird das Eis wieder geschmolzen. Der Vorteil des Eisspeichers ist die höhere Energiedichte im Vergleich zu einem sensiblen Wasserspeicher. Die Schmelzenthalpie von Wasser beträgt $h_{Wasser/Eis} 334 \frac{kJ}{kg}$, wobei die spezifische Wärmekapazität von Wasser bei 25 °C nur $4,2 \frac{kJ}{kgK}$ beträgt. Aufgrund des ca. 13-fach höheren Energiespeicherpotenzials gegenüber Wasser ($\Delta T = 6K$) werden Eisspeicher in der chemischen Industrie, Nahrungs- und Getränkebranche sowie in Brauereien und Molkereien eingesetzt. Ebenfalls kann durch Speicherung eine große Kälteleistung in kurzer Zeit zur Verfügung gestellt werden. Ebenfalls werden bei Eisspeichersystemen Vorlauftemperaturen unter 0 °C ausgeschlossen. Einige Produkte, wie z. B. Milch und Blumen, nehmen Schaden bei zu niedrigen Temperaturen (vgl. Pohlmann 2013, S. 247). Für die Bereitstellung der Erstarrungsenergie werden Temperaturen unterhalb der Kaltwasservorlauftemperaturen benötigt, was eine geringere Verdampfungstemperatur erfordert und somit eine Reduktion der Energieeffizienz zur Folge hat.

2.6.3. Sprinklerbecken

Sprinklerbecken sind Wasserbehälter für die Vorhaltung von Löschwasser für die Sprinkleranlage. Die Löschwasserbevorratung in einem Sprinklerbecken für selbsttätige Löschanlagen muss den Richtlinien der Sachversicherer wie zum Beispiel VdS CEA 4001 entsprechen (vgl. Verein Deutscher Ingenieure 2017). Die großen Wasservolumina der Sprinklerbecken für kommerzielle Gebäude und industrielle Produktionsstätten prädestinieren diese für den Einsatz als thermische Speicher für die Kaltwasserversorgung. Die Entnahme von Löschwasser für andere Prozesse ist gestattet, wenn die Leitung durch ein Absperrventil, welches vor dem Regelventil installiert ist, abgesperrt wird (vgl. Cea 2017). Bei der Entnahme der Wärme besteht die Möglichkeit der Installation von Wärmeübertragern für die Be- und Entladung oder direkte Nutzung des Wassers im Speicher. Aufgrund des notwendigen Temperaturgefälles im Wärmeübertrager steigt die Temperatur des Kaltwassers nach jedem Wärmeübertrager an. Dies führt zu einem erhöhten elektrischen Energiebedarf in Folge der Reduktion der Verdampfungstemperatur zur Sicherstellung der Kaltwassersolltemperatur. Aus diesem Grund ist die direkte Nutzung des Wassers zu bevorzugen. Die hohe Wärmespeicherkapazität der Sprinklerbecken ermöglicht das Verschieben von Kältebedarfen. Dabei findet eine Verschiebung der Lasten um mehrere Stunden oder sogar Tage statt. Daraus resultieren energetische Einsparungspotenziale. Gleichzeitig steigt die Komplexität zur Bestimmung der Regelungsstrategie von Kaltwasserversorgungssystemen um die Komponenten der Be- und Entladungsstrategie

des thermischen Speichers.

In der Praxis findet sich eine Vielzahl von Anbindungen des Sprinklerbeckens an das Energieversorgungssystem. Beispielsweise werden in einem Einrichtungshaus drei Sprinklerbecken mit einem Gesamtvolumen von 1.250 m^3 installiert, um negative Temperaturspitzen des Abwassers während der Schneeschmelze auszugleichen (vgl. Wolf 2014, S. 98). Für die Klimatisierung einer Produktionshalle zur Fertigung von energieeffizienten Ventilatoren dient das Löschwasservolumen von 1.100 m^3 im Winter als Wärmespeicher für die WP und im Sommer als Kaltwasserspeicher (vgl. Brauneis 2009). In einer Produktionsstätte eines Elektronikherstellers ist ein Sprinklertank verbaut, um die Abwärme zu speichern und die Kühlung der Spritzgussmaschinen (SGM) vom Wärmebedarf der restlichen Produktionsfläche zu entkoppeln (vgl. Wolf 2014, S. 70).

Energetische Optimierung der Kälteversorgung

Die energetische Optimierung eines Kälteversorgungssystems erfolgt durch die Effizienzsteigerungen auf Maschinen- und Komponentenebene der KM oder im Gesamtsystem unter Berücksichtigung von Rückkühlwerken und potenziellen Wärmesenken. In der Beschreibung der technischen Komponenten eines Kälteversorgungssystems ist bereits auf eine Vielzahl von energetischen Optimierungspotenzialen, wie zum Beispiel die Reduktion der Kondensationstemperatur, Erhöhung der Verdampfungstemperatur, Einsatz eines FU zur Verdichterregelung, Einsatz eines EEV und die Einbindung eines thermischen Speichers zur Entkopplung von Bedarf und Bereitstellung, eingegangen worden. Die energetisch vorteilhafte Abtauung und die Begrenzung der Verluste durch die Reduktion der Verschmutzung im Wärmeübertrager ergänzen die Liste der Energieeffizienzmaßnahmen, welche an dieser Stelle zur Vollständigkeit genannt, aber nicht weiter betrachtet werden. Zwei weitere Maßnahmen zur Verbesserung der Energieeffizienz eines Kälteversorgungssystems sind die Wärmerückgewinnung und die Teillastoptimierung. Diese beiden Bereiche werden in den folgenden Unterkapiteln erläutert und die notwendige Einbindung in eine simulationsgestützte Optimierung dargestellt. Darauf folgt die Beschreibung des aktuellen Stands der Forschung im Bereich der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung von Kälteversorgungssystemen. Das Kapitel schließt mit der Beschreibung der Forschungsfragen und der methodischen Herangehensweise zur Beantwortung dieser ab.

3.1. Wärmerückgewinnungspotenzial

Bei der Wärmerückgewinnung (WRG) in einer Kälteanlage wird die kondensatorseitige anfallende Abwärme zur Erwärmung eines internen oder externen Prozesses genutzt. Die nutzbare Abwärmeleistung ergibt sich aus der Leistungsbilanz des Kaltdampfkompressionsprozesses

(siehe Gleichung 2.10). Ein Beispiel für einen internen Prozess ist die Vorwärmung der Zuluft in einer raumlufttechnischen Anlage. Die Nutzung der Kondensatorabwärme zur Raumheizung oder Brauchwassererwärmung ist ein Beispiel für einen externen Prozess. Die Nutzung der Abwärme ist auf drei verschiedenen Temperaturniveaus möglich. Die WRG der Überhitzungswärme am Verdampferaustritt (Zustand 2s zu 2 in Abbildung 2.2 B) ermöglicht ein hohes Temperaturniveau. Im Vergleich zur Kondensationswärme ist die nutzbare Wärmemenge gering (vgl. Reisner et al. 2016, S. 138). Bei der Nutzung der Kondensationswärme (Zustand 2 zu 3 in Abbildung 2.2 B) wird eine höhere Wärmemenge übertragen, jedoch ist das Temperaturniveau geringer. Eine Anhebung der Kondensationstemperatur ist mit Steigerung der elektrischen Leistungsaufnahme des Verdichters möglich. Die dritte Möglichkeit zur WRG ist die Nutzung der Wärme bei der sensiblen Unterkühlung. Eine separate Auskopplung dieser Wärmeenergie ist in den meisten Fällen aufgrund des niedrigen Temperaturniveaus und der geringen Wärmemenge nicht sinnvoll. Die Wärmeübertragung der Kondensationsabwärme und der Unterkühlung erfolgt zumeist in einem Apparat.

Für die Bewertung des Energieeinsparpotenzials einer WRG ist zu beachten, dass aus der Implementierung einer WRG eine gesteigerte Leistungsaufnahme des Verdichters in Folge der Kondensationstemperaturerhöhung, steigende Druckabfälle im Rohrleitungssystem und der Bedarf an zusätzlicher Antriebsenergie für Lüfter- oder Pumpenmotoren resultieren (vgl. Korn 2014, S. 77f). Die parallele Nutzung der Wärmequelle und -senke erhöht die Leistungszahl der KKM nach der folgenden Formel.

$$\varepsilon_{Ke,WRG} = \frac{\dot{Q}_K + \dot{Q}_{Abw}}{P_{Verd}} \quad (3.1)$$

Es ist zu beachten, dass nicht die maximale Abwärme der KKM bilanziert wird, sondern die genutzte Abwärme \dot{Q}_{Abw} .

Für eine positive Energieeinsparbilanz muss der zusätzliche elektrische Energiebedarf der WRG deutlich geringer sein als der Energiebedarf der substituierten Wärmebereitstellungstechnologie. Je nach substituiertem Energieträger können die ökologischen und ökonomischen Analysen zu unterschiedlichen Resultaten führen. In der Regel ist die WRG vorteilhaft, wenn mindestens 50 % der Abwärme der Kälteanlage genutzt werden. Ein weiterer wichtiger Einflussparameter ist die Außentemperatur. Geringe Außentemperaturen ermöglichen geringe Kondensationstemperaturen bei einem geringen Energiebedarf für die Rückkühlung. Gleichzeitig sind bei kalten Außentemperaturen die Wärmebedarfe für Raum- und Hallenbeheizung hoch. Bei hohen Außentemperaturen können nur hohe Kondensationstemperaturen erreicht werden, sodass die Anhebung der Kondensationstemperatur für die WRG zu einem deutlich geringeren Energiemehrbedarf führt als bei geringen Außentemperaturen. In Abbildung 3.1 werden die Betriebskosten für die Bereitstellung von Wärme und Kälte mithilfe eines Gaskessels und einer KKM (graue Fläche) und einer KKM mit WRG (schwarze Fläche) in

Abhängigkeit des Wärmebedarfs und der Außentemperatur dargestellt.

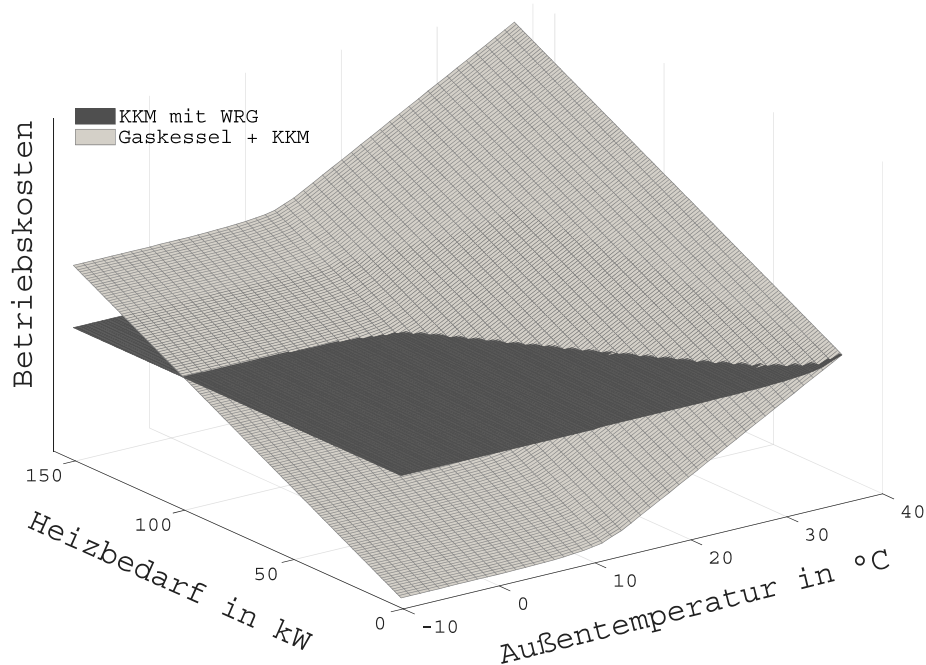


Abbildung 3.1.: Betriebskostenvergleich zur Bereitstellung von Wärme und Kälte in Abhängigkeit des Wärmebedarfs und der Außentemperatur

Es ist zu erkennen, dass sich für die KKM mit WRG keine Veränderung der Betriebskosten in Abhängigkeit des Wärmebedarfs und der Außentemperatur bis 30 °C ergeben. Aufgrund der konstant hohen Kondensationstemperatur und der ausreichend natürlichen Konvektion zur Wärmeübertragung gibt es keine Steigerung der elektrischen Leistungsaufnahme für den Verdichter und die Ventilatoren des Rückkühlwerks. Gleichzeitig bleibt die übertragbare Kondensationswärmemenge konstant, da die Quantität ein Resultat des Kühlbedarfs ist. Bei der separaten Wärme- und Kältebereitstellung mit Gaskessel und KKM sind die Betriebskosten bis zu einer Außentemperatur von 13 °C linear abhängig vom Heizbedarf, welcher vom Gaskessel gedeckt wird. Ab einer Außentemperatur von 13 °C steigt die Kondensationstemperatur an und die elektrische Leistungsaufnahme des Verdichters nimmt zu. Bei höheren Außentemperaturen verschiebt sich der Schnittpunkt der beiden Flächen zu geringeren Heizbedarfen. Mithilfe des dargestellten Diagramms 3.1 besteht die Möglichkeit, die WRG heizbedarfs- und außentemperaturabhängig zu betreiben. Bei höheren Außentemperaturen ist eine KKM mit WRG bereits bei geringeren Heizbedarfen ökonomisch vorteilhaft. Dem entgegen steht, dass bei niedrigen Außentemperaturen der Heizbedarf für Raum- und Hallenheizung steigt.

In der industriellen Praxis wird bei der Nutzung von Wärmequelle und -senke von einer

WP anstatt einer KKM mit WRG gesprochen. Für die Integration einer WP in industrielle Produktionssysteme bestehen zahlreiche Beispiele in der Literatur. Philipp et al. (2018) vergleichen die ökonomischen und ökologischen Einsparungen bei der Integration einer WP oder von einem erdgasbetriebenem Blockheizkraftwerk (BHKW) gegenüber der getrennten Wärme- und Kältebereitstellung in der Lebensmittelverarbeitung. Die Ergebnisse der Analyse hängen von den Netzemissionen des Strombezugs und dem Kostenverhältnis zwischen Strom und Erdgas ab. Wellig et al. (2014) demonstrieren die Integration einer WP in der Metallverarbeitung mit Hilfe der Pinch-Methode. Hlavica (2009) und Preuß (2011) nutzen die Abwärme aus Laserschneidanlagen, Druckluftsystemen, Badkühlungen oder die Abgase für die Oberflächenbehandlung und Raumheizung als Wärmequellen für die WP. Hierbei besteht das Risiko, dass diese konstanten Wärmequellen in zukünftigen Produktionssystemen aufgrund von Energieeffizienzmaßnahmen reduziert oder eliminiert werden. Schlosser et al. (2019) erläutern die systemeffiziente Integration einer WP mit thermischen Speichern in einem Fertigungssystem. Die Kühlung der Werkzeugmaschine wird als Wärmequelle und die Heizung der Waschmaschine für die Bauteile als Wärmesenke verwendet.

Diese kurze Literaturliteraturanalyse zur WRG für KKM stellt einen Auszug der Integrationsmöglichkeiten dar. Aufgrund der zahlreichen wissenschaftlichen Untersuchungen in diesem Feld fällt im weiteren Teil dieser Arbeit das Augenmerk auf Anwendungsfälle, in denen sich keine Nutzung für ein Medium auf dem Temperaturniveau der WRG ergibt oder die Heizbedarfe zu gering sind.

3.2. Teillastoptimierung von Kompressionskältemaschinen

In Kapitel 2.4.1 und der Tabelle 2.4 ist der Einfluss der Regelungen auf das Teillastverhalten beschrieben. Neben der Verdichterregelung hat die Anlagencharakteristik einen maßgeblichen Einfluss auf das Teillastverhalten und die Gesamteffizienz einer KKM. Zur Erreichung verschiedener Leistungsstufen wird mehr als ein Verdichter eingesetzt und die beschriebenen Regelungsarten können auch kombiniert verwendet werden. Bei der Analyse der charakteristischen Teillastkennlinien der KKM fällt auf, dass ein großer Teil der industriellen KKM eine höhere Effizienz im Teillastbetrieb als im Vollastbetrieb aufweist. Insbesondere bei neueren Modellen ist diese Effizienzsteigerung im Teillastbetrieb erkennbar. Diese Charakteristik ist das Ergebnis der gesetzlichen Regulierung zur Steigerung der Energieeffizienz. In der Europäischen Verordnung (EU) Nr. 2016/2281 der Kommission vom 30. November 2016 zur Durchführung der Richtlinie 2009/125/EG des Europäischen Parlaments und des Rates im Hinblick auf die Festlegung von Anforderungen an die umweltgerechte Gestaltung energieverbrauchsrelevanter Produkte für Luftheizungsprodukte, Kühlungsprodukte, Prozesskühler mit hoher Betriebstemperatur und Gebläsekonvektoren sind Mindesteffizienzanforderungen festgelegt (vgl. Europäische Kommission 2016). Ähnliche Mindesteffizienzanforderungen sind

für den amerikanischen Markt im ASHRAE Standard 90.1-2016 und für den chinesischen Markt in der GB19577 - 2015 Grade 1 definiert. Die Mindestanforderungen richten sich nach der Art der Rückkühlung, der Nennkälteleistung, der Einsatzform und den regionalspezifischen Berechnungsformen. In Tabelle A.2 im Anhang sind die Mindestanforderungen für die verschiedenen Maschinentypen in den jeweiligen Ländern dargestellt. Insbesondere für den europäischen Markt wird deutlich, dass ab 2021 weitere Effizienzsteigerungen gesetzlich vorgeschrieben sind. Für wasser- und luftgekühlte KM für die Komfortklimatisierung bestehen bereits seit 2014 Mindestanforderungen an ESEER und das IPLV. Bei der Konstruktion von Kälteanlagen zielen die Hersteller darauf ab, den maximalen Wert für das ESEER und das IPLV zu erreichen. Für die industriellen KM wird in Europa seit dem 01.01.2018 der SEPR zur Berechnung der Effizienz genutzt und in den Vereinigten Staaten von Amerika das Integrated Energy Efficiency Ratio (IEER) (siehe Kapitel A.2 im Anhang). Die Berechnung des IEER entspricht in großen Teilen der Berechnung des IPLV. Da in der Berechnung dieser Kennzahlen die Volllast nur zu 1 - 3 % berücksichtigt wird (siehe Gleichung 2.6, 2.7 und A.1), ist die Verbesserung der Teillasteffizienz wesentlich. Gleichzeitig wird eine kompakte Bauweise bei Erbringung der vollen Kälteleistung angestrebt. Die kompakte Bauweise führt zu erhöhten Druckverlusten im Volllastbetrieb. Dies führt zur Reduktion der Energieeffizienz im Volllastbetrieb. (vgl. Pfaffl 2014) Zusätzlich erhöht sich die spezifische Flächenbelastung im Volllastbetrieb. Je nach Auslegung der Wärmeübertrager verschlechtert sich der Wärmeübergang. Ein Anstieg der Kondensationstemperatur und Reduktion der Verdampfungstemperatur ist möglich.

Das Teillastverhalten ist durch mehrere Einflussgrößen bestimmt, welche bereits durch den Hersteller definiert sind. Einflussgrößen sind zum Beispiel:

- Bauweise des Verdichters (siehe Tabelle 2.3)
- Art der Regelung (siehe Tabelle 2.4)
- Art des Kondensators (siehe Kapitel 2.4.2)

Zur Veranschaulichung des individuellen Anlagenverhaltens einer KKM werden Kennfelder gebildet. Hier wird das EER in Abhängigkeit des PLR, der Kondensations- und Verdampfungstemperatur dargestellt. In der Abbildung 3.2 ist ein exemplarisches Kennfeld einer wassergekühlten KKM mit Schraubenverdichtern und FU visualisiert. Zur besseren Lesbarkeit der Kennfelder wird die Verdampfungstemperatur konstant gesetzt. Aufgrund der konstanten Temperaturanforderungen in der Prozesskühlung und Klimatisierung ist die Anpassung der Verdampfungstemperatur eine statische Analyse, da die Verdampfungstemperatur so hoch wie möglich zu wählen ist.

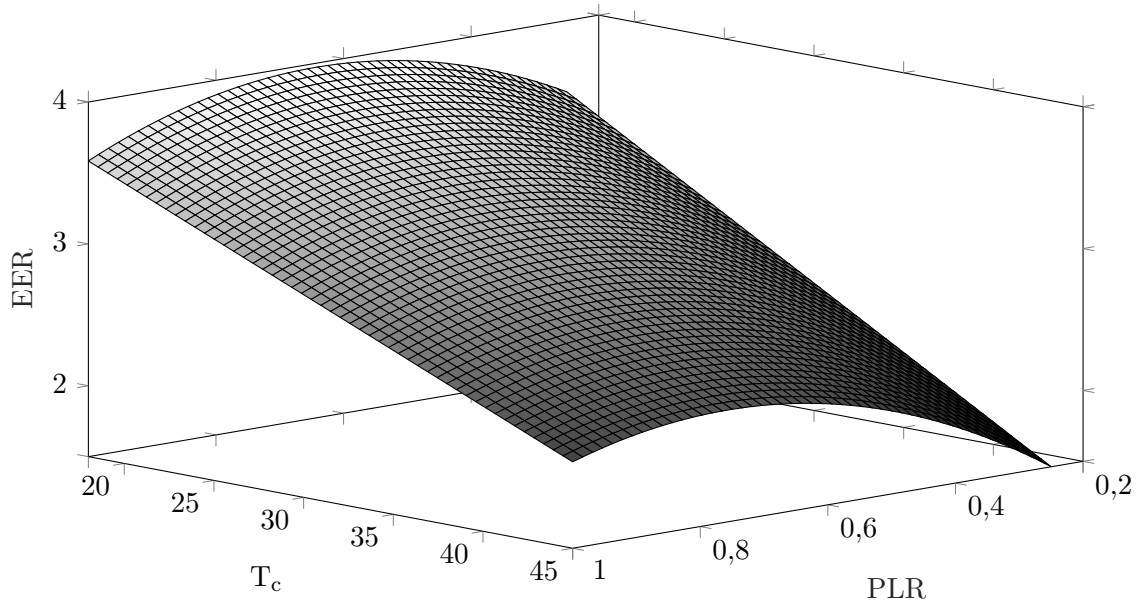


Abbildung 3.2.: Kennfeld einer wassergekühlten KKM mit Schraubenverdichtern und FU

Der Einfluss der Außentemperatur auf die Kondensationstemperatur und die Teillast sowie der Einfluss der Produktionsschwankungen auf die Teillast haben eine größere Auswirkung auf die Teillasteffizienz der KKM nach einer optimierten Anpassung der Verdampfungstemperatur. In Abbildung 3.3 sind beispielhafte Teillastkennlinien für Scrollverdichter für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten dargestellt. Weitere Übersichten für Teillastkennlinien für Turbo-, Hubkolben- und Schraubenverdichter sind im Anhang B angeführt.

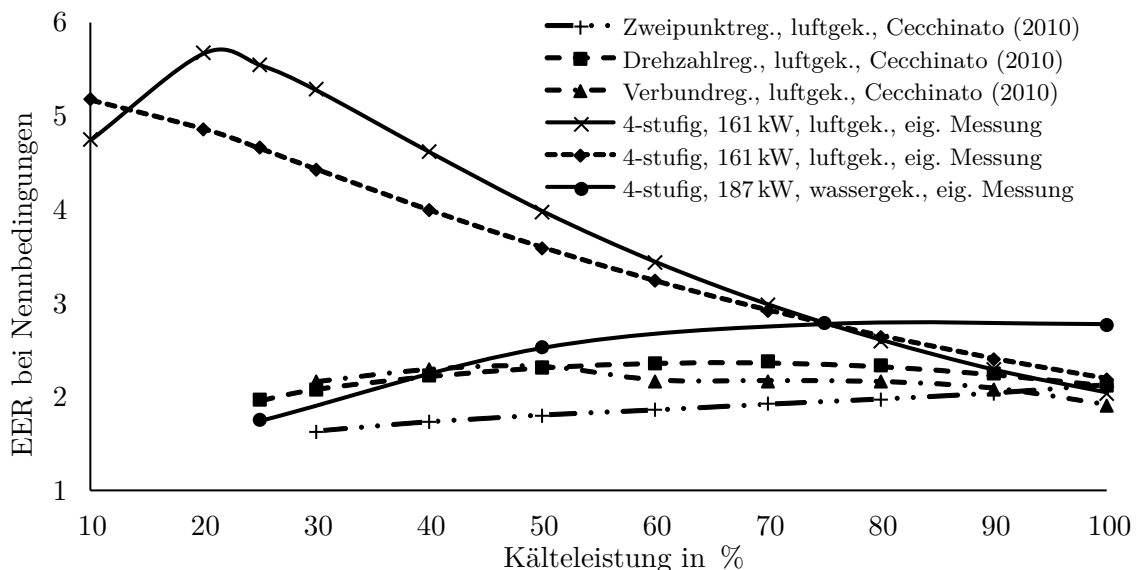


Abbildung 3.3.: Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Scrollverdichter für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten

Aus der Abbildung 3.3 wird deutlich, dass für jede KKM ein anderer optimaler Betriebspunkt über die Teillast besteht. Bei dem Einsatz von nur einer KKM ist diese so zu dimensionieren, dass die Häufigkeit des Kältebedarfs im energieoptimalen Betriebspunkt maximal ist. Werden zwei oder mehr KKM zu einer Verbundanlage zusammengeschaltet, besteht eine komplexere Anforderung an die Steuerlogik des Gesamtsystems. Die einfachste Steuerlogik ist in diesem Fall, dass eine Maschine in Volllast betrieben wird und die zweite in Teillast. Dies ist energetisch vorteilhaft, wenn das EER linear proportional zur Teillast ist (vgl. Yu et al. 2007a). Hängt das EER quadratisch von der Teillast ab, so ergibt sich weiterhin ein energetischer Vorteil, wenn eine Maschine zur Bedarfsdeckung ausreichend ist. In bestimmten Leistungsbereichen werden Energieeinsparungen an der KKM durch ein höheres Gesamt-EER erzielt, jedoch ist für den Betrieb einer zweiten Maschine eine zweite Pumpe notwendig (vgl. Yu et al. 2007a). Der elektrische Energiebedarf der Pumpe übersteigt häufig die Energieeinsparungen an einer KKM. In Summe sinkt in diesem Fall die Gesamteffizienz der Kälteversorgungsanlage.

In der Abbildung 3.4 ist die Abhängigkeit des EER von der Teillast von zwei KKM über einen Leistungsbereich von 20 - 200 % visualisiert.

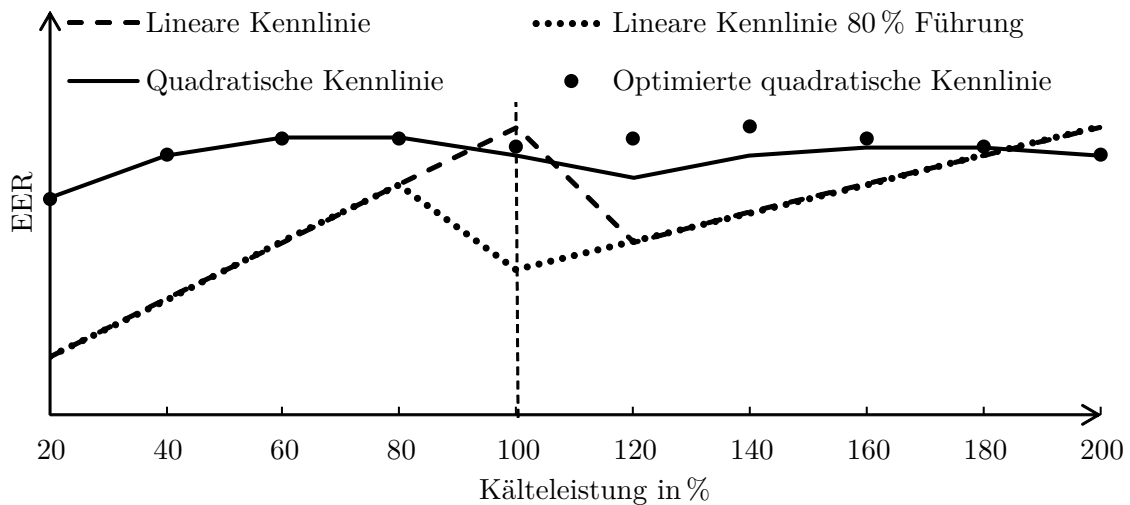


Abbildung 3.4.: Energieeffizienz der Teillastregelung

Im Bereich zwischen 20 und 100 % der Kälteleistung ist nur eine KKM in Betrieb und das EER hängt von der linearen (gestrichelte Linie) oder quadratischen Kennlinie (schwarze Linie) ab. Am Einschaltungspunkt der zweiten KKM, der durch die senkrechte gestrichelte Linie bei 100 % dargestellt wird, sind die unterschiedlichen EER für die Teillastregelungen zu erkennen. Für zwei Maschinen mit einer linearen Kennlinie ist die Verwendung einer Maschine mit 100 % (gestrichelte Linie) energieeffizienter als die Aufteilung in 20 und 80 % auf zwei Maschinen (gepunktete Linie). Für die KKM mit quadratischen Kennlinien ist die Ver-

wendung nur einer Maschine ineffizienter als die Verwendung von zwei Maschinen zu 40 und 60 % bei einem Kältebedarf von 100 %. Die energieeffizienteste Teillastregelung ist durch die Punkte für die quadratischen Kennlinien dargestellt. Für die quadratische Kennlinie ist die optimierte Betriebsweise in jedem Teillastfall optimal. Erst bei einem Kältebedarf von 180 % ist das EER für die Regelung mit einer Führungsmaschine bei 100 % gleich dem EER der Optimierung. Für die zwei KKM mit einer Maschine als Führungsmaschine bei 80 % Kälteleistung ergeben sich keine Effizienzsteigerungen. Verschieben sich bei der Variation der Kondensationstemperatur die Maxima der EER und die maximale Leistung einer KKM ändert sich, wird das Optimierungsproblem komplexer. Zusätzlich nimmt die Komplexität des Problems mit der Anzahl an KKM zu. Zur Bestimmung der optimalen Lastaufteilung auf die Maschinen wird eine mathematische Optimierung benötigt. Die optimale Kältelastaufteilung auf einen Verbund aus Einzelanlagen wurde bereits mit einer Vielzahl unterschiedlicher Optimierungsverfahren in der Literatur erprobt. Im folgenden Unterkapitel 3.3 werden die wichtigsten Verfahren vorgestellt.

3.3. Stand der Forschung

In diesem Kapitel wird der aktuelle Stand der Forschung zur prädiktiven simulationsgestützten Optimierung eines Kälteversorgungssystems beschrieben. Das Kapitel unterteilt sich in die Abschnitte Simulation und Optimierung, Optimierung von Rückkühlssystemen, optimale Lastaufteilung und Fallstudien zur Optimierung von Kälteversorgungssystemen.

3.3.1. Simulation und Optimierung

Zum Erschließen des Energieeffizienzpotenzials ist die optimierte Betriebsweise von Kälteerzeugungseinheiten im Verbund mit Hilfe eines Steuerungs- und Regelungsalgorithmus umzusetzen. Dynamische Simulationen unterstützen sowohl die Validierung von Effizienzkonzepten vor der Umsetzung als auch die modellbasierte Optimierung (VDI-Richtlinie 3633) (vgl. Verein Deutscher Ingenieure 2016). Clausen et al. (2015) zeigen, dass die Kopplung von Optimierung und Simulation von Paketsortieranlagen zu Effizienzsteigerungen führt. Diese Methode ist auf die Effizienzsteigerung von Energieversorgungsanlagen übertragbar. Die Modellprädiktive Regelung (MPC) bietet eine praktische Umsetzung. Eine MPC ermöglicht zum einen die modellgestützte Vorhersage des Systemverhaltens und zum anderen die Implementierung eines Optimierungsalgorithmus, der die optimierten Steuergrößen berechnet. Das Prognosemodell einer MPC kann auf Basis der Daten eines EDS selbstlernend gestaltet werden (vgl. Lautenschlager et al. 2016). Hovgaard et al. (2012) zeigen am Beispiel einer Supermarktkälteversorgung, dass mit Hilfe von MPC Einsparungen von 9 - 32 % durch die Nutzung eines thermischen Speichers und Vorhersagen der wechselnden Last unter Berücksichtigung variierender Energiepreise möglich sind. Cole et al. (2012b) nutzen eine MPC mit einem thermischen Speicher

und variablen Strompreisen, um den elektrischen Energiebedarf und die Betriebskosten für das Kühlsystem eines Gebäudes zu reduzieren. Im besten Untersuchungsfall werden die jährlichen Energiekosten um 42 % gesenkt, während der Gesamtenergiebedarf um mehr als 6 % steigt (vgl. Cole et al. 2012b). Heidrich (2019) entwickelte einen übergeordneten modellprädiktiven Regelungsansatz für raumlufttechnische Systeme, mit dem es möglich ist, den Anlagenbetrieb zu flexibilisieren und auf Prognosewerte (Wetterprognose, Strompreisprognose, innere Lastprognose) optimiert zu reagieren. Kircher et al. (2015) untersuchen die Kühlstrategie eines Bürogebäudes mit einer MPC und fordern Marktanreize für das Lastmanagement. Der Optimierungshorizont ist auf einen Tag begrenzt und die nichtlineare Teillasteffizienz der KKM wird vernachlässigt. Ma et al. (2012) zeigen, dass eine MPC-Implementierung für ein Gebäudekühlsystem das EER eines Kühlsystems um 19 % steigert. In der Studie sind ein thermischer Speicher, Kühltürme, die Kondensations- und Verdampfungstemperatur berücksichtigt. Eine direkte Be- und Entladung des Speichers durch die Kühltürme wird nicht analysiert.

3.3.2. Optimierung von Rückkühlsystemen

Yu et al. (2005) legen den Fokus auf das Rückkühlsystem. Sie formulieren bereits 2005 die Forderung an Kältemaschinenhersteller, Regelungen in Bezug auf die Kondensationstemperatur anzubieten. Bis heute hat sich dies trotz erheblichen Einsparpotenzials nicht zum aktuellen Stand der Technik entwickelt. Für luftgekühlte KM mit Turboverdichtern konnten Yu et al. aufzeigen, dass eine optimale Anpassung des Sollwerts der Kondensationstemperatur das EER je nach Umgebungs- und Lastbedingungen zwischen 11,4 und 237,2 % erhöhen kann (vgl. Yu et al. 2008a). Eine optimale Geschwindigkeitsregelung der kondensatorseitigen Ventilatoren, gepaart mit einer Regelung der Kühlwasserpumpen, zeigt an anderer Stelle ein Kosteneinsparpotential von 5,3 % auf. Allgemein beläuft sich das Einsparungspotenzial auf 1,4 bis 16,1 % im Vergleich zu einer fixen Vorgabe des Kühlwassertemperatursollwerts und -volumenstroms. Die Ventilatorleistung ist dabei linear von dem Teillastverhältnis abhängig. (vgl. Yu et al. 2008b)

3.3.3. Methoden der optimalen Lastaufteilung

Übersteigt der Kältebedarf die Leistung einer KM, werden im industriellen Umfeld zwei oder mehrere Maschinen betrieben. Für KM mit einer linearen Unabhängigkeit zwischen EER und Teillast ergibt sich ein Optimierungsproblem für die optimale Lastaufteilung. Diese Aufteilung wurde in der Literatur bereits mit einer Vielzahl unterschiedlicher Optimierungsverfahren erprobt. In Bezug auf die Verbundregelung gibt es unterschiedliche Strategien, nach welchen Bedingungen KM an- und abgeschaltet werden. Eine Möglichkeit ist die Definition einer maximalen Kaltwassertemperatur, bei deren Überschreiten eine weitere KM zugeschaltet wird. Das Abschalten einer KM erfolgt in diesem Fall nach Unterschreiten eines definierten Minimalwerts der Kaltwassertemperatur. Alternativ kann eine Bypassregelung verwendet werden.

Die Regelgröße ist der Volumenstrom über eine Bypassleitung, welche Kaltwasservorlauf und -rücklauf kurzschließt. Überschreitet der Volumenstrom einen bestimmten Wert, wird eine KM abgeschaltet. Kehrt sich die Flussrichtung in Folge eines erhöhten Kältebedarfes um, wird eine KM zugeschaltet. Die elektrische Leistungsaufnahme einer KM ist ebenfalls eine potentielle Regelgröße. Überschreitet sie einen definierten Wert, schaltet die Regelung eine weitere KM zu. Beim Unterschreiten einer definierten Leistungsaufnahme wird die betreffende KM abgeschaltet.

Eine besonders hohe Regelgüte verspricht die Verwendung einer kältelastbasierten Regelung. Hier vergleicht die Regelung die aktuelle Kältelast mit der maximalen Kälteleistung der einzelnen Maschinen und schaltet diese entsprechend an und ab. Nachteil dieser Strategie sind Messunsicherheiten. (vgl. Shan et al. 2016)

Augenstein (2009) erörtert, dass durch eine einmalige lineare Optimierung der Einsatzstrategie von KM der Strombedarf um 11 % reduziert wird. Gleichzeitig wird dargestellt, dass sich auch für spezifisch angepasste Expertenregelungsstrategien bei der Inbetriebnahme von Kälteanlagen Optimierungspotenziale ergeben. Veränderungen der Randbedingungen verschieben das Betriebsoptimum einer Anlage im Laufe ihres Lebenszyklus. Braun (1988) reduziert den Energiebedarf mit einem komponenten- und systembasierten Optimierungsalgorithmus und approximiert den Strombedarf der KM, der Kondensatorpumpe und der Kühlturmlüfter mit einer quadratischen Funktion. Olson et al. (1990) beschreiben einen mathematischen Ansatz zur Verteilung der Lasten auf mehrere KM zur Minimierung der Energiekosten.

In der simultanen Optimierung von KM und Kühltürmen werden auch Mehrzieloptimierungen mit genetischen Algorithmen angewendet (vgl. Sayyaadi et al. 2011). Verschiedene Methoden zur Optimierung der Teillastregelung sind in der Literatur beschrieben, wie zum Beispiel die Branch-and-Bound-Methode (vgl. Chang et al. 2005a), Dynamische Programmierung (vgl. Chang 2006), Gradienten-Methode (vgl. Chang et al. 2010), Genetische Algorithmen (vgl. Chang et al. 2005b), Evolutionäre Algorithmen (vgl. Chang 2007), Simulated Annealing (vgl. Chang et al. 2006) und Particle-Swarm-Optimierung (vgl. Lee et al. 2009). Unbeachtet bleibt die Abhängigkeit des Wirkungsgrads einer KM von Teillastzustand und Rückkühltemperatur für einen Zeithorizont von mehreren Stunden.

Seo et al. (2016) verwenden sowohl eine sequenzielle Logik mit einer Führungsmaschine als auch eine gleichmäßige Lastaufteilung zwischen den Maschinen. Es zeigt sich, dass die gleichmäßige Lastaufteilung in den warmen Monaten sinnvoll ist, jedoch im restlichen Zeitraum des Jahres eine sequenzielle Lastaufteilung ein höheres Energieeinsparpotenzial aufweist. Im Mittel resultieren Energieeinsparungen von 10,3 % pro Jahr (vgl. Seo et al. 2016). Salari et al. (2015) nutzen ein allgemeines algebraisches Modellierungssystem zur optimalen Lastaufteilung einer Kältezentrale. Der Vergleich mit genetischen Algorithmen, der Partikel-Schwarm-Optimierung, der Lagrange-Methode und differentiellen evolutionären Algorithmen verdeutlicht die Güte des allgemeinen algebraischen Modellierungssystems, das trotz der einfachen

Implementierung gleichauf mit differentiell genetischen Algorithmen liegt (vgl. Salari et al. 2015). Der Firefly-Algorithmus (vgl. Coelho et al. 2013) und der Cuckoo-Search-Algorithmus (vgl. Coelho et al. 2014) werden ebenfalls zur optimalen Lastaufteilung angewendet. Vernachlässigt werden in den beiden Untersuchungen alle weiteren Komponenten des Kältekreises.

Eine Herausforderung bei der praktischen Implementierung ist die Systemdynamik, die zu einem exponentiellen Rechenbedarf führt. Zur Reduktion der Rechenzeit der dynamischen Optimierung teilen Powell et al. (2013) die Problemlösung in eine dynamische für die Gesamtlastberechnung in jedem Zeitschritt und eine statistische Berechnung für die optimale Lastaufteilung auf. Für einen 24-Stunden-Zeitraum liegen die Energieeinsparungen bei rund 9,4 % und die Energiekosteneinsparungen bei 17,4 % (vgl. Powell et al. 2013).

Bisherige Untersuchungen auf diesem Gebiet zur Anwendung auf reale Maschinen widmen sich der Erstellung von Fahrplänen für die Einschaltreihenfolge von Kälteverbundsystemen auf Basis eines Optimierungsalgorithmus (vgl. Brenner et al. 2014). Eine Online-Optimierung und die direkte Kopplung zwischen Optimierung und Maschinen wird bisher in der Fachliteratur nicht erläutert.

3.3.4. Fallstudien Optimierung von Kälteversorgungssystemen

Die Analyse von realen Anwendungsfällen im industriellen Umfeld ergibt, dass zur Erschöpfung des Energieeinsparpotenzials die Komponenten Speicher, Rückkühlsystem und Pumpen in der Optimierung mitbetrachtet werden müssen. Der nachfolgende Abschnitt gibt einen Überblick über die bereits erfolgten Arbeiten zur energetischen Optimierung mit weiteren Komponenten.

Eine erste ausführliche Untersuchung des Problems erfolgte bereits 1988 im Rahmen einer Dissertation, welche die Energieeinsparungen auf 7 bis 19 % beziffert (vgl. Braun 1988). Die wesentlichen Erkenntnisse sind in den Publikationen der American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (vgl. American Society of Heating et al. 2016) zusammengefasst.

Thangavelu et al. (2017) optimieren den Energiebedarf einer Kältezentrale anhand eines gemischt ganzzahligen nichtlinearen Optimierungsproblems. Sie stellen den Energiebedarf einer Systemoptimierung, die KM, Kühltürme und Pumpen berücksichtigt, einer alleinigen Optimierung der KM gegenüber. Zudem dient eine konventionelle Regelung ohne Optimierung als Referenz. Nicht berücksichtigt wird der Einfluss eines Speichers. Gegenüber der konventionellen Optimierung sind bis zu 42,4 % Einsparungen durch die Systemoptimierung möglich. Im Vergleich zur reinen Optimierung der KM verspricht die Systemoptimierung 6,5 - 10,3 % zusätzliche Energieeinsparungen. (vgl. Thangavelu et al. 2017)

Wei et al. (2014) formulieren ebenfalls ein gemischt ganzzahliges nichtlineares Optimierungsproblem für ein System, welches aus vier KM, vier Kühltürmen und zwei Kaltwasserspeichern besteht. Die Berechnung der Lösung wird auf zwei Optimierungsalgorithmen aufgeteilt. In ers-

ter Instanz gibt ein genetischer Algorithmus die Fahrweise der KM binär in Bezug auf deren Einschaltzustand vor. Die Kühlwassereintrittstemperatur in die KM sowie die zu erbringende Kältelast stellen kontinuierliche Größen dar, die mit einem Partikel-Schwarm-Algorithmus in der zweiten Instanz optimiert werden. Testdaten von zwei unterschiedlichen Tagen versprechen ein Einsparpotential von 14 %. (vgl. Wei et al. 2014)

Liu et al. (2017) untersuchen drei unterschiedliche Betriebsfälle mit drei unterschiedlichen Regelstrategien. Die Betriebsfälle unterscheiden sich bezüglich der Drehzahlregelbarkeit der Kältemaschinenverdichter und Pumpen. In Bezug auf die Regelstrategien stehen sich eine konventionelle, eine verbesserte und eine optimierte Regelstrategie gegenüber. Die optimierte Regelstrategie basiert auf einem gemischt ganzzahligen Optimierungsproblem eines Verbunds gleichartiger KM. Neben den KM berücksichtigt die Optimierung auch die Pumpen- und Kühlturmleistung. Zudem ist die Abhängigkeit der maximalen Kälteleistung von den Betriebsbedingungen integriert. Ebenfalls wird der Einsatz von Kennlinienmodellen zur Steigerung der Genauigkeit der Optimierung erörtert. Die Einsparmöglichkeiten einer optimierten Regelung hängen stark von den Betriebsfällen und der Jahreszeit ab. Sie variieren am Beispiel eines Betriebsfalls von 7,9 % im Sommer bis zu 21,2 % in der Übergangssaison. (vgl. Liu et al. 2017) Im Anwendungsfall werden nur identische KKM genutzt. Eine Übertragung auf weitere Maschinentypen ist nicht berücksichtigt.

Soler et al. (2016) stellen eine Optimierung eines Fernkältenetzwerks mit acht KKM und einem Wärmespeicher für einen Tag vor. Dabei erfolgt die Einsatzregelung anhand des besten Effizienzratings und der Performance in Volllast.

Kapoor et al. (2013) formulieren zwei gemischt ganzzahlige nichtlineare Optimierungsprobleme für die Kälteversorgung der University of Texas in Austin. Das eine System ist mit einem thermischen Speicher ausgestattet und das andere wird ohne diesen betrieben. Zur Modellierung der KM nutzen sie das Gordon-Ng-Modell. Dieser Modellansatz wird in dieser Arbeit für die Erstellung der selbstlernenden Kennlinien verwendet. In die Optimierung gehen neben den KM auch Kühltürme und Pumpen ein. Es zeigt sich, dass durch die Optimierung ohne Berücksichtigung des Speichers im Mittel jährlich 8,57 % der Energie eingespart werden. Wird der 15.100 m³ fassende Speicher hinzugenommen, ergibt sich ein zusätzliches Potenzial von 1,5 %. Dabei sind keine Wärmeverluste des Transports zum und vom Speicher eingerechnet. Mittels des großen Speicherpotenzials ist eine Kostenoptimierung unter Berücksichtigung des aktuellen Strommarktpreises möglich. Diese birgt ein mittleres Einsparpotential von 13,45 % der Stromkosten. Unberücksichtigt bleibt das Zusammenwirken der Kühltürme und KM in Bezug auf die Rückkühltemperatur. (vgl. Kapoor et al. 2013)

Huang et al. (2015) beziehen ihre Optimierung auf einen Verbund aus KM gleicher Bauart, das Rückkühlwerk und die Pumpen. Über eine modellprädiktive Regelung werden die optimalen Sollwerte der Lastaufteilung und Kühlwassertemperatur vorgegeben. Gegenüber konventionellen Regelungsansätzen ist ein Einsparpotential von 5,6 % angegeben. In das Potenzial

fließt bereits die Annahme ein, dass sich die maximale Kälteleistung mit einem Absinken der Kühlwassertemperatur erhöht. Unberücksichtigt bleibt eine Speicherlösung. (vgl. Huang et al. 2015)

3.4. Forschungsfragen

Diese Dissertation zielt darauf ab, die kostengünstigsten, energie- und oder klimaeffizientesten Betriebsweisen von Kältebereitstellungstechnologien in einem System zu ermitteln. Hierzu wird eine prädiktive simulationsgestützte mathematische Optimierung verwendet, um die Komplexität der Wechselwirkungen und Randbedingungen in das Ergebnis einfließen zu lassen. Der Innovationsgrad dieser Dissertation besteht in der Betrachtung der Wechselwirkungen von optimaler Kondensationstemperatur und Teillastwirkungsgraden der KKM mithilfe von Energiedaten eines EDS. Auf dieser Grundlage ermöglicht die Kopplung von Optimierung und energetischer Simulation des Systems eine energieeffiziente Versorgung von Kühlprozessen. Insbesondere die automatisierte Einbindung der Realdaten des Systems durch das EDS ermöglicht eine genaue und realistische Bestimmung der Energieeinsparpotenziale im industriellen Umfeld. Die Integration eines Speichers und die Nutzung eines Prognosehorizonts ermöglichen die Verschiebung von Lasten und die Nutzung von variablen Strompreisen. Die entsprechende Logik der Optimierung wird auf die Regelung des Kälteversorgungssystems übertragen. Die direkte Kopplung der Optimierung mit der Steuerung der Maschinen wird im Labor erprobt. Aus den Maßnahmen ergeben sich Kosten-, Energie- und CO_{2e}-Einsparungen. Zusätzlich besteht die Möglichkeit, vom Strombezug zu variablen Preisen zu profitieren. Aus der Zielsetzung und Ausgangslage lassen sich die folgenden fünf Forschungsfragen ableiten:

1. Welche allgemeinen Energieeffizienzpotenziale ergeben sich durch die Nutzung einer prädiktiven simulationsgestützten Optimierung?
2. Auf welche Weise können die Daten eines Energiedatenerfassungssystems automatisiert für die Nutzung in der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung aufbereitet werden?
3. Welches Potenzial haben Kaltwasserspeicher in Verbindung mit der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung zur Verschiebung von Kältelasten und zur wirtschaftlichen Nutzung von möglichen oder zukünftigen variablen Strompreisen? Eignen sich die Ansätze für Lastmanagementaufgaben?
4. Wie kann die prädiktive simulationsgestützte Optimierung zur Steuerung von Kompressionskältemaschinen und Trockenkühlern genutzt werden? Wie erfolgt eine Implementierung in die betriebliche Praxis?

5. Welche Anforderungen ergeben sich für Auslegung und Planung von Kälteversorgungssystemen unter Berücksichtigung der Ergebnisse der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung?

Die Güte der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung und die Antworten auf die Forschungsfragen werden in der Dissertation anhand von drei Anwendungsfeldern erörtert. Der erste Anwendungsfall ist ein an der Universität Kassel im Labor des upp selbstentwickelter Kälteprüfstand, welcher zur Demonstration der direkten Kopplung zwischen Optimierung und Maschinensteuerung genutzt wird.

Der zweite Anwendungsfall ist ein kunststoffverarbeitender Betrieb. In einer Fallstudie dieses kunststoffverarbeitenden Betriebs wird die Anwendbarkeit im industriellen Umfeld analysiert. Die Analyse des vorhandenen FK und der beiden luftgekühlten KKM erfolgt anhand der Methode der selbstlernenden Kennlinienmodelle. Das Kälteversorgungssystem wird um ein Sprinklerbecken mit einem Volumen von 900 m^3 ergänzt, welches zum Lastmanagement eingesetzt wird. Mit einer optimalen Be- und Entladungsstrategie des Sprinklerbeckens werden das Energieeinsparpotenzial sowie das Potenzial zur Kostenreduktion durch die Nutzung eines variablen Strompreises analysiert.

Anhand des dritten Anwendungsfalls eines fleischverarbeitenden Betriebes wird die Implementierung der Optimierung in die betriebliche Praxis untersucht. Aus den Ergebnissen der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung erfolgt die Ableitung einer Expertenregelung für die praktische Implementierung. Die Bewertung des Einsparpotenzials erfolgt anhand der Analyse der realen Messdaten über den Implementierungszeitraum der entwickelten Expertenregelung. Zusätzlich wird das Energieeinsparpotenzial der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung ermittelt.

Selbstlernende Kennlinienmodelle

In der industriellen Umgebung verändern sich die Anlageneigenschaften von KM während der Betriebszeit durch Abnutzungserscheinungen, äußere Einflüsse und Wartungszyklen. Die Änderung der Systemeigenschaften führt dazu, dass die modellierten Kennlinien und Kennfelder der KM das System nicht mehr ausreichend genau abbilden. Die auftretenden Systemveränderungen können mithilfe kontinuierlicher Messungen identifiziert werden, um veränderte Parameter im Simulationsmodell anzupassen. Diese Anpassung erfolgt in dieser Arbeit und in der Optimierung mithilfe von selbstlernenden Kennlinienmodellen.

In diesem Kapitel wird zuerst die Notwendigkeit von selbstlernenden Kennlinienmodellen erläutert. Im Unterkapitel 4.2 der methodischen Beschreibung der selbstlernenden Kennlinienmodelle werden die verschiedenen Modelle, die Datenaufbereitung, die Modellierung und die Gewichtung der Regressionsdatensätze erläutert. Anschließend wird eine Analyse der Datenauflösung zur Modellierung durchgeführt. Im letzten Unterkapitel 4.5 erfolgt die Verifizierung und Validierung der erstellten selbstlernenden Kennlinienmodelle für luft- und wassergekühlte KKM.

4.1. Notwendigkeit für selbstlernende Kennlinienmodelle

Ein EDS sammelt Informationen über das Verhalten eines Energieversorgungssystems in den vorliegenden Betriebsbereichen. Mithilfe einer geeigneten Schnittstelle werden relevante Betriebszustände und -größen der KM und Umgebungsdaten abgerufen. Die Bildung der Kennfelder erfolgt durch die Zuordnung des gemessenen EER zu variierenden Teillastzuständen und den entsprechenden Kondensationstemperaturen. Diese Kennfelder bilden bei konstanter Betriebsführung lediglich einen Auszug des gesamten Betriebsbereichs der Anlage ab und beinhalten nur selten den optimalen Betriebspunkt.

In diesem Unterkapitel wird die Notwendigkeit für selbstlernende Kennlinienmodelle erläutert. Ausgangspunkt bildet die Abweichungsanalyse zwischen Herstellerdaten und realen Mess-

werten von KM im Betrieb. Darauf folgt eine Analyse der Toleranzen der standardisierten Testverfahren für die Effizienzbestimmung von KM.

Abweichungsanalyse Herstellerdaten - reale Messwerte

Für die genaue Beurteilung der Energieeffizienz einer KM müssen sowohl die Messgrößen erfasst werden, welche die generelle Leistung der Maschine bestimmen, als auch die Effizienz am Aufstellungsort. Während Herstellerdaten und Labormessungen für die Planung und Auswahl der KM nutzbar sind, weicht die Effizienz der Maschinen am Aufstellungsort von diesen Daten ab. Die genutzten Teststandards der Hersteller und Labore gelten in den meisten Fällen lediglich für die Standardtestbedingungen im Labor und beschreiben nicht das Anlagenverhalten vor Ort (vgl. Palmer 2018, S. 182). Darüber hinaus geben Herstellerangaben häufig nur das Anlagenverhalten in bestimmten Betriebspunkten unter Standardtestbedingungen, zum Beispiel im Auslegungspunkt, an. In der industriellen Praxis gibt es Beispiele dafür, dass zwei baugleiche Maschinen am gleichen Aufstellungsort unterschiedliche Leistungskurven im Teillastbereich besitzen können (vgl. Brenner et al. 2014).

In Abbildung 4.1 ist das EER in Abhängigkeit der Teillast für die Herstellerdaten und die Messdaten einer luftgekühlten KKM für verschiedene Außentemperaturen dargestellt.

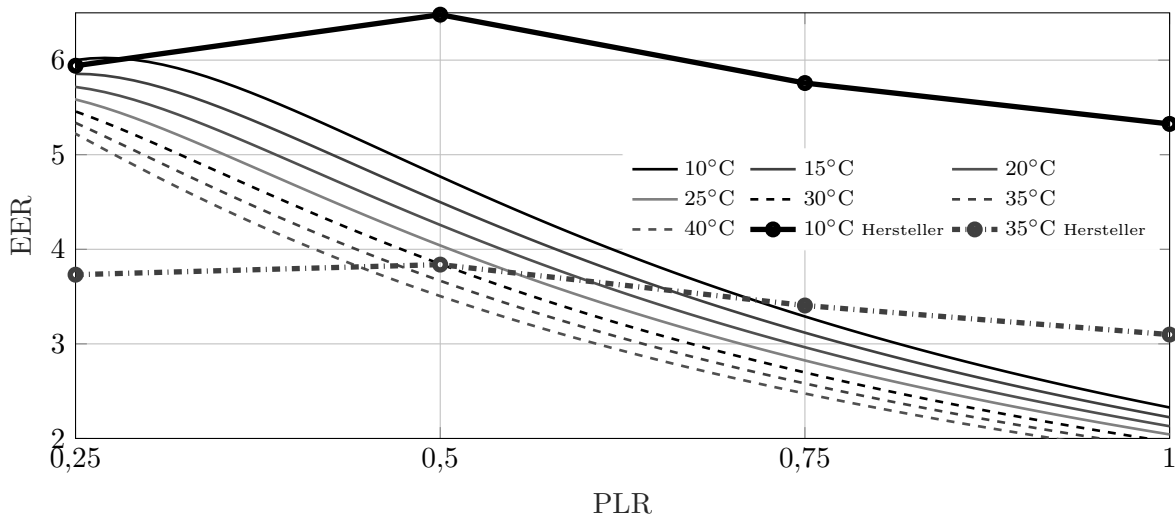


Abbildung 4.1.: Vergleich der Teillastkennlinien einer luftgekühlten KKM der Herstellerdaten und Messdaten

Das beschriebene Betriebsverhalten der Herstellerdaten weist sowohl in der Quantität des EER als auch im Teillastverlauf der luftgekühlten KKM Abweichungen zu den Messdaten auf. Dies gilt für eine Kondensationstemperatur von 10 °C und auch 35 °C. Die Unterschiede in den Kennlinien können zahlreiche Gründe haben. Ein Grund ist, dass die Herstellerangaben nicht nur gemessene Daten wiedergeben, sondern auch extra- und/oder interpolierte Daten verwenden (vgl. Gordon et al. 2001, S. 115). Dieses Verfahren ist für die Erstellung von

Nennwerten und die Dimensionierung von KM ausreichend. Für die Erstellung eines Kennlinienmodells für die prädiktive simulationsgestützte Optimierung sind die Abweichungen kritisch zu sehen.

Hinzu kommt, dass Unterschiede bei der Messung auftreten können. Bei den realen Messdaten werden häufig das Kaltwasser, das Kühlwasser und die elektrische Leistungsaufnahme zur Bilanzierung der KM gemessen, wohingegen bei den Herstellerdaten auch direkt die Zustände des Kältemittels genutzt werden können.

Die Messdaten der Temperatur-, Durchfluss- und Leistungsmessungen weisen einen statistischen Fehler auf, welcher die Gesamteffizienzbewertung beeinflusst. Zur besseren Vergleichbarkeit der Leistung und der Energieeffizienz zwischen verschiedenen KM wurden Standardtestverfahren entwickelt. Bei diesen Testverfahren wird häufig nur eine KM vermessen und nicht alle Maschinen einer Fertigung, sodass auch Abweichungen zwischen gleichem Maschinentypen auftreten können.

Messabweichung

Bei jeder Messung treten Messabweichungen auf. Eine Messabweichung ist die Differenz zwischen einem Messwert und dem dazugehörigen wahren Wert. Der wahre Wert ist nicht bestimmbar. Es wird angenommen, dass der wahre Wert durch den Vergleich mit einem Referenzwert gesichert ist. Die auftretenden Messabweichungen lassen sich in systematische und statistische Abweichungen unterscheiden. Während sich die systematischen Abweichungen durch Standardmessungen, Eichungen, Nullpunktgleiche, Kalibrierungen oder Vergleichsmessungen beseitigen lassen, bleibt auch nach der Optimierung des Messaufbaus immer eine statistische Restabweichung.

In der Kältetechnik müssen Temperaturen, Drücke, Massenströme und elektrische Leistungen ermittelt werden, um ein Kennfeld zu erstellen. Bei der Berechnung einer Kühlleistung oder des EER ist die mittlere zu erwartende Abweichung σ eine Funktion der im Mittel zu erwartenden Messabweichungen der Einzelgrößen. Aus dem Gauß'schen Fehlerfortpflanzungsgesetz für unabhängige Messgrößen ergibt sich für die Bestimmung der Gesamtabweichung der Kühlleistung die Gleichung 4.1. Die Annahme der Unabhängigkeit der Messgrößen ist eine getroffene Vereinfachung, da alle Messgrößen durch separate Messmittel erfasst werden. Die Unsicherheit in der Bestimmung der Wärmekapazität wird hierbei vernachlässigt.

$$\sigma_{\dot{Q}}^2 = \left(\frac{d\dot{Q}}{d\dot{m}} \right)^2 \cdot \sigma_{\dot{m}}^2 + \left(\frac{d\dot{Q}}{dT_{KaltW,VL}} \right)^2 \cdot \sigma_{T_{KaltW,VL}}^2 + \left(\frac{d\dot{Q}}{dT_{KaltW,RL}} \right)^2 \cdot \sigma_{T_{KaltW,RL}}^2 \quad (4.1)$$

Toleranzen der Testverfahren

KM müssen vor der Markteinführung auf bestimmte Normen und Kennzahlen geprüft werden (siehe Anhang Tabelle A.2). Neben den Normen haben unabhängige Institute eigene Richtlinien und Standards für die vergleichbare Prüfung von KM eingeführt. Zu den Standardtestverfahren zählen der AHRI Standard 551/591 des Air Conditioning, Heating, and Refrigeration Institute (AHRI) und die Europäische Norm EN14825, welche die Methode der Messungen und die erlaubten Toleranzen für eine Prüfstandsmessung definieren. In der Tabelle 4.1 sind die erlaubten Toleranzen für die Messungen des Kaltwassermassenstroms, der elektrischen Leistungsaufnahme des Verdichters, der Temperaturen und der Kälteleistung aufgeführt.

Tabelle 4.1.: Messtoleranzen vom Messwert der Testverfahren von KM nach AHRI Standard 551/591 und EN14825

Messgröße	Toleranz AHRI Standard 551/591	Toleranz EN14825
Kaltwassermassenstrom	$\pm 5\%$	$\pm 1 - 5\%$
elektrische Leistung des Verdichters	$\pm 1\%$	$\pm 1\%$
Kondensations- und Verdampfungstemperatur	$\pm 0,3\text{ K}$	$\pm 0.2\text{ K}$
Kühlleistung	$\pm 2\%$	$\pm 2\%$

Das folgende Beispiel beschreibt die Auswirkungen der Messtoleranzen auf die Gesamtabweichung der Energieeffizienz unter Anwendung des Gauß'schen Fehlerfortpflanzungsgesetzes (Gleichung 4.1). Unter der Annahme eines Kaltwassermassenstroms von $0,461 \frac{\text{kg}}{\text{s}}$, einer Temperaturdifferenz des Kaltwassers von 5 K und einer elektrischen Leistungsaufnahme von 3,8 kW befindet sich das ermittelte EER in einem Toleranzband von 9,9%. Je größer die Temperaturdifferenz ist, desto kleiner wird die relative mittlere Abweichung des EER, da die Messtoleranzen bei der Temperaturmessung absolut sind.

Unter der Berücksichtigung der Abweichungen zwischen Hersteller- und Messdaten, der unvollständigen Vermessung der KM über alle Leistungsbereiche und der veränderlichen Einflüsse des Aufstellungsorts auf die Gesamtenergieeffizienz der KM werden selbstlernende Kennlinienmodelle benötigt, welche das Anlagenverhalten und die Energieeffizienz einer bestimmten Maschine am genauesten beschreiben. Bei den selbstlernenden Kennlinienmodellen werden als Grundlage ebenfalls Messdaten, welche die beschriebenen Messunsicherheiten umfassen, genutzt. Durch das kontinuierliche Messen am Aufstellungsort und die Approximation der Daten wird die Unsicherheit reduziert.

4.2. Methode der selbstlernenden Kennlinienmodelle

Lernen ist jede Verhaltensänderung, welche auf Erfahrungen, Übungen oder Beobachtungen zurückzuführen ist (vgl. Lefrancois et al. 1986, S. 3f). In diesem Kapitel wird das methodische Vorgehen beschrieben, wie mithilfe des maschinellen Lernens das Leistungsverhalten von KM aus Daten erlernt wird. Die Daten bilden die Erfahrungen der Maschine ab (vgl. Frochte 2019, S. 13). Die Messdaten eines EDS sind die Eingangsgrößen des lernenden Systems und die Kennlinienmodelle beschreiben das Systemverhalten. Zwischen dem Systemverhalten und den Messgrößen besteht eine Abhängigkeit. Das Ergebnis der Methode sind datengetriebene Kennlinienmodelle für KM zur Beschreibung des realitätsnahen Betriebsverhaltens am Aufstellungsort. Die Modelle finden Verwendung in der Optimierung und Simulation der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung. Die Entwicklung der Methode wird durch die Arbeit von Brandt (2019) unterstützt.

Der selbstlernende Charakter der maschinellen Modellierung erfolgt durch überwachtes Lernen und das fortlaufende Lösen eines Regressionsproblems mit neuen Datensätzen (vgl. Frochte 2019, S. 13). Die Adaption des Regressionsmodells an das reale System ist abgeschlossen, wenn ein definiertes Gütekriterium erfüllt ist.

Für die Nutzung der Messdaten eines EDS ist ein mehrstufiger Datenaufbereitungsprozess notwendig, da Messdaten durch Fehlerwerte und Ausreißer überlagert werden. Die Fehlerwerte und Ausreißer werden entfernt, da der zeitliche Verlauf der Datensätze für das Kennlinienmodell nicht von Bedeutung ist und für die Modellierung die zusammengehörenden Werte des PLR, EER und der Kondensationstemperatur genutzt werden.

Fehlerhafte Datenpunkte entstehen zum Beispiel für das EER beim Abschalten oder Verrin- gern der Leistung einer KKM. Die elektrische Leistungsaufnahme fällt sofort ab, während die Kälteleistung aufgrund der Systemträgheit nur langsam abfällt. Dies kann zu extremen Werten für das EER führen.

Die automatisierte Datenaufbereitung erfolgt zum einen anhand der bekannten Systemeigen- schaften von KM und zum anderen durch statistische Methoden. Beide Verfahren werden in den folgenden zwei Unterkapiteln vorgestellt.

4.2.1. Datenaufbereitung anhand des Systemverhaltens

Kennzahlen wie das EER sind im ausgeschalteten Zustand und beim Anfahren der KM aufgrund der Trägheiten des thermischen Systems häufig fehlerhaft. Die Methoden in diesem Unterkapitel basieren auf den Erfahrungswerten, logischen Bedingungen und dem physikalischen Verhalten von KM. Die Datenaufbereitung anhand des Systemverhaltens umfasst acht Maßnahmen.

Betriebszustandserkennung

Der binäre Betriebszustand einer KM gibt an, ob eine Maschine in Betrieb ist. Der Mittelwert des Betriebszustands für einen Betrachtungszeitraum kann eine Zahl zwischen 0 und 1 annehmen, wobei alle Zahlen ungleich 1 einen ausgeschalteten Zustand innerhalb eines Betrachtungszeitraums repräsentieren. Werden alle Daten mit einem Betriebszustand kleiner 1 herausgefiltert, so entfällt ein Großteil der fehlerhaften Daten.

Elektrische Leistungsaufnahme im Standby-Betrieb

Die zweite Methode ist das Filtern von allen Daten, in denen kein Betriebszustand vorhanden ist. In diesen Fällen ist die elektrische Leistungsaufnahme wesentlich kleiner als im Betrieb. Als Grenzwert wird die elektrische Leistungsaufnahme im Standby aus dem Herstellerdatenblatt oder ein Richtwert von $P_{el} < 1$ kW verwendet.

Carnotleistungszahl

Eine physikalische Methode, mit der zu große Werte für das EER erfasst werden, ist der Vergleich des messdatenbasierenden EER mit der idealen Kälteleistungszahl nach Carnot. Es stellt sich bei dieser Methode heraus, dass die ideale Kälteleistungszahl nach Carnot (Gleichung 2.2) wesentlich höher ist als der Wert des realen Systems. Somit wird eine maximale Leistungszahl von $EER > 0,5 \cdot \eta_C$ (vgl. Schmidt 2016, S. 153) festgelegt und größere Werte als Ausreißer identifiziert.

Maximale Leistung

Weitere wichtige Indikatoren sind die elektrische Gesamtleistungsaufnahme der KM sowie die übertragene Kälteleistung. Messwerte, die in Bezug auf die Kondensationstemperatur die maximale Kälteleistung ($\dot{Q}_K > \dot{Q}_{K,max}$) oder die elektrische Nennleistung ($P_{el} > P_{el,Nenn}$) übersteigen, werden herausgefiltert. Die elektrische Nennleistung und maximale thermische Leistung sind dem Herstellerdatenblatt zu entnehmen.

Kondensationstemperatur

Die minimale und maximale Kondensationstemperatur ist im Grenzdiagramm des Maschinenherstellers definiert (siehe Abbildung A.1 im Anhang). Bei einer Über- oder Unterschreitung

werden die Messdaten in diesem Betriebspunkt herausgefiltert.

Negative Leistungswerte

Eine Kälteleistung kleiner als null entspricht einer Wärmezufuhr statt einer Wärmeabfuhr. Da dies der Funktionsweise einer KM widerspricht, sind diese Daten Messfehler, Fehler der Datenerfassung oder -speicherung oder charakterisieren eine defekte Maschine. Eine negative elektrische Leistung bedeutet, dass die KM eine Stromquelle ist. Werden die negativen Werte nicht herausgefiltert, entstehen starke Verzerrungen in den Kennlinien.

Minimales EER

Ist das EER kleiner als eins, so ist die elektrische Leistungsaufnahme größer als die Wärmeabfuhr. Dies widerspricht dem statischen Betriebsverhalten und begründet sich zumeist durch Änderung des Betriebsverhaltens oder das Anfahren von Maschinen.

Fehlerhafte Werte

Die letzte Methode ist das Entfernen von fehlerhaften Werten, welche nicht als numerische Werte im Datensatz vorliegen. Fehler in der Datenaufnahme, Datenübertragung oder -speicherung können der Grund für diesen Fehler sein.

4.2.2. Datenaufbereitung anhand statistischer Methoden

Statistische Verfahren werden genutzt, um die fehlerhaften Werte zu identifizieren, welche die Analyse des Systemverhaltens passieren. Die Ausreißerverarbeitung basiert auf statistischen Lage- und Streumaßen. Der Vorteil dieses Verfahrens ist, dass eine Anwendbarkeit auf alle Daten gegeben ist, ohne erforderliche Kenntnisse des technischen Systems zu haben.

Perzentile als Grenzwerte

Die Filterung von Werten für alle relevanten Systemgrößen, die kleiner als ein Perzentil (1 % oder 5 %) oder größer als ein bestimmtes Perzentil (95 % oder 99 %) sind, ergänzt die Analyse des Systemverhaltens. Der Wert des Perzentils ist innerhalb der angegebenen Größen frei wählbar. Diese Methode wird auch auf die Änderungsrate einer Messgröße angewandt, um extreme Veränderungen besonders bei der elektrischen Leistung, Temperaturen und der Kälteleistung herauszufiltern. Aufgrund der Trägheiten ist die maximale Änderungsrate der Größen begrenzt.

4.2.3. Einfluss der Datenaufbereitung

Für die Bestimmung des Einflusses der unterschiedlichen Methoden auf die Rohdaten wurde ein Referenzdatensatz mit einer stündlichen Datenauflösung für einen Zeitraum von 29 Monaten mit 20.585 Datenpunkten analysiert. Da der Datensatz mehrere Jahre umfasst, sind

viele Systemzustände in Bezug auf Außentemperatur, Kondensationstemperatur und PLR enthalten. Zusätzlich erfolgte im Referenzzeitraum ein Sensortausch der elektrischen Leistungsmessung und eine Änderung der Soll-Kondensationstemperatur.

Nach Durchlauf der Datenbereinigung sind die Streuung und die Menge der großen Ausreißer für verschiedene Messgrößen erheblich reduziert und zum Teil hat sich der Median durch das Entfernen der Messdaten im ausgeschalteten Zustand verlagert.

In Abbildung 4.2 sind die Boxplots der verschiedenen Temperaturen eines Beispieldatensatzes für die Rohdaten und die aufbereiteten Daten (Kennzeichnung mit *) nebeneinander dargestellt.

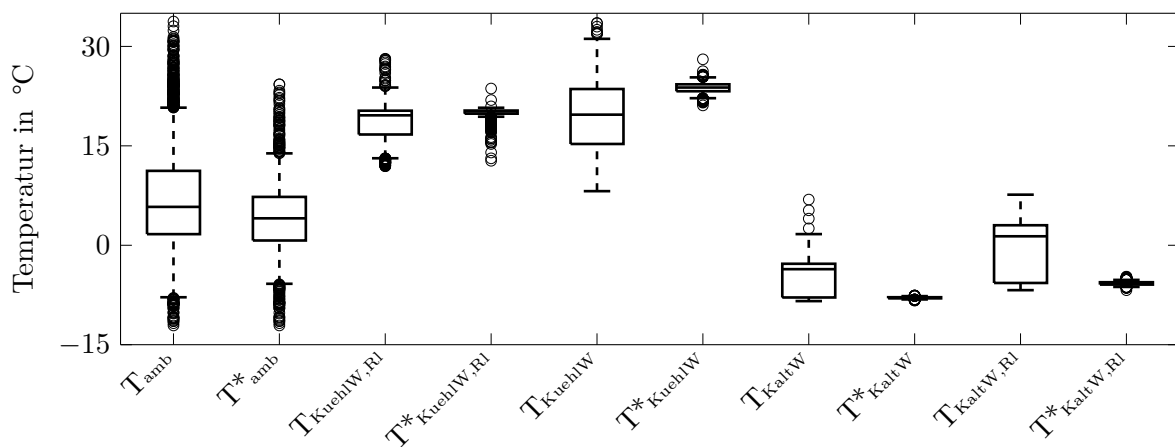


Abbildung 4.2.: Verschiebung der Lagemaße nach Datenaufbereitung mit allen Methoden für die Temperaturmessung

Es ist zu erkennen, dass sich für alle Parameter die Anzahl an nutzbaren Datenpunkten reduziert. Der Median sowie das untere und obere Quartil verschieben sich. Anhand der Daten der Kaltwasservorlauftemperatur und Kaltwasserrücklauftemperatur kann bei einer Regelung mit konstantem Temperatursollwert gut überprüft werden, ob die Datensätze plausible Daten enthalten. Die Werte für die Kaltwasservorlauftemperatur schwanken nach der Aufbereitung nur noch in einem kleinen Bereich.

In Abbildung 4.3 ist anhand von Boxplots am Beispiel der Kälteleistung die Verteilung der Daten nach der Anwendung der einzelnen Methoden und der Durchführung aller Methoden anhand des Systemverhaltens dargestellt. Durch Anwendung der Methoden kommt es zur deutlichen Verlagerung des Medians und der Interquartilsabstände (IQA) gegenüber dem Rohdatensatz. Insbesondere geringe Kälteleistungen werden herausgefiltert und die Whiskers der Boxplots zeigen einen engeren Grenzbereich um den Median. Die unterschiedlichen Methoden filtern zwischen 51 % und 54 % der Daten heraus. Die vollständige Anwendung der Methoden führt zu einer Reduktion des Datensatzes um ca. 58 %.

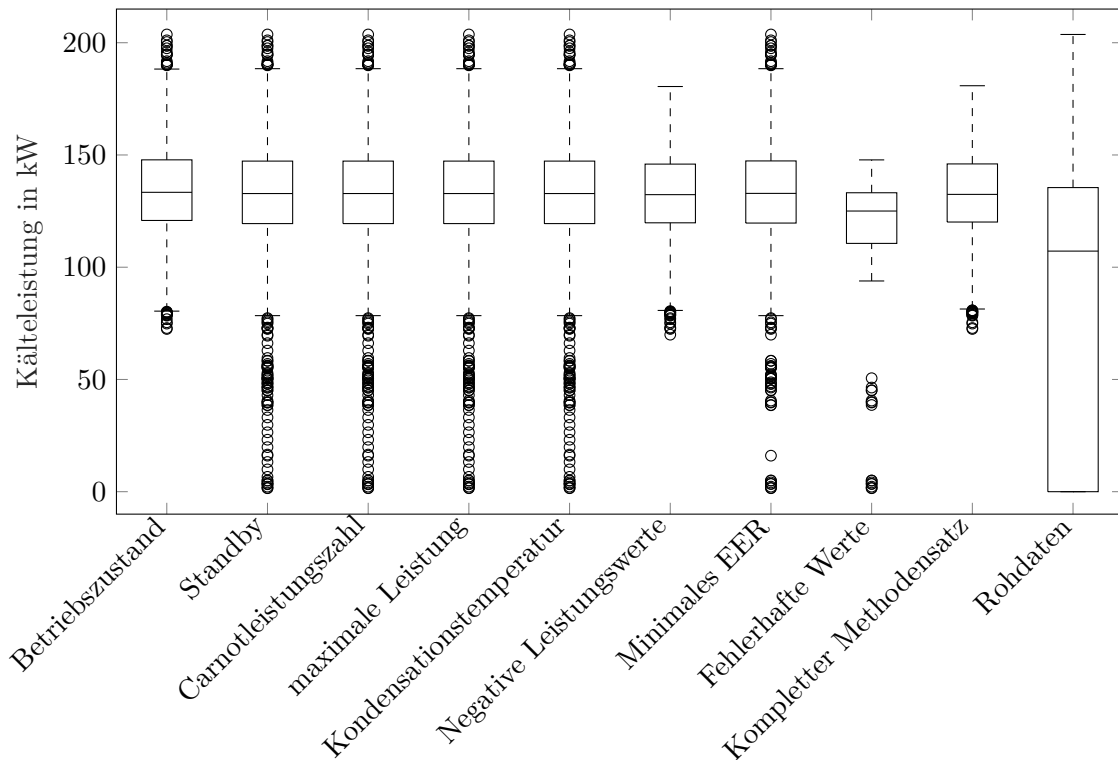


Abbildung 4.3.: Lagemaße der Kälteleistung nach methodischer Datenaufbereitung

4.2.4. Modellierung der Kennlinien

Nach der Datenaufbereitung erfolgt die Kennlinienmodellierung, welche in zwei Schritten vollzogen wird. Zunächst wird ein Regressionsmodell gewählt, um die beste Approximation der Leistungen der KM zu bestimmen. Zur Auswahl stehen das semiphysikalische „Gordon NG universal model based on the evaporator outletwater temperature“ (vgl. Gordon et al. 2001, S. 140ff) und das „Bi-quadratic regression model“.

Die Formel 4.2 beschreibt das Gordon-Ng-Modell aufgelöst nach der Inversen des EER.

$$\frac{1}{EER} = \frac{\left(1 + A_0 \cdot \frac{T_{KaltW}}{Q_K} + A_1 \cdot \frac{T_c - T_{KaltW}}{Q_K \cdot T_c}\right)}{\frac{T_{KaltW}}{T_c} - A_2 \cdot \frac{\dot{Q}_K}{T_c}} \quad (4.2)$$

Die Regressionskoeffizienten repräsentieren thermodynamische Größen, die das Maschinenverhalten abbilden. A_0 ist die Entropieproduktionsrate, welche durch die Irreversibilitäten der KM auftritt. A_1 bildet den ungenutzten Wärmestrom zwischen Umgebung und KM ab. A_2 entspricht dem Wärmewiderstand der Wärmeübertragung im Verdampfer und Kondensator. In der Regel besteht die Möglichkeit, diese Daten aus dem Herstellerdatenblatt oder aus den Testergebnissen der beschriebenen Testverfahren zu entnehmen. Der Gültigkeitsbereich ist hierbei auf eine bestimmte Maschinenbauart und auf Laborbedingungen begrenzt. A_0 und A_2

sind immer positiv. Wird in der Regressionsanalyse einer der beiden Koeffizienten negativ, so wird das ermittelte Modell verworfen und die Daten werden erneut überprüft. Gordon et al. (2001) zeigen, dass sich für die Anwendung des Modells für jeweils einen Datensatz vor und nach einer Wartung eine Steigerung der Energieeffizienz der KM im Kennlinienmodell ergibt. Aufgrund dieser Analyse wird erwartet, dass eine Änderung im Systemverhalten der KM im Modell berücksichtigt wird.

Das zweite Modell ist das empirische „Bi-quadratic regression model“. Die Modellgleichung lautet:

$$\frac{1}{EER} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \frac{1}{\dot{Q}_K} + \beta_2 \cdot \dot{Q}_K + \beta_3 \cdot \frac{T_c}{\dot{Q}_K} + \beta_4 \cdot \frac{T_c^2}{\dot{Q}_K} + \beta_5 \cdot T_c + \beta_6 \cdot \dot{Q}_K \cdot T_c + \beta_7 \cdot T_c^2 + \beta_8 \cdot \dot{Q}_K \cdot T_c^2 \quad (4.3)$$

Yik et al. (1998) beschreiben die Komplexität des Modells als gering. Gleichzeitig bildet es die nichtlinearen Abhängigkeiten der elektrischen Leistungsaufnahme des Verdichters von der Kühlleistung und der Verdampfungs- und Kondensationstemperatur ab. β_0 bis β_8 sind die Regressionskoeffizienten ohne physikalische Referenz. Die Bestimmung der Regressionskoeffizienten der beiden vorgestellten Modelle erfolgt nach der Datenaufbereitung mittels der Methode der kleinsten Quadrate.

Lee et al. (2012) vergleichen das gemessene EER von vier KM mit verschiedenen Regelungsarten mit dem berechneten EER von elf Modellen. Zur Bewertung wird der Variationskoeffizient CV gebildet. Dieser ergibt sich aus dem Quotient der Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (engl. root mean square error (RMSE)) und dem Mittelwert. Hierbei ist y_i der Messwert des Testdatensatzes und x_i ist der berechnete Wert des Modells für das jeweilige PLR und die Kondensationstemperatur.

$$CV = \frac{RMSE}{\frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}} \cdot 100 \quad (4.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (4.5)$$

In der Analyse von Lee et al. (2012) ist der Prognosefehler der biquadratischen Modelle mit einem CV-Wert kleiner als 0,54% am geringsten. Für die semiphysikalischen Modelle ist das vorgestellte Gordon-Ng-Modell zwar nur das zweitbeste Modell ($CV < 1,76\%$), aber die einfache Implementierung des Modells gegenüber dem „Modified Gordon-Ng universal model“ (vgl. Jiang et al. 2003) überwiegt die geringen Unterschiede in der Genauigkeit.

Bei den Messdatensätzen, in denen das EER für den gesamten Betriebsbereich für PLR und die Kondensationstemperatur vorliegt, empfiehlt sich aus der Literatur das biquadratische Regressionsmodell, weil es die geringsten Abweichungen liefert (vgl. Lee et al. 2012). Bei den

Datensätzen für Kälteanlagen, die nur einen Teil des Betriebsbereichs beschreiben, sollte nur das Gordon-Ng-Modell genutzt werden, weil das physikalische Verhalten der KM mitberücksichtigt wird. In Abbildung 4.4 ist die Abhängigkeit des EER vom PLR und der Kondensatortemperatur für eine KM dargestellt.

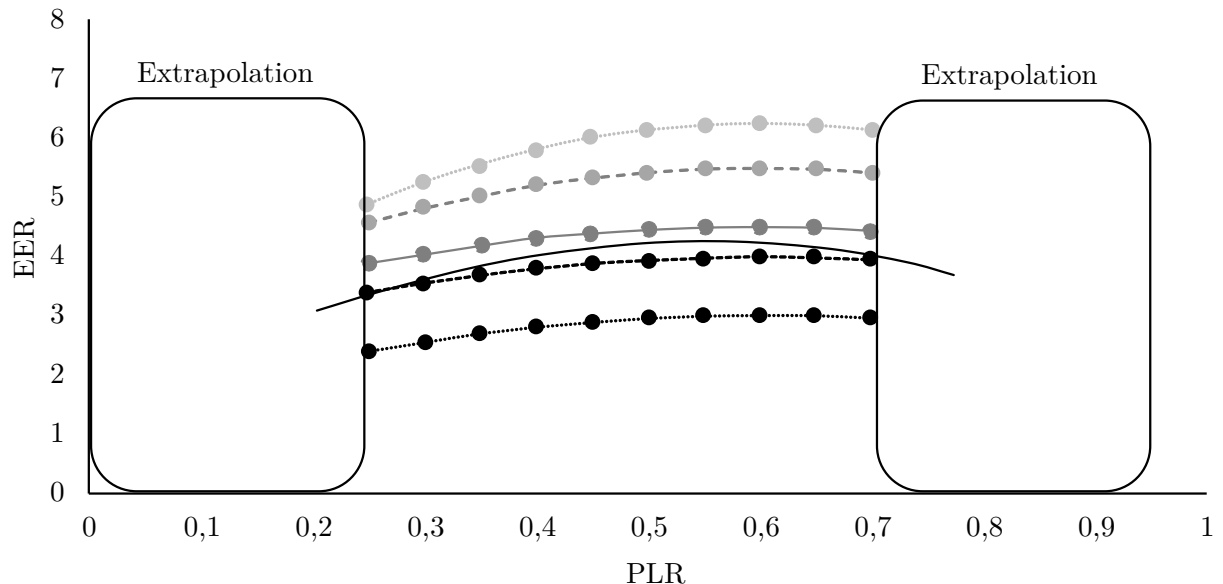


Abbildung 4.4.: Inter- und Extrapolationsbereich der KM-Modellierung

Für den Teillastbereich zwischen 25 % und 70 % liegen ausreichend Daten für eine Interpolation der Datenpunkte vor. Für die Bereiche kleiner als 25 % und größer als 70 % ist der Verlauf der Kennlinie unbekannt. Bei der Verwendung des biquadratischen Modells für den vorliegenden Datensatz kann es zu starken Abweichungen im Extrapolationsbereich kommen. Für den vorliegenden Fall ist das Gordon-Ng-Modell geeigneter, da die Berücksichtigung von physikalischen Systemgrößen in der Modellierung eine bessere Vorhersage des Kennlinienverlaufs im Extrapolationsbereich ermöglicht. Aufgrund der guten Eigenschaften im Extrapolationsbereich wird fortlaufend das Gordon-Ng-Modell verwendet, da die Daten eines EDS nicht immer alle Betriebsbereiche umfassen.

4.3. Analyse der Datenauflösung

In diesem Unterkapitel wird analysiert, welche Datenauflösung für die Modellierung von KKM mit Messdaten geeignet ist. Es wird geprüft, ob eine Reduktion der Auflösung dazu führt, dass wichtige Effekte des Systemverhaltens nicht abgebildet werden. Hierfür werden die Auflösungen anhand der Streumaße, des zeitlichen Verlaufs und der relativen Häufigkeit der auftretenden Werte untersucht. In den untersuchten Datensätzen ermitteln die Messgeräte

des Kälteversorgungssystems alle 1 s bis 2 s einen Wert. Dieser Wert wird an die Datenbank übermittelt und gespeichert. Zur Berechnung der Minuten- und Stundenwerte werden die Sekundenwerte entsprechend aggregiert und der Mittelwert gebildet. Der Testdatensatz umfasst 280.000 Sekundenwerte.

In Abbildung 4.5 ist der zeitliche Verlauf der Kälteleistung einer wassergekühlten KKM in sekundlicher, minütlicher und stündlicher Auflösung für eine Periode von drei Stunden visualisiert. Es ist zu erkennen, dass die sekundliche und minütliche Auflösung einen sehr ähnlichen Verlauf aufweist, wohingegen die Stundenwerte an einigen Stellen stark abweichen können. Aus der Mittelwertbildung von 3600 Sekundenwerten resultieren eine Abschwächung der Extrema und Reduktion der zeitlichen Schwankungen.

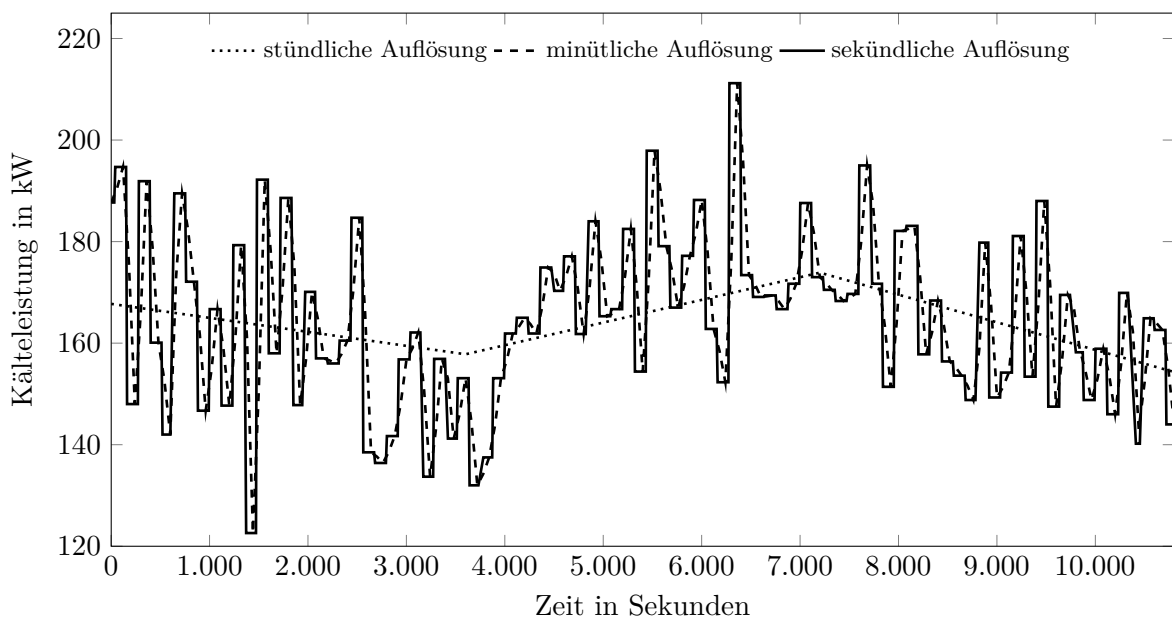


Abbildung 4.5.: Zeitlicher Verlauf der Kälteleistung in Sekunden-, Minuten- und Stundenauflösung

In Abbildung 4.6 ist die Kälteleistung einer vierstufigen KKM für eine Periode von drei Stunden dargestellt. In der minütlichen und sekundlichen Auflösung der Daten sind die zwei unterschiedlichen Leistungsstufen der KKM deutlich zu erkennen. In der Stundenauflösung führt die Mittelwertbildung zu einer Verzerrung der tatsächlichen Leistung und es wird über die drei Stunden ein Mittelwert der zwei Leistungsstufen gebildet. Eine stündliche Auflösung ist für die Modellierung nicht zielführend. Bei der Entscheidung für Sekunden- oder Minutenwerte ist zu beachten, dass für den vorliegenden Datensatz die thermische Trägheit des Kälteversorgungssystems dazu führt, dass sich erst mit einer Verzögerung von 50 s nach der Änderung der elektrischen Leistung eine Änderung der Kälteleistung ergibt. Dies führt bei der Verwendung von Sekundenwerten zu sehr hohen EER in den Phasen eines Leistungswechsels.

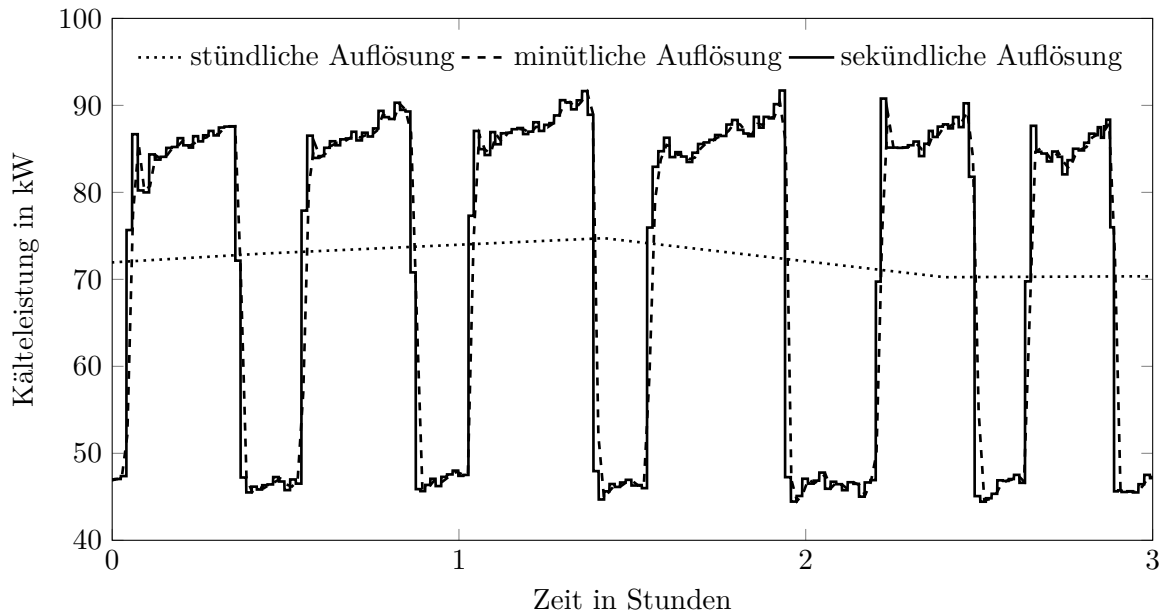


Abbildung 4.6.: Kälteleistung einer vierstufigen KKM

In Abbildung 4.7 ist das zeitliche Auftreten der EER-Peaks für eine sekundliche Auflösung veranschaulicht.

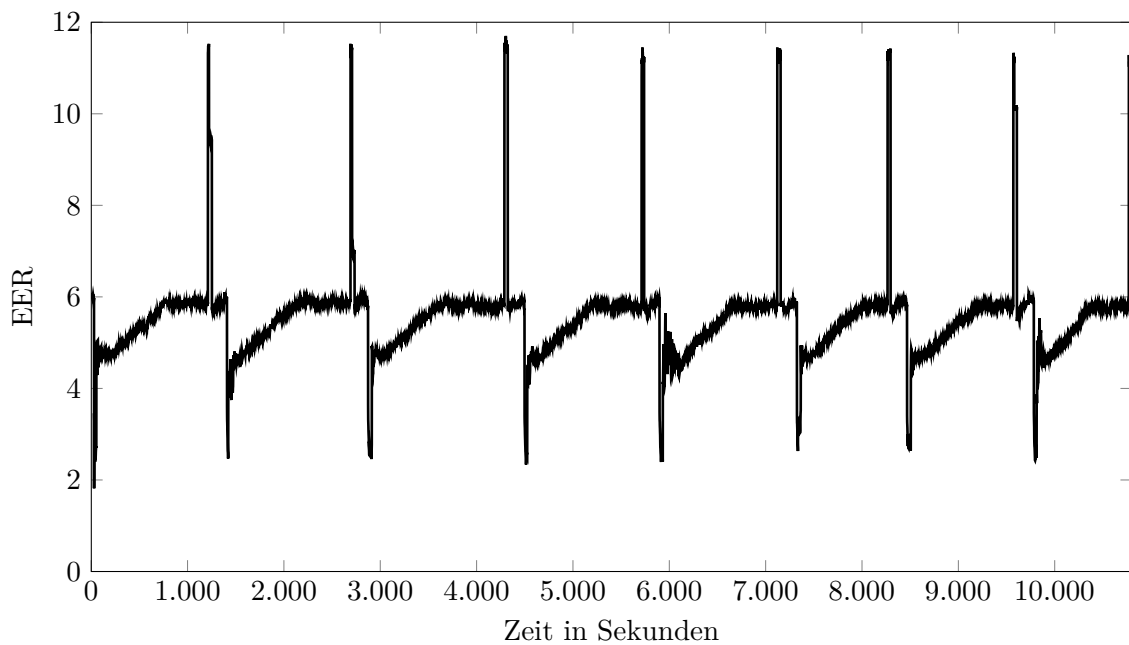


Abbildung 4.7.: EER-Verlauf einer vierstufigen KKM

Die Mittelwertbildung der Minutenwerte und die in Unterkapitel 4.2.1 beschriebenen Filtermethoden eliminieren diese verzerrten Werte. Für den beschriebenen Testdatensatz reduzieren

sich nach der Datenaufbereitung die Sekundenwerte von 282.712 auf 10.401 Datenpunkte, die Minutenwerte von 9.423 auf 331 Datenpunkte und die Stundenwerte von 157 auf 72 Datenpunkte. Aus diesen Datenpunkten werden mithilfe des Gordon-Ng-Modells die in Abbildung 4.8 dargestellten Kennlinien für eine konstante Kondensations- und Verdampfungstemperatur berechnet.

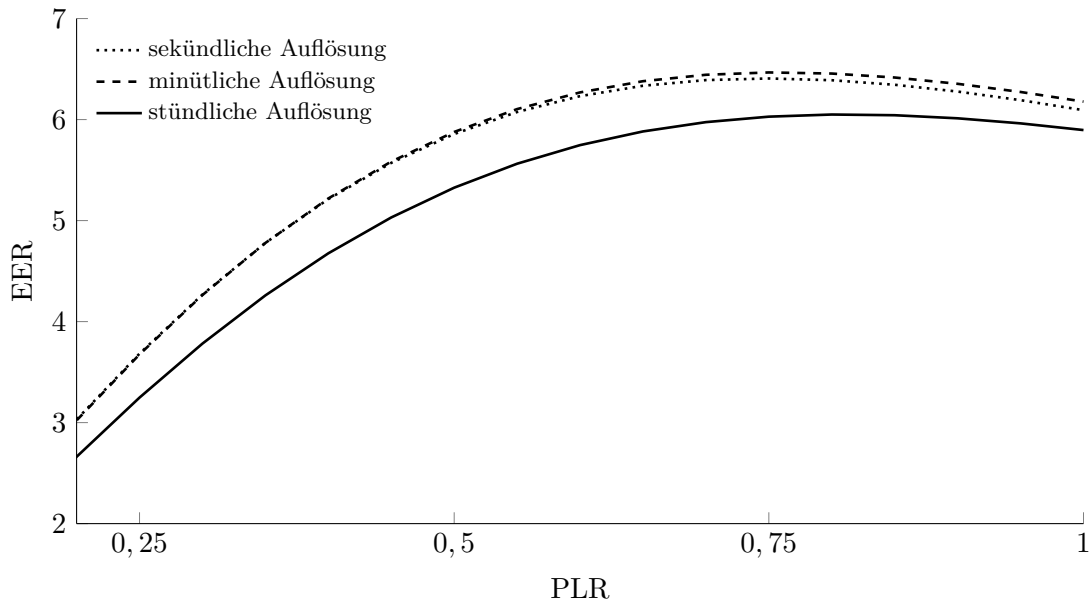


Abbildung 4.8.: Kennlinien einer luftgekühlten KKM mit sekundlichen, minütlichen oder stündlichen Daten

Die Kennlinie der Sekunden- und Minutenwerte unterscheiden sich nur in geringem Umfang voneinander. Die Kennlinie mit Stundenwerten weist über den gesamten Teillastbereich ein geringeres EER auf.

Schlussfolgernd ist die Nutzung von Minutenwerten für die datengetriebene Modellierung von KKM zielführend, da Leistungsänderungen ausreichend genau abgebildet werden und gleichzeitig hohe EER durch thermische Trägheiten aufgrund der Mittelwertbildung reduziert werden.

4.4. Mindestgröße und Gewichtung der Regressionsdatensätze

Für den selbstlernenden Charakter der Kennlinienmodellierung ist der Einbezug neuer, aktueller Datensätze sowie die Verwendung von bestehenden Daten notwendig. Durch die Relation der beiden Datensätze muss gewährleistet sein, dass alle Betriebsbereiche abgebildet und gleichzeitig Änderungen im Leistungsverlauf der KM erkennbar sind. In diesem Kapitel wird die Gewichtung der Regressionsdatensätze und die Mindestdatensatzgröße für die Modellierung der selbstlernenden Kennlinienmodelle analysiert.

Im ersten Schritt werden die ermittelten Kennlinien als Referenz genutzt und weiterführend durch neue Messdaten angepasst. Hierbei werden neue und alte Daten, die nun die Referenz bilden, verschieden stark gewichtet. Es hat sich gezeigt, dass eine stärkere Gewichtung neuer Daten Veränderungen im Verhalten der Maschine gut erkennen lässt. Wenn die Kennlinien über einen längeren Zeitraum regelmäßig angepasst werden, reduziert sich die Abweichung zwischen vorheriger und neuer Kennlinie kontinuierlich. Tritt im Messsystem oder in der Kälteanlage eine wesentliche Veränderung auf, steigt die Abweichung sprunghaft an. In der Analyse wird über alle vorhandenen aufbereiteten Daten eine Kennlinie gebildet und diese als Referenz für die Abweichungsbestimmung für monatliche Zeitintervalle genutzt. Dazu wird der Referenzdatensatz in Monatsdatensätze über zweieinhalb Jahre aufgetrennt. Des Weiteren werden einzelne Datensätze chronologisch für die Kennliniengenerierung verwendet und die Abweichung zur Referenzkennlinie bestimmt. Zur Bewertung wird mithilfe der Gleichungen 4.6 und 4.7 die mittlere quadratische Abweichung (MSE) der Kennlinienmodelle bestimmt.

$$\Delta EER_t = \frac{\sum_{i=1}^n (EER_i - EER_{i,ref})^2}{n} \quad (4.6)$$

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^T \Delta EER_t}{T} \quad (4.7)$$

Hier indexiert i das jeweilige Paar von PLR und Kondensationstemperatur der Kennlinien. Die EER-Werte der neuen Kennlinien werden mit den Referenzwerten $EER_{i,ref}$ der vorherigen Kennlinien verglichen, um die quadratische mittlere Abweichung ΔEER_t zu erhalten. Die Referenzwerte werden mit jeder neuen Kennlinie angepasst. Als Startwert der Referenz wird aus den Herstellerdaten die Kennlinie ermittelt. t entspricht dem Betrachtungszeitraum für die neuen Kennlinien und der Referenzkennlinien. Die zeitliche Entwicklung der MSE ist in Abbildung 4.9 dargestellt. Im ersten Vergleich besteht eine große Abweichung, da für die erste Referenz Herstellerdaten genutzt werden. Die Abweichung nimmt kontinuierlich mit fortlaufendem Monat ab, da die Quantität der Messdaten in allen Betriebsbereichen der KM ansteigt. Bei zwei Systemveränderungen steigt die Abweichung wieder stark an. Die erste starke Änderung im Juni 2017 begründet sich durch eine Anpassung des Rückkühltemperatursollwerts von 26 °C auf 20 °C.

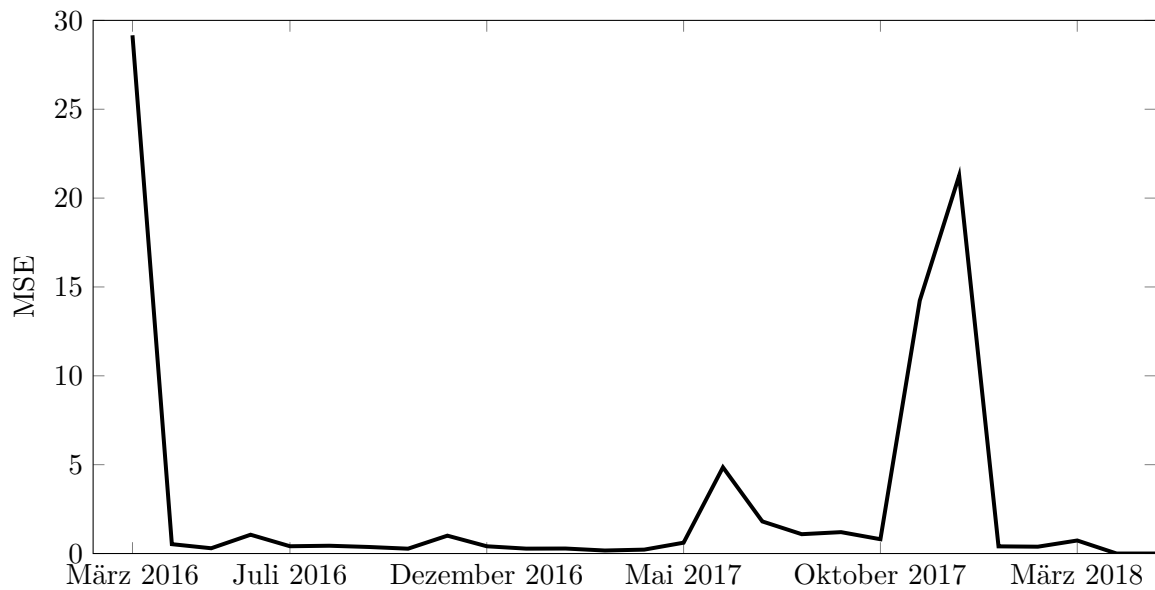


Abbildung 4.9.: Kennfeld der wassergekühlten KKM des Laborprüfstands Kälteversorgungssystem

Durch die Änderungen sind mehr Daten für die neue Kondensationstemperatur vorhanden. Die zweite Veränderung ergibt sich durch den Austausch der elektrischen Leistungsmessung im November 2017. Die zugehörigen Kennlinien der verschiedenen Monate für eine konstante Kondensationstemperatur von 20 °C sind im Anhang (Abbildung C.1) dargestellt.

Mithilfe einer starken Gewichtung der neuen Datensätze werden Änderungen des Systemverhaltens erkannt und in die weitere Modellierung einbezogen. Dies wird durch die Abweichungsreduktion nach den Systemänderungen deutlich.

4.4.1. Gewichtung und Relation der Datensätze

In diesem Unterkapitel wird analysiert, welchen Einfluss die Gewichtung und Relation neuer Daten zu Referenzdaten auf die Kennlinienerstellung haben. Ziel ist es, einen Gewichtungsfaktor und ein Verhältnis zwischen neuen Daten und Referenzdaten zu ermitteln, welche zu einem geringen *CV*-Wert führen und gleichzeitig Systemveränderungen abbilden. Die Nutzung von Referenzdaten reduziert den Einfluss von Messwerten in einem eingeschränkten Betriebsbereich.

Für die Analyse wird ein Jahresdatensatz mit 1818 Wertepaaren für eine Kondensationstemperatur von 18 °C - 35 °C als Referenzdatensatz verwendet. Der Datensatz wird in Monatsdatensätze unterteilt, wobei ein Monatsdatensatz maximal 744 Wertepaare beinhalten kann. Nach der Datenaufbereitung umfasst ein Monatsdatensatz im Durchschnitt 346 Wertepaare. Um zu gewährleisten, dass die Referenzdaten den vollständigen Betriebsbereich der KM gleichmäßig verteilt abbilden, wird zuerst ein Kennlinienmodell aus dem Jahresdatensatz erstellt und

im Anschluss werden neue, zufällige Referenzdatenpunkte mit dem Modell berechnet. Ohne eine Anpassung der Datensätze ist die Anzahl an Referenzdaten überproportional groß. Die Relation zwischen neuen Daten N_{neu} und Referenzdaten N_{ref} wird durch die Verhältniszahl r beschrieben.

$$r = \frac{N_{neu}}{N_{neu} + N_{ref}} \quad (4.8)$$

Für die Gewichtung der Daten wird der Gewichtungsfaktor w ($w = [0; 1]$) eingeführt. Nimmt w den Wert 1 an, so ist die Gewichtung für die neuen Daten maximal und die Referenzdaten finden keine Berücksichtigung. In der Tabelle 4.2 sind die Modellauswirkungen für eine Auswahl der Kombinationen aus Gewichtung und Relation der Datensätze zusammengefasst.

Tabelle 4.2.: Modellauswirkungen Gewichtung und Relation der Datensätze

Gewichtungsfaktor w	Verhältniszahl r	Modellauswirkungen
1 %	0,75	CV > 10 %
< 10 %	0,62	CV > 10 %
50 %	0,75	CV > 15 %
90 %	0,1	keine Modellanpassung
90 % - 99 %	0,62	Systemveränderungen werden identifiziert, CV < 5 % ohne vorhandene Systemänderungen
90 %	0,75	CV < 5 % nach erster Anlernphase
90 %	0,95 - 0,99	Systemveränderungen werden nicht identifiziert
>90 %	0,88	Systemveränderungen werden identifiziert, geringer CV-Wert
99 %	0,5	Kennlinien nicht verwendbar

Aus den Ergebnissen lässt sich ableiten, dass für die Erstellung von selbstlernenden Kennlinien die Gewichtung der neuen Daten und die Verhältniszahl der neuen Daten zu den Referenzdaten hoch sein sollten. Die Referenzwerte bieten als Stützpunkte in den Extrapolationsbereichen eine Steigerung der Genauigkeit der Kennlinien im Zusammenspiel mit den neuen Daten.

Da der optimale Gewichtungsfaktor und die Verhältniszahl neben der Quantität der Daten auch von der Verteilung der Datenpunkte abhängig ist, kann für jeden Datensatz eine Verschiebung des Optimums stattfinden. Aus diesem Grund wird die Wahl der geeigneten Gewichtung und Verhältniszahl automatisiert. Mithilfe einer Iteration werden verschiedene Kombinationen der Gewichtung und der Verhältniszahl erprobt. Die Kombination mit dem

kleinsten *CV*-Wert für das Modell zum Gesamtdatensatz wird im Weiteren für Modellierung, Optimierung und Simulation verwendet. Die Ergebnisse der Stichprobenuntersuchung aus Tabelle 4.2 bestätigen sich in der automatisierten Analyse. Die Gewichtung der neuen Daten sollte hoch (>90%) und die Verhältniszahl mindestens 0,5 sein.

4.4.2. Mindestgröße eines Modellierungsdatensatzes

Zur Ermittlung der Mindestgröße für einen Datensatz zur Modellierung eines Kennlinienmodells wird ein aufbereiteter Jahresdatensatz mit 4780 Wertepaaren genutzt. Für die Modellierung mit dem vollständigen Datensatz wird ein *CV* von 2,32% erzielt. Eine zufällige Reduktion des Datensatzes um 50% aller Daten führt zu einem *CV* von 2,89%. Eine zufällige Reduktion des Datensatzes auf 48 Werte (1%) ergibt einen *CV* von 2,31%. Eine weitere Halbierung des Datensatzes ergibt kein nutzbares Modell. Aus der Analyse resultiert, dass bereits 48 Wertepaare ausreichen, um ein Kennlinienmodell mit den vorgestellten Modellen zu erzeugen. Hierfür müssen die wesentlichen Einflussgrößen PLR und Kondensationstemperatur über einen großen Betriebsbereich der KM gleichmäßig verteilt sein. Wenn viele Datenpunkte ein Cluster bilden und in den weiteren Betriebsbereichen nur wenige Datenpunkte vorliegen, steigt die Abweichung zu den Validierungsdaten.

Die Mindestgröße eines Modellierungsdatensatzes ist somit von der Verteilung der Daten über die Betriebsbereiche und die Datenquantität zu definieren. Für die beschriebenen Modelle reichen 48 gleichmäßig verteilte Wertepaare aus. Im Anhang (Abbildung C.2) sind die Kennlinien mit den 48 Datenpunkten visualisiert. Bei einem ungleichmäßig verteilten Datensatz muss die Datenquantität erhöht werden, um weitere Daten in den weiteren Betriebsbereichen zu erhalten.

4.5. Verifizierung und Validierung der Modellierung

Die Verifizierung und Validierung der Methode und der Modelle ist notwendig, um zu überprüfen, ob das Verhalten qualitativ und quantitativ korrekt oder mit einer tolerierbaren Abweichung bestimmt wird. Die Verifizierung ist die qualitative Prüfung der Korrektheit der Transformation (vgl. Balci 2003) und der Funktionalität des Modells (vgl. Rabe et al. 2008, S. 14f). Validierung bedeutet, dass sich die Methode oder das Modell innerhalb des Anwendungsbereichs mit zufriedenstellender Genauigkeit in Hinblick auf den Untersuchungsrahmen verhält (vgl. Balci 1998, S. 336).

Lee et al. (2012) und Hydeman et al. (2002) definieren einen *CV* von maximal 5% als akzeptabel. In der Literatur werden diese Werte für das Gordon-Ng-Modell erreicht. Die Analyse der Gewichtung und der Mindestgröße ergibt ebenfalls einen *CV*-Wert < 5% für einen Datensatz einer wassergekühlten KKM. Zur weiteren Validierung der Modellierungsmethode wird das vorgestellte Verfahren auf einen Jahresdatensatz aus einem EDS für eine luftgekühlte vierstu-

fige KKM angewendet. Der Datensatz wird zufallsbasiert in Trainings- und Validierungsdaten aufgeteilt. Die Ergebnisse der Modellierung zeigen, dass der *CV*-Wert 6,32% beträgt. Aufgrund der schlechten Datenpunktverteilung über die Betriebsbereiche können keine besseren Ergebnisse erzielt werden und daher ist das Ergebnis für die weitere Modellierung ausreichend.

Prädiktive simulationsgestützte Optimierung

Die bereits erläuterte Diversität der Wechselwirkungen auf die kostengünstigsten, energie- und klimaeffizientesten Betriebsweisen eines Kälteversorgungssystems erfordert eine mehrstufige ganzheitliche Optimierung des Systems. Neben den in Kapitel 2 beschriebenen technischen Einflüssen auf die Effizienz der Maschinen sind die individuellen Kennlinien (Kapitel 4) zu berücksichtigen. Die Integration von thermischen Speichern erfordert nicht nur die Bestimmung der optimalen Betriebsstrategie für den aktuellen Zeitschritt, sondern für den aktuellen Zeitschritt und einen definierten Prognosezeitraum. Mit der Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung werden alle genannten Aspekte berücksichtigt und je nach Anforderung die kostengünstigste, energie- oder klimaeffizienteste Betriebsweise eines Kälteversorgungssystems bestimmt.

Im Kapitel 5 wird die Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung beschrieben. In den Unterkapiteln werden die Prognose des Wetters, des Kältebedarfs und des Strompreises, die mathematische Kostenfunktion zur Minimierung des Energieeinsatzes für einen definierten Zeitraum, der Aufbau des Simulationsmodells und die Einbeziehung der selbstlernenden Kennlinienmodelle erläutert. Ein besonderer Fokus liegt auf der Beschreibung des Zusammenspiels der Teilkomponenten der ganzheitlichen Optimierung eines Kälteversorgungssystems sowie der Kopplung von mathematischer Optimierung und dynamischer Simulation.

5.1. Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung

In diesem Unterkapitel wird der methodische Ansatz der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung beschrieben. Die Methode umfasst die fünf Ebenen Eingangsdaten, Datenaufbereitung, Modellierung, Optimierung und Simulation oder Regelung. Eine Übersicht der Vorgehensweise ist in Abbildung 5.1 dargestellt.

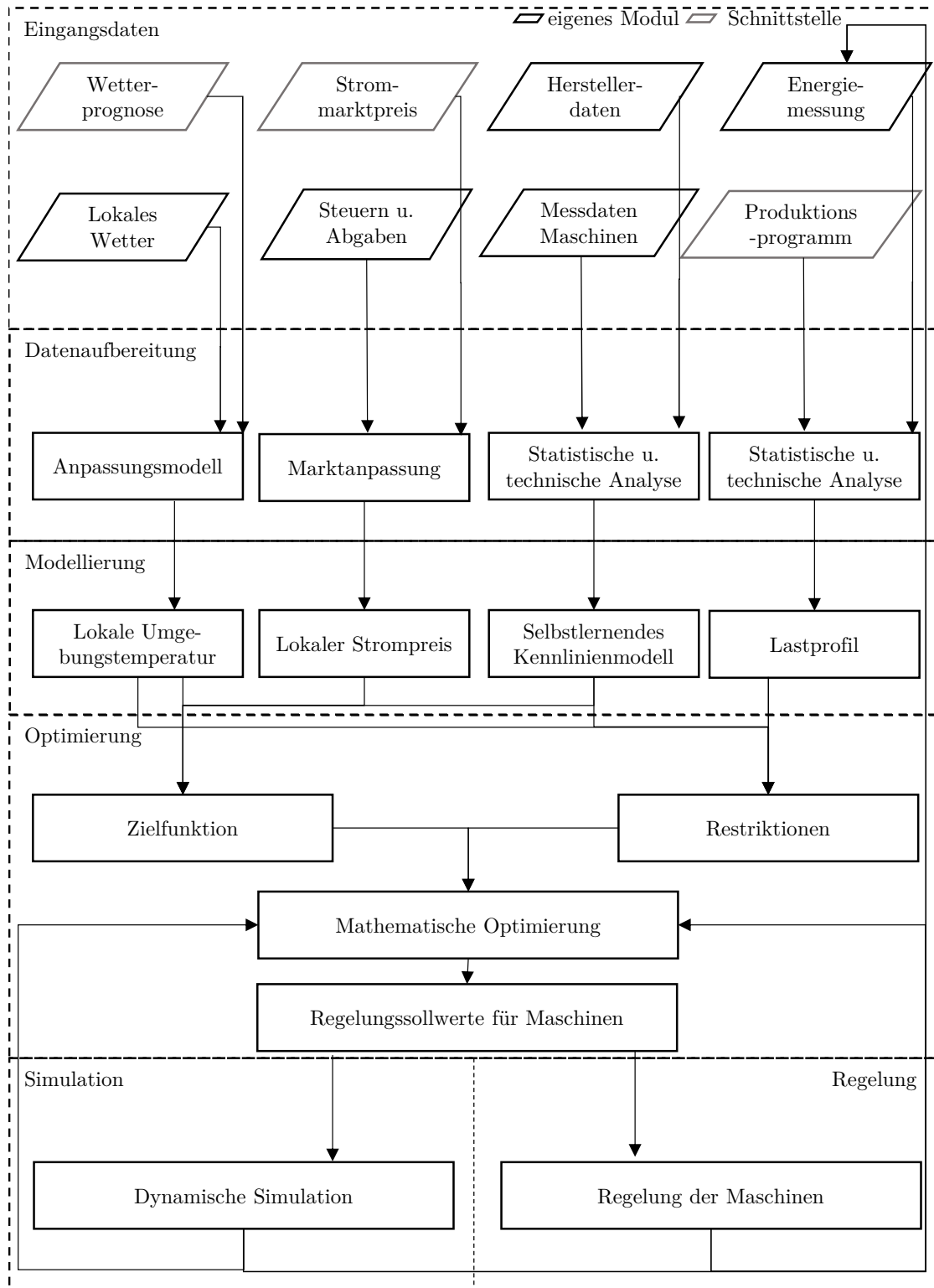


Abbildung 5.1.: Übersicht der Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung

In diesem Kapitel werden nur die Zusammenhänge zwischen den einzelnen Schritten vorge-

stellt. Eine genaue Beschreibung der einzelnen Bausteine der Methode erfolgt in den entsprechenden Unterkapiteln. Im ersten Schritt werden die Eingangsdaten aus unterschiedlichen Quellen gesammelt. Hierzu zählen die regionale Wetterprognose eines Wetterdienstes, das lokale Wetter aus einem EDS, der Strommarktpreis von einer Strombörse, die länderspezifischen Steuern und Abgaben für einen Strompreis, die Herstellerdaten für die Maschinen des Kälteversorgungssystems, die Maschinenmessdaten des Kälteversorgungssystems aus einem EDS, energetische Temperatur- und Leistungsmessungen aus einem EDS und das Produktionsprogramm eines Standorts.

Der zweite Schritt umfasst die Datenaufbereitung der unterschiedlichen Rohdaten. Zur Bestimmung und Prognose der lokalen Umgebungstemperatur am Standort eines FK oder des Rückkühlsystems einer KKM werden die Wetterprognose und die lokalen Wetterdaten in einem Anpassungsmodell verarbeitet, um aus der regionalen Wetterprognose das lokale Wetter abzuleiten. Für die Modellierung des lokalen Strompreises werden die Strommarktpreise sowie die länderspezifischen Steuern und Abgaben mithilfe einer Marktanpassung aufbereitet, sodass über das Preissignal auch eine Residuallast moduliert werden kann. Im Schritt der Datenaufbereitung erfolgt ebenfalls die bereits in Kapitel 4 beschriebene Datenvorverarbeitung für die selbstlernenden Kennlinien und für die Erstellung der thermischen und elektrischen Lastprofile des Anwendungsfalls.

Im dritten Schritt wird die lokale Umgebungstemperatur für die Maschinen des Kälteversorgungssystems mithilfe der Daten aus dem Anpassungsmodell bestimmt. Das Strompreismodell für den Anwendungsfall ergibt sich aus den entsprechenden Eingangsdaten und der Marktanpassung. Die aus Kapitel 4 bekannte Erstellung der selbstlernenden Kennlinienmodelle erfolgt ebenfalls in diesem Schritt. Aus den aufbereiteten Produktions- und Energiedaten werden die Lastprofile für den zu betrachtenden Zeitraum erstellt.

Im vierten Schritt ist die Optimierung umgesetzt. Aus der lokalen Umgebungstemperatur, dem lokalen Strompreis und den Kennlinien der Komponenten des Kälteversorgungssystems wird die Zielfunktion zur Minimierung der Energiekosten erstellt. Aus dem lokalen Lastprofil, der Umgebungstemperatur und den Kennlinien der Komponenten des Kälteversorgungssystems ergeben sich die Restriktionen der Optimierungen, welche in jedem Fall einzuhalten sind. Zielfunktion und Restriktionen bilden die Grundlage für die mathematische Optimierung, welche mithilfe eines Lösungsalgorithmus die Regelungs- und Steuerungswerte für die Maschinen des Versorgungssystems berechnet.

Im letzten Schritt werden die Regelungswerte der mathematischen Optimierung genutzt, um direkt die Regelungsparameter einer realen Anlage anzupassen oder den Fahrplan für eine dynamische Simulation festzulegen. Nach jedem Zeitschritt werden die Daten der Simulation oder der Anlage an die Optimierung und die Energiemessung übertragen und beeinflussen das Ergebnis für den nächsten Zeitschritt. Die Rückkopplung der Ergebnisse an das EDS dient zur Bestimmung der Energie- und Kosteneinsparungen der prädiktiven simulationsgestützten

Optimierung.

5.2. Prognose

Zur Bestimmung der optimalen Betriebsweise eines Kälteversorgungssystems ist die Erstellung von Fahrplänen unter Einbezug von Prognosen für die Außentemperatur, die Kühllast und den Strompreis zielführend. Die Prognose gibt Aussagen über die zukünftigen Werte der genannten Variablen basierend auf vergangenen Beobachtungen und objektiven Verfahren, welche an das Prognoseobjekt angepasst werden. Mithilfe der Prognose werden die Betriebspunkte der Anlagen auf die optimalen Zeitpunkte im gesamten Zeitraum des Fahrplans verschoben. Je größer der Prognosehorizont wird, desto größer ist die Abweichung zwischen Prognosedaten und realen Daten. Zur Reduktion der Deviation wird ein rollierendes Verfahren zur Erstellung der Fahrpläne verwendet, welches in Kapitel 5.3.3 erläutert wird. Die Güte der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung kann von der Güte der Prognose beeinflusst werden. Aus diesem Grund werden für den Betrachtungszeitraum Zeitreihen erstellt, die sowohl für die Daten des aktuellen Berechnungsschritts als auch für die Prognose herangezogen werden. Dies resultiert in einer idealen Prognose ohne Deviation. Die Ergebnisse der Prognosemethoden, welche in den folgenden Unterkapiteln vorgestellt werden, sind jederzeit in der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung verwendbar.

Wetterprognose

Zur Prognose der lokalen Umgebungstemperatur wird eine Wetterprognose benötigt. Der Deutsche Wetterdienst stellt die historischen, meteorologischen und klimatologischen Daten für verschiedene Nutzergruppen öffentlich zur Verfügung. Zusätzlich werden Wetterprognosen für drei Tage in einer dreistündigen Auflösung bereitgestellt. Ein automatisierter Abruf der Daten ist über die verfügbaren Server möglich, sodass die Integration in die prädiktive simulationsgestützte Optimierung gewährleistet ist.

Die prognostizierten Wetterdaten stehen jeweils für eine Wetterstation bereit. Die Temperatur der Wetterstation kann von der lokalen Umgebungstemperatur am Ort des zu optimierenden Systems abweichen. Anhand der historischen Daten der Wetterstation mit der kürzesten Entfernung zum Standort der Optimierung und einer lokalen Temperaturmessung wird die Abweichung der Temperaturprognose bestimmt. Bei der Wahl des Orts der lokalen Temperaturmessung gilt es zu beachten, dass der Ort der Rückkühlung und der Ort der Messung übereinstimmen. Somit werden Verschattung, Regen, Abluft- oder Abwärmquellen berücksichtigt. Um aus der Wetterprognose der Wetterstation eine ausreichend genaue Prognose für den lokalen Standort zu erhalten, können mithilfe der historischen Daten Regressionsparameter berechnet, ein künstlich neuronales Netz trainiert oder ein Korrekturfaktor bestimmt werden. Diese Anpassung verbessert die Prognosegüte für die Optimierung.

Der Prognosezeitraum der Wetterdaten begrenzt den maximalen Prognosehorizont der Optimierung. Die Nutzung der Prognose des Deutschen Wetterdienstes begrenzt den Horizont auf 72 Stunden. Für die Bewertung der Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung sind historische Temperaturdaten des Standorts verwendbar. Der Einfluss der Umgebungstemperatur auf das Optimierungsergebnis ist in der Fallstudie in Kapitel 7.1.3 analysiert.

Lastprognose

Während Wettervorhersagen ein bewährtes Verfahren zur Bestimmung der zukünftigen Außentemperatur sind, werden bei der Lastprognose unterschiedliche Verfahren zur Bestimmung der zukünftigen Last verwendet. Zur Bestimmung der Kühllast werden beispielsweise statistische Analysen (vgl. Vaghefi et al. 2014), künstlich neuronale Netze (vgl. Kwok et al. 2011) und Support Vector Machines ⁴ (vgl. Li et al. 2009) eingesetzt. Für die Erstellung einer Kühllastprognose zur Raumklimatisierung werden häufig auch physikalische Raummodelle genutzt. Hierbei haben die Außentemperatur und die inneren Lasten im Raum den größten Einfluss auf die Kühllast. Bei der Prognose des Kühlbedarfs für die Prozesskühlung ist das Produktionsprogramm die wesentliche Variable. Bei allen Verfahren zur Kühllastprognose bestimmt die Qualität und Quantität der historischen Daten zum Trainieren oder Parametrieren der Modelle die Güte des Prognosemodells. In dieser Arbeit wird auf die historischen thermischen Lastprofile zurückgegriffen. Die Integration der Ergebnisse zur Integration einer Lastprognose ist jederzeit möglich.

Strompreismodell

Die Berücksichtigung eines variablen Strompreises im Optimierungsergebnis erfordert die Prognose des Preises. Die europäischen Strompreise für Großbritannien, Frankreich, die Niederlande, Belgien, Luxemburg, Schweiz, Österreich und Deutschland werden an der Strompreisbörse „European Power Exchange“ (EPEX SPOT SE) gehandelt. Zum einen findet ein Handel innerhalb eines Handelstags „Intraday-Markt“ und ein Stromhandel für den Folgetag „Day-Ahead-Markt“ statt. Unternehmen sind in der Lage selbst oder über verschiedene Anbieter den Strom zu einem stündlichen Preis zu beziehen. Für die prädiktive simulationsgestützte Optimierung wird ein Prognosehorizont benötigt, der sich über mehrere Stunden erstreckt. Im „Day-Ahead-Markt“ wird der Strompreis in einstündiger Auflösung für die nächsten 24 Stunden durch Aggregation des Stromangebots und -nachfrage bestimmt. Die einstündige Auflösung des Prognosezeitraums von 24 Stunden sind für die Optimierung ausreichend. Für Analysen mit längeren Prognosehorizonten eignet sich die Verwendung von historischen Daten.

⁴Eine Support Vector Machine unterteilt eine Menge von Objekten in Klassen, sodass um die Klassengrenzen herum ein möglichst breiter Bereich frei von Objekten bleibt.

Zur Erhaltung des Strompreises für Industriekunden werden zu dem Börsenpreis folgende zusätzliche Kosten addiert. Hierzu zählen die Erneuerbaren-Energien-Gesetz (EEG)-Umlage, die Stromsteuer, die Kraft-Wärme-Kopplungsumlage, die Netzentgelte, die Konzessionsabgaben, die Offshore-Netzumlage und die Umlage für abschaltbare Lasten. Für das Erzielen einer Kostenersparnis mithilfe eines variablen Strompreises ist die Höhe und der zeitliche Verlauf der Preisunterschiede entscheidend, wenn der Preismittelwert dem statischen Preis entspricht. Eine Preisschwankung mit einer schwachen Amplitude führt nur zu geringen bis keinen Einsparungen. Für eine Steigerung der Kostenersparnis und Förderung des netzdienlichen Verhaltens werden in der Literatur verschiedene Strompreismodelle diskutiert. In dieser Arbeit werden entweder die Strompreise des „Day-Ahead-Markts“ oder selbst erstellte Strompreisverläufe genutzt.

5.3. Optimierungsverfahren

In diesem Kapitel wird der allgemeine Algorithmus für die zweistufige, prädiktive simulationsgestützte Optimierung für Kälteversorgungssysteme beschrieben. In der wissenschaftlichen Literatur wird eine Varietät an Optimierungsverfahren für die Lastaufteilung für KM genutzt (siehe Kapitel 3.3). Ziel der entwickelten energetischen Optimierung einer Kältezentrale ist die Möglichkeit, ein breites Spektrum an Kennlinienformen implementieren zu können. Universell ist dies mit einer binären Formulierung des Optimierungsproblems möglich, welche der gemischt ganzzahligen linearen Optimierung (engl. Mixed Integer Linear Programming (MILP)) zuzuordnen ist. Alle Betriebszustände liegen vordefiniert als diskrete Werte vor. Durch Zuordnung des Wertes 1 können Betriebszustände aktiviert und durch den Wert 0 deaktiviert werden. Das hat den Vorteil, dass die Optimierung nicht auf den funktionellen Zusammenhang zwischen den Werten ausgelegt werden muss. Lediglich die Kombination einer optimalen Wertfolge, unter Berücksichtigung diverser Randbedingungen, ist Gegenstand der Optimierung. Da die praktische Einstellung von Sollwerten nicht mit beliebiger Genauigkeit möglich ist, schränkt die Diskretisierung das Optimierungspotenzial nicht ein. Bedingung ist eine ausreichend feine Auflösung der Diskretisierung. Zur Nutzung der Ergebnisse in der betrieblichen Praxis ist eine Auflösung des PLR auf 1 % und für die Rückkühl- oder Kondensationstemperatur auf 1 K hinreichend genau. Die Steuerungen und Regelungen des Systems begrenzen in einer Vielzahl von Fällen eine detailliertere Einstellung der Parameter.

Eine Einschränkung dieser Methode ist der hohe Rechenaufwand bei Steigerung des Problemumfangs. Zur Findung eines Kompromisses zwischen Rechenaufwand und Genauigkeit unterteilt sich das Problem in zwei Stufen. Diese Stufen führen eine definierte Anzahl an Iterationen durch, um die Ausgabewerte trotz der Unterteilung einem Optimum anzunähern. Die Entwicklung der Modelle wird durch die Arbeit von Schaumburg (2017) unterstützt.

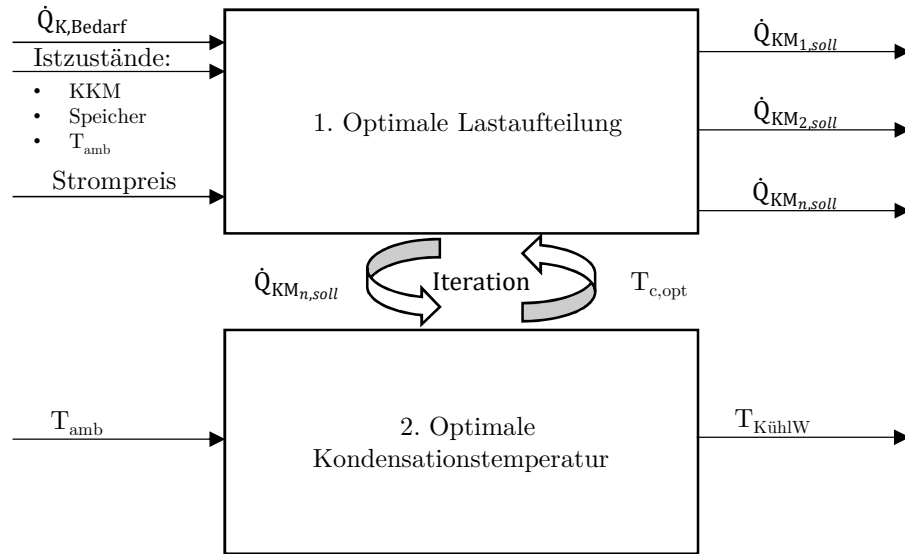


Abbildung 5.2.: Methode der zweistufigen Optimierung

In Abbildung 5.2 ist die Methode der zweistufigen Optimierung visualisiert. In der ersten Stufe erfolgt die optimale Lastaufteilung (Kapitel 5.3.1) auf die Anlage des Kälteversorgungssystems unter Annahme einer konstanten Kondensationstemperatur. Im zweiten Schritt wird anhand dieser Lastaufteilung die optimale Kondensationstemperatur (Kapitel 5.3.2) für die bestehende Außentemperatur bestimmt. Die optimale Kondensationstemperatur wird genutzt, um erneut das Optimum der Lastaufteilung zu bestimmen. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis das Abbruchkriterium der Optimierung erfüllt ist.

5.3.1. Optimale Lastaufteilung

In der optimalen Lastaufteilung wird für eine feste Kondensationstemperatur T_c eine optimale Lastaufteilung der Kältebelastung auf eine definierte Anzahl an KM N_{KM} mit verschiedenen Leistungsstufen N_{St} berechnet. Die Eingangsdaten des Optimierungsmodells sind der Kältebedarf $\dot{Q}_{K, Bedarf}$ des Gesamtsystems, die Istzustände des Speichers und der KM. Das Ziel der Optimierung ist die Minimierung der Energiekosten der KM bei gleichzeitiger Deckung des Kältebedarfs für die aktuellen und folgenden Zeitschritte. Die folgende Formel 5.1 beschreibt die Zielfunktion des Minimierungsproblems.

$$\min \sum_{t=1}^{N_t} \sum_{n=1}^{N_{KM}} \sum_{St=1}^{N_{St}} (cost_{t,n,St} \cdot X_{t,n,St}) + SC_{t,n} \cdot Z_{t,n} \quad (5.1)$$

Unter Berücksichtigung von:

$$X_{t,n,St} \in \{0, 1\} , Z_{t,n} \in \{0, 1\} \quad (5.2)$$

Die Teillastzustände N_{St} der KM sind zwischen 0 % und 100 %, wobei die kleinste Schrittweite 1 % ist. Die Kosten für jeden Betriebszustand einer KM sind im Kostenvektor $cost$ vorgegeben. Die Kosten sind das Produkt aus Stromkosten und elektrischer Leistungsaufnahme im jeweiligen Betriebszustand. Die spezifischen elektrischen Leistungsaufnahmen in einem Betriebszustand für jede KM ergeben sich aus den selbstlernenden Kennlinienmodellen.

Zur Vermeidung von häufigen Schaltvorgängen der KM werden initial die Startkosten SC für die einzelnen KM festgelegt. Häufige Schaltvorgänge führen zu technischen Problemen (vgl. Siemens AG 2010, S.10). Die technische maximale An- und Ausschalthäufigkeit wird durch die Herstellerangaben bestimmt und variiert mit der Maschinenart und -größe. Die Höhe der SC richtet sich nach dem zusätzlichen Energiebedarf für das Einschalten einer KM. Dieser Wert bildet den Zusammenhang zwischen maschinenspezifischen Verlusten beim Anfahren und der Länge des Zeitschritts der Optimierung ab. Für ein Optimierungsintervall von fünf Minuten sind die Startkosten höher zu wählen als für ein Optimierungsintervall von einer Stunde.

Die Entscheidungsvariablen $X_{t,n,St}$ und $Z_{t,n}$ sind binär (Gleichung 5.2). Die Berechnung der optimalen Lastaufteilung der KM erfolgt für alle Zeitschritte von 1 bis N_t . Im ersten Intervall ($t = 1$) sind die Istzustände der KM berücksichtigt. Der zweite Zeitschritt ($t = 2$) beinhaltet die Optimierungsergebnisse des aktuellen Zeitschritts, wohingegen alle weiteren Zeitschritte von $t = 3$ bis $t = N_t$ sich auf ein zukünftiges Zeitintervall beziehen. Dieses Verfahren ermöglicht die prädiktive Optimierung. Unter Berücksichtigung des Ladezustands des Speichers werden Lasten zwischen den Zeitschritten verschoben und die jeweilige Optimierungsgröße minimiert.

Neben der Kostenfunktion bestimmen die Randbedingungen das Ergebnis der Optimierung. Um sicherzustellen, dass jeder KM nur ein Betriebszustand zugeordnet wird, ist die Gleichung 5.3 aufgestellt.

$$\sum_{St=1}^{N_{St}} X_{t,n,St} \leq 1 \text{ für } t = 1, \dots, N_t \text{ und } n = 1, \dots, N_{KM} \quad (5.3)$$

Mit der Gleichung 5.4 werden der Änderung des Kältemaschinenzustands Z Startkosten zugeordnet. Ein Einschalten einer KM in der Optimierung erfolgt erst, wenn das Energie- oder Kosteneinsparpotenzial die Startkosten übersteigt.

$$X_{t,n,St} - X_{t-1,n,St} - Z_{t,n} \leq 0 \quad (5.4)$$

Zum Verschieben der Lasten innerhalb des Optimierungszeitraums wird ein thermischer Speicher eingesetzt. Der Ladezustand des Speichers hat einen erheblichen Einfluss auf das Optimierungsergebnis. Zur Bestimmung des Be- und Entladepotenzials des Speichers werden anhand der folgenden Gleichungen die untere (Gleichung 5.5) und die obere Grenze (Gleichung 5.6) des Speichers festgelegt. Diese Grenzen stellen sicher, dass der Speicher nicht überfüllt oder mehr als vollständig entladen wird.

$$T_{res} \cdot \sum_{t=2}^{N_t} \sum_{n=1}^{N_{KM}} \sum_{St=1}^{N_{St}} \left(\dot{Q}_{KM_{t,n,St}} \cdot X_{t,n,St} \right) \leq Q_{K,Bedarf} - Q_{Sp,plus} \quad (5.5)$$

$$T_{res} \cdot \sum_{t=2}^{N_t} \sum_{n=1}^{N_{KM}} \sum_{St=1}^{N_{St}} \left(\dot{Q}_{KM_{t,n,St}} \cdot X_{t,n,St} \right) \geq Q_{K,Bedarf} - Q_{Sp,minus} \quad (5.6)$$

Hierbei ist T_{res} die Zeitdauer der Optimierung zur Bestimmung der Kühlenergie aus Kälteleistung der KM \dot{Q}_{KM} der einzelnen Zeitschritte des Optimierungsergebnisses. $Q_{K,Bedarf}$ ist der Gesamtkältebedarf für den Optimierungszeitraum. Das Beladungspotenzial des Speichers wird mit $Q_{Sp,plus}$ und das Entladepotenzial mit $Q_{Sp,minus}$ beschrieben.

$$Q_{Sp,plus} = m_{Wasser,Rl} \cdot c_{p,Wasser} \cdot (T_{Rl} - T_{KaltW}) - Q_{Sicherheit} \quad (5.7)$$

$$Q_{Sp,minus} = m_{Wasser,KaltW} \cdot c_{p,Wasser} \cdot (T_{KaltW} - T_{Rl}) - Q_{Sicherheit} \quad (5.8)$$

Das Beladungspotenzial ergibt sich aus der Masse des Wassers im Speicher $m_{Wasser,Rl}$ auf dem Temperaturniveau des Rücklaufs, der spezifischen Wärmekapazität des Wassers $c_{p,Wasser}$ und der Temperaturdifferenz zwischen Rücklauf T_{Rl} und Kaltwasser T_{KaltW} . Das Entladungspotenzial wird analog berechnet. Zur Modellierung des Be- und Entladepotenzials des thermischen Speichers im MILP wird vereinfacht von einem ideal durchmischten Speicher ohne Verluste ausgegangen. Diese Vereinfachung wird später durch die dynamische Simulation des Systems ausgeglichen. Unsicherheiten der Prognose des Kältebedarfs werden durch den Sicherheitszuschlag $Q_{Sicherheit}$ kompensiert, sodass kein Überladen oder ein Entladen über das Speichervolumen hinaus berechnet wird.

5.3.2. Optimale Kondensationstemperatur

Die zweite Stufe der Optimierung ist die Anpassung der Kühlwasservorlauftemperatur T_{KuehlW} unter Berücksichtigung der Außentemperatur T_{amb} und die in der ersten Optimierungsstufe ermittelten Kälteleistung der KM. Sowohl die elektrische Leistungsaufnahme der KM P_{KM} als auch die Leistungsaufnahme des TK P_{TK} hängen in dieser Betrachtung von der Kühlwassertemperatur ab. Die folgende Formel 5.9 beschreibt die Zielfunktion zur Bestimmung der Kühlwassertemperatur mit der minimalen elektrischen Leistungsaufnahme des TK und der KM.

$$\min \left(\sum_{n=1}^{N_{KM}} P_{KM_n}(T_{KuehlW}) \right) + P_{TK}(T_{KuehlW}) \quad (5.9)$$

In Abbildung 5.3 ist das Optimierungsproblem grafisch für eine Außentemperatur von 18 °C und eine KM visualisiert. Die Strichpunktlinie visualisiert die elektrische Leistungsaufnahme

des TK. Mit der Annäherung der Kühlwassertemperatur steigt die elektrische Leistungsaufnahme exponentiell an. Durch die Punktlinie wird die elektrische Leistungsaufnahme der KM dargestellt. Diese nimmt mit steigender Kühlwasser- und somit auch Kondensationstemperatur zu. Die schwarze Linie stellt die kumulierte, elektrische Leistungsaufnahme der KM und des TK dar. Es ist zu erkennen, dass ein Minimum bei ca. 23 °C Kühlwassertemperatur vorliegt.

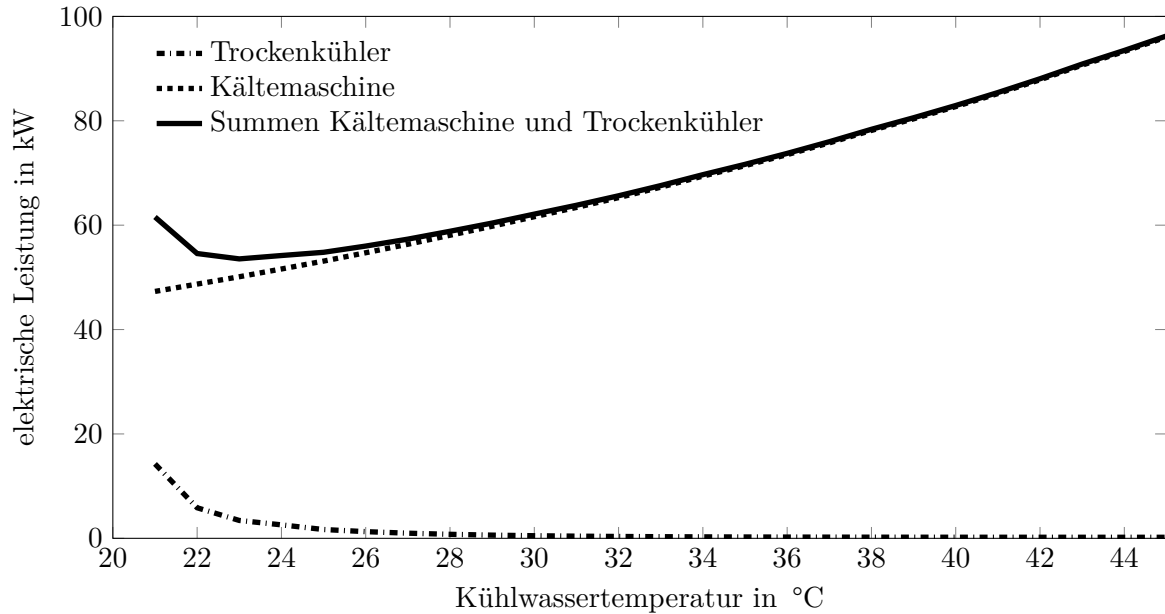


Abbildung 5.3.: Abhängigkeit der elektrischen Leistungsaufnahme von der Kühlwassertemperatur für einen TK und eine wassergekühlte KKM

Für die Berechnung der optimalen Kondensationstemperatur besteht eine obere und untere Temperaturgrenze. Beide Grenzen sind vom Verdichter abhängig und werden vom Hersteller angegeben. Die technische Begründung der Grenzen erfolgt in Unterkapitel 2.4.1

$$T_{KuehlW,min} \leq T_{KuehlW} \leq T_{KuehlW,max} \quad (5.10)$$

Das Minimum der Kostenfunktion 5.9 unter Berücksichtigung der Grenzen liegt bei diskreten Werten für die Kühlwassertemperatur in einer endlichen Menge potenzieller Betriebszustände und der entsprechenden elektrischen Leistungsaufnahme. Die Auflösung der Kühlwassertemperatur ist frei wählbar und somit die Anzahl an Werten im Suchraum. Messungenauigkeiten und die Regelbarkeit der Temperatur mit der Ventilator Drehzahl begrenzen die reale Einstellgenauigkeit der Temperatur. Wie bereits bei der Erstellung der selbstlernenden Kennlinienmodelle erläutert, wird in den folgenden Analysen und Versuchen eine Schrittweite von einem Kelvin verwendet.

Der ermittelte Wert für die Kühlwassertemperatur wird zurück an die erste Stufe der Optimie-

rung übergeben und die Berechnung beider Stufen erfolgt erneut. Diese Iteration erfolgt für eine definierte Anzahl an Schritten, bis das Abbruchkriterium erreicht ist. Die zweistufige Optimierung gewährleistet die optimale Lastaufteilung für die optimale Kühlwassertemperatur mit einem angemessenen Rechenaufwand.

5.3.3. Rollierendes Verfahren

Die Güte der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung kann von der Prognosegüte des Wetters, Strompreises und Kältebedarfs beeinflusst werden. Zur Reduktion der Deviation zwischen Realdaten und Prognose wird ein rollierendes Verfahren verwendet. Das rollierende Verfahren ist eine Strategie der Produktionsplanung und wird auch rollierende Planung genannt (vgl. Kurbel 2003, S.112f). Die Übertragung der Methode auf Energiesysteme wird beispielsweise in Modellregionen (vgl. Speckmann et al. 2012, S.98) oder in der Literatur von Meschede (2018) und Palma-Behnke et al. (2013) gezeigt.

Beim rollierenden Verfahren wird in der ersten Planung zum Zeitpunkt $t = 1$ der Fahrplan für das Optimierungsintervall von 1 bis N_t erstellt. Zu einem definierten Zeitpunkt wird der Fahrplan auf Basis neuer Prognosedaten aktualisiert. Dieser Zeitpunkt muss innerhalb des Optimierungsintervalls liegen. Der Gesamtbetrachtungszeitraum wird in Perioden (Zeitschritte) eingeteilt (vgl. Kurbel 2003, S.112f). Das Verfahren ist in Abbildung 5.4 dargestellt.

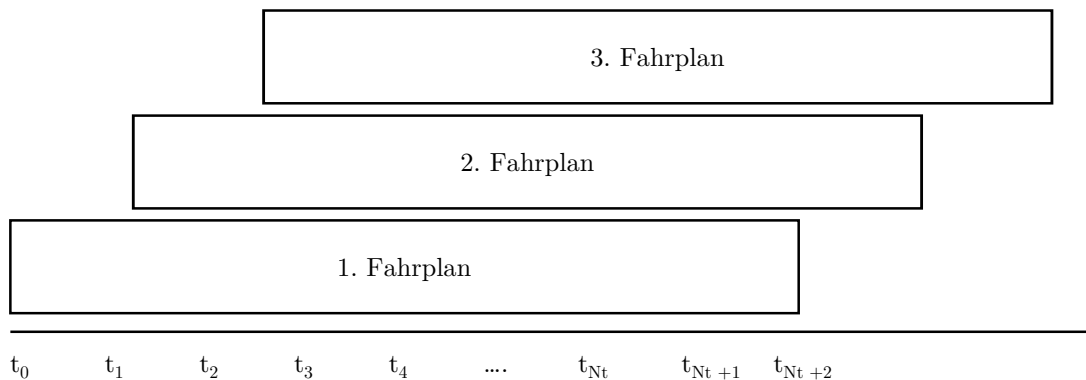


Abbildung 5.4.: Rollierendes Verfahren

In der beschriebenen Methode erfolgt die Aktualisierung des Fahrplans in jedem Zeitschritt. Dies verbessert die Güte der Prognosedaten. Gleichzeitig ist an dieser Stelle ein guter Übergangspunkt für die Weitergabe der Optimierungsergebnisse an die Simulation. Die Ergebnisse der Simulation werden wie die aktualisierten Prognosedaten für die Neuerstellung der nächsten Fahrpläne genutzt.

5.3.4. Lösungsverfahren des Modells

Die Lösung der Kostenfunktion 5.1 ist ein kombinatorisches Problem. Die vollständige und somit explizite Lösung des Problems durch den Vergleich aller möglichen Lösungen ist nur für sehr kleine Probleme möglich. Mit steigender Komplexität des Problems steigt der Rechenaufwand mit der exponentiellen Zunahme der Kombinationen. Zur Reduktion des Rechenaufwands ist die Verwendung eines impliziten Lösungsverfahrens zielführend. Mithilfe der Beschreibung der aktiven Leistungsstufe der KM mit der binären Variable x und der Zustandsbeschreibung der Maschinen mit der Variable Z wird das kombinatorische Optimierungsproblem in ein MILP umgewandelt. Anhand der Binärvariablen können auch nichtlineare Probleme umformuliert und gelöst werden (vgl. Kallrath 2013, S.83). Dies ist für die Implementierung der linearen, quadratischen oder nicht-linearen Teillastkennlinien der KM und TK besonders wichtig. Die Lineare Programmierung (LP) und die Branch-and-Bound Methode unterstützen die Lösung der MILP- Optimierungsprobleme. Ein Verfahren zur Lösung des MILP, wie es zum Beispiel in Gurobi⁵ verwendet wird, unterteilt sich in die folgenden Punkte.

- Vorverarbeitung und LP-Vorablösung
- LP-Relaxierung
- Schnittebenenverfahren
- Heuristik
- Branch-and-Bound

Die Vorverarbeitung und LP-Vorablösung verwenden Methoden zur Problemreduktion, welche typischerweise vor Beginn des Branch-and-Bound Verfahrens angewendet werden. Ziel der Reduktion sind die Verkleinerung des Problemumfangs und Straffung der Formulierung. In der anschließenden LP-Relaxierung werden die Ganzzahligkeitsbedingungen der Nebenbedingungen vernachlässigt, sodass eine reelle Lösung mit einer linearen Optimierung gefunden wird (Land et al. 1960). Mit dem Schnittebenenverfahren werden zusätzliche lineare Ungleichungen hinzugefügt, welche eine Teilmenge der Lösungen der LP-Relaxierung eliminieren (vgl. Kallrath 2013, S.84). Schnittebenenverfahren nähern sich der optimalen Lösung gezielt an, wobei diese in der späteren Phase langsam konvergieren (vgl. Kallrath 2013, S.84). Eine Kombination mit dem Branch-and-Bound Verfahren gleicht das langsame Konvergieren aus. Zur Beschleunigung der Berechnung werden nach dem Schnittebenenverfahren Heuristiken eingesetzt. Beispielsweise wird für Variablen dessen Wert nach der LP-Relaxierung nicht ganzzahlig ist, aber sehr nahe kommt, der Wert gerundet und fixiert. Anschließend wird die LP-Relaxierung iterativ gelöst, bis eine Lösung mit Ganzzahlen besteht. Wenn diese Lösung

⁵Gurobi ist ein Löser für mathematische Programmierungen (vgl. Gurobi Optimization 2018).

vorhanden ist, kann die beste dieser Lösungen ermittelt werden und ein optimaler Startpunkt für das Branch-and-Bound Verfahren bestimmt werden.

Mit Branch-and-Bound wird in einem Entscheidungsbaum systematisch nach der optimalen Lösung gesucht. Der Entscheidungsbaum wird durch mehrere untere und obere Schranken begrenzt. Die unteren Schranken ergeben sich aus den Lösungen der LP-Relaxierung. Die oberen Schranken sind die zulässigen Lösungen, welche die Ganzzahligkeitsbedingungen erfüllen. Zur Bestimmung der oberen Grenzen werden beispielsweise Heuristiken verwendet. In den unterschiedlichen Zweigen des Entscheidungsbaums werden die Lösungen bestimmt. Wird an einem Knoten⁶ die Lösung der Zielfunktion größer als die obere Schranke, wird der Zweig ausgeschlossen. Dieses Verfahren reduziert die Kombinationsmöglichkeiten und den Rechenaufwand. Für die Berechnung der Zweige ist die Verwendung verschiedener Heuristiken möglich. Wenn die obere und untere Grenze übereinstimmen, ist die optimale Lösung gefunden. Die meisten Lösungsalgorithmen bieten die Möglichkeit, eine Ergebnistoleranz oder maximale Berechnungsdauer für das Suchen des Optimums zu definieren, sodass eine lokale Lösung gefunden wird. Diese lokale Lösung kann von der globalen Lösung abweichen.

5.4. Simulationsmodell

Das Ergebnis der Optimierung sind die Regel- und Steuerungsparameter für jede KM im Zeitschritt. Diese Parameter stellen den Betriebsplan für die Simulation dar. Eine dynamische Simulation validiert kontinuierlich die Sollwerte in der Optimierung basierend auf den Reaktionen und dem Feedback des Kälteversorgungssystems. Dies umfasst die thermische Trägheit des Kälteversorgungssystems, das Anfahrverhalten der Maschinen und die physikalisch modellierten Wärmeverluste des Speichers. Mit der Simulation werden die Ergebnisse der Optimierung unmittelbar an einem Systemmodell erprobt.

Das Simulationsmodell umfasst die Teilmodelle KM, TK, thermischer Speicher und Kältenetz. Diese werden in den folgenden Unterkapiteln beschrieben.

Kältemaschinenmodell

Das Kältemaschinenmodell ist ein semi-physikalisches Simulationsmodell, welches auf der Datengrundlage der gemessenen Kennlinien der KM basiert. Die physikalischen Zusammenhänge sind durch den bereits beschriebenen realen Kreisprozess (siehe Kapitel 2.3) abgebildet, wobei die Wirkungsgrade der einzelnen Komponenten in den gemessenen Kennlinien der KM zusammengefasst werden. Die Signalflüsse des Modells sind in Abbildung 5.5 dargestellt.

⁶Ein Knoten beschreibt ein Teilproblem für die Wertewahl der Variablen.



Abbildung 5.5.: Simulationsmodell der Kältemaschine

Die Leistungsvorgabe des KM-Modells erfolgt indirekt mittels des Kaltwassermassenstroms \dot{m}_{KaltW} . Für wassergekühlte KM wird die Kondensationstemperatur T_c verwendet und bei luftgekühlten Anlagen die Umgebungstemperatur T_{amb} . Unter Berücksichtigung dieser Parameter und der Kaltwassersoll- $T_{KaltW,soll}$ und Kaltwasserrücklauf- T_{Rl} wird die thermische Leistung \dot{Q}_{KM} , das PLR, das EER und die elektrische Leistungsaufnahme P_{el} der KM berechnet.

Das Anfahrverhalten der KM unterscheidet sich zwischen Optimierung und Simulation. In der Optimierung ist die volle Leistung der KM sofort verfügbar aufgrund der linearen und statischen Programmierung, wohingegen in der Simulation die Maschine eine Trägheit besitzt. Die volle Leistung steht erst nach einer definierten Zeit zur Verfügung. Somit werden im Anfahrverhalten auch besonders ineffiziente, kurzzeitige Betriebspunkte in der Simulation berücksichtigt, welche in der Optimierung vernachlässigt werden. Die Trägheiten der KM werden durch ein Verzögerungsglied erster Ordnung (PT1-Glied) modelliert.

Das Eingangssignal $u(t)$ ist der Sollwert des Kaltwassermassenstroms. Die Zielgröße $y(t)$ entspricht dem verzögerten Wert des Kaltwassermassenstroms. Die Differentialgleichung des PT1-Glieds ist in Gleichung 5.11 beschrieben.

$$y(t) + T \frac{dy}{dt} = K \cdot u(t) \quad (5.11)$$

Im KM-Modell wird das Signal ausschließlich verzögert und die stationäre Verstärkung K ist eins. Die Zeitkonstante T quantifiziert die Zeitdauer der Verzögerung. Je nach Maschinengröße und -art wird die Zeitkonstante für das Anfahrverhalten parametrisiert. Aus Gleichung 5.11 folgt für die Modellierung die Gleichung 5.12.

$$\frac{dy}{dt} = \frac{u(t) - y(t)}{T} \quad (5.12)$$

Das verwendete Trägheitsglied unterscheidet zwischen der Trägheit des Anfahrverhaltens und des Wechsels zwischen zwei Betriebszuständen. Das Einschaltsignal der KM differenziert die Zustandsbeschreibung. Bei einem Einschaltvorgang nimmt das Einschaltsignal den Wert eins an und in allen anderen Fällen null. Zusammen mit dem aktuellen Signal wird im Trägheitsglied die Zeitkonstante für das Anfahrverhalten oder für den Wechsel des Betriebszustands

verwendet.

Trockenkühler

Das Trockenkühlermodell ist ein Kennlinienmodell, welches sowohl den Rückkühler der wassergekühlten KKM als auch einen FK zur direkten Kaltwasserbereitstellung abbildet. Für eine festgelegte Kühl- oder Kaltwassertemperatur (T_{KuehlW} oder T_{KaltW}) wird unter der Berücksichtigung der aktuellen Außentemperatur T_{amb} und der Kühlwassereintrittstemperatur die elektrische Leistungsaufnahme P_{el} und die Kühlwasseraustrittstemperatur bestimmt. Anhand der Energiebilanz wird die thermische Leistung \dot{Q} des TK, das PLR und das EER bestimmt. Der Massenstrom ist für den TK konstant. In Abbildung 5.6 sind die Ein- und Ausgangsvariablen des TK-Modells visualisiert.

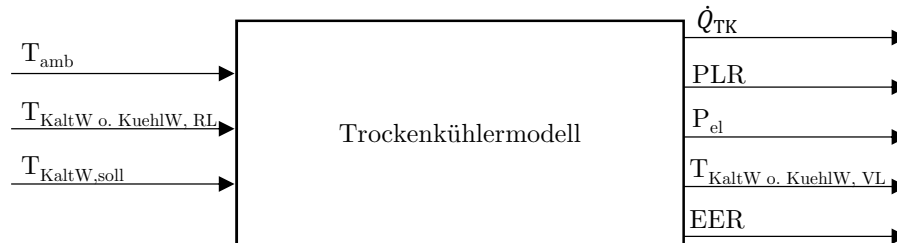


Abbildung 5.6.: Trockenkühlermodell

Für den Fall einer suffizienten Datenquantität für alle Betriebsbereiche ist die Erstellung des Kennlinienmodells mithilfe eines linearen Regressionsmodells zweiter Ordnung ausreichend. Die Kennlinien werden durch Interpolation bestimmt und in Abhängigkeit des PLR und der Außentemperatur T_{amb} anhand der Regressionskoeffizienten B beschrieben. Die Formel 5.13 beschreibt diesen Zusammenhang für eine definierte Kühl- oder Kaltwasservorlauftemperatur.

$$\begin{aligned}
 EER_{FK} = B_0 + B_1 \cdot PLR_{FK} + B_2 \cdot T_{amb} + B_3 \cdot PLR_{FK}^2 \\
 + B_4 \cdot PLR_{FK} \cdot T_{amb} + B_5 \cdot T_{amb}^2
 \end{aligned}
 \tag{5.13}$$

Bildet die Datengrundlage das Betriebsverhalten des TK nicht vollständig ab, so wird auf das bereits beschriebene NG-Gordon-Modell zurückgegriffen oder es werden mithilfe des physikalischen TK- Modells der fachgebietsinternen Modellbibliothek ALBA (vgl. Hesselbach 2017) zusätzliche Betriebspunkte berechnet.

Sensibles thermisches Speichermodell

In der Simulation werden die komplexen Wärmeverlustmechanismen des sensiblen thermischen Speichers genauer modelliert als in der Optimierung. Das verwendete Speichermodell basiert auf dem Mehrknotenmodell (engl. Multi-Node-Model) des Matlab/Simulink® CAR-NOT Blocksets (vgl. Wemhöner et al. 2000). Für die Berechnung des Mehrknotenspeichermodells wird das Speichervolumen in der Höhe in Knoten oder Schichten aufgeteilt. In jeder Schicht wird eine ideale Durchmischung angenommen. Dies bedeutet, dass die Temperatur in der Schicht sowohl in radialer als auch vertikaler Richtung konstant ist. Für jede Schicht und jeden Simulationszeitschritt wird die folgende Bilanz nach dem ersten Hauptsatz der Thermodynamik gelöst.

$$\frac{dU}{dt} = \sum \dot{H} + \dot{Q}_{\text{vertikal}} + \dot{Q}_{\text{Verluste}} \quad (5.14)$$

Die Änderung der inneren Energie U beschreibt die Änderung der Temperatur T der einzelnen Schichten als Funktion der ein- und austretenden Enthalpieströme \dot{H} bedingt durch die inneren Strömungen im Speicher, die Be- und Entladungsströme, die vertikale Wärmeleitung $\dot{Q}_{\text{vertikal}}$ der Schichten und die Wärmeverluste durch die Speicherwand $\dot{Q}_{\text{Verluste}}$. Zur Begrenzung der Rechenzeit sind die Schichten im Speicher auf zwei begrenzt. Eine Schicht für die Kaltwasservorlauftemperatur und eine Schicht auf dem Temperaturniveau des Kaltwasserrücklaufs.

Kältenetz

Das Kältenetz verteilt das Kaltwasser an die Orte des Kältebedarfs. Das Ergebnis der Optimierung ist die Vorgabe der thermischen Leistung für die KKM und die Kaltwasser- oder Kühlwassertemperatur für den TK. Im Kältenetzmodell wird aus der Gesamtkälteleistung und der Kaltwassertemperaturdifferenz der Massenstrom des Kälteversorgungssystems berechnet.

Der Gesamtmassenstrom wird durch ein Verteilventil auf die KM aufgeteilt. Die Ventilstellung entspricht dem Verhältnis der optimierten Kälteleistung zur Gesamtkälteleistung für jede Maschine. Durch das Abschalten der Optimierung wird eine konventionelle Steuerstrategie aktiviert. Eine KM ist die Führungsmaschine und die zweite oder jede weitere KM wird zur Deckung der Differenz zwischen Kältebedarf und aktueller Kälteleistung eingesetzt.

Zusätzlich verhindert das Steuerglied des Kältenetzmodells ein Beladen des thermischen Speichers bei vollständiger Füllung und eine Nutzung des Kaltwassers im Speicher bei vollständiger Entleerung. Für den Fall eines vollständig leeren, thermischen Speichers wird der Massenstrom des Kältenetzes direkt an die KM geleitet. Für den Fall des vollständig gefüllten, thermischen Speichers wird der Massenstrom der KM auf null gesetzt und die Maschinen ausgeschaltet bis sich eine Änderung des Speicherzustands ergibt.

Die Integration von Druck- und thermischen Verlusten im Rohrleitungsnetz ist an dieser Stelle möglich. In dieser Arbeit wird aufgrund des geringen Einflusses auf das Gesamtergebnis und die verlängerte Rechendauer auf die Berücksichtigung dieser Verlustarten verzichtet.

5.5. Kopplung Optimierung und Simulation

Die Anfangszustände der Optimierung werden durch die Simulationsergebnisse des vorherigen Zeitschritts durch das rollierende Verfahren zurückgesetzt. Diese Methode eliminiert unrealistische Ausgangspunkte für die Optimierung. Die Kombination aus linearer Optimierung und dynamischer Simulation ermöglicht die Vorteile beider Verfahren. Dies führt zu realistischeren und genaueren Ergebnissen für das Energie- und Kosteneinsparpotenzial der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung.

Insbesondere das Anfahrverhalten und das Verhalten bei Lastwechsel der KM wird im Simulationsmodell genauer abgebildet. Ungenauigkeiten in den Energie- und Massenbilanzen im linearen System der Optimierungen werden überprüft und durch das Kältenetzmodell korrigiert. Somit werden auch Fehler in der Prognose des Kältebedarfs oder der Außentemperatur in der Simulation berücksichtigt und die Energie- und Massenbilanzen entsprechend angepasst. Das Verhalten der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung für ein unerwartetes Ereignis im Betrachtungszeitraum ist durch die Kopplung mit der Simulation überprüfbar. Für den Fall eines unerwarteten starken Anstiegs des Kältebedarfs werden die thermischen Leistungen der KM angepasst, sodass in jedem Zeitschritt der Kältebedarf gedeckt ist. In diesem Fall weichen die Optimierungsergebnisse von den Simulationsergebnissen ab. Die Endzustände des Simulationszeitraums mit dem unerwarteten Ereignis werden als neue Ausgangszustände in der Optimierung berücksichtigt und korrigieren die prognostizierten Werte.

Ein weiterer wesentlicher Vorteil der Kopplung zwischen Simulation und Optimierung ist die genauere Modellierung der komplexen Wärmeverlustmechanismen im thermischen Speicher. Insbesondere für lange Berechnungszeiträume kann die lineare Beschreibung der Verluste zu einer Über- oder Unterschätzung des Beladungszustands des Speichers führen. Meschede (2018) analysiert, dass für einen Berechnungszeitraum von 4,5 Tagen und einen thermischen Speicher mit maximal 200 kWh Speicherpotenzial der RMSE bei 5,06 % liegt und sich die Abweichung im Mittel ausgleicht (mittlere Abweichung = 0,01 kWh). Für kleine Speichersysteme ist diese Abweichung zu vertreten. Bei größeren Speichern kann eine Abweichung von mehr als 5,06 % der Kälteleistung einer KKM in Vollast entsprechen. Da die Optimierung für jeden Zeitschritt die optimale Lastaufteilung bestimmt, ist der Ausgleich im Mittel für das Ergebnis irrelevant. Für kleine Systeme ist die lineare Modellierung hinreichend genau, wohingegen für größere Systeme eine dynamische Simulation des Speichers wichtig ist.

Die Kopplung der Optimierung und der Simulation ermöglicht die direkte Analyse von Potenzialen für verschiedene Anwendungsfälle und die Erstellung von Expertenregelungen für den

industriellen Anwendungsfall unter Berücksichtigung der individuellen Rahmenbedingungen. In Kapitel 7 wird diese Möglichkeit genauer beschrieben und an Beispielen erläutert. Darüber hinaus ist die Simulation durch die reale Steuerung eines realen Kälteversorgungssystems ersetzbar und die Rückkopplung der Betriebszustände erfolgt durch die Messdaten des realen Systems. Diese Umsetzungsmöglichkeit wird in Kapitel 6.6 erörtert und mit Messdaten belegt.

Verifizierung und Validierung der Optimierung und Modellierung

Vor der Erprobung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung erfolgen die Verifizierung und Validierung der Optimierung, Modellierung und Simulation. Mithilfe eines eigens geplanten und erbauten Kälteversorgungsprüfstands werden die Methode der selbstlernenden Kennlinienmodelle, die Regelung des Systems, die Optimierungsergebnisse, die Nutzung eines variablen Strompreises und die direkte Kopplung zwischen Optimierung und Kälteversorgungssystem verifiziert und validiert. Hierbei wird die sachliche⁷, funktionale⁸ und technische⁹ Korrektheit durch Versuche überprüft (vgl. Endres 1977).

Nach der allgemeinen Beschreibung des Prüfstands, der Hydraulik, der Steuerung und Regelung, der Kopplung mit Open Platform Communication (OPC) und der Live-Kopplung werden anhand von fünf Versuchen die Teilaspekte der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung geprüft.

1. Vermessung der Kältemaschine zur Kennlinienmodellierung
2. Aufteilung der Kälteleistung ohne Optimierung
3. Aufteilung der Kälteleistung mit Optimierung
4. Aufteilung der Kälteleistung mit Optimierung und variablen Strompreis
5. Aufteilung der Kälteleistung mit Optimierung und Live-Kopplung

Als Kennzahl für die quantitative Beurteilung wird der RMSE (Gleichung 4.5) betrachtet.

⁷Das Modell gibt das untersuchte System hinreichend wieder.

⁸Das Modell beinhaltet die erforderlichen Funktionen für die Zielsetzung.

⁹Das Modell erfüllt die erforderlichen Randbedingungen, wie zum Beispiel verfügbare Schnittstellen und Rechenzeit.

leistung beträgt 36,8 kW. Als erster Kälteverbraucher bzw. Wärmeerzeuger dient eine RLT, welche eine Modellfabrik mit klimatisierter Luft versorgt (vgl. Wagner 2016, 44ff). Die Leistung des Kühlers der RLT beträgt 17,8 kW. Der zweite Kälteverbraucher ist ein elektrischer Strömungserhitzer mit einer maximalen Leistung von 20 kW und dieser dient als Kältelastsimulator (KLS), mit dessen Hilfe verschiedene Lasten simuliert werden. Der KLS besteht aus einem elektrischen Heizstab innerhalb eines Rohrs und wird vom Kälteträgermedium umspült. Der maximale Kältebedarf aller Verbraucher bzw. die Spitzenlast beläuft sich auf 37,8 kW. Der Speicher S_0 ist eine hydraulische Weiche zur hydraulischen Entkopplung der KKM und dem restlichen Kältenetz. Die thermischen Speicher S_1 und S_2 haben ein Gesamtvolumen von ca. $0.8 m^3$. Mithilfe des Ventils V_{02} und der Pumpe P_{05} wird der Grad der Speicherbe- und -entladung stufenlos und unabhängig kontrolliert. Durch eine 100 % Öffnung des Ventils V_{02} und ein Abschalten von P_{05} ist eine direkte Kälteversorgung der Verbraucher ohne Speicher möglich. Mit den Ventilen V_{03} und V_{05} wird die Be- und Entladung zwischen den Speichern S_{01} und S_{02} gesteuert.

6.1.2. Steuerung und Regelung

Das Prozessleitsystem (PLS) des Prüfstands gliedert sich in eine unter- und übergelagerte Steuerung, welche auch physisch voneinander getrennt sind. Die untergelagerte Anlagensteuerung ist nach den in IEC 61131-3 üblichen Sprachen erstellt. Die speicherprogrammierbare Steuerung (SPS) führt die Anlagensteuerung mit einer definierten Zykluszeit aus. In diesem Fall führt das PLS sämtliche Steuer- und Regelaufgaben des Kälteprüfstands aus. Die Optimierung (übergeordnete Steuerung) übermittelt die Sollwerte und die Freigaben an das PLS. Dieser Aufbau hat den Vorteil, dass nach einem Ausfall der übergeordneten Steuerung die allgemeine Funktion weiterhin gewährleistet ist. Aus diesem Grund wird dieses Verfahren auch häufig im industriellen Umfeld verwendet. Somit können am Kälteprüfstand verschiedene Implementierungsstrategien analysiert werden. Des Weiteren sind vorgefertigte Programmbausteine zur Implementierung der Optimierung nutzbar. Die übergeordnete Steuerung wird in Matlab/Simulink zyklisch ausgeführt und beinhaltet die Datenerfassung und die prädiktive simulationsgestützte Optimierung.

In Abbildung 6.2 ist der Signalflussplan des Laboraufbaus dargestellt. Der Plan gliedert sich in zwei Ebenen. Auf der unteren Ebene, der Feldebene, befinden sich die Sensoren und Aktoren des Kältenetzes und der KKM. Zur Sensorik des Kältenetzes gehören die Widerstandsthermometer Pt-100 (4 – 20 mA), die magnetisch induktive Durchflussmessung (MID) (4 – 20 mA), elektrische Leitungen (Spannungs- bzw. Stromsignale) und die Ventilstellungen (0 - 10 V). Die Versorgungs- und Signalleitungen aller Feldgeräte sind in einem Schaltschrank zusammengeführt. Die Signalleitungen laufen auf einer Wago SPS zusammen, welche die verschiedenen Feldsignale kontinuierlich mittels Ein- und Ausgangsklemmen sammelt und auf ein internes Protokoll übersetzt.

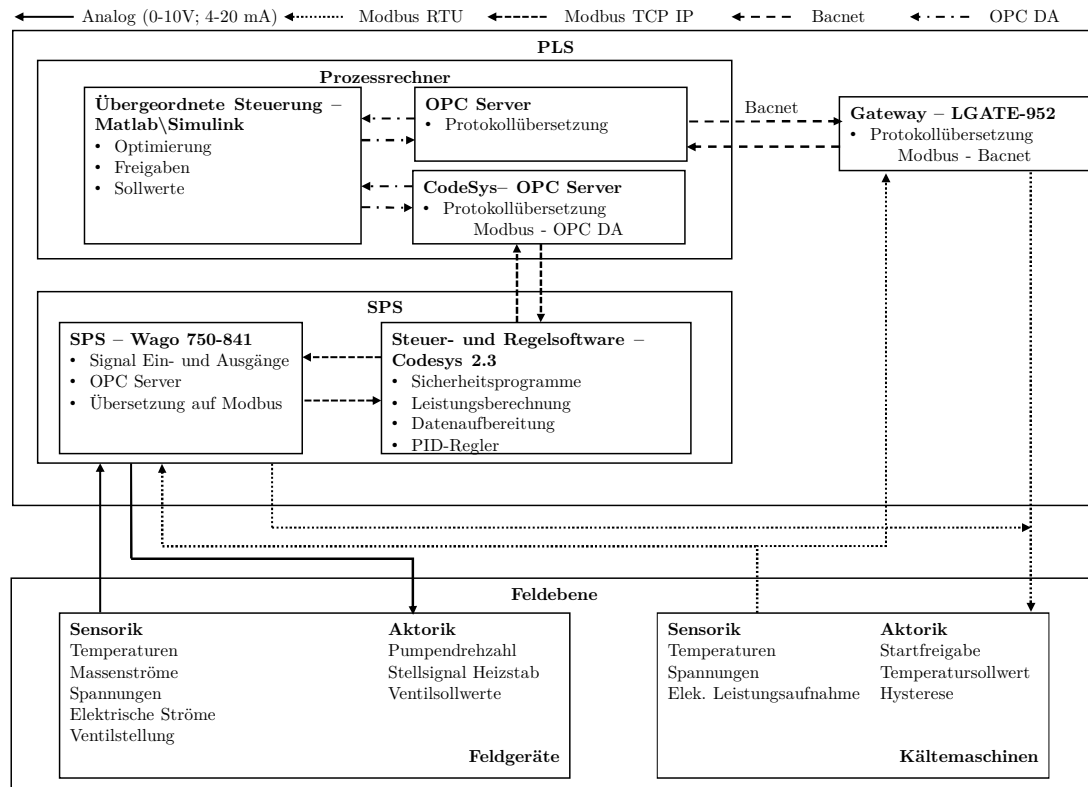


Abbildung 6.2.: Signalflussplan des Laborprüfstands Kälteversorgungssystem

Es erfolgt die zyklische Berechnung der Stellsignale durch das Programm, welches mit CodeSys 2.3 auf einem handelsüblichen PC erstellt und auf den integrierten SPS-Rechner geschrieben wird. Die SPS bildet die untergelagerte Steuerung. Zur Aktorik gehören die Pumpen und Ventile, welche mit Genibus¹⁰ oder 0 – 10 V Signalen kommunizieren. Die KKM kommunizieren mit der SPS via Modbus RTU und verfügen über eine integrierte Regelung der untergelagerten Komponenten.

Die obere Ebene bildet das PLS bestehend aus SPS, übergeordneter Steuerung, Servern und Gateway. Bis auf die übergeordnete Steuerung entspricht das beschriebene System dem Stand der Technik. Im folgenden Abschnitt wird in aufsteigender Reihenfolge die Struktur des Systems im Detail beschrieben.

Die Temperaturfühler sind als Pt-100 ausgeführt und in Dreileitertechnik angeschlossen. Die Kalibrierung der Fühler erfolgte mit einem Pt – 1000. Die Pumpen werden mittels FU geregelt. Im Fünf-Sekunden-Takt werden die aktuelle Drehzahl, der Volumenstrom und die elektrische Leistungsaufnahme an die SPS übermittelt. Die stufenlose Regelung des Durchlauferhitzers im Bereich zwischen 10,5 und 20,5 kW erfolgt durch eine Phasenanschnittsteuerung und einen

¹⁰Genibus ist eine Modbus RTU Adaption.

PI – Regler.

Die beiden KKM werden in dieser Arbeit zwar als Feldgerät behandelt, sind im Allgemeinen jedoch Teilanlagen. Diese verfügen über eine integrierte Steuerung, welche die Freigaben und Sollwerte für die Hysterese umsetzt. Wenn der eingestellte Temperatursollwert für die Kaltwasserrücklauf­temperatur überschritten und die Freigabe erteilt ist, starten die KKM. Wird der Sollwert unterschritten oder die Freigabe entzogen, erfolgt ein Abschalten der KKM. Die Einbindung in die SPS erfolgt mittels Modbus RTU Protokoll.

Die Steuerungs- und Regelungssoftware CodeSys bietet die Entwicklungsumgebung zur Programmierung in IEC 61131 Sprachen und führt die Steuerung nach einer Kompilierung auf Maschinensprache kontinuierlich aus. Als Schnittstelle wird OPC verwendet und die übergeordnete Regelung ist in Matlab/Simulink umgesetzt. In CodeSys erfolgt die Aufbereitung der Daten, sodass diese als reelle Zahlen an die übergeordnete Regelung kommuniziert werden. Damit keine Fehler durch Latenzen oder fehlerhafte Zeitstempel in der Berechnung der elektrischen oder thermischen Leistungen auftreten, erfolgt die Berechnung der Leistungen in der SPS. Mithilfe dieser Schnittstelle werden die benötigten Daten für die Erstellung der selbstlernenden Kennlinienmodelle an den Algorithmus übertragen. Da die CodeSys-Software dauerhaft auf der SPS ausgeführt wird, sind die Sicherheitsketten für ein Abschalten einzelner Komponenten in dieser implementiert. Ein Beispiel für diese Sicherheitsketten ist das Abschalten des Heizstabs, sobald eine Temperatur von 50 °C im Kältenetz überschritten wird. Um Schäden an den Geräten zu vermeiden, werden sowohl der Heizstab als auch die KM erst ab einem vom Hersteller definierten minimalen Durchfluss gestartet. Die Nutzung eines PID - Reglers zur Regelung der Temperaturen im Rückkühlnetz erfolgt in der SPS. Mithilfe des OPC Data Access (DA) Protokolls besteht eine Schnittstelle zwischen der SPS und der übergeordneten Steuerung. Die Parameter des Reglers werden in Simulink vorgegeben und sind in CodeSys persistent. Durch die Schnittstelle können Freigaben und Sollwerte an CodeSys übermittelt und von dort an die Aktoren in der korrekten Form weitergegeben werden.

In Matlab/Simulink ist die prädiktive simulationsgestützte Optimierung umgesetzt, welche als Optimierungsergebnisse die optimalen Sollwerte für die Ein- und Ausschaltzeitpunkte der Kältemaschinen liefert. Zusätzlich werden alle relevanten Sensordaten an die Optimierung kommuniziert, sodass für jeden Optimierungsschritt die Werte der realen Anlage als Ausgangspunkt existieren. Weiterhin werden alle Prozessgrößen zur Versuchsauswertung archiviert.

6.2. Überprüfung der selbstlernenden Kennlinienmodelle

Der erste Versuch dient zur Validierung der Erstellung der selbstlernenden Kennlinienmodelle auf Datenbasis der Messdaten der Anlage. Für dieses Ziel werden an beiden Maschinen die Rückkühltemperatur, die Kaltwasservorlauf­temperatur, die Kälteleistung und die elektri-

sche Leistungsaufnahme gemessen. Zur Datenaufbereitung der Messdaten wird der bereits beschriebene Algorithmus aus Kapitel 4 angewendet. Exemplarisch für die Anwendung des Algorithmus sind die Ergebnisse für KKM_2 in der Abbildung 6.3 dargestellt.

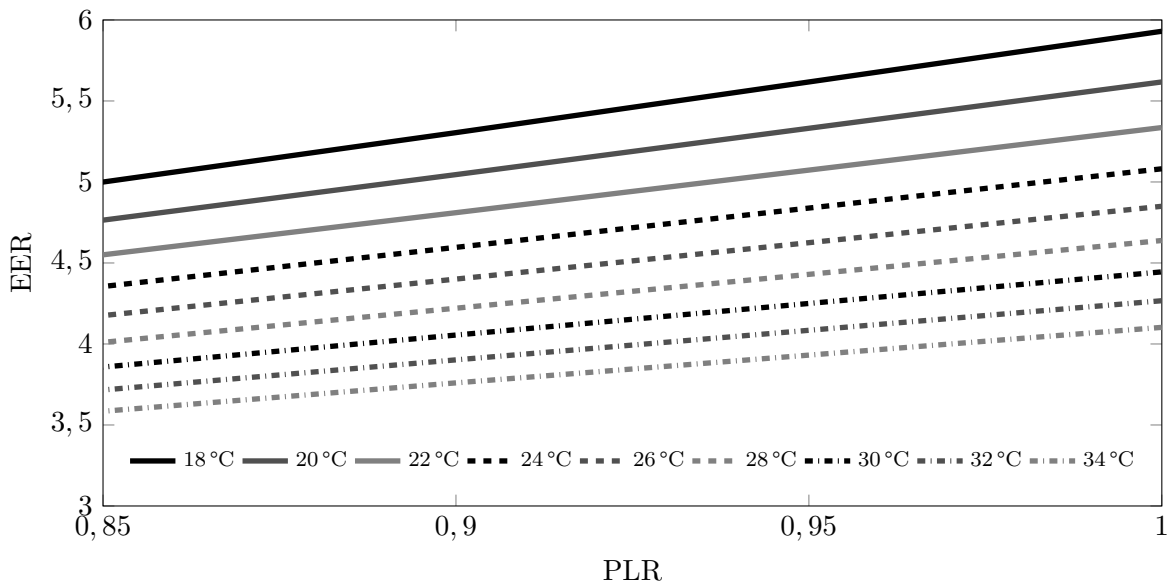


Abbildung 6.3.: Versuch 1: Kennfeld der wassergekühlten KKM_2 des Laborprüfstands Kälteversorgungssystem

Das EER ist in Abhängigkeit der Teillast der KKM aufgetragen. Die unterschiedlichen Grautöne und Linienarten der Geraden repräsentieren jeweils eine Rückkühltemperatur. Zur Reduktion der Komplexität und in Hinblick auf die Messgenauigkeit von Temperaturmessungen ist die Rückkühltemperatur in 1 K – Klassen eingeteilt und nur eine Auswahl der Kennlinien wird visualisiert. Die Effizienz der KKM nimmt mit der Senkung der Rückkühltemperatur zu. Das EER steigt linear mit der Teillast an. Bei Volllast wird die Maschine im Effizienzoptimum betrieben. Da die Maschine nur binäre Betriebszustände hat, ist die Effizienz der Maschine am größten, wenn die maximale Kälteleistung bereitgestellt wird. Eine Teillast unterhalb von 100 % ist auf eine Absenkung der Kaltwasserrücklauftemperatur und die Reduktion der maximalen Kälteleistung in Relation zur Nennleistung zurückzuführen. Der RMSE für das EER liegt bei 0,41 (s. Tabelle 6.1). Dies entspricht einer relativen Abweichung zwischen selbstlernendem Kennlinienmodell und Labordaten von 7,5 %. Dieser Wert ist für die weitere Modellierung nach den Erkenntnissen aus Kapitel 4 akzeptiert und bildet das Verhalten der KKM ausreichend ab.

6.3. Überprüfung der Steuerung und Regelung des Systems

Mithilfe des zweiten Versuchs wird die Steuerung und Regelung des Systems verifiziert und validiert. Die Ergebnisse des Versuchs ohne Optimierung dienen ebenfalls als Referenzmessung

für das Energie- und Kosteneinsparpotenzial der weiterführenden Versuche. Der Gesamtversuchszeitraum beträgt zehn Stunden.

Anhand eines Fahrplans stellen beide Maschinen die gewünschte Kälteleistung bereit. Die benötigte Kälteleistung wird anhand der elektrischen Leistung des Heizstabs variiert. KKM_2 ist die Führungsmaschine. Übersteigt die benötigte Kälteleistung die maximale Leistung von KKM_2 , wird KKM_1 eingeschaltet. Beim Unterschreiten einer Kaltwasserrücklaufumtemperatur von $11\text{ }^\circ\text{C}$ schaltet die interne Regelung der Maschinen diese ab. Steigt die Temperatur über $12\text{ }^\circ\text{C}$, wird KKM_2 wieder eingeschaltet. In Abbildung 6.4 A ist der Fahrplan ohne Optimierung für den Heizstab mit der schwarzen Linie, für KKM_1 mit der gestrichelten Linie und für KKM_2 mit der gepunkteten Linie dargestellt.

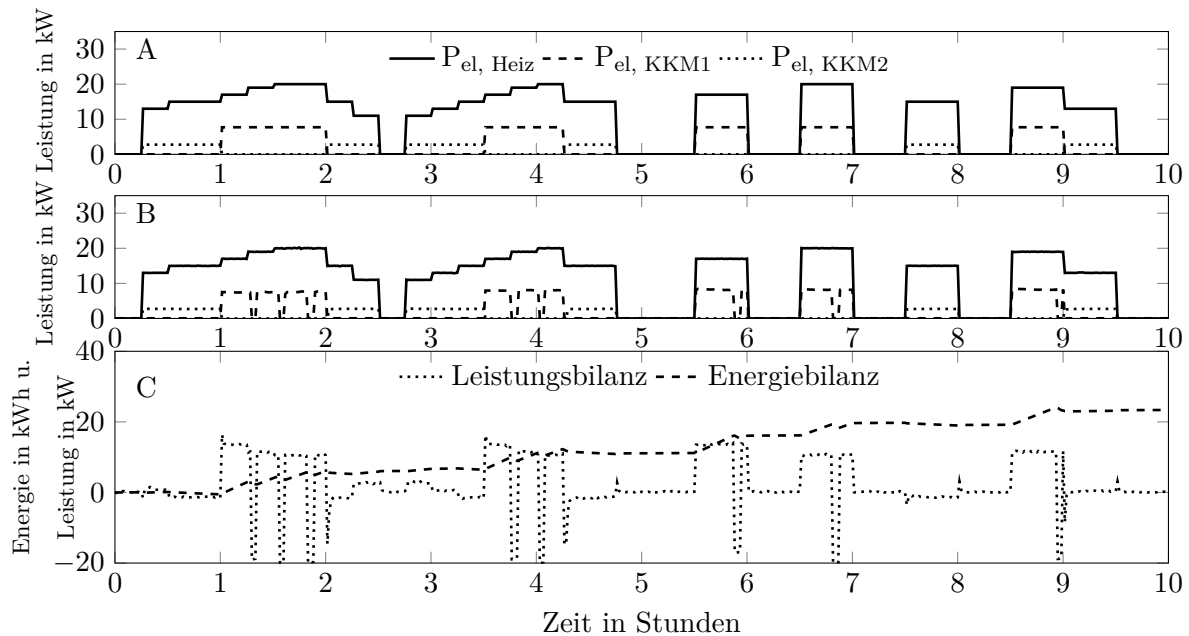


Abbildung 6.4.: Versuch 2: Abbildung A: Simulationsergebnisse; Abbildung B: Laborergebnisse; Abbildung C: Leistungs- und Energiebilanz

Es ist zu erkennen, dass KKM_2 abgeschaltet wird, wenn der Kühlbedarf durch den Heizstab größer als 15 kW ist. Ab diesem Schwellwert wird KKM_1 betrieben.

In Abbildung 6.4 B sind die Ergebnisse des Versuchs im Labor für den Fahrplan aus Abbildung 6.4 A visualisiert.

Aus dem Vergleich der Ergebnisse der Simulation und der Versuchsergebnisse resultieren mehrere Erkenntnisse. Die Erste ist, dass die gemessene elektrische Leistung des Heizstabs der Vorgabe des Fahrplans entspricht. Der RMSE zwischen Vorgabe und Leistungsmessung beträgt $0,038$ (s. Tabelle 6.1). Die zweite Erkenntnis ist, dass die Einschaltzeitpunkte und die elektrische Leistungsaufnahme der beiden KKM mit dem Fahrplan übereinstimmen. Dies ist beispielsweise am Einschaltzeitpunkt von KKM_1 nach einer Stunde zu erkennen. Eine Frei-

gabe der Maschinen erfolgt in einer Verzögerung von einer Sekunde nach dem Fahrplan. Diese Verzögerung begründet sich durch die Übertragung der Signale vom Prozessleitreechner auf die SPS und das Gateway. Nach einer Stunde und 17 Minuten schaltet KKM_1 für drei Minuten ab. Der Grund für die Abschaltung ist die Unterschreitung des eingestellten Sollwerts für die Kaltwasserrücklauftemperatur von 11 °C. Der gleiche Fall tritt mehrmals für KKM_1 ein. In Abbildung 6.4 C sind die Leistungsbilanz des Kälteversorgungssystems als gepunktete Linie und die Energiebilanz als gestrichelte Linie dargestellt. Eine positive Leistungsbilanz besteht, wenn die thermische Leistung von KKM_1 und KKM_2 größer ist als der Kühlbedarf durch den Heizstab. Die Energiebilanz ist das Integral der Leistungsbilanz und bildet den Überschuss oder das Defizit an bereitgestellter Kühlenergie zu dem jeweiligen Zeitpunkt ab. Die Starttemperatur des Systems und der Speicher ist in jedem Versuch gleich, sodass sich kein Effekt aus dem Ausgangswert des Systems für den Versuch ergibt. Ein Energieüberschuss führt zu einer Temperaturreduktion des Systems und der Speicher. Mit sinkenden Kaltwassertemperaturen sinkt die Energieeffizienz der KKM und die thermischen Verluste an die Umgebung steigen. In den Betriebszeiten von KKM_1 ist die Leistungsbilanz positiv, da die Kälteleistung von KKM_1 den Kältebedarf übersteigt. Die Berechnungsgrundlage ist die Temperaturdifferenz zwischen aktueller Speicher- und Kaltwassersolltemperatur. Der Überschuss von mehr als 20 kWh in der Energiebilanz des Gesamtsystems zeigt, dass mit der kälteelastbasierten Steuerung der KKM über den gesamten Versuchszeitraum ein Kälteüberschuss bereitgestellt wird. Für die Bereitstellung der Rückkühltemperatur wird ein PID – Regler für das Stellsignal V_{01} verwendet. Der RMSE zwischen Temperatursollwert und Rückkühltemperatur beträgt im stationären Zustand 0,131. In der Tabelle 6.1 sind die RMSE der verschiedenen Versuche 2-5 für die Leistung des Heizstabs, die Rückkühltemperaturregelung und das EER der KKM sowie die Leistungsmessungen der KKM zusammengefasst.

Tabelle 6.1.: Abweichungsanalyse der Modellierung des Kälteversorgungssystems

Komponenten	RMSE				
	Referenzfall	Optimierung	Variabler Preis	Live-Kopplung	Mittelwert
EER KKM	0,408	0,426	0,424	0,365	0,406
Elektrische Leistung KKM	0,061	0,052	0,073	0,058	0,061
Leistung des Heizstabs	0,037	0,034	0,037	0,034	0,036
Rückkühltemperatur	0,124	0,136	0,119	0,146	0,131

Der Vergleich der Laborergebnisse mit den Simulationsergebnissen begründet die Validierung und Verifizierung der Steuerung und Regelung sowie die methodische Umsetzung des Fahrplans aus der Simulation auf die Maschinenebene.

6.4. Überprüfung der Optimierungsergebnisse

In Versuch 3 wird die Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung verifiziert und validiert sowie die Energieeinsparungen im Vergleich zum Referenzfall quantifiziert. Im dritten Versuch wird die gleiche Wärmelast wie in Versuch 2 durch den Heizstab in das System eingetragen. Der neue Fahrplan wird durch den Algorithmus der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung bestimmt. In Abbildung 6.5 A ist das Simulationsergebnis für den optimierten Fall dargestellt.

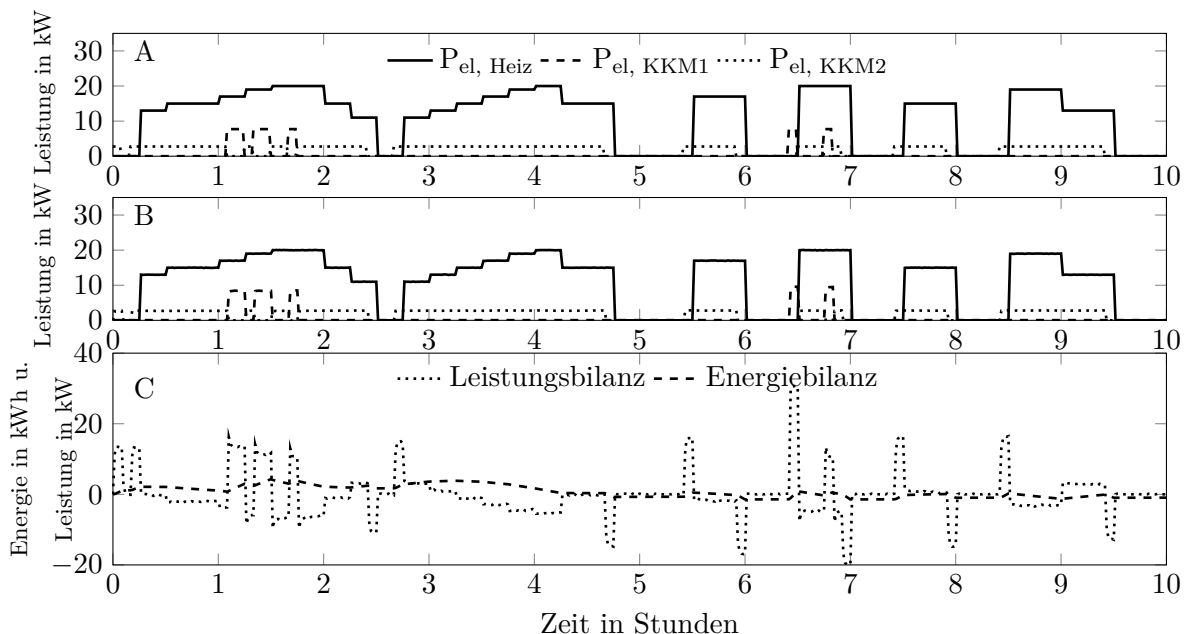


Abbildung 6.5.: Versuch 3: Abbildung A: Simulationsergebnisse; Abbildung B: Laborergebnisse; Abbildung C: Leistungs- und Energiebilanz

In der Optimierung entspricht ein Zeitschritt fünf Minuten und der Prognosehorizont umfasst 48 Zeitschritte. Im Unterschied zu Versuch 2 wird KKM_1 nur fünfmal für fünf bis zehn Minuten eingeschaltet. Zusätzlich erfolgt ein Vorkühlen des Speichers zu Beginn des Versuchs für zweimal fünf Minuten. In Abbildung 6.5 B sind die Ergebnisse des Laborversuchs der optimierten Betriebsweise visualisiert. Im Vergleich zum Versuch 2 findet kein Abschalten durch die interne Maschinensteuerung der KKM statt. Wie bereits im Versuch 2 verifiziert, passen Ein- und Ausschaltzeitpunkt der Maschinen sowie die elektrische Leistungsaufnahme der Maschinen und des Heizstabs zu den Ergebnissen aus der Simulation. Zu keinem Zeit-

punkt werden beide Maschinen gleichzeitig betrieben. Zum Zeitpunkt 1,1 h, 1,35 h, 1,68 h und 6,77 h wird KKM_2 abgeschaltet und KKM_1 eingeschaltet. Nach 6,42 Stunden startet KKM_1 zum Vorkühlen des Speichers für den folgenden hohen Kältebedarf von 20 kW. Während der Betriebszeiten von KKM_1 ist die Leistungsbilanz des Kälteversorgungssystems positiv (s. Abbildung 6.5 C). Der Kälteüberschuss wird in den thermischen Speicher geleitet. Bei einer negativen Leistungsbilanz wird die Leistungsdifferenz durch den Speicher bereitgestellt. Die Energiebilanz des Gesamtsystems liegt nahe null am Ende des Versuchs. Die Nutzung des thermischen Speichers und die Betriebszeiten sind an den Kältebedarf angepasst. Der elektrische Gesamtenergiebedarf reduziert sich durch die prädiktive simulationsgestützte Optimierung.

In Abbildung 6.6 A sind die elektrischen Energiebedarfe für KKM_1 (hellgrau) und KKM_2 (dunkelgrau) für den Referenzfall und den Versuch 3 in der Simulation dargestellt.

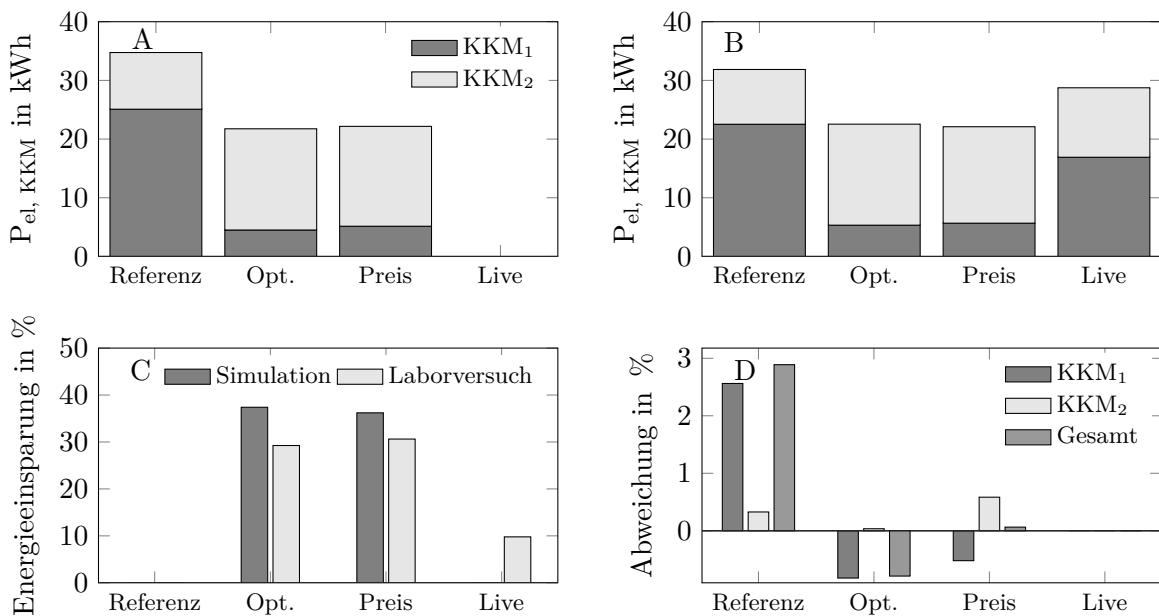


Abbildung 6.6.: Abbildung A: elektrischer Energiebedarf Simulation; Abbildung B: elektrischer Energiebedarf Labor; Abbildung C: Energieeinsparung gegenüber Referenz; Abbildung D: Abweichung zwischen Simulation und Laborversuch

In Abbildung 6.6 B ist analog der elektrische Energiebedarf des Laborversuchs visualisiert. Aus beiden Abbildungen geht hervor, dass die prädiktive simulationsgestützte Optimierung den elektrischen Gesamtenergiebedarf reduziert. Dies erfolgt durch die Reduktion des Energiebedarfs von KKM_1 . Die reduzierte Anzahl an Starts und eine Lastaufteilung zugunsten der effizienteren KM resultieren in einer geringeren Betriebszeit von KKM_1 und begründen die Energiebedarfsreduktion (s. Abbildung D.1 im Anhang). In Abbildung 6.6 C ist die Differenz des elektrischen Gesamtenergiebedarfs für den Versuchszeitraum von zehn Stunden dargestellt. Ein positiver Wert bedeutet eine Einsparung der Optimierung im Vergleich zum

Referenzszenario. Mithilfe der Optimierung konnte der elektrische Energiebedarf um 29,25 % reduziert werden.

In Abbildung 6.6 D ist zur Prüfung der Güte des Simulationsmodells die prozentuale Abweichung zwischen dem elektrischen Gesamtbedarf des Laborversuchs und der Simulation dargestellt. Für Versuch 3 ergibt sich für KKM_1 eine Abweichung von -0,8 % und für die KKM_2 von 0,03 %. Die höhere Abweichung für KKM_1 begründet sich durch die Abhängigkeit von der Umgebungstemperatur für die luftgekühlte Maschine. Während des zehnstündigen Versuchs treten erhöhte und schwankende Kondensationstemperaturen aufgrund einer leicht schwankenden Umgebungstemperatur auf. Für die wassergekühlte KKM_2 ist die Kondensationstemperatur nahezu konstant. Die Genauigkeit der selbstlernenden Kennlinienmodelle ist sehr hoch.

In der beschriebenen Abbildung 6.6 A-D sind ebenfalls die Ergebnisse der folgenden Versuche aufgeführt. In den folgenden Unterkapiteln wird wieder auf diese Abbildung zum besseren Vergleich der einzelnen Versuche verwiesen. Versuch 2 ist die Referenz, Versuch 3 entspricht Opt., Versuch 4 wird mit Preis gekennzeichnet und der letzte und fünfte Versuch trägt die Bezeichnung Live.

Der Versuch 3 bestätigt die Aussagen des ersten und zweiten Versuchs bezüglich der Methode der selbstlernenden Kennlinienmodelle und der Umsetzung der Fahrpläne auf Maschinenebene. Zusätzlich zeigen die Ergebnisse des Versuchs, dass mithilfe der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung eine Einsparung des elektrischen Energiebedarfs erzielt wird. Aufgrund der begrenzten Gesamtversuchszeit von zehn Stunden ist erwartbar, dass der Einsatz der Optimierung bei einem längeren Versuchszeitraum zu größeren Einsparungen führen wird. Da beide KKM nur zwei Betriebszustände besitzen und die Speicherkapazität begrenzt ist, ist der Lösungsraum der Optimierung eingeschränkt. Die Verwendung einer Maschine mit mehr Betriebszuständen führt zu einer Verbesserung der Energieeinsparungen. Jedoch zeigt dieser Versuch, dass die prädiktive simulationsgestützte Optimierung auf realen Maschinen angewendet werden kann und Energieeinsparungen auch bei schwierigen Rahmenbedingungen möglich sind. Zur Quantifizierung des Energieeinsparpotenzials des Algorithmus wird in Kapitel 7.1 und 7.2 dessen Anwendung auf Industriebetriebe beschrieben, welche KM mit mehreren Betriebszuständen einsetzen.

6.5. Überprüfung eines variablen Strompreises

Im vierten Versuch wird der Einfluss eines variablen Strompreises auf das Optimierungs- und Versuchsergebnis im Labor erprobt. Da beide KKM nur zwei Betriebszustände und die Kaltwasserspeicher nur ein Wasservolumina von $0,8 m^3$ besitzen, bleibt die Schrittweite der Optimierung bei fünf Minuten. Durch diese geringe Schrittweite erhält der Optimierungsalgorithmus mehrere Optionen zum Lösen des Problems. Zur Verbesserung der Analyse wird

ein synthetisches Preisprofil erstellt. Der Mittelwert des Preises entspricht dem festen Strompreis aus Versuch 2 und 3. Das Strompreisprofil ist in Abbildung 6.7 A zusammen mit dem Fahrplan dargestellt.

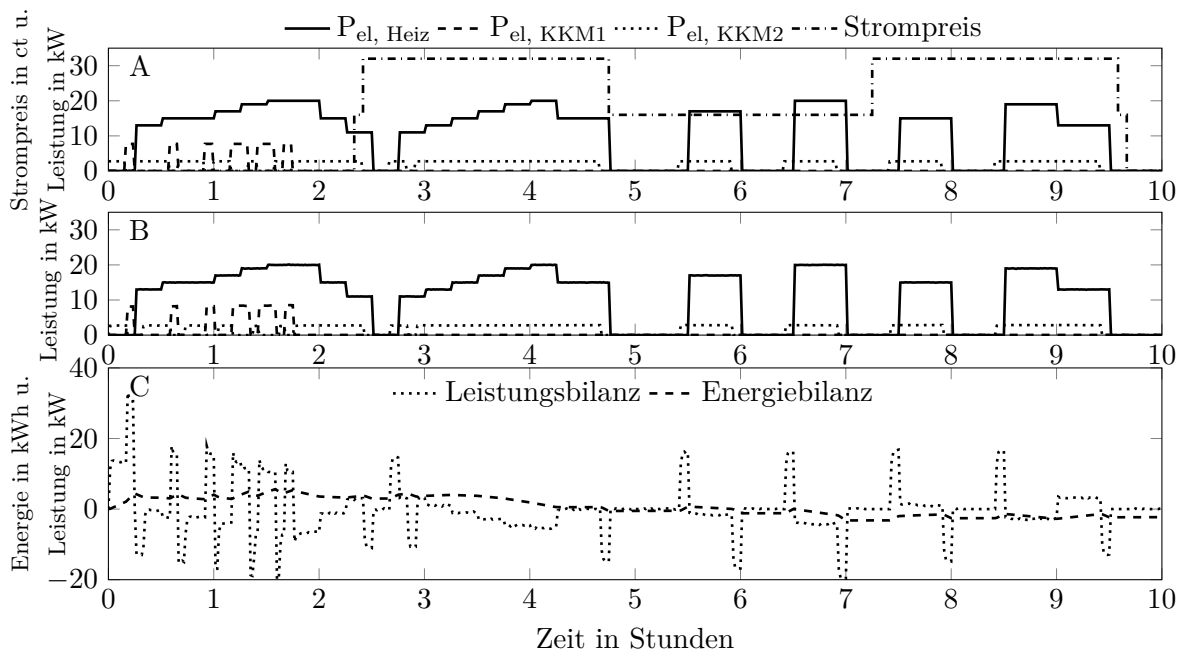


Abbildung 6.7.: Versuch 4: Abbildung A: Simulationsergebnisse; Abbildung B: Laborergebnisse; Abbildung C: Leistungs- und Energiebilanz

Für die erste Hälfte der Versuchszeit beträgt der Strompreis 0,0001 ct/kWh. Danach steigt dieser für fünf Minuten auf 16 ct/kWh. Nach weiteren fünf Minuten beträgt der Strompreis für 2,33 Stunden 32 ct/kWh. Für weitere 2,5 Stunden ist der Strompreis 16 ct/kWh und darauf steigt der Preis auf 32 ct/kWh für 2,33 Stunden. Zum Ende des Versuchs sinkt der Preis für fünf Minuten auf 16 ct/kWh, um für den Rest der Simulationszeit den Ausgangswert von 0,0001 ct/kWh anzunehmen. Der Preisverlauf ist in Abbildung 6.7 als Punktstrichlinie visualisiert.

Im Vergleich zu den Versuchen 2 und 3 ist zu erkennen, dass KKM_1 bei niedrigen Strompreisen deutlich häufiger eingesetzt wird, um die Kaltwasserspeicher zu laden. In der Hochpreisphase wird KKM_1 nicht mehr eingesetzt. Zum Zeitpunkt 0,65 h führt eine Unterschreitung der Kaltwasserrücklauftemperatur von 11 °C zum Abschalten von KKM_1 und zu einem verzögerten Einschalten von KKM_2 durch die interne Maschinenregelung. Die Übergabe der Optimierungsergebnisse an die Maschinen im Labor funktioniert wie in Versuch 2 und 3 reibungslos.

In Abbildung 6.6 A und B sind die elektrischen Energiebedarfe der beiden KKM für die Simulation und den Laborversuch visualisiert. Die Werte gleichen sich mit den Ergebnissen für den Versuch 3. Aus Abbildung 6.6 C ist zu entnehmen, dass sich der elektrische Gesamt-

energiebedarf um 30,62 % gegenüber dem Referenzfall reduziert hat. Zwischen den Versuchen mit festem Strompreis und variablem Strompreis variiert der Gesamtenergiebedarf um 1,32 % zugunsten des vierten Versuchs. Die Abweichungen der Versuche begründen sich durch den Einfluss der Außentemperatur auf die Effizienz von KKM_2 und das Abschalten der Maschinen durch die interne Maschinenregelung. Da der Betrieb von KKM_1 während der Niedrigpreisphase erfolgt, sinken die Gesamtenergiekosten um 5 % gegenüber dem optimierten Fall.

Für Versuch 4 ergibt sich für den Vergleich der Simulation und der Laborergebnisse für KKM_1 eine Abweichung von -0,52 % und für die KKM_2 von 0,58 % (s. Abbildung 6.6 D). Der erhöhte Wert für KKM_2 gegenüber Versuch 3 ergibt sich durch das verzögerte Einschalten durch die interne Maschinenregelung.

Versuch 4 unterstreicht, dass ein variabler Strompreis Einfluss auf das Optimierungsergebnis hat und dieses Ergebnis anhand des Laborversuchs bestätigt wird. Die Solltemperatur des Systems wird nicht überschritten und die Gesamtenergiekosten werden bei einer ähnlichen Gesamtenergieeffizienz gesenkt.

6.6. Überprüfung der Live-Kopplung

Mit dem fünften Versuch wird die Live-Kopplung verifiziert und validiert. Im Unterschied zu den Versuchen 2-4 wird kein Fahrplan mithilfe einer Simulation erstellt und an die Steuerung und Regelung des Labors übergeben, sondern die Maschinenzustände, die Kaltwasserrücklauftemperatur und die Speichertemperaturen werden direkt in der prädiktiven Optimierung verarbeitet. Die Länge eines Zeitschritts und der Prognosehorizont sind identisch zu den Versuchen 3 und 4. Das vorgestellte rollierende Verfahren der prädiktiven Optimierung findet weiterhin Anwendung, wobei in diesem Versuch jeweils nach fünf Minuten eine neue Sollwertvorgabe für die KKM für einen Zeitraum von 48 Zeitschritten auf Grundlage der aktuellen Labordaten erstellt wird. In Abbildung 6.8 A sind die elektrischen Leistungsaufnahmen der beiden KKM und des Heizstabs visualisiert.

Der Startzeitpunkt einer KKM ist im fünften Versuch deutlich später als bei den Versuchen 2-4. Die Optimierung nutzt zu Beginn des Versuchs die bestehende Kühlenergie im Speicher aus, um das System zu kühlen. Die Leistungsbilanz (gepunktete Linie) und die Energiebilanz (gestrichelte Linie) sind in Abbildung 6.8 B dargestellt. Übersteigt die Heizleistung einen Wert von 15 kW, wird KKM_1 zusätzlich zu KKM_2 betrieben und beide Maschinen sind für einen gewissen Zeitraum gleichzeitig in Betrieb. In diesen Fällen ist die Leistungsbilanz sehr stark positiv und der Speicher wird geladen. Das Betreiben beider Maschinen hat zur Folge, dass bei einem bestehenden Kältebedarf beide Maschinen häufiger abgeschaltet sind im Vergleich zu Versuch 3 und 4. Dies begründet sich durch ein häufigeres Unterschreiten der Kaltwasserrücklauftemperatur von 11 °C, was zum Abschalten der Maschinen durch die interne Regelung führt.

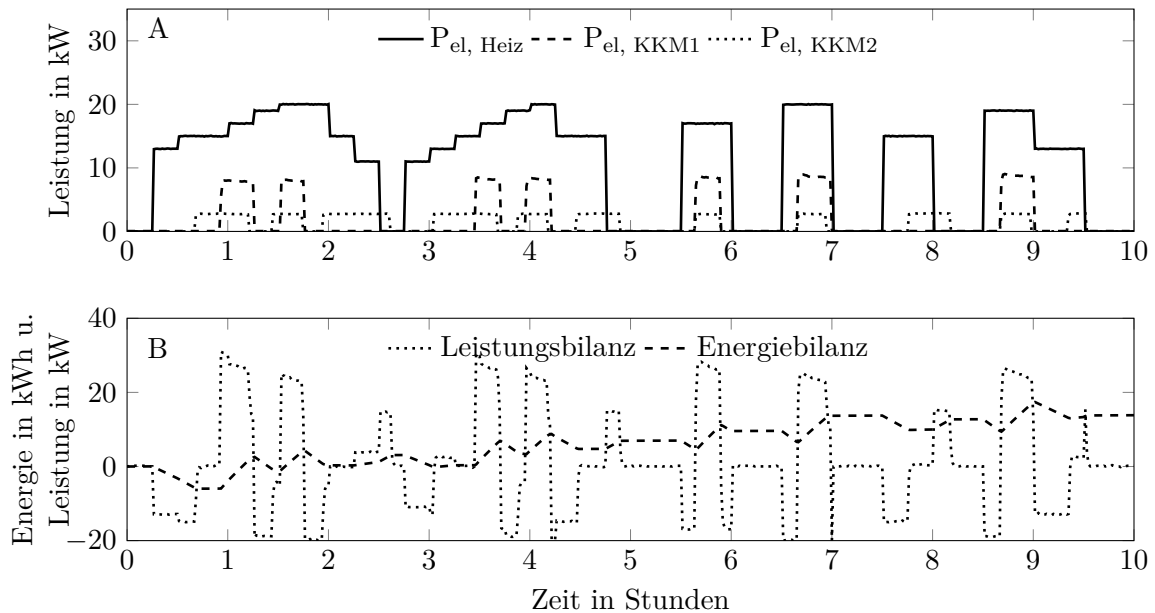


Abbildung 6.8.: Versuch 5: Abbildung A: Laborergebnisse; Abbildung B: Leistungs- und Energiebilanz

In Abbildung 6.6 B sind die elektrischen Energiebedarfe der beiden Maschinen dargestellt. Im Vergleich zu Versuch 3 und 4 ist der elektrische Energiebedarf für KKM_1 höher. Dies begründet sich durch die längeren Laufzeiten von KKM_1 (s. Abbildung D.1 im Anhang). Die Energieeinsparungen der Live-Kopplung im Vergleich zum Referenzfall von 9,79 % sind in Abbildung 6.6 C dargestellt. Der Unterschied von 20 % gegenüber Versuch 2 und 3 begründet sich im verlängerten Betrieb von KKM_1 und in dem gleichzeitigen Betrieb von beiden Maschinen. Die stark positive Leistungsbilanz bei gleichzeitigem Betrieb beider Maschinen führt zu einer Reduktion der Kaltwasserrücklauftemperatur. Daraus folgt eine Reduktion der Verdampfungstemperatur und somit eine Verschlechterung des EER in diesem Betriebspunkt. In Abbildung 6.9 A ist der Vergleich des EER, in Abbildung 6.9 B die Verteilung der Kaltwasserrücklauftemperatur und in Abbildung 6.9 C die Verteilung der Rückkühltemperatur dargestellt.

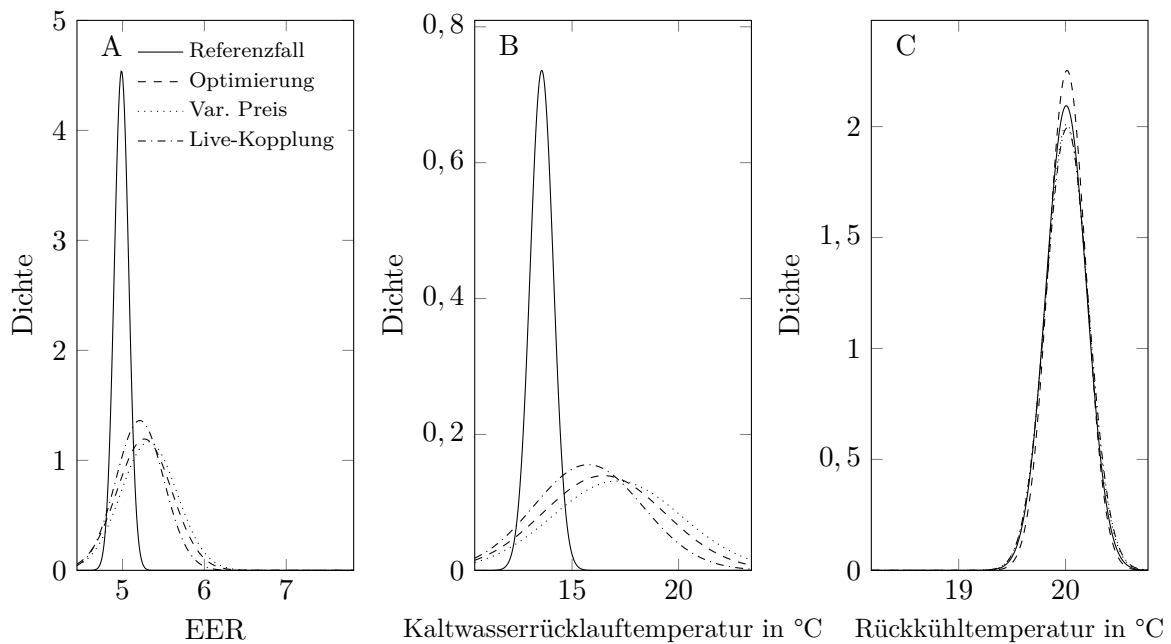


Abbildung 6.9.: Vergleich Versuch 2-5 Abbildung A: Verteilung des EER; Abbildung B: Verteilung Kaltwasserrücklauftemperatur; Abbildung C: Verteilung Rückkühltemperatur

Für den Referenzfall und die Live-Kopplung wird deutlich, dass die reduzierte Kaltwasserrücklauftemperatur in einer Verschlechterung des durchschnittlichen EER resultiert. Zusätzlich besteht durch den häufigen, gleichzeitigen Betrieb der KKM ein Kälteüberschuss am Ende des Versuchs.

Die Ergebnisse des Versuchs zur Live-Kopplung zeigen, dass die Simulation durch die Realdaten der Komponenten des Kälteversorgungssystems ersetzbar ist. Die prädiktive Optimierung nutzt die Realdaten des Systems zur Berechnung der optimalen Einschaltzeitpunkte für die folgenden 48 Zeitschritte. Gegenüber dem Referenzfall reduziert sich der elektrische Gesamtenergiebedarf. Mithilfe einer iterativen Anpassung der Startkosten für die beiden Maschinen kann ein gleichzeitiges Einschalten zusätzlich verhindert und gegebenenfalls ein besseres Gesamteinsparergebnis ermittelt werden. Schwerpunkt dieses Versuchs ist die Validierung und die Verifizierung der Methode der Live-Kopplung, was in den dargestellten Ergebnissen sichtbar wird.

Die vorliegende Live-Kopplung ist ein Prototyp, dessen Funktionsweise bewiesen ist. Für einen breiten Einsatz in der betrieblichen Praxis besteht ein weiterer Forschungs- und Entwicklungsbedarf zur Anpassung der Startkosten und der Verbesserung der Robustheit des Systems. Die Anwendung der vorgestellten prädiktiven Optimierung mit selbstlernenden Kennlinienmodellen resultiert in einer Reduktion des elektrischen Gesamtenergiebedarfs ohne eine vorherige Modellierung des Kälteversorgungssystems.

Industrielle Implementierungsstrategien

Der deutsche Kälteenergiebedarf für die Industrie übersteigt 18.000 GWh pro Jahr (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 81). Prozesskälte wird in den meisten industriellen Betrieben benötigt, sodass sich ein ganzjähriger Kältebedarf für die KM der Kälteversorgungssysteme ergibt. Zusätzlich bestehen häufig konstante Anforderungen für die Kaltwassertemperatur aufgrund von Prozess- oder Produkthanforderungen. Variierende Produktionsmengen und Außentemperaturen führen zu schwankenden Kältebedarfen während eines Jahrs. Die Anforderungen an die Prozesssicherheit begründen die Installation von mehr als einer KM. Diese Rahmenbedingungen für die Industriekälte stellen einen guten Ausgangspunkt für die Anwendung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung dar.

Dieses Kapitel umfasst die industriellen Implementierungsstrategien der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung. Hierzu wird die Methode auf einen kunststoffverarbeitenden und einen fleischverarbeitenden Betrieb angewendet. Die Analyse des Einflusses des Prognosehorizonts, der Außentemperatur und eines variablen Strompreises erfolgt anhand des Kunststoffverarbeiters. Die Implementierung einer außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung und einer Expertenregelung auf Basis der Optimierung wird im fleischverarbeitenden Betrieb bewertet. Zum Schluss des Kapitels werden die verschiedenen Implementierungsstrategien in Hinblick auf das Einsparpotenzial, die Einordnung in die Literatur und den Umsetzungsaufwand evaluiert.

7.1. Kunststoffverarbeitender Betrieb

Das folgende Unterkapitel beschreibt die Anwendung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung auf die Kälteversorgung eines kunststoffverarbeitenden Betriebs. Die Ergebnisse der Fallstudie sind in ähnlicher und gekürzter Form der eigenen Fachveröffentlichung von

Peesel et al. (2019) zu entnehmen.

Die Bewertung der Optimierung und der Simulation erfolgt durch eine Fallstudie über zwei kunststoffverarbeitende Unternehmen, die Spritzgussteile für den Lebensmittelbereich herstellen. Dies erfordert hohe Hygieneanforderungen an die Produktionshalle. Weitere Informationen zum Prozess des Spritzgießens können Schlüter (2013) oder Dunkelberg (2020) entnommen werden. Die erste Produktionsstätte befindet sich in Kassel (Deutschland). Der zweite Standort ist Madrid in Spanien. Die Variation der geografischen Lage ermöglicht es, den Einfluss der Umgebungstemperatur auf die Ergebnisse der Optimierung zu quantifizieren. Beide kunststoffverarbeitenden Betriebe besitzen die gleiche Anzahl an Maschinen mit verschiedenen Typen von SGM. Für den Spritzguss werden zwei Kühlkreisläufe benötigt. Die Werkzeugkühlung hat eine Kaltwasservorlauftemperatur von 14 °C und die Maschinenkühlung eine Vorlauftemperatur von 30 °C. Die relativ hohen Kaltwasservorlauftemperaturen für die Werkzeugkühlung ermöglichen den Einsatz von FK und luftgekühlten KKM. Aufgrund der vielfältigen Betriebszustände der luftgekühlten KKM ist die prädiktive simulationsgestützte Optimierung für den Werkzeugkühlkreislauf in der kunststoffverarbeitenden Industrie gut geeignet. In Abbildung 7.1 ist schematisch das Kälteversorgungssystem für die Werkzeugkühlung des kunststoffverarbeitenden Betriebs dargestellt.

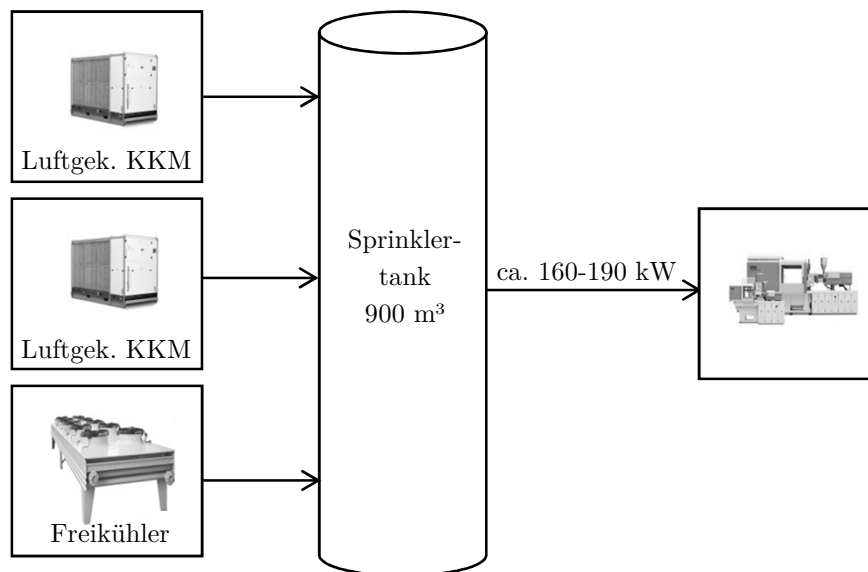


Abbildung 7.1.: Schema des Kühlsystems der Werkzeugkühlung

Infolge der hohen Kaltwasservorlauftemperaturen der Maschinenkühlung und der dauerhaften Kühlung mithilfe von zwei Kühltürmen ist die Maschinenkühlung nicht für die weitere Analyse geeignet. Darüber hinaus verfügt das Unternehmen über einen Sprinklertank mit einem Volumen von 900 m³, der als Kaltwasserspeicher bei einem Temperaturniveau von 14 °C eingesetzt werden kann. Kunststoffverarbeitende Betriebe verfügen oft über große Lager. Brandschutzvorschriften erfordern einen schnellen Zugriff auf eine große Menge an Löschwasser.

Der Kühlbedarf des Betriebs und die Wetterdaten basieren auf den Messdaten für das Jahr 2017. Dieser variiert zwischen 0 und 190 kW. Die Simulationszeit von einer Stunde ist identisch mit der Schrittweite der Optimierung. Die im Sprinklerbecken maximal gespeicherte Kühlenergie wird durch die maximale Temperaturdifferenz von 3 K zwischen Kaltwasservorlauf und- rücklauf und das Wasservolumen von 900 m^3 definiert. Diese beträgt 3.140 kWh. Die Kosten für die Optimierung errechnen sich aus dem Produkt des aktuellen Energiebedarfs der KKM und dem aktuellen Strompreis, welcher entweder ein Festpreis ist oder auf dem Spotmarktpreis an der EPEX basiert. In der Tabelle 7.1 sind die berücksichtigten Komponenten des Kälteversorgungssystems aufgelistet und die Teillastfähigkeit beschrieben.

Tabelle 7.1.: Komponenten der Fallstudie kunststoffverarbeitender Betrieb

Komponenten	Anzahl	Temperatur	Kühlleistung	Stufen	Untere Grenze	Stufenweite
Luftgekühlte KKM	2	14 °C	200 kW	4	25 %	25 %
Freikühler	1	14 °C	200 kW	10	10 %	10 %
Kühlturm	2	30 °C	250 kW	4	25 %	25 %

7.1.1. Szenarien und Modelle

Die Ergebnisse der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung und die Einflüsse des Prognosehorizonts und der Außentemperatur sowie der Einsatz eines variablen Strompreises werden in vier Hauptszenarien eingeteilt und den Unterszenarien entsprechend miteinander verglichen. Das erste Szenario ist der Referenzfall, der auf den Daten des EDS des kunststoffverarbeitenden Unternehmens basiert. Im Referenzfall hat das Unternehmen seinen Sitz in Kassel, hat einen festen Strompreis und das Sprinklerbecken für das Speichern von thermischer Energie wird nicht verwendet. Im zweiten Szenario ist das Unternehmen ebenfalls in Kassel angesiedelt und setzt die Optimierung und das Sprinklerbecken als thermischen Speicher ein. Um den Einfluss des Prognosehorizonts zu quantifizieren, wird in den Unterszenarien der Horizont zwischen 6 und 48 h variiert. Um den Einfluss der Außentemperatur auf die prädiktive simulationsgestützte Optimierung zu bestimmen, ist Szenario 3 identisch mit Szenario 2, mit der Ausnahme, dass der Standort des Unternehmens im Testreferenzjahr (TRY), in einem sehr heißen und einem besonders kalten, historischen Jahr sowie in Madrid, den klimatischen Bedingungen ausgesetzt ist. Der Prognosehorizont ist auf 48 h festgesetzt. In Szenario 4 ist der Standort Kassel oder Madrid und der Bezug des Stroms erfolgt über den Spotmarkt der EPEX. Der Fokus dieses Szenarios ist die Analyse des Einflusses eines variablen Strompreises auf den Betriebsablauf der verschiedenen KM.

Tabelle 7.2.: Übersicht der simulierten Szenarien und Parameter

Szenarien	Standort	Prognose	Strompreis	Optimierung
1. Referenzszenario	Kassel	-	Festpreis	Nein
2.1 Prognosehorizont	Kassel	6 h	Festpreis	Ja
2.2 Prognosehorizont	Kassel	12 h	Festpreis	Ja
2.3 Prognosehorizont	Kassel	24 h	Festpreis	Ja
2.4 Prognosehorizont	Kassel	48 h	Festpreis	Ja
3.1 Außentemperatur	Kassel TRY	48 h	Festpreis	Ja
3.2 Außentemperatur	Kassel kaltes Jahr	48 h	Festpreis	Ja
3.3 Außentemperatur	Kassel warmes Jahr	48 h	Festpreis	Ja
3.4 Außentemperatur	Madrid	48 h	Festpreis	Ja
4.1 Flex. Strompreis	Kassel	48 h	Strombörse	Ja
4.2 Flex. Strompreis	Madrid	48 h	Strombörse	Ja

Der Kühlbedarf für die Werkzeugkühlung ist in allen Szenarien identisch, da der Hygienestandard jede Fensteröffnung verbietet und die Produktionshalle auf eine erforderliche Temperatur von 21 °C klimatisiert ist. Die Klimatisierung erfolgt wie die Hydraulikkühlung unabhängig von der Werkzeugkühlung. Tabelle 7.2 gibt einen Überblick über die verschiedenen Szenarien und die unterschiedlichen Parameter der Simulationen.

Die Aufbereitung der Kennlinien erfolgt nach der in Kapitel 4 beschriebenen Methode. In Abbildung 4.1 sind die Teillastkennlinien der KKM des kunststoffverarbeitenden Betriebs visualisiert, welche nach der Datenaufbereitung durch das semi-empirische Gordon-Ng-Modell berechnet sind. Je geringer die Umgebungstemperatur ist, desto höher ist das EER. Die geringere Kondensationstemperatur und der reduzierte Energiebedarf des internen Rückkühlventilators der luftgekühlten KKM sind der Grund für dieses Verhalten.

Für die Modellierung des FK wird ein lineares Regressionsmodell zweiter Ordnung verwendet. Die Analyse der Messdaten ergibt, dass in allen Betriebsbereichen eine ausreichende Datenmenge vorhanden ist, sodass eine Interpolation bessere Ergebnisse als das semi-empirische Modell liefert. Die Formel 5.13 mit den Regressionskoeffizienten B_x beschreibt das Modell.

Für die Optimierung der luftgekühlten KKM und des FK wird nur die optimale Lastaufteilung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung genutzt, da sich die optimale Kondensationstemperatur anhand der Außentemperatur ergibt. Die Änderung der Ventilatorleistung in Abhängigkeit der Außentemperaturen ist im selbstlernenden Kennlinienmodell berücksichtigt.

7.1.2. Analyse des Prognosehorizonts

In dieser Analyse wird der Prognosehorizont zwischen 6 und 48 Stunden variiert. Die Schrittweite der Optimierung beträgt eine Stunde. Die Anzahl der KM N_{KM} beträgt drei und die Anzahl der Leistungsstufen N_{St} variiert zwischen vier für die KKM und zehn für den FK. Je länger der Prognosehorizont, desto mehr Zeitschritte sind in die optimale Lastaufteilung unter Berücksichtigung aller Außentemperaturen und des Kühlbedarfs in diesem Zeitraum einbezogen. Zur Visualisierung des Einflusses auf das Optimierungsergebnis sind in der folgenden Abbildung 7.2 die Betriebsstunden der einzelnen Stufen der KKM und des FK für die vier verschiedenen Prognosehorizonte dargestellt. Der unterste Balken visualisiert die Betriebsstunden des FK. Aufsteigend folgen die Betriebsstunden der ersten KKM für die Stufen 1 - 4 und der obere schraffierte Balken zeigt die Betriebsstunden der KKM_2 in der ersten Stufe. Die Stufen 2-4 der zweiten KKM werden gar nicht oder nur für eine Stunde genutzt.

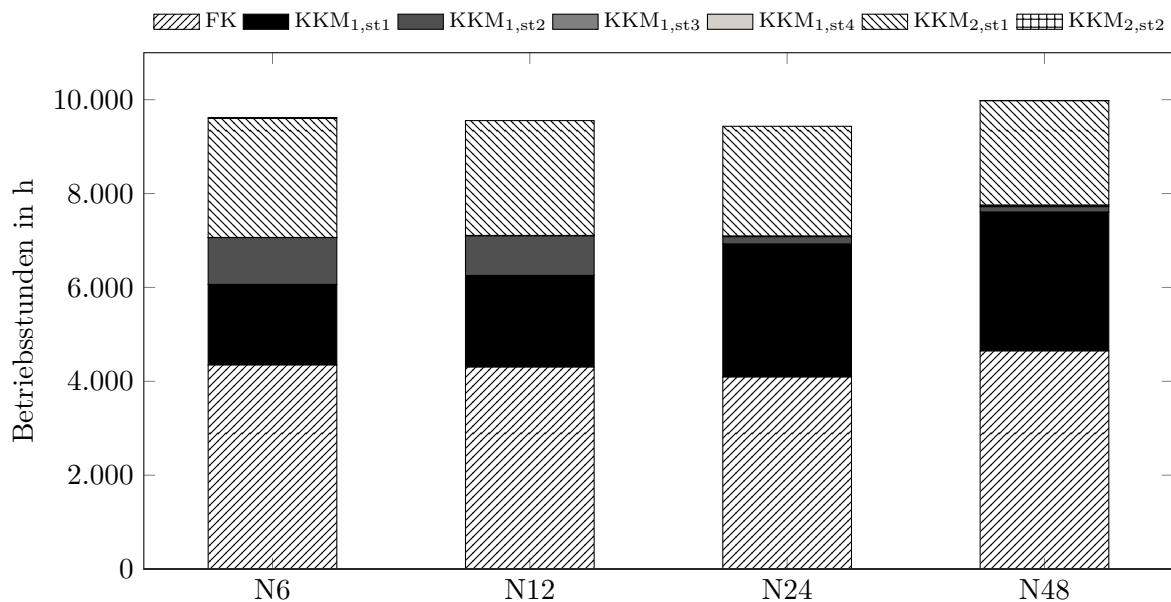


Abbildung 7.2.: Betriebsstunden der Stufen der KKM und des FK für die verschiedenen Prognosehorizonte

Aus der Erhöhung des Prognosehorizonts resultiert eine Steigerung der Betriebsstunden des FK und der ersten Stufen der beiden KKM. Der Einfluss des Prognosehorizonts auf die Betriebsweise des Kühlsystems ist deutlich erkennbar. Aufgrund der höheren Energieeffizienz des FK im Vergleich zu den KKM sinkt der elektrische Energiebedarf proportional zu den Betriebsstunden des FK.

In Abbildung 7.3 ist der elektrische Gesamtenergiebedarf, die bereitgestellte Kühlenergie und das EER über den Gesamtzeitraum für die unterschiedlichen Prognosehorizonte und für den Referenzfall visualisiert.

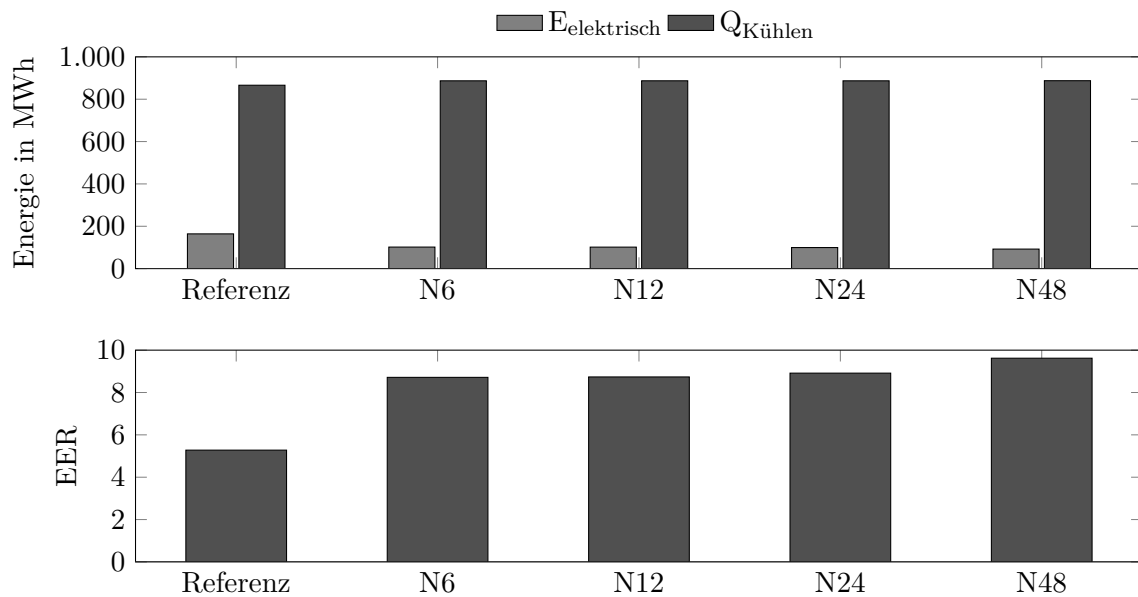


Abbildung 7.3.: Vergleich der Energieeinsparungen und des EER für die Prognosehorizonte und den Referenzfall

Die bereitgestellte Kühlenergie ist für die optimierten Fälle nahezu identisch, wohingegen im Referenzfall die bereitgestellte, thermische Energie geringer ist. Diese Differenz ergibt sich aus den thermischen Verlusten des Sprinklerbeckens. Die Ergebnisse zeigen, dass die Optimierung den elektrischen Gesamtenergiebedarf trotz der Speicherverluste um ca. 38% (N6 – N24) reduziert. Für einen Prognosehorizont von 48 Stunden reduziert sich der Energiebedarf um weitere 5%. Diese zusätzliche Energieeinsparung resultiert aus der verbesserten Be- und Entladestrategie für das Sprinklerbecken.

Die Unterschiede in der Energieeffizienz und den variierenden Betriebsstunden des FK und der Stufen der KKM begründen sich in der Be- und Entladungsstrategie des Sprinklerbeckens. In der Abbildung 7.4 sind die Beladungszustände des Sprinklerbeckens für die Kaltwasservorlauf-temperatur von 14 °C (schwarze Linie) in Abhängigkeit der Stunden im Jahr für die vier verschiedenen Prognosehorizonte dargestellt. Der Beladungszustand der Kaltwasserrücklauf-temperatur von 17 °C würde in diesem Diagramm dem Spiegelbild der Kaltwasservorlauf-temperatur entsprechen.

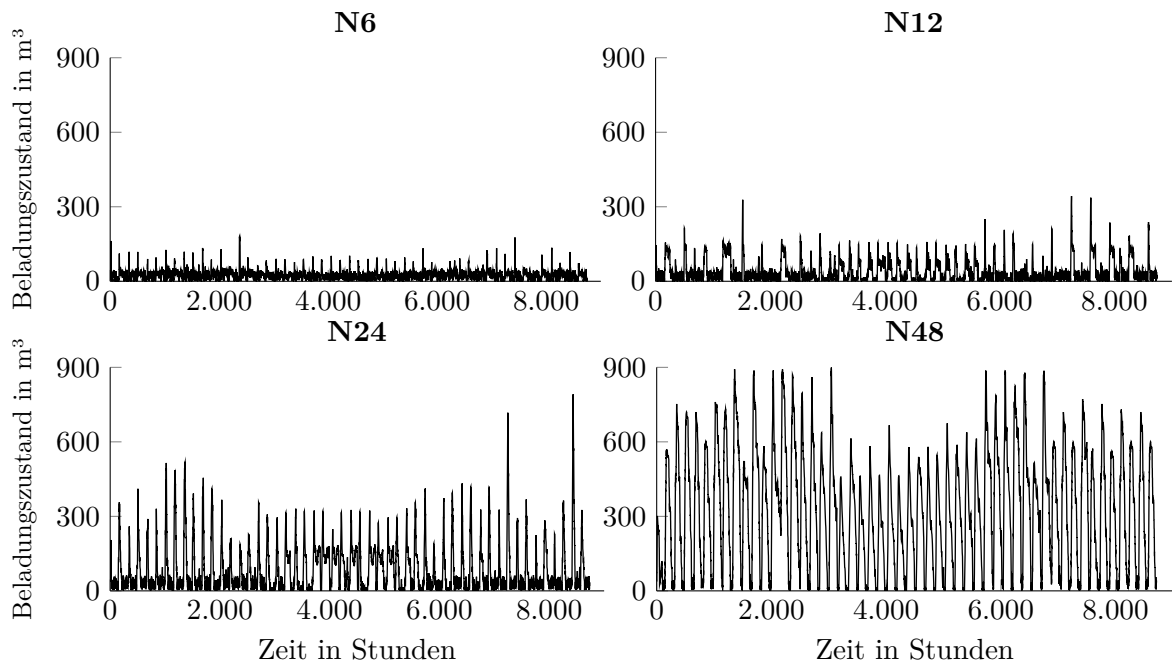


Abbildung 7.4.: Beladungszustand des Sprinklerbeckens für die Kaltwasservorlauftemperatur

Ein Prognosehorizont von 6 oder 12 Stunden resultiert in einer geringen Nutzung des Speicherpotenzials. Für einen Prognosehorizont von 24 Stunden wird das Sprinklerbecken im ersten und vierten Quartal des Jahres über 50% be- und entladen. Das gesamte Potenzial des Speichers wird im Falle eines Prognosehorizonts von 48 Stunden genutzt. Die vollständige Be- und Entladung des Speichers erhöht die Betriebsstunden des FK (siehe Abbildung 7.2). Durch einen langen Prognosehorizont wird der Speicher vorgeladen, wenn die Umgebungstemperatur unter 11 °C fällt. Die Entladung findet während hoher Außentemperaturen statt. Dies führt zu einer Minimierung der Last der KKM und sogar zu einer Abschaltung in den Standby-Mode. Durch diese Strategie werden zusätzlich elektrische Energieeinsparungen von 5% erzielt.

7.1.3. Analyse des Einflusses der Außentemperatur

Die Energieeffizienz des FK und der luftgekühlten KKM ist von der Umgebungstemperatur abhängig. Niedrige Umgebungstemperaturen ermöglichen niedrigere Kondensationstemperaturen und diese resultieren in einem besseren Wirkungsgrad. Steigt die Umgebungstemperatur über 11 °C, kann der FK die benötigte Kaltwasservorlauftemperatur nicht mehr bereitstellen. Beide Effekte haben einen Einfluss auf die prädiktive simulationsgestützte Optimierung. Daher wird in Szenario 3 der Kunststoffverarbeiter im TRY, in einem sehr heißen und einem besonders kalten, historischen Jahr sowie in Madrid, den klimatischen Bedingungen ausgesetzt, um andere Umgebungstemperaturprofile zu erhalten. Im Anhang in Tabelle E.2 sind

die Jahresdurchschnittstemperaturen sowie die minimalen und maximalen Temperaturen zusammengefasst. In Abbildung 7.5 ist der Gesamtenergiebedarf und das EER für ein Jahr im Vergleich zum Referenzfall und Szenario 2 visualisiert. Alle Optimierungen basieren auf einem Prognosehorizont von 48 Stunden, da die vorherigen Analysen gezeigt haben, dass dies der beste Horizont für die Optimierung zur Maximierung der Energieeinsparung ist.

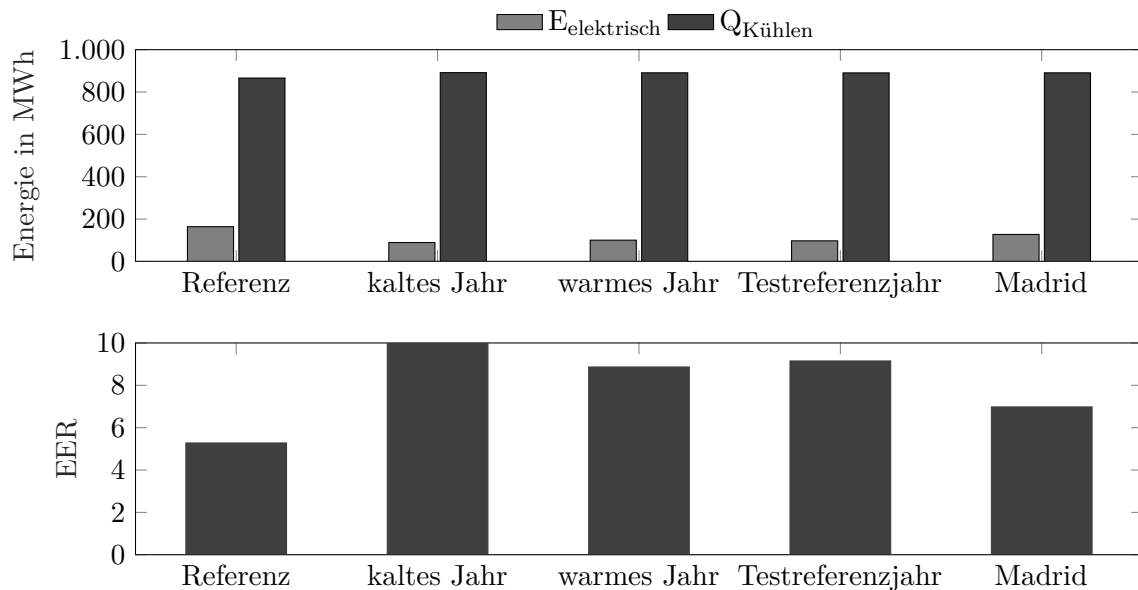


Abbildung 7.5.: Vergleich der Energieeinsparungen und des EER für verschiedene Außen-temperaturprofile

Die veränderten Umgebungstemperaturen führen zu einem Energieeinsparpotenzial von ca. 41 % im TRY, von ca. 46 % im kalten Jahr, von ca. 39 % im warmen Jahr und von ca. 22 % für den Standort in Madrid in Bezug zum Referenzfall. Im Vergleich zum optimierten Referenzfall (N48) in Kassel sinkt der elektrische Energiebedarf für das kalte, historische Jahr um 3,1 %. Für das warme, historische Jahr steigt der Energiebedarf um 8,9 %, für das TRY um 5,5 % und für den Standort Madrid um 38,3 %. Aufgrund der reduzierten Betriebsstunden des FK für die wärmeren Außentemperaturprofile ist die Gesamteffizienz des Kühlsystems schlechter im Vergleich zu Szenario 2. Die Analyse der unterschiedlichen Umgebungstemperaturen zeigt, dass die prädiktive simulationsgestützte Optimierung zusammen mit dem Sprinklertank den elektrischen Energiebedarf in wärmeren Regionen im Vergleich zum Referenzfall in einer kälteren Region ohne Sprinklertank reduziert. Obwohl das Energieeinsparpotenzial bei wärmeren Umgebungstemperaturen reduziert wird, gibt es im Vergleich zum Referenzfall immer noch eine deutliche Reduktion des elektrischen Energiebedarfs. Besonders kalte Jahre führen zu einer Steigerung des Einsparpotenzials, da die Betriebszeit des FK steigt.

7.1.4. Analyse des variablen Strompreises

In den bisherigen Szenarien ist der Strompreis für den Kunststoffverarbeiter auf 160 € pro Megawattstunde festgelegt. In den Szenarien 4 erfolgt die Strombeschaffung über den EPEX-Spotmarkt in Deutschland. Alle Steuern, Kosten und die deutsche EEG-Umlage sind im Modell implementiert. Um von der Strombeschaffung mit variablen Preisen zu profitieren, ist es notwendig, die Kühllast mithilfe eines Speichers zu verschieben. Der Sprinklertank ermöglicht es, dem Kühlsystem, Kaltwasser in Zeiten eines geringen oder keines Bedarfs zu speichern. Dies ermöglicht es dem Optimierungsalgorithmus, die KM in Zeiten niedriger Strompreise zu starten und die KM in Zeiten hoher Preise zu stoppen. Dies erhöht die Optimierungsmöglichkeiten. In Abbildung 7.6 sind die Simulationsergebnisse für die Festpreisszenarien und die Szenarien mit einem variablen Strompreis dargestellt. Auf der linken Ordinate sind die elektrischen Energiebedarfe (hellgrauer Balken), die bereitgestellte Kühlenergie (dunkelgrauer Balken) und die Energiekosten (schwarzer Balken) aufgetragen.

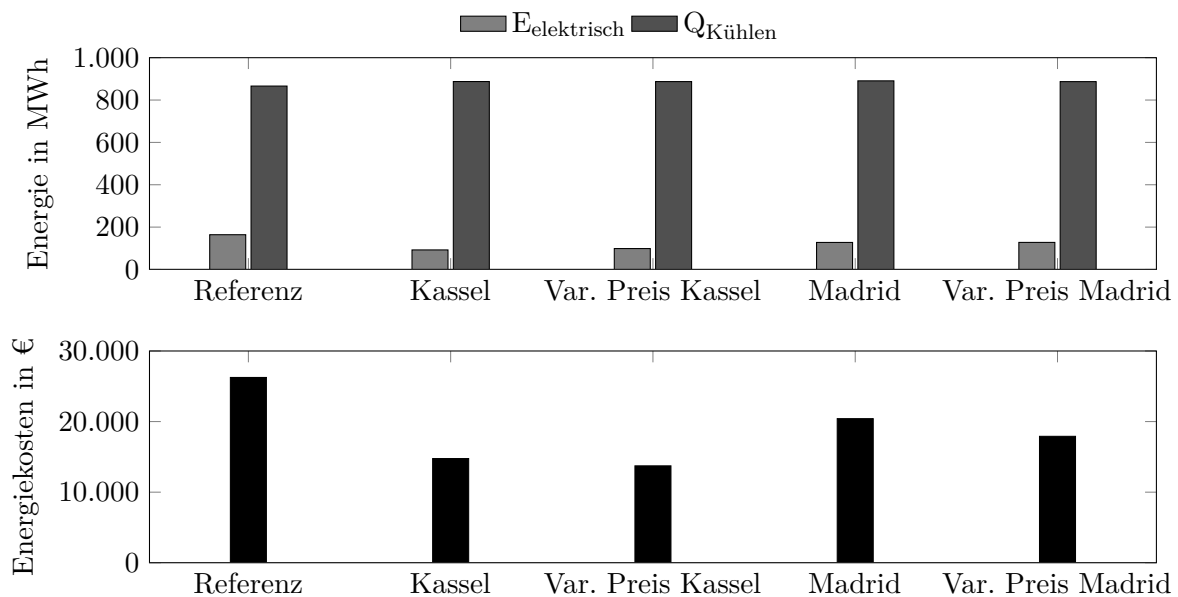


Abbildung 7.6.: Vergleich der Simulationsergebnisse mit variablem Strompreis und Festpreis

Obwohl in den Szenarien 4.1 und 4.2 der elektrische Energiebedarf für Kassel um 7 % und für Madrid um 0,4 % steigt, sinken die Gesamtenergiekosten an beiden Standorten. Für den Kunststoffverarbeiter in Kassel reduziert die Strombeschaffung über den Spotmarkt die Energiekosten um rund 9,3 %. Für den Standort Madrid beträgt die Kostensenkung rund 12 %. Der erhöhte, elektrische Energiebedarf ist auf die Reduzierung der Betriebsstunden des FK und die gleichzeitige Erhöhung des Einsatzes der KKM zurückzuführen. Dies führt zu einem verminderten Gesamtwirkungsgrad des Systems. Der geringere Wirkungsgrad wird jedoch durch die im Vergleich zum festen Strompreis niedrigeren Preise für die elektrische Energie am Spotmarkt kompensiert. In Abbildung 7.7 ist der Vergleich des Füllstands der Sprink-

lertanks für das Fest- und variable Preisszenario für den Standort Kassel visualisiert. Wie in Abbildung 7.4 sind die Beladungszustände des Sprinklerbeckens (900 m^3) für die Kaltwasservorlauftemperatur von $14\text{ }^\circ\text{C}$ (schwarze Linie) in Abhängigkeit der Stunden im Jahr dargestellt. Im Vergleich zum Festpreisszenario wird der Sprinklertank bei einem variablen Strompreis nie vollständig be- oder entladen und es ergibt sich eine andere Be- und Entladestrategie. Obwohl beide Prognosehorizonte gleich sind, unterscheiden sich die Ergebnisse der Optimierung zur Minimierung der Kosten. Die unterschiedlichen Lade- und Entladestrategien sind der Grund für den unterschiedlichen elektrischen Energiebedarf und die unterschiedlichen Gesamtenergiekosten.

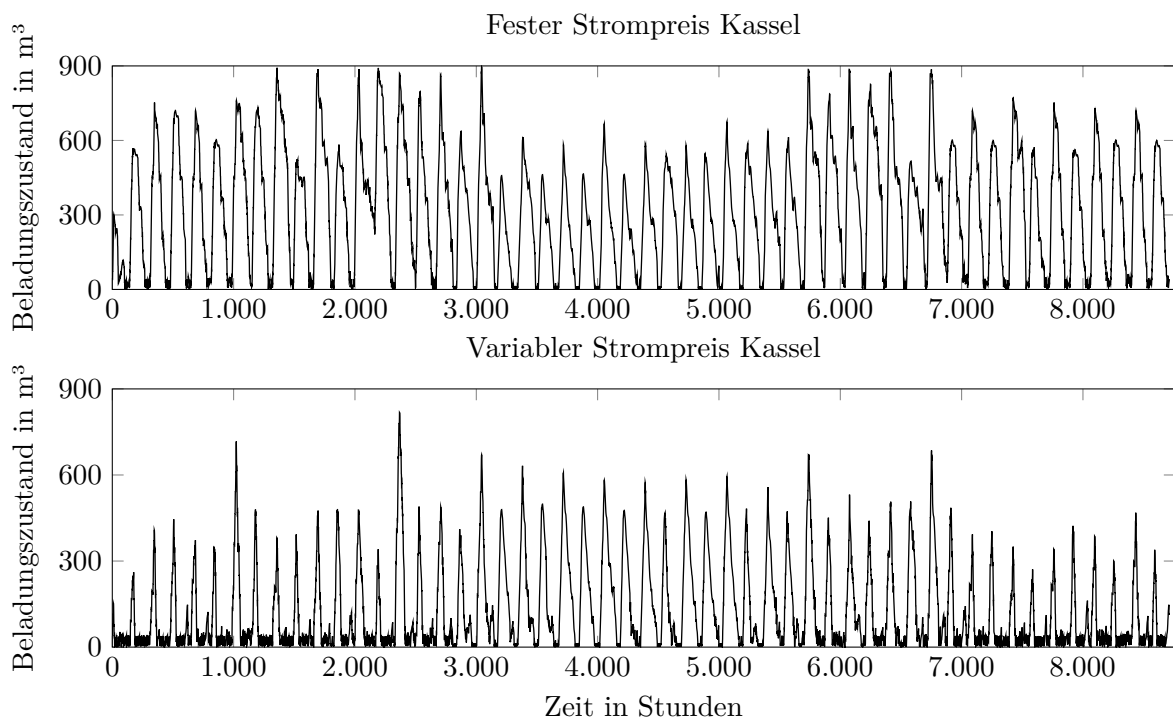


Abbildung 7.7.: Beladungszustand des Sprinklertanks mit festem Strompreis und Beladungszustand des Sprinklertanks mit variablem Strompreis

7.1.5. Zusammenfassung der Fallstudie kunststoffverarbeitender Betrieb

In Tabelle 7.3 sind die Ergebnisse für den Vergleich der verschiedenen Prognosehorizonte, den Einfluss der Außentemperatur und den Einfluss des Stromeinkaufs zu einem variablen Preis auf das Ergebnis der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung zusammengefasst. Die prozentualen Einsparungen der Energie und der Kosten beziehen sich auf die Werte des Referenzfalls.

Die Fallstudie zeigt, dass eine prädiktive simulationsgestützte Optimierung eines Kühlsystems mit kontinuierlichen, selbstlernenden Kennlinienmodellen elektrische Energie durch eine optimale Be- und Entladestrategie einspart. Darüber hinaus kann die Optimierung die elektrischen

Tabelle 7.3.: Übersicht der Optimierungsergebnisse der Szenarien des kunststoffverarbeitenden Betriebs

Szenarien	Elektrische Energie in kWh	Energieeinsparungen in %	Energiekosten in €	Kosteneinsparungen in %
1. Referenzszenario	164.062	0	26.250	0
2.1 Prognosehorizont 6 h	101.760	38,0	16.282	38,0
2.2 Prognosehorizont 12 h	101.540	38,1	16.245	38,1
2.3 Prognosehorizont 24 h	99.485	39,4	15.918	39,4
2.4 Prognosehorizont 48 h	92.248	43,7	14.760	43,8
3.1 Außentemperatur kaltes Jahr	89.362	45,5	14.298	45,5
3.2 Außentemperatur warmes Jahr	100.470	38,8	16.076	38,8
3.3 Außentemperatur Testreferenzjahr	97.303	40,7	15.569	40,7
3.4 Außentemperatur Madrid	127.590	22,2	20.414	22,2
4.1 Flexibler Strompreis Kassel	98.697	39,8	13.727	47,7
4.2 Flexibler Strompreis Madrid	127.775	22,1	17.910	31,8

Energiekosten durch die Strombeschaffung am EPEX-Spotmarkt reduzieren. Die Ergebnisse zeigen, dass die Regelstrategie der Optimierung zusammen mit der Installation eines Kaltwasserspeichers mit einem signifikanten Volumen und einem FK über 43 % der elektrischen Energie gegenüber dem Referenzfall einspart.

Um das volle Potenzial des Speichers auszuschöpfen, muss der Prognosehorizont auf 48 h erweitert werden. Ein Prognosehorizont von 6 h spart bis zu 38 % ein. Für den beschriebenen Optimierungsalgorithmus und die Simulation hat die Erweiterung des Prognosehorizonts keinen wesentlichen Einfluss auf die Rechenzeit. Ein längerer Prognosehorizont erhöht die Energieeinsparungen, ist aber durch die Energiemenge begrenzt, die im thermischen Speicher gespeichert werden kann. Das Volumen des Speichers im Verhältnis zum maximalen Kühlbedarf und die Zeitschrittweite der Optimierungen sind die maßgeblichen Parameter für die Wahl des Prognosehorizonts. Je größer das Verhältnis und je kürzer die Zeitschrittweite ist, desto größer ist der Prognosehorizont zu wählen. Eine iterative Analyse des Prognosehorizonts für einen verkürzten Probezeitraum ist geeignet, um einen guten Kompromiss zwischen Rechenzeit und Energieeinsparpotenzial zu finden.

Darüber hinaus hat das Umgebungstemperaturprofil einen wesentlichen Einfluss auf das Energieeinsparpotenzial. Je höher die durchschnittliche Umgebungstemperatur ist, desto geringer ist die Energieeinsparung. Dennoch wird durch die Optimierungsstrategie in durchschnittlich

wärmeren Regionen wie Madrid ca. 22,2%, in warmen Jahren in Kassel ca. 38,8% und im TRY ca. 40,7% im Vergleich zur nicht optimierten Referenz des Jahres 2017 eingespart. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Strombeschaffung über den EPEX-Spotmarkt zu einem Anstieg des elektrischen Energiebedarfs führt. Gleichzeitig werden zwischen 9,3% und 12% der Energiekosten eingespart. Aus dem volatilen Strompreis ergeben sich optimierte Betriebsbedingungen für die KM in Bezug auf Lastverlagerung und Kosten. Zusätzlich zu den Ergebnissen in Peesel et al. (2018) hat der variable Preis einen spürbaren Einfluss auf das Verhalten der Lastverlagerung über den Speicher, wenn der Prognosehorizont auf mindestens einen Tag erhöht wird. Ein längerer Prognosehorizont bietet dem Algorithmus mehr Möglichkeiten, Lasten für einen schwankenden Energiepreis zu verschieben.

7.2. Fleischverarbeitender Betrieb

In diesem Unterkapitel wird die Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung auf den Anwendungsfall eines fleischverarbeitenden Betriebs beschrieben. Darüber hinaus wird erläutert, wie die Ergebnisse der Optimierung für die Implementierung einer energiesparenden Expertenregelung genutzt werden. Die Ergebnisse der Fallstudie erweitern die Erkenntnisse und Ergebnisse der eigenen Fachveröffentlichung Peesel et al. (2017).

Zur Anwendung und Validierung der Optimierung und des Simulationsmodells wird auf die EDS-Daten eines fleischverarbeitenden Betriebs zurückgegriffen. Es handelt sich um einen mittelständischen Betrieb in Deutschland mit einer jährlichen Produktionsmenge von 1200 t. Es werden Roh-, Koch- und Brühwürste hergestellt. Hierzu wird das Rohmaterial in passende Stücke geschnitten und kalt gelagert. Anschließend erfolgt die Weiterverarbeitung je nach Endprodukt mittels Kutter oder Fleischwolf. Darauffolgend werden die Fleischerzeugnisse gekocht oder direkt im Reiferaum gereift. Vor dem Verpacken und Versenden der Ware werden alle Wurstprodukte im Kühlraum gelagert. Zur Lagerung der Fleischprodukte ist eine Kaltwassertemperatur von -7°C vorgegeben, welche nicht anpassbar ist.

Die Kältezentrale setzt sich aus zwei KKM unterschiedlicher Leistung, einem TK zur Rückkühlung der KM und einem Kaltwasserspeicher als hydraulische Weiche zusammen. In der Abbildung 7.8 ist der schematische Aufbau der Kältezentrale visualisiert. Die drehzahlvariable KKM weist im Auslegungspunkt eine Kälteleistung von 210 kW auf und die vierstufige KKM eine Leistung von 170 kW. Die drehzahlvariable und mit Ammoniak als Kältemittel betriebene KM wird fortlaufend KKM_2 genannt. Die vierstufige Maschine wird mit dem Kältemittel R410a betrieben und wird KKM_1 genannt. Zusätzliche Anwendung findet die Kältebereitstellung in der Raumkühlung, Klimatisierung und Prozesskühlung. Der jährliche Kühlbedarf des fleischverarbeitenden Betriebs beträgt 1.690 MWh.

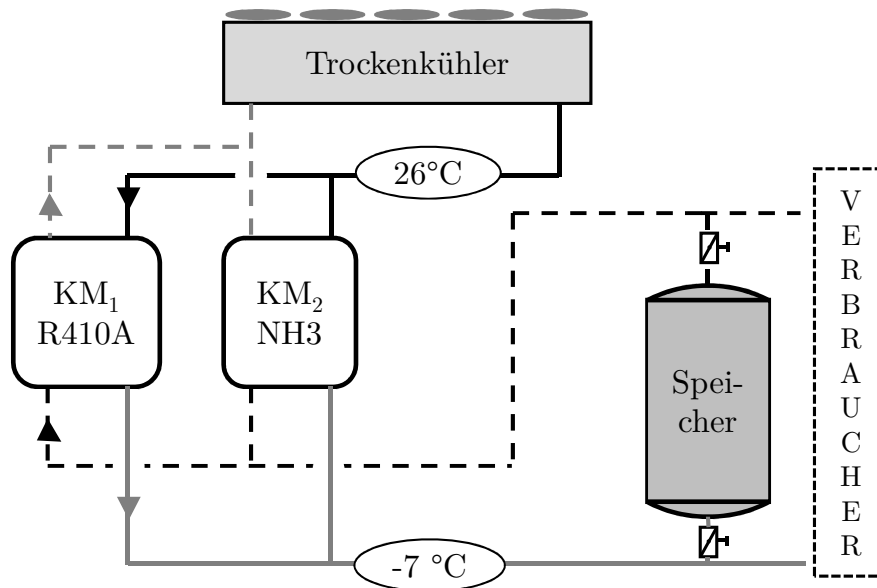


Abbildung 7.8.: Schematischer Aufbau des Kälteversorgungssystems des fleischverarbeitenden Betriebs

7.2.1. Beschreibung der Szenarien

Zur Ermittlung des Einflusses der Teillast und des Kühlwassers auf das Optimierungsergebnis sind die drei Szenarien als Basisszenario (BS), Teillastoptimierung (TL) und Teillastoptimierung mit Kühlwasseroptimierung (KTL) definiert. Zur Berücksichtigung unterschiedlicher Außentemperaturen werden die Simulationen in allen drei Szenarien für ein Jahr durchgeführt. In Tabelle 7.4 sind die Unterschiede der Szenarien beschrieben.

Tabelle 7.4.: Übersicht der Szenarien und Ergebnisse fleischverarbeitender Betrieb

Szenario	Kühlwassertemperatur	Lastaufteilung
Basisszenario (BS)	konstant 26 °C	KKM_2 konstant; KKM_1 variabel
Teillastoptimierung (TL)	konstant 26 °C	teillastoptimiert
Kühlwasser- und Teillastoptimierung (KTL)	außentemperaturabhängig	teillastoptimiert

Der Kältebedarf ist in allen Szenarien gleich. Alle Optimierungen haben einen Prognosehorizont von sieben Stunden, da aufgrund des begrenzten Speichervolumens und der Zeitschrittweite von einer Stunde eine Erhöhung des Prognosehorizonts nicht zu höheren Energieeinsparungen führt.

rungen führt. Für die Erstellung des Simulationsmodells werden aus den Daten des EDS des fleischverarbeitenden Betriebs die Kennlinienmodelle der beiden KKM mit der Methode der selbstlernenden Kennlinienerstellung (s. Kapitel 4) generiert.

Im Basisszenario (BS) ist die Rückkühltemperatur konstant auf $26\text{ }^{\circ}\text{C}$ eingestellt, KKM_2 wird konstant als Führungsmaschine betrieben und KKM_1 wird hinzugeschaltet, sobald der Kältebedarf die maximale Kälteleistung von KKM_2 übersteigt.

Der elektrische Gesamtenergiebedarf für die beiden KKM beträgt im Szenario BS 434.910 kWh . Der stündliche Verlauf der thermischen Leistungen beider Maschinen ist im Anhang in Abbildung F.1 visualisiert.

7.2.2. Analyse der Teillastoptimierung

Im Szenario der Teillastoptimierung (TL) ist der Sollwert für das Kühlwasser konstant auf $26\text{ }^{\circ}\text{C}$ eingestellt. Übersteigt die Außentemperatur $23\text{ }^{\circ}\text{C}$ wird der TK in Vollast betrieben, um eine möglichst geringe Kühlwassertemperatur zu erreichen. Die Lastaufteilung erfolgt durch die prädiktive simulationsgestützte Optimierung. Zur Bestimmung des maximalen Einflusses der Teillastoptimierung sind die Startkosten für beide Maschinen gleich null gesetzt.

In Abbildung 7.9 A sind die thermischen Leistungen von KKM_1 und in Abbildung 7.9 B von KKM_2 dargestellt. In Abbildung 7.9 C ist die Rückkühl- (gestrichelte Linie) und Außentemperatur (graue Linie) visualisiert.

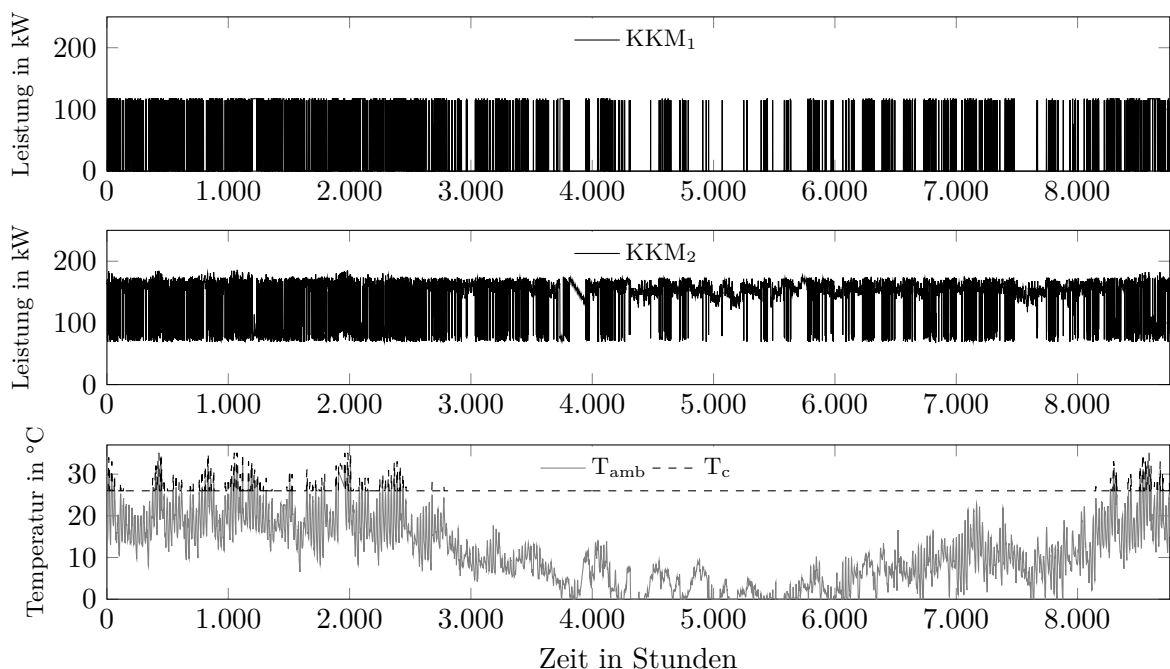


Abbildung 7.9.: Abbildung A: Kälteleistung der KKM_1 ; Abbildung B: Kälteleistung der KKM_2 ; Abbildung C: Außen- und Rückkühltemperatur im teillastoptimierten und kühlwasseroptimierten Fall des fleischverarbeitenden Betriebs

Die Kühlwassertemperatur entspricht für alle Außentemperaturen kleiner als $23\text{ }^{\circ}\text{C}$ dem Sollwert von $26\text{ }^{\circ}\text{C}$. Für Außentemperaturen über $23\text{ }^{\circ}\text{C}$ übersteigt die Kühlwassertemperatur die Außentemperatur um eine Temperaturdifferenz von ca. 3 K .

Der elektrische Gesamtenergiebedarf für die beiden KKM beträgt im Szenario TL 420.660 kWh . Gegenüber dem Basisszenario werden $3,28\%$ an elektrischer Energie für die KKM eingespart.

7.2.3. Analyse der Kühlwasser- und Teillastoptimierung

Im Szenario der Kühlwasser- und Teillastoptimierung (KTL) wird die optimale Kühlwassertemperatur in Abhängigkeit der Außentemperatur bestimmt und gleichzeitig erfolgt die Lastaufteilung durch die prädiktive simulationsgestützte Optimierung. Ziel der Optimierung ist, die elektrische Leistungsaufnahme des TK und der KKM in jedem Zeitschritt zu minimieren.

Die Darstellung der Kühlleistungen und Temperaturen in Abbildung 7.10 entspricht Abbildung 7.9.

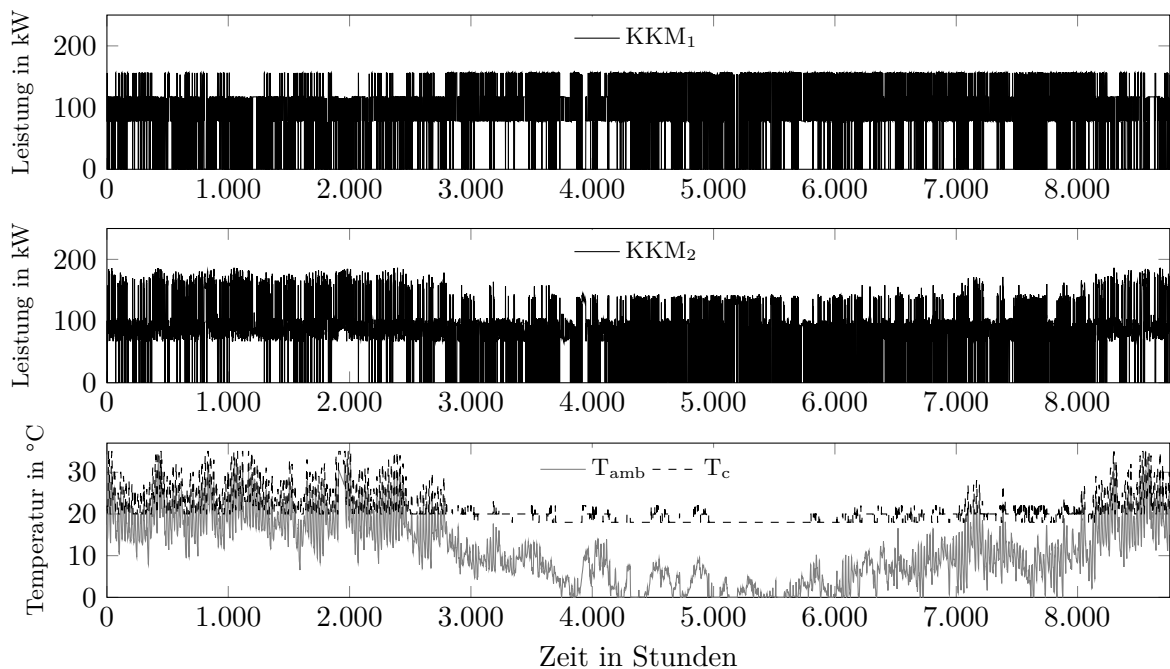


Abbildung 7.10.: Abbildung A: Kälteleistung der KKM_1 ; Abbildung B: Kälteleistung der KKM_2 ; Abbildung C: Außen- und Rückkühltemperatur im teillastoptimierten und kühlwasseroptimierten Fall des fleischverarbeitenden Betriebs

Im Vergleich zu den Szenarien BS und TL mit einer konstanten Kühlwassertemperatur ist zu erkennen, dass mithilfe des Optimierungsalgorithmus für geringe Außentemperaturen $18\text{ }^{\circ}\text{C}$ als optimale Kühlwassertemperatur berechnet wird. $18\text{ }^{\circ}\text{C}$ entspricht der minimalen zulässigen Kondensationstemperatur für beide KKM. Bei Außentemperaturen größer als $13\text{ }^{\circ}\text{C}$ berechnet

die Optimierung eine optimale Kühlwassertemperatur, welche die Außentemperatur um ca. 5 K übersteigt. Die optimale Lastaufteilung ist nahezu identisch zu Szenario TL. Mithilfe der Kombination der beiden Optimierungen ergibt sich eine zusätzliche Reduktion des elektrischen Energiebedarfs.

Der elektrische Gesamtenergiebedarf für die beiden KKM und den TK beträgt im Szenario KTL 407.370 kWh. Gegenüber dem Basisszenario werden 6,33 % an elektrischer Energie für die KKM eingespart.

7.2.4. Implementierung in der betrieblichen Praxis

Für die Implementierung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung in die reale Regelung des Kälteversorgungssystems eines Industriebetriebs besteht die Möglichkeit einer Offline-Optimierung und einer Online-Optimierung. Bei der Offline-Optimierung werden aus den Ergebnissen Regeln für die Steuerung und Regelung der Anlage abgeleitet. Eine direkte Kopplung zwischen Anlage und Optimierung ist nicht notwendig. Bei der Online-Optimierung besteht eine dauerhafte Verbindung zwischen Anlage und Optimierung. Die aktuellen Daten des Systems fließen in die Berechnung des nächsten Zeitschritts ein. Aufgrund der Anforderungen an die Betriebssicherheit eines Industriebetriebs sowie der Notwendigkeit des zusätzlichen Erwerbs von Software und Rechenleistungen ist die Implementierung einer Online-Optimierung deutlich komplexer als die Umsetzung einer Offline-Optimierung. Im Folgenden wird die Realisierung einer Offline-Optimierung in einem fleischverarbeitenden Betrieb beschrieben.

Die Implementierung der Offline-Optimierung unterteilt sich in die Berechnung der optimalen Kühlwassertemperatur und in die optimale Teillastaufteilung. Für beide Maßnahmen ist die Erstellung der selbstlernenden Kennlinienmodelle notwendig.

Außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung

Wie in Kapitel 5.3.2 erläutert, sind sowohl die elektrische Leistungsaufnahme der KKM als auch die Leistung des TK von der Kühlwasser- und Kondensationstemperatur abhängig. Das Minimum der Summenkurve der elektrischen Leistung beider Komponenten definiert den optimalen Betriebspunkt. Dieser Punkt verschiebt sich in Abhängigkeit der Differenz zur Außentemperatur und der Leistungskurven der Komponenten. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 5.3 für eine Umgebungstemperatur von 18 °C dargestellt. Die untere Grenze ($T_{KuehlW,min}$) der Kühlwassertemperatur beträgt in diesem Fall 21 °C und die obere Grenze ($T_{KuehlW,max}$) 45 °C. Das Minimum der Summenkurve beträgt 53 kW und bezieht sich auf eine Kühlwassertemperatur von 23 °C. Dies entspricht einer Differenz von 5 K zur Außentemperatur. Diese Analyse wurde für weitere Außentemperaturen durchgeführt und für die Vielzahl der Minima tritt sie bei einer Differenz zur Außentemperatur von ca. 5 K auf.

Dieses Untersuchungsergebnis wird mithilfe einer außentemperaturgeführten Sollwertverschie-

bung implementiert. Hierbei werden der Sollwert der Kühlwassertemperatur des TK und der Temperatursollwert für die Mischventile am Kondensatoreintritt der KKM linear um 5 K zur Außentemperatur verschoben. In der Regelung des Systems wird die folgende Formel integriert.

$$T_c = T_{amb} + 5 K \quad (7.1)$$

Mithilfe dieser einfachen Formel werden sowohl der TK als auch die KKM in einem energieeffizienteren Punkt betrieben.

Die Umsetzung der Maßnahme erfolgte beim fleischverarbeitenden Betrieb Mitte Oktober im Jahr 2018. In Abbildung 7.11 sind die Außentemperatur (schwarze Linie) und die elektrische Leistung des TK (gestrichelte Linie) für einen Zeitraum von einem Jahr visualisiert. Die Daten sind dem EDS des fleischverarbeitenden Betriebs entnommen.

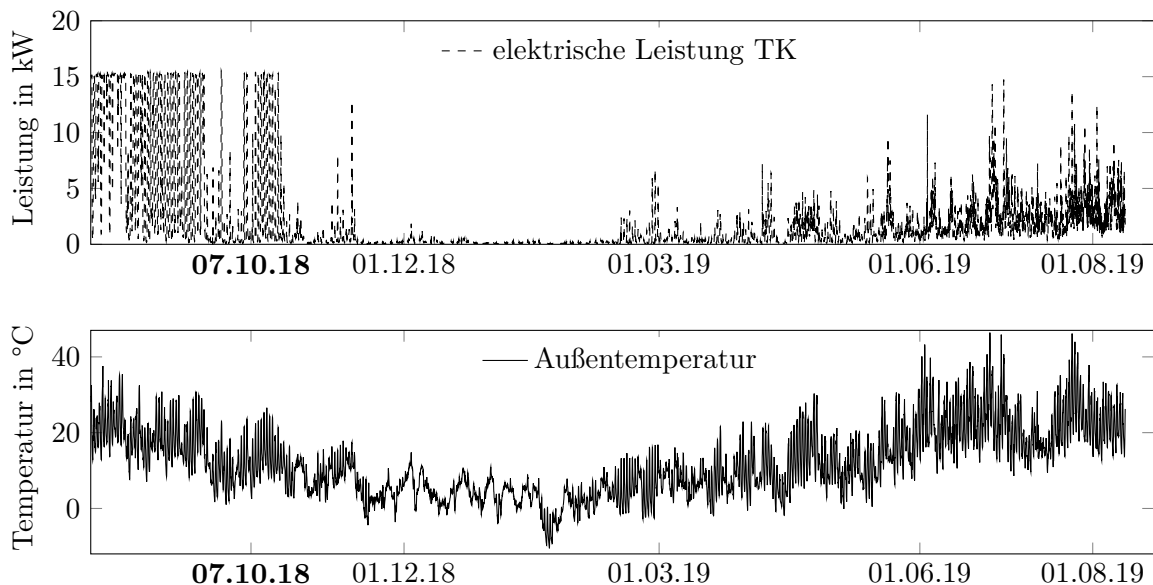


Abbildung 7.11.: Jahresverlauf Außentemperatur und elektrische Leistung Trockenkühler des fleischverarbeitenden Betriebs

Von Mitte August bis zur Implementierung der außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung im Oktober steigt die elektrische Leistung des TK auf ca. 15 kW an, wenn die Außentemperatur die geforderte Kühlwassersollwassertemperatur übersteigt. Nach der Implementierung steigt auch bei hohen Außentemperaturen die elektrische Leistung nur selten über 7 kW. Nur bei lokalen Außentemperaturen von mehr als 40 °C steigt die elektrische Leistung des TK auf 15 kW.

Die Implementierung der außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung führt zu einer signifikanten Leistungsreduktion des FK. Aufgrund des Einflusses der Außentemperatur und der Kühlwassertemperatur auf die Effizienz der KKM erfolgt die Quantifizierung der Ener-

gieeeinsparungen im Zusammenhang mit der Analyse der Teillastoptimierung im folgenden Unterkapitel. Das Ziel der Maßnahmen ist eine Systemeffizienzsteigerung.

Kühlbedarfsrampe

Die zweite Maßnahme ist die optimale Teillastaufteilung für die beiden KKM. Die individuellen Abhängigkeiten der EER der KKM werden durch die selbstlernenden Kennlinienmodelle analysiert. Auf Grundlage der Leistungskurven wird mithilfe der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung die energieeffizienteste Lastaufteilung berechnet. Hierzu wird als Kühlbedarf eine linear ansteigende Rampe beginnend mit dem minimalen Kühlbedarf bis zur Summe der maximalen Kühlleistungen beider Maschinen in die Optimierung implementiert. In Abbildung 7.12 sind die Kühlbedarfsrampe und die Lastaufteilung für die beiden Maschinen dargestellt.

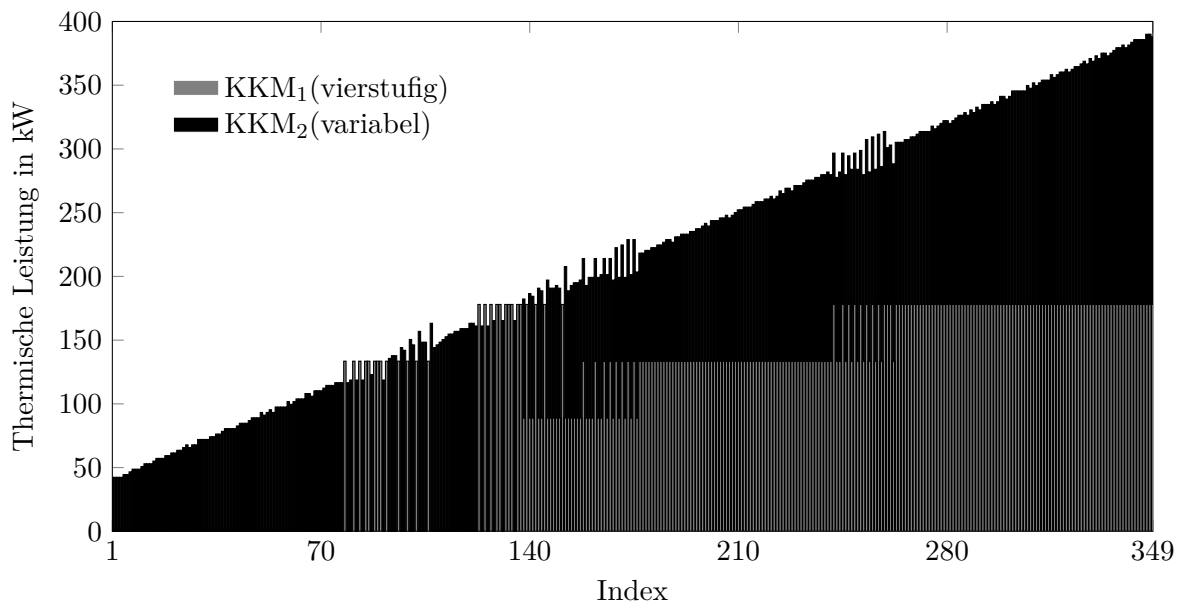


Abbildung 7.12.: Einschaltreihenfolge KKM 1 und 2 fleischverarbeitender Betrieb

Die drehzahlvariable KKM_2 ist in Schwarz dargestellt und ist in dieser Analyse die Führungsmaschine. Die vierstufige KKM_1 ist in Grau dargestellt. Die Stufen der KKM sind deutlich erkennbar. Ab einer thermischen Gesamtleistung von ca. 180 kW wird KKM_1 eingeschaltet. Mit steigender Gesamtleistung wird eine weitere Stufe von KKM_1 aktiviert. KKM_2 passt die Kühlleistung entsprechend der Differenz aus Bedarf und Kühlleistung von KKM_1 an. Bei der Inbetriebnahme der beiden Maschinen ohne Expertenregelung wurde festgestellt, dass die interne Maschinenregelung die Last gleichmäßig auf beide Maschinen verteilt. Aufgrund der Wirkungsweise der internen Maschinenregelung erfolgt die Implementierung durch eine Master-Slave Regelung der KKM. Hierbei ist KKM_2 der Master, welcher dauerhaft in

Betrieb ist. Übersteigt der Gesamtkühlbedarf 180 kW, wird KKM_1 freigegeben und die Maschine kann starten. Fällt der Gesamtbedarf unter 150 kW, wird KKM_1 die Freigabe wieder entzogen. Diese Hysterese ist um eine Nachlaufzeit von sechs Minuten erweitert, sodass kein häufiges Ein- und Ausschalten auftritt. Unterschreitet die Kaltwassertemperatur im Speicher $-10\text{ }^\circ\text{C}$, wird beiden KKM die Freigabe entzogen. Durch diese Freigabelogik wird KKM_1 mindestens in der zweiten Stufe betrieben. Durch die interne Regelung der Maschinen und der Stufenschaltung von KKM_1 stellt sich die optimierte Lastaufteilung ein. Diese einfache Logik erschließt nicht vollumfänglich das Energieeinsparpotenzial, jedoch werden die Maschinen in den meisten Fällen im optimalen Betriebspunkt geführt. Der Vorteil dieser Logik ist die einfache und nachvollziehbare Umsetzbarkeit für den Programmierer.

Die Implementierung dieser Maßnahme erfolgte am 07.10.2018 beim fleischverarbeitenden Betrieb. In Abbildung 7.13 ist die Entwicklung der thermischen Leistungen der beiden KKM und die Gesamtkälteleistung für den Zeitraum eines Jahres in stündlicher Auflösung basierend auf den Daten des EDS visualisiert.

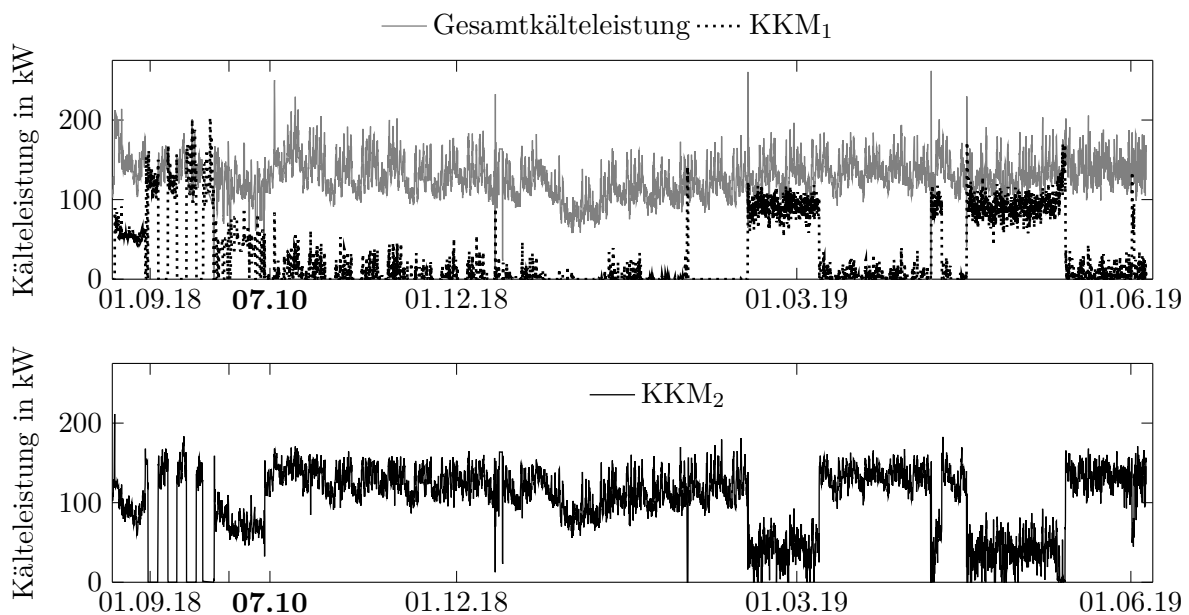


Abbildung 7.13.: Jahresverlauf thermische Leistung fleischverarbeitender Betrieb

Der Gesamtkühlbedarf des Systems ist in Grau dargestellt. Die thermische Leistung von KKM_1 entspricht der gepunkteten Linie und von KKM_2 der schwarzen Linie. Von Mitte August bis zur dritten Woche im September wurden KKM_1 und KKM_2 immer im Wechsel für ein vordefiniertes Zeitintervall betrieben. Eine Maschine ist immer vollständig abgeschaltet. Ab dem 25.09.2018 erfolgte eine Umstellung der Regelung, sodass beide Maschinen gleichzeitig operieren und die Lastaufteilung durch die interne Maschinenregelung vorgenommen wird. Diese Umstellung ist durch den parallelen Betrieb beider KKM mit einer ähnlichen thermischen Leistung zu erkennen und durch einen Strich auf der Abszisse markiert. Ab dem

07.10.2018 wurde die beschriebene Master-Slave-Regelung verwendet. In Abbildung 7.13 ist dies durch das Absinken der thermischen Leistung von KKM_1 und den Anstieg von KKM_2 zu erkennen. Ab einer Leistung von 150 kW wird KKM_1 wieder abgeschaltet.

In Tabelle 7.5 wird das durchschnittliche EER während der verschiedenen Phasen der Implementierung zusammengefasst. Hierbei wurden nur Werte berücksichtigt, die während einer Außentemperatur kleiner oder gleich 18 °C gemessen wurden. Höhere Außentemperaturen verändern die Rückkühltemperatur und somit die Kondensationstemperatur und das EER der KKM und ein Vergleich ist nicht mehr möglich.

Tabelle 7.5.: Übersicht Energieeffizienz Kälteversorgung fleischverarbeitender Betrieb

Zeitraum	Mittleres EER	Phase
01.01.2018 - 31.03.2018	3,08	Vor der Umstellung
25.09.2018 – 05.10.2018	2,84	Interne Maschinenregelung
08.10.2018 – 31.05.2019	3,11	Teillastoptimierung

Nach der Umstellung der KKM auf die Lastaufteilung mittels der internen Regelung sinkt das mittlere EER von 3,08 auf 2,85, wobei der mittlere Kühlenergiebedarf ungefähr konstant bleibt. Nach der Umstellung auf die Master-Slave-Regelung steigt das mittlere EER um 9,5 % auf 3,11. Die Nutzung der Ergebnisse der Optimierung steigert die Energieeffizienz des Gesamtsystems.

Neben der optimalen Lastaufteilung hat die außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung ebenfalls einen positiven Einfluss auf die Energieeffizienz des Gesamtsystems. Zur Bewertung der Effizienzsteigerung wird für den bereits visualisierten Zeitraum das Systemenergieeffizienzratio berechnet.

$$\text{Systemenergieeffizienzratio} = \sum \frac{\dot{Q}_{KKM1} + \dot{Q}_{KKM2}}{P_{el,TK} + P_{el,KKM1} + P_{el,KKM2}} \quad (7.2)$$

In Abbildung 7.14 sind der Verlauf des Systemenergieeffizienzratios und die lokale Außentemperatur für den Untersuchungszeitraum dargestellt. Die Schwankungen des EER während dieses Zeitraums resultieren aus den Teillastwirkungsgraden und den unterschiedlichen Außentemperaturen.

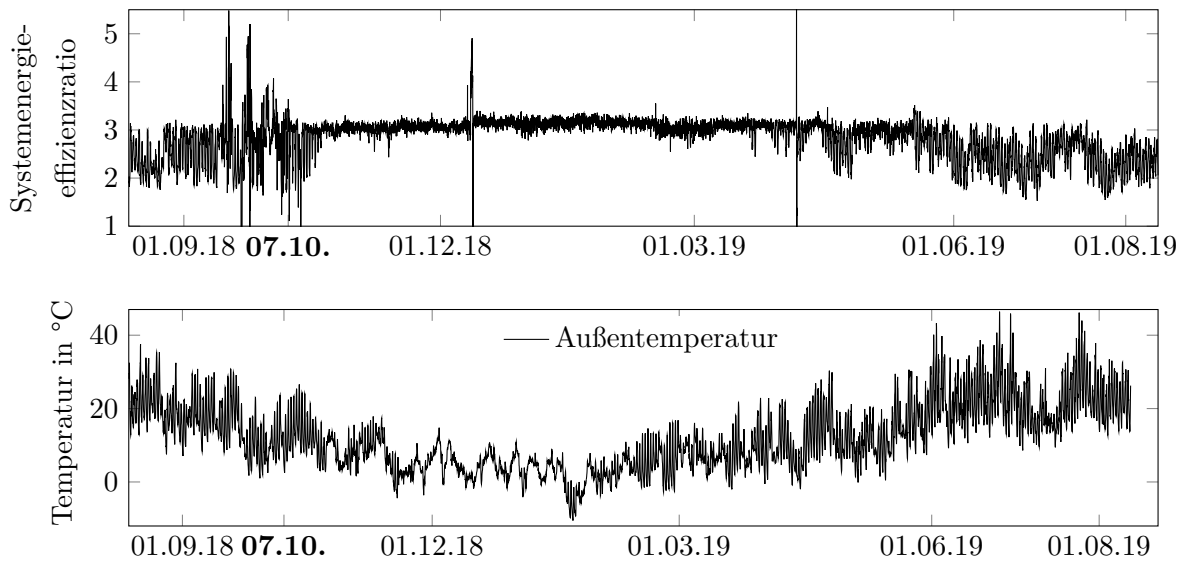


Abbildung 7.14.: Systemenergieeffizienzratio fleischverarbeitender Betrieb

Die starken Peaks in positiver wie negativer Richtung sind auf die thermischen Trägheiten des Systems und das Ein- und Ausschalten der Maschinen zurückzuführen. Vor der Umstellung auf die maschineninterne Regelung und während der Nutzung dieser schwankt die Systemeffizienz stark aufgrund des Einflusses der Außentemperatur auf die elektrische Leistungsaufnahme des TK. Nach der Implementierung der außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung am 07.10.2018 und der optimalen Lastaufteilung verstetigt sich der Verlauf des Systemenergieeffizienzratios. Die Verschlechterung der Systemeffizienz und die Volatilität ab Ende Mai im Jahr 2019 sind auf den Anstieg der Außentemperatur zurückzuführen. In diesem Zeitraum ist die elektrische Leistungsaufnahme des TK gesteigert. In der Gesamtbetrachtung des analysierten Zeitraums ist zu erkennen, dass die Implementierung der beiden Strategien zu einer Verbesserung der Systemenergieeffizienz führt.

7.2.5. Zusammenfassung der Fallstudie fleischverarbeitender Betrieb

Die beschriebene Fallstudie des fleischverarbeitenden Betriebs zeigt, dass die Ergebnisse der Optimierung genutzt werden können, um eine Expertenregelung zu implementieren. Hierbei ist es auf einfache Weise möglich, eine außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung der Kühlwassertemperatur vorzunehmen, um die optimale Kondensationstemperatur für die KKM bereitzustellen. Gleichzeitig wird mithilfe der Methode der Kühlbedarfsrampe eine Master-Slave-Logik für die optimalen Einschaltzeitpunkte der KKM entwickelt. Beide Maßnahmen können durch einfache Programmierung in der Regelung des Systems implementiert werden. Die Daten des EDS-Systems des fleischverarbeitenden Betriebs zeigen, dass die Nutzung dieser Regelung bereits zu einer Effizienzsteigerung von 9,5 % führt. Die besseren Energieeinsparergebnisse der realen Implementierung gegenüber der Simulationsstudie resultieren

daraus, dass die reale Referenzregelung ineffizienter ist als das simulierte Referenzszenario. Der Erfolg beider Maßnahmen ist durch den Betrachtungszeitraum eines ganzen Jahres und der Berücksichtigung des Einflusses einer Vielzahl von Außentemperaturen gewährleistet. In der betrieblichen Praxis hat die Offline-Optimierung aufgrund der einfacheren Implementierung einen großen Vorteil. In beiden Strategien werden nur die Sollwerte optimiert angepasst, sodass die Betriebssicherheit der Anlage gewährleistet ist und auch unvorhersehbare Ereignisse keinen negativen Einfluss auf die Bereitstellung des Prozesswassers haben. Die bereits erfolgte Implementierung in der betrieblichen Praxis bestätigt das Energieeinspar- und Umsetzungspotenzial der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung.

7.3. Diskussion der Ergebnisse der Fallstudien

Die Anwendungen der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung in verschiedenen Detaillierungsstufen an einem Laborprüfstand mit KKM mit nur binären Betriebszuständen, in einem kunststoffverarbeitenden Unternehmen mit luftgekühlten KKM, Freikühlern und einem Sprinklertank sowie in einem fleischverarbeitenden Betrieb mit wassergekühlten KKM zeigen das Energieeinsparpotenzial der Methode. Der Einsatz der selbstlernenden Kennlinienmodellierung ermöglicht eine maschinenunabhängige Implementierung der Optimierung für die verschiedenen Kälteversorgungssysteme. Die prädiktive Eigenschaft der Optimierung nutzt Lastverschiebungspotenziale und ermöglicht die Nutzung eines variablen Strompreises. Die verschiedenen Beispiele zeigen, dass die prädiktive simulationsgestützte Optimierung sowohl einen optimierten Fahrplan zur Verbesserung der Betriebsstrategien berechnet, als auch die direkte Kopplung zwischen Optimierung und Maschinen ermöglicht.

In diesem Unterkapitel werden die Ergebnisse der Fallstudie und der Laborversuche mit den Ergebnissen in der Literatur verglichen. Zusätzlich werden die verschiedenen Implementierungsstrategien der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung qualitativ bewertet.

Einordnung der Ergebnisse in die Literatur

Die Quantifizierung der Reduktion des Energiebedarfs ist maßgeblich von der Güte der Regelung des Referenzsystems abhängig. In der Literatur sind in den meisten Fällen die Referenzszenarien nicht ausreichend beschrieben, sodass der Vergleich zur Einordnung der Größenordnung der Energie- oder Kosteneinsparungen dient, aber ein direkter absoluter Vergleich nicht möglich ist. In Tabelle 7.6 sind die Maßnahmen und die Energie- und Kosteneinsparungen der Literatur und dieser Arbeit zusammengefasst. Der Vergleich der Ergebnisse mit der Literatur zeigt, dass die Größenordnungen der Energie- und Kosteneinsparungen plausibel sind. Die Einsparungen im kunststoffverarbeitenden Betrieb sind im Vergleich hoch. Dies ist durch das hohe Lastverschiebungspotenzial des Sprinklertanks zu begründen.

Tabelle 7.6.: Übersicht Energieeinsparung Kälteversorgungssysteme

Kurzbeschreibung	Energie- einsparung in %	Kosten- einsparung in %	Quelle
Systemoptimierung ohne Speicher	42,4	-	Thangavelu et al. (2017)
MPC mit Speicher	9,0 - 32,0	-	Hovgaard et al. (2012)
MPC mit Speicher	-	42,0	Cole et al. (2012a)
Kühlwasseroptimierung	1,4 - 16,1	5,3	Yu et al. (2008b)
Lineare Teillastoptimierung	11,0	-	Augenstein (2009)
Teillastoptimierung	10,3	-	Seo et al. (2016)
Statische Teillastoptimierung mit Speicher	9,4	17,4	Powell et al. (2013)
Teillastoptimierung	7,0 - 19,0	-	Braun (1988)
Teillastoptimierung mit Fahrplan	14,0	-	Wei et al. (2014)
Teillastoptimierung	7,9 - 21,2	-	Liu et al. (2017)
Teillastoptimierung mit Speicher	8,6	13,4	Kapoor et al. (2013)
MPC ohne Speicher	5,6	-	Huang et al. (2015)
Teillastoptimierung mit Speicher	9,8 - 30,6	5	Laborversuche
Teillastoptimierung mit Sprinklertank	38,0 43,7	- 4	Kunststoffverarbeitender Betrieb
Teillastoptimierung und Kühlwasseroptimierung mit Speicher	3,3 - 6,3	-	Fleischverarbeitender Betrieb
Außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung und Teillastoptimierung	9,5	-	Reale Implementierung fleischverarbeitender Betrieb

Positiv zu bewerten ist, dass sowohl die Implementierung im Labor als auch im realen Anwendungsfall im fleischverarbeitenden Betrieb zu Energieeinsparungen in der Größenordnung der Literatur führt.

Bewertung der Implementierungsstrategien

Neben den Energie- und Kosteneinsparungen sind die Vor- und Nachteile der verschiedenen Implementierungsstrategien qualitativ zu bewerten. In Tabelle 7.7 sind die wichtigsten Vor- und Nachteile zusammengefasst.

Tabelle 7.7.: Qualitative Bewertung der Implementierungsstrategien

Implementierungsstrategie	Vorteile	Nachteile
Außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung	einfache Implementierung, keine Verbindung zwischen Anlage und Optimierung nötig, sehr robust	optimaler Betriebspunkt nicht garantiert, keine fortlaufende Anpassung, keine Berücksichtigung der Effizienz der KKM
Kühlbedarfsrampe	einfache Implementierung, keine Verbindung zwischen Anlage und Optimierung nötig, sehr robust	keine fortlaufende Anpassung, keine Berücksichtigung der Kühlwassertemperatur
Fahrplanberechnung	keine Verbindung zwischen Anlage und Optimierung nötig, Anpassung an neue Prognosen möglich, Berücksichtigung von Effizienz der KKM und Kühlwassertemperatur, robust	Güte des Fahrplans stark von der Prognose abhängig, umfangreiche Modellierung notwendig
Live-Kopplung	fortlaufende Anpassung, stetige Anpassung der Prognose, geringerer Modellierungsaufwand	direkter Eingriff in das Kälteversorgungssystem, geringste Robustheit, hoher Implementierungsaufwand, Verbindung zwischen Anlage und Optimierung notwendig

Mit zunehmender Komplexität stellen die Kühlbedarfsrampe, außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung, die Berechnung von Fahrplänen und die Live-Kopplung verschiedene Lösungsoptionen zur Steigerung der Energieeffizienz eines Kälteversorgungssystems dar. Aus der Zusammenfassung der Vor- und Nachteile der Maßnahmen lässt sich ableiten, dass für einen industriellen Betrieb eine stufenweise Implementierung sinnvoll ist. Wie im Fall des Fleischverarbeiters ist zu empfehlen, mit der Nutzung der Kühlbedarfsrampe und außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung zu beginnen. Die Ergebnisse der Implementierung können zu einem späteren Zeitpunkt für die Fahrplanberechnung genutzt werden. Die Live-Kopplung ist ein Prototyp und benötigt weiteren Entwicklungsaufwand, bevor eine Implementierung in einem industriellen Betrieb empfohlen wird.

Zusammenfassung und Ausblick

Die hohen Zuwachsraten der Klima- und Prozesskälte (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 79), der große Bestand von mehr als 200.000 modernisierungsbedürftigen Kälteanlagen (vgl. Korn 2014, S. VII) und das bezifferte Energieeinsparpotenzial der Gewerbekälte von 30 % - 50 % (vgl. Reinhardt 2016, S. 5) sind ein Indikator für die Relevanz einer energieeffizienten Kälteversorgung zur Erreichung der nationalen und internationalen Klimaschutzziele. Eine energieeffiziente und energiecostensparende Steuerung und Regelung für Kälteversorgungssysteme ist ein Baustein zur Reduktion der klimaschädlichen Treibhausgasemissionen.

In dieser Arbeit sind die kostengünstigsten, energie- und klimaeffizientesten Betriebsweisen von Kältebereitstellungstechnologien in einem System auf einer prädiktiven simulationsgestützten Optimierung für Kälteversorgungssysteme mit mehreren KM, FK und Kaltwasserspeichern ermittelt worden. Der Optimierungsalgorithmus berücksichtigt in jedem Zeitschritt den aktuellen Kühlbedarf, die Außentemperatur und die aktuellen Strombezugskosten. Mithilfe eines Speichers und der Integration des Prognosehorizonts für den Kühlbedarf, die Außentemperatur und den Strompreis werden Kühlleistungen der Maschinen verschoben. Das Optimierungsmodell ist so konzipiert, dass jede Form einer Leistungskennlinie von KM und FK integrierbar ist. Unter Beachtung der individuellen Leistungskennlinien von KM und der Abweichungen zu den Herstellerangaben werden selbstlernende Kennlinienmodelle genutzt. Der Algorithmus berechnet sowohl die optimale Lastaufteilung für die einzelnen Komponenten eines Kühlsystems als auch die energieeffizienteste Kondensationstemperatur für das System.

Die Methode der Erstellung von selbstlernenden Kennlinienmodellen nutzt zur Steigerung der Genauigkeit die Daten eines EDS. Die automatisierte Datenaufbereitung anhand des Systemverhaltens und statistischer Methoden gewährleistet eine erforderliche Datengrundlage für die Kennlinienmodellierung. Der selbstlernende Charakter der Modellierung ermöglicht die Anpassung der Leistungskennlinien im Falle einer Änderung der Maschinencharakteristik. Beispielsweise wird eine Verschlechterung der Energieeffizienz über die Zeit durch die

Verschmutzung des Wärmeübertragers in der Kennlinienmodellierung berücksichtigt. Für industrielle Kälteanlagen, die nur in einem Teil des Betriebsbereichs betrieben werden, ist die Verwendung des Gordon-Ng-Modells zu empfehlen, da das physikalische Verhalten der KM mitberücksichtigt wird. Die Analyse der Auflösung der Daten zeigt, dass die Nutzung von Minutenwerten für die datengetriebene Modellierung von KM zielführend ist, da Leistungsänderungen ausreichend genau abgebildet und gleichzeitig fehlerhaft hohe EER durch thermische Trägheiten aufgrund der Mittelwertbildung aus den Sekundenwerten reduziert werden. Die Mindestgröße eines Modellierungsdatensatzes ist von der Verteilung der Daten über die Betriebsbereiche und die Datenquantität zu definieren. Für die beschriebenen Modelle in dieser Arbeit reichen 48 gleichmäßig verteilte Wertepaare zur Erstellung eines geeigneten Modells aus.

Zur technischen Überprüfung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung wurde ein Prüfstand im Labor der Universität Kassel mit einer luftgekühlten und einer wassergekühlten KKM und zwei Kaltwasserspeichern errichtet. Die beschriebenen Versuche validieren und verifizieren die Anwendung der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung für ein reales Kälteversorgungssystem und zeigen ein Energieeinsparpotenzial von fast 30 % und ein Kosteneinsparpotenzial von 5 % gegenüber einer kältelastbasierten Expertenregelung. Die Quantität der Einsparungen ist stark vom Referenzfall und dem Strompreisverlauf abhängig. Im Labor wurde zusätzlich die technische Umsetzung einer Live-Kopplung zwischen KM und Optimierung gezeigt. Die Weiterentwicklung des Prototyps bietet das Potenzial zur Erstellung eines vollwertigen Produkts zur Optimierung der Energieeffizienz von industriellen Kälteversorgungssystemen.

In der Fallstudie des kunststoffverarbeitenden Betriebs ist der Einfluss des Prognosehorizonts, der Außentemperatur und der Einsatz eines variablen Strompreises analysiert. Die Analyse zeigt, dass die prädiktive simulationsgestützte Optimierung eines Kälteversorgungssystems mit kontinuierlichem, selbstlernendem Kennlinienmodell elektrische Energie durch eine optimale Be- und Entladestrategie einspart. Darüber hinaus kann die Optimierung die elektrischen Energiekosten durch die Strombeschaffung am EPEX-Spotmarkt reduzieren. Die Ergebnisse zeigen, dass die Regelstrategie der Optimierung zusammen mit der Installation eines Kaltwasserspeichers mit einem signifikanten Volumen, einem FK und einem Prognosehorizont von 48 Stunden den elektrischen Energiebedarf um mehr als 43 % gegenüber dem Referenzfall reduzieren. Ein Prognosehorizont von 6 h spart bis zu 38 % ein. Ein längerer Prognosehorizont erhöht die Energieeinsparungen, ist aber durch die Energiemenge begrenzt, die im thermischen Speicher gespeichert werden kann. Darüber hinaus hat das Umgebungstemperaturprofil einen wesentlichen Einfluss auf das Energieeinsparpotenzial. Je höher die durchschnittliche Umgebungstemperatur ist, desto geringer ist die Energieeinsparung. Dennoch spart die Optimierungsstrategie in durchschnittlich wärmeren Regionen wie Madrid ca. 22,2 %, in warmen Jahren in Kassel ca. 38,8 % und im TRY ca. 40,7 % zum Referenzfall in Kassel ein. Zusam-

menfassend lässt sich sagen, dass die Strombeschaffung über den EPEX-Spotmarkt zu einem Anstieg des elektrischen Energiebedarfs führt. Gleichzeitig werden zwischen 9,3 % und 12 % der Energiekosten eingespart. Für den analysierten Kunststoffverarbeiter sind die Unterschiede im Strompreis zu gering. Wenn das Unternehmen das Stromnetz unterstützen und einen eigenen signifikanten Nutzen haben soll, müssen die Preisunterschiede höher sein oder zusätzliche Anreize geschaffen werden. Eine Dynamisierung der EEG-Umlage ist eine Chance, die Unterschiede in den variablen Preisen zu erhöhen und Lastmanagement für mittelständische Unternehmen attraktiver zu machen. Zusätzlich gilt es, in zukünftigen Arbeiten zu prüfen, ob ein niedriger Strompreis mit geringen Emissionen korreliert und in welcher Form ein Emissionswert als zusätzliche Optimierungsgröße implementiert werden kann. Eine Möglichkeit ist, das Strompreisprofil durch ein CO_2 -Preisprofil zu ersetzen.

Die Fallstudie des fleischverarbeitenden Betriebs zeigt, dass die Ergebnisse der Optimierung nutzbar sind, um eine Expertenregelung zu implementieren. Hierbei ist es auf einfache Weise möglich, eine außentemperaturgeführte Sollwertverschiebung der Kühlwassertemperatur vorzunehmen, um die optimale Kondensationstemperatur für die KKM bereitzustellen. Die Methode der Kühlbedarfsrampe ermittelt eine Master-Slave-Logik für die optimalen Einschaltzeitpunkte der KKM. Beide Maßnahmen können durch einfache Programmierung in der Regelung des Systems implementiert werden. Die Daten des EDS-Systems des fleischverarbeitenden Betriebs zeigen, dass die Nutzung dieser Steuerung bereits zu einer Effizienzsteigerung von 9,5 % führt. In der betrieblichen Praxis hat die Offline-Optimierung aufgrund der einfacheren Implementierung einen großen Vorteil gegenüber der Fahrplanberechnung oder Live-Kopplung. In beiden Strategien werden nur die Sollwerte optimiert angepasst, sodass die Betriebssicherheit der Anlage gewährleistet ist und auch unvorhersehbare Ereignisse keinen negativen Einfluss auf die Bereitstellung des Prozesswassers haben. Die bereits erfolgte Implementierung in der betrieblichen Praxis bestätigt das Energieeinspar- und Umsetzungspotenzial der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung.

Für die Planung und Auslegung von Kälteversorgungssystemen ist zu empfehlen, ausreichend Messtechnik einzuplanen, um eine Modellierung mit den selbstlernenden Kennlinienmodellen zu gewährleisten und Effizienzsteigerungen messbar zu machen. Darüber hinaus wird durch die stufenweise Integration der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung beginnend mit der Kühlbedarfsrampe und der außentemperaturgeführten Sollwertverschiebung das Energieeinsparpotenzial erschlossen und die Ergebnisse können für die Fahrplanberechnung oder Live-Kopplung weiterverwendet werden. Die Integration eines thermischen Speichers bietet sich insbesondere für stark schwankende Lasten und für die Nutzung eines FK an. Für die Verschiebung von Lasten mithilfe der Optimierung ist das Speichervolumen so zu wählen, dass der maximale Kühlbedarf über mehrere Stunden mit dem Kaltwasser des Speichers gedeckt werden kann. Die Nutzung von latenten, thermischen Speichern für diesen Fall bedarf weiterer Forschung, um das Optimum zwischen reduzierter Effizienz der KKM aufgrund sin-

kender Verdampfungstemperaturen und verbesserter Effizienz durch bessere Lastverteilung zu bestimmen.

Weiterer Forschungsbedarf besteht für die intelligente Vernetzung verschiedener Forschungsergebnisse wie die Anfahrzeitoptimierung, die MPC für die Hallenklimatechnik (vgl. Heidrich 2020) und die Schichtlüftung nach Temperaturgradienten (vgl. Schäfer 2013) mit der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung. Die Vernetzung der Systeme bietet ein weiteres Energiereduktionspotenzial. Die genannten Methoden generieren ein Kältelastprofil, welches in die prädiktive simulationsgestützte Optimierung integriert werden kann. Somit wird durch die Anfahrzeitoptimierung, die MPC und die Schichtlüftung der optimierte Kältebedarf bestimmt und mit der Optimierung die kostengünstigsten, energie- und klimaeffizientesten Betriebsweisen für Kältebereitstellung berechnet.

Die Entwicklung eines Mikrocontrollers zur automatisierten Datenverarbeitung und Kennlinienmodellierung sowie zur Berechnung der optimierten Sollwerte für die Steuerung und Regelung eines Kälteversorgungssystems kann dazu beitragen, dass die prädiktive simulationsgestützte Optimierung einen vermehrten Einsatz in der industriellen Praxis findet und der elektrische Energiebedarf sowie die klimaschädlichen Treibhausgasemissionen reduziert werden.

Abbildungsverzeichnis

1.1. Teillastverhalten von Kompressionskältemaschinen (eigene Darstellung in Anlehnung an Augenstein (2009))	3
2.1. Schema des Kaltdampfkompansionsprozesses (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))	10
2.2. Abbildung A: Idealer Plank-Prozess einer KKM im log-p-h-Diagramm; Abbildung B: Realer Prozess einer KKM im log-p-h-Diagramm (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))	11
2.3. Kältemittel- und Lufttemperatur in Abhängigkeit der Wärmeübertragerfläche (eigene Darstellung in Anlehnung an American Society of Heating et al. (2016))	22
2.4. Ventilatorleistungsaufnahme bei Drehzahl-, Drossel- oder Drallverstellung in Abhängigkeit des Luftvolumenstroms (eigene Darstellung in Anlehnung an York et al. (1982))	24
2.5. Abbildung A: Schema eines thermostatischen Expansionsventils; Abbildung B: Ventil- und Verdampferkennlinie (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))	25
2.6. Einfluss der Überhitzung auf die Leistung von Lamellenverdampfern (eigene Darstellung in Anlehnung an EN 328)	27
2.7. Temperaturverlauf in einem Gegenstromverdampfer (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))	28
2.8. Abbildung A: trockene Verdampfung; Abbildung B: überflutete Verdampfung (vgl. Pohlmann 2013, S. 380)	29

2.9. Elektrische Leistungsaufnahme des Ventilators in Abhängigkeit des Luftvolumenstroms und der Drehzahlregelung (eigene Darstellung in Anlehnung an Jackmann (2007))	30
2.10. Schematischer Aufbau eines Hybridkühlers (eigene Darstellung in Anlehnung an Pohlmann (2013))	32
2.11. Schematischer Aufbau eines sensiblen thermischen Speichers (vgl. Meschede 2018, S.36)	33
3.1. Betriebskostenvergleich zur Bereitstellung von Wärme und Kälte in Abhängigkeit des Wärmebedarfs und der Außentemperatur	39
3.2. Kennfeld einer wassergekühlten KKM mit Schraubenverdichtern und FU	42
3.3. Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Scrollverdichter für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten	42
3.4. Energieeffizienz der Teillastregelung	43
4.1. Vergleich der Teillastkennlinien einer luftgekühlten KKM der Herstellerdaten und Messdaten	52
4.2. Verschiebung der Lagemaße nach Datenaufbereitung mit allen Methoden für die Temperaturmessung	58
4.3. Lagemaße der Kälteleistung nach methodischer Datenaufbereitung	59
4.4. Inter- und Extrapolationsbereich der KM-Modellierung	61
4.5. Zeitlicher Verlauf der Kälteleistung in Sekunden-, Minuten- und Stundenauflösung	62
4.6. Kälteleistung einer vierstufigen KKM	63
4.7. EER-Verlauf einer vierstufigen KKM	63
4.8. Kennlinien einer luftgekühlten KKM mit sekundlichen, minütlichen oder stündlichen Daten	64
4.9. Kennfeld der wassergekühlten KKM des Laborprüfstands Kälteversorgungssystem	66
5.1. Übersicht der Methode der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung	71
5.2. Methode der zweistufigen Optimierung	76
5.3. Abhängigkeit der elektrischen Leistungsaufnahme von der Kühlwassertemperatur für einen TK und eine wassergekühlte KKM	79
5.4. Rollierendes Verfahren	80
5.5. Simulationsmodell der Kältemaschine	83
5.6. Trockenkühlermodell	84
6.1. Rohr- und Instrumentendiagramm Laborprüfstand Kälteversorgungssystem	89
6.2. Signalflussplan des Laborprüfstands Kälteversorgungssystem	91

6.3. Versuch 1: Kennfeld der wassergekühlten KKM_2 des Laborprüfstands Kälteversorgungssystem	93
6.4. Versuch 2: Abbildung A: Simulationsergebnisse; Abbildung B: Laborergebnisse; Abbildung C: Leistungs- und Energiebilanz	94
6.5. Versuch 3: Abbildung A: Simulationsergebnisse; Abbildung B: Laborergebnisse; Abbildung C: Leistungs- und Energiebilanz	96
6.6. Abbildung A: elektrischer Energiebedarf Simulation; Abbildung B: elektrischer Energiebedarf Labor; Abbildung C: Energieeinsparung gegenüber Referenz; Abbildung D: Abweichung zwischen Simulation und Laborversuch	97
6.7. Versuch 4: Abbildung A: Simulationsergebnisse; Abbildung B: Laborergebnisse; Abbildung C: Leistungs- und Energiebilanz	99
6.8. Versuch 5: Abbildung A: Laborergebnisse; Abbildung B: Leistungs- und Energiebilanz	101
6.9. Vergleich Versuch 2-5 Abbildung A: Verteilung des EER; Abbildung B: Verteilung Kaltwasserrücklauftemperatur; Abbildung C: Verteilung Rückkühltemperatur	102
7.1. Schema des Kühlsystems der Werkzeugkühlung	104
7.2. Betriebsstunden der Stufen der KKM und des FK für die verschiedenen Prognosehorizonte	107
7.3. Vergleich der Energieeinsparungen und des EER für die Prognosehorizonte und den Referenzfall	108
7.4. Beladungszustand des Sprinklerbeckens für die Kaltwasservorlauftemperatur	109
7.5. Vergleich der Energieeinsparungen und des EER für verschiedene Außentemperaturprofile	110
7.6. Vergleich der Simulationsergebnisse mit variablem Strompreis und Festpreis	111
7.7. Beladungszustand des Sprinklertanks mit festem Strompreis und Beladungszustand des Sprinklertanks mit variablem Strompreis	112
7.8. Schematischer Aufbau des Kälteversorgungssystems des fleischverarbeitenden Betriebs	115
7.9. Abbildung A: Kälteleistung der KKM_1 ; Abbildung B: Kälteleistung der KKM_2 ; Abbildung C: Außen- und Rückkühltemperatur im teillastoptimierten und kühlwasseroptimierten Fall des fleischverarbeitenden Betriebs	116
7.10. Abbildung A: Kälteleistung der KKM_1 ; Abbildung B: Kälteleistung der KKM_2 ; Abbildung C: Außen- und Rückkühltemperatur im teillastoptimierten und kühlwasseroptimierten Fall des fleischverarbeitenden Betriebs	117
7.11. Jahresverlauf Außentemperatur und elektrische Leistung Trockenkühler des fleischverarbeitenden Betriebs	119
7.12. Einschaltreihenfolge KKM 1 und 2 fleischverarbeitender Betrieb	120

7.13. Jahresverlauf thermische Leistung fleischverarbeitender Betrieb	121
7.14. Systemenergieeffizienzratio fleischverarbeitender Betrieb	123
A.1. Grenzdiagramm eines Verdichters	XXXIV
B.1. Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Turboverdichtern für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten	XL
B.2. Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Hubkolbenverdichter für unterschied- liche Regelungs- und Kondensatorarten	XLI
B.3. Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Schraubenverdichter für unterschied- liche Regelungs- und Kondensatorarten	XLI
C.1. Monatliche Kennlinienmodellierung mit starker Gewichtung neuer Daten und konstanter Kondensationstemperatur von 20 °C	XLII
C.2. Kennlinienmodellierung mit 48 Wertepaaren	XLIII
D.1. Abbildung A: Anzahl Startvorgänge KKM; Abbildung B: Betriebszeit KKM; Abbildung C: Zeitdauer der Startvorgänge; Abbildung D: Häufigkeitsverteilung der Anfahrzeiten	XLIV
F.1. Abbildung A: Kälteleistung der KKM_1 ; Abbildung B: Kälteleistung der KKM_2 ; Abbildung C: Außen- und Rückkühltemperatur im Referenzfall des fleischver- arbeitenden Betriebs	XLVII

Tabellenverzeichnis

2.1. Parameter der ESEER-Berechnung	9
2.2. Parameter der IPLV-Berechnung	9
2.3. Vergleich der Eigenschaften von Verdichtern für Kälteanlagen in Anlehnung an Pohlmann (2013) und Grote et al. (2018)	15
2.4. Regelungsarten von Verdichtern in KKM in Anlehnung an Pohlmann (2013)	18
4.1. Messtoleranzen vom Messwert der Testverfahren von KM nach AHRI Standard 551/591 und EN14825	54
4.2. Modellauswirkungen Gewichtung und Relation der Datensätze	67
6.1. Abweichungsanalyse der Modellierung des Kälteversorgungssystems	95
7.1. Komponenten der Fallstudie kunststoffverarbeitender Betrieb	105
7.2. Übersicht der simulierten Szenarien und Parameter	106
7.3. Übersicht der Optimierungsergebnisse der Szenarien des kunststoffverarbeitenden Betriebs	113
7.4. Übersicht der Szenarien und Ergebnisse fleischverarbeitender Betrieb	115
7.5. Übersicht Energieeffizienz Kälteversorgung fleischverarbeitender Betrieb	122
7.6. Übersicht Energieeinsparung Kälteversorgungssysteme	125
7.7. Qualitative Bewertung der Implementierungsstrategien	126
A.1. Parameter der IEER-Berechnung	XXXV
A.2. Mindesteffizienzanforderungen für Kältemaschinen	XXXV
E.1. Betriebsstunden der Stufen der KKM und des FK für die verschiedenen Prognosehorizonte	XLV

E.2. Zusammenfassung Wetterdaten für die Simulation des kunststoffverarbeitenden Betriebs	XLVI
---	------

Schrifttum

- American Society of Heating, Refrigerating, Air-Conditioning Engineers, Hrsg. (2016). *ASH-RAE Handbook-HVAC Systems and Equipment (SI Edition)*. Atlanta. ISBN: 9781939200273.
- Augenstein, E. (2009). „Betriebsoptimierung von Kältezentralen – Einsparpotentiale durch situationsabhängige Einsatzregeln“. In: *KKA Kälte Klima Aktuell* Sonderausgabe Großkältetechnik.
- Baehr, Hans Dieter, Stephan Kabelac (2016). *Thermodynamik: Grundlagen und technische Anwendungen*. 16., aktualisierte Auflage. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg. ISBN: 978-3-662-49568-1.
- Balci, Osman (1998). „Verification, Validation, and Testing“. In: *Handbook of simulation*. Hrsg. von Jerry Banks. New York, Chichester und Weinheim: Wiley, S. 335–393. ISBN: 0-471-13403-1.
- Balci, Osman (2003). „Verification, Validation, and certification of modeling and simulation applications“. In: *Proceedings of the 35th conference on Winter simulation driving innovation*. s.l.: Winter Simulation Conference, S. 150–158. ISBN: 0780381327.
- Brandt, Matthias (2019). „Selbstlernende Kennlinienmodelle für Kältekompresseurmaschinen“. Masterarbeit. Kassel: Universität Kassel.
- Braun, James Edward (1988). *Methodologies for the Design and Control of Central Cooling Plants: Dissertation*. Madison.
- Brauneis, Christoph (2009). „Zukunftsfähig in allen Belangen: Das neue ebm-papst-Werk in Hollenbach“. In: *Kälte Klima Aktuell* 2009.05. URL: https://www.kka-online.info/artikel/kka_Zukunftsfahig_in_allen_Belangen_320541.html (besucht am 09.12.2019).

- Brenner, Achim, Christoph Kausch, Stefan Kirschbaum, Helmut Lepple, Michael Zens (2014). „Effizienzsteigerung in einem komplexen Kühlwassersystem: Einsatz von Simulationswerkzeugen“. In: *Kälte Klima Aktuell* 2014. URL: <http://www.perpendo.de/files/kka-2014.pdf> (besucht am 09. 12. 2019).
- Bundesministerium der Finanzen (2000). *AfA-Tabelle für die allgemein verwendbaren Anlagegüter*. Berlin. URL: https://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Standardartikel/Themen/Steuern/Weitere_Steuerthemen/Betriebspruefung/AfA-Tabellen/Ergaenzende-AfA-Tabellen/AfA-Tabelle_AV.pdf (besucht am 09. 12. 2019).
- Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (2013). *Was bedeutet Energieeffizienz?* Hrsg. von Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit. Berlin. URL: <https://www.bmu.de/themen/klima-energie/energieeffizienz/was-bedeutet-energieeffizienz/#c9579> (besucht am 09. 12. 2019).
- Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (2018). *Klimaschutz in Zahlen: Fakten, Trends und Impulse deutscher Klimapolitik*. Hrsg. von Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit. Berlin.
- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2017). *Grünbuch Energieeffizienz: Auswertungsbericht zur öffentlichen Konsultation*. Hrsg. von Bundesministerium für Wirtschaft und Energie.
- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2018). *Energieeffizienz in Zahlen: Entwicklung und Trends in Deutschland*. Berlin.
- Cea (2017). *Sprinkler Systems: Planning and Installation*. Brüssel.
- Cecchinato, Luca (2010). „Part load efficiency of packaged air-cooled water chillers with inverter driven scroll compressors“. In: *Energy Conversion and Management* 51.7, S. 1500–1509.
- Chang, Y.-C. (2006). „An Outstanding Method for Saving Energy—Optimal Chiller Operation“. In: *IEEE Transactions on Energy Conversion* 21.2, S. 527–532.
- Chang, Yung-Chung (2007). „Optimal chiller loading by evolution strategy for saving energy“. In: *Energy and Buildings* 39.4, S. 437–444.
- Chang, Yung-Chung, Tien-Shun Chan, Wen-Shing Lee (2010). „Economic dispatch of chiller plant by gradient method for saving energy“. In: *Applied Energy* 87.4, S. 1096–1101.
- Chang, Yung-Chung, Wu-Hsing Chen, Ching-Yin Lee, Chung-Neng Huang (2006). „Simulated annealing based optimal chiller loading for saving energy“. In: *Energy Conversion and Management* 47.15-16, S. 2044–2058.

-
- Chang, Yung-Chung, Fu-Ann Lin, Chin Huang Lin (2005a). „Optimal chiller sequencing by branch and bound method for saving energy“. In: *Energy Conversion and Management* 46.13-14, S. 2158–2172.
- Chang, Yung-Chung, Jui-Kun Lin, Meng-Hsuan Chuang (2005b). „Optimal chiller loading by genetic algorithm for reducing energy consumption“. In: *Energy and Buildings* 37.2, S. 147–155.
- Clausen, Uwe, Daniel Diekmann, Jens Baudach, Moritz Pötting (2015). „Mathematical Optimisation and Simulation of Parcel Transshipment Terminals – Better Solutions by Linking These Two Complementary Methods“. In: *Simulation in production and logistics 2015*. Hrsg. von Markus Rabe, Uwe Clausen. ASIM-Mitteilung. Stuttgart: Fraunhofer Verl., S. 279–288. ISBN: 9783839609361.
- Coelho, Leandro dos Santos, Carlos Eduardo Klein, Samrat L. Sabat, Viviana Cocco Mariani (2014). „Optimal chiller loading for energy conservation using a new differential cuckoo search approach“. In: *Energy* 75, S. 237–243.
- Coelho, Leandro dos Santos, Viviana Cocco Mariani (2013). „Improved firefly algorithm approach applied to chiller loading for energy conservation“. In: *Energy and Buildings* 59, S. 273–278.
- Cole, W. J., T. F. Edgar, A. Novoselac (2012a). „Use of model predictive control to enhance the flexibility of thermal energy storage cooling systems“. In: *American Control Conference (ACC), 2012*. IEEE, S. 2788–2793. ISBN: 978-1-4577-1096-4.
- Cole, Wesley J., Kody M. Powell, Thomas F. Edgar (2012b). „Optimization and advanced control of thermal energy storage systems“. In: *Reviews in Chemical Engineering* 28.2-3.
- DIN Deutsches Institut für Normung e. V. (2017). *Luftkonditionierer, Flüssigkeitskühlsätze und Wärmepumpen mit elektrisch angetriebenen Verdichtern zur Raumbeheizung und -kühlung – Prüfung und Leistungsbemessung unter Teillastbedingungen und Berechnung der jahreszeitbedingten Leistungszahl*. Berlin.
- Dohmann, Joachim (2016). *Thermodynamik der Kälteanlagen und Wärmepumpen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. ISBN: 978-3-662-49109-6.
- Dunkelberg, Heiko (2020). *Flexibilisierung durch Energieträgerwechsel: Einsatz von KWK-Anlagen in der kunststoffverarbeitenden Industrie: Dissertation*. Bd. Band 21. Produktion & Energie. Kassel.

- Endres, Albert (1977). *Analyse und Verifikation von Programmen: Systemat. Verfahren u. Untersuchungen zur Erstellung fehlerfreier Software. Mit 18 Bildern u. 14 Tab.* (Reihe Datenverarbeitung). München, Wien: Oldenbourg. ISBN: 348621361X.
- Europäische Kommission (2016). *Verordnung (EU) 2016/2281 der Kommission vom 30. November 2016 zur Durchführung der Richtlinie 2009/125/EG des Europäischen Parlaments und des Rates zur Schaffung eines Rahmens für die Festlegung von Anforderungen an die umweltgerechte Gestaltung energieverbrauchsrelevanter Produkte im Hinblick auf Lüftungsprodukte, Kühlungsprodukte, Prozesskühler mit hoher Betriebstemperatur und Gebläsekonvektoren.*
- Europäische Kommission (2018). *In-Depth Analysis in Support of the Commission Communication COM(2018) 773: A Clean Planet for all A European long-term strategic vision for a prosperous, modern, competitive and climate neutral economy.* Brüssel. URL: https://ec.europa.eu/clima/sites/clima/files/docs/pages/com_2018_733_analysis_in_support_en_0.pdf (besucht am 09.12.2019).
- Europäischen Parlaments, Rat der Europäischen Union (2019). *Richtlinie 2009/29/EG DES des Europäischen Parlaments und des Rates vom 23. April 2009 zur Änderung der Richtlinie 2003/87/EG zwecks Verbesserung und Ausweitung des Gemeinschaftssystems für den Handel mit Treibhausgasemissionszertifikaten.* URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32009L0029&from=EN> (besucht am 09.12.2019).
- European Council (2014). *2030 Climate and Energy Policy Framework: Conclusions.* Brüssel. URL: https://www.consilium.europa.eu/uedocs/cms_data/docs/pressdata/en/ec/145397.pdf (besucht am 09.12.2019).
- Frochte, Jörg (2019). *Maschinelles Lernen: Grundlagen und Algorithmen in Python.* 2., aktualisierte Auflage. München: Hanser. ISBN: 9783446459977.
- Gordon, J.M, K.C Ng, H.T Chua, C.K Lim (2000). „How varying condenser coolant flow rate affects chiller performance: thermodynamic modeling and experimental confirmation“. In: *Applied Thermal Engineering* 20.13, S. 1149–1159.
- Gordon, Jeffrey M., Kim Choon Ng (2001). *Cool thermodynamics: The engineering and physics of predictive, diagnostic and optimization methods for cooling systems.* Cambridge, UK: Cambridge International Science Pub. ISBN: 1898326908.
- Grote, Karl-Heinrich, Beate Bender, Dietmar Göhlich, Hrsg. (2018). *Taschenbuch für den Maschinenbau.* 25., neu bearbeitete und aktualisierte Auflage. Berlin: Springer Vieweg. ISBN: 9783662548042.

- Gurobi Optimization, L. L.C. (2018). *Gurobi Optimizer Reference Manual*. URL: <http://www.gurobi.com/documentation/8.1/> (besucht am 09.12.2019).
- Heidrich, Tobias (2020). *Effizienz- und Flexibilisierungskonzepte in der industriellen Gebäudeklimatechnik: Experimentelle Untersuchungen mit simulations- und prognosebasierter Optimierung: Dissertation*. Bd. Band 22. Produktion & Energie. Kassel.
- Heinrich, Carsten, Sebastian Witt, Peter Albring, Lutz Richter, Mathias Safarik, Ursula Böhm, Andreas Hantsch (2014). *Nachhaltige Kälteversorgung in Deutschland an den Beispielen Gebäudeklimatechnik und Industrie*. Hrsg. von Umweltbundesamt. Dessau-Roßlau.
- Hesselbach, J., Hrsg. (2017). *Kopplung von Energiemonitoringsystemen mit Prozessmodellen zur Absicherung von Energieeffizienzmaßnahmen*. 10. Fachkonferenz Energieeffiziente Fabrik. München.
- Hlavica, M. (2009). „Hartverchromung 21 -Prozesstechnik mit Vorbildcharakter: Die Metallveredelung Thoma in Heimertingen erhält Umweltpreis KUMAS Leitprojekte 2009“. In: *Galvanotechnik Sonderdruck (2010)* 4.
- Hovgaard, Tobias Gybel, Lars F.S. Larsen, Kristian Edlund, John Bagterp Jørgensen (2012). „Model predictive control technologies for efficient and flexible power consumption in refrigeration systems“. In: *Energy* 44.1, S. 105–116.
- Huang, Sen, Wangda Zuo, Michael D. Sohn (2015). „A New Method For The Optimal Chiller Sequencing Control“. In: *14th Conference*. Hrsg. von International Building Performance Simulation Association, S. 316–323.
- Hydeman, Mark, Kenneth L. Gillespie (2002). „Tools and Techniques to Calibrate Electric Chiller Component Models“. In: *ASHRAE Transactions* 108, S. 733–741.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (2018). *Global warming of 1.5°C*. Special report. Geneva: IPCC. ISBN: 978-92-9169-151-7.
- Jackmann, Heinz (2007). *Sinnvoller Einsatz energiesparender Ventilatoren: Fachveröffentlichung*. Hrsg. von Güntner AG & Co. KG. URL: https://www.guentner.de/fileadmin/sites/de/knowhow/Fachveroeffentlichungen/HJ_Manuskript_energie_Vent.pdf (besucht am 09.12.2019).
- Jiang, Wei, T. Agami Reddy (2003). „Reevaluation of the Gordon-Ng Performance Models for Water-Cooled Chillers“. In: *ASHRAE Transactions* 109.2, S. 272–287.
- Kallrath, Josef (2013). *Gemischt-ganzzahlige Optimierung: Modellierung in der Praxis ; mit Fallstudien aus Chemie, Energiewirtschaft, Papierindustrie, Metallgewerbe, Produktion und Logistik*. 2., überarb. u. erw. Aufl. 2013. Wiesbaden: Springer. ISBN: 9783658006891.

- Kapoor, Kriti, Kody Powell, Wesley Cole, Jong Kim, Thomas Edgar (2013). „Improved Large-Scale Process Cooling Operation through Energy Optimization“. In: *Processes* 1.3, S. 312–329.
- Kircher, Kevin J., K. Max Zhang (2015). „Model predictive control of thermal storage for demand response“. In: *American Control Conference (ACC), 2015*. IEEE, S. 956–961. ISBN: 978-1-4799-8684-2.
- Kitous, Alban, Kimon Keramidas, Toon Vandyck, Bert Saveyn, Rita van Dingenen, Joseph V. Spadaro, Mike Holland (2017). *Global energy and climate outlook 2017: How climate policies improve air quality : global energy trends and ancillary benefits of the Paris Agreement*. JRC science for policy report. Luxembourg: Publications Office of the European Union. ISBN: 978-92-79-73864-7.
- Korn, Dieter (2014). *Effizienter Betrieb von Kälteanlagen: Energieeinsparung, Wärmerückgewinnung, Abwärmennutzung*. 2., überarb. und erw. Aufl. Berlin: VDE Verl. ISBN: 978-3-8007-3593-8.
- Kulterer, Konstantin (2007). *Energieeffizienz in Kältesystemen: Beraterinformation klima:aktiv Programm energieeffiziente Betriebe*. Hrsg. von Österreichische Energieagentur. Wien.
- Kurbel, Karl (2003). *Produktionsplanung und -steuerung: Methodische Grundlagen von PPS-Systemen und Erweiterungen*. 5., durchges. und aktualisierte Aufl. München: Oldenbourg. ISBN: 3486272993.
- Kwok, Simon S.K., Richard K.K. Yuen, Eric W.M. Lee (2011). „An intelligent approach to assessing the effect of building occupancy on building cooling load prediction“. In: *Building and Environment* 46.8, S. 1681–1690.
- Land, A. H., A. G. Doig (1960). „An Automatic Method of Solving Discrete Programming Problems“. In: *Econometrica* 28.3, S. 497.
- Lautenschlager, Björn, Gerwald Lichtenberg (2016). „Data-driven Iterative Learning for Model Predictive Control of Heating Systems“. In: *IFAC-PapersOnLine* 49.13, S. 175–180.
- Lee, Tzong-Shing, Ke-Yang Liao, Wan-Chen Lu (2012). „Evaluation of the suitability of empirically-based models for predicting energy performance of centrifugal water chillers with variable chilled water flow“. In: *Applied Energy* 93, S. 583–595.
- Lee, Wen-Shing, Lung-Chieh Lin (2009). „Optimal chiller loading by particle swarm algorithm for reducing energy consumption“. In: *Applied Thermal Engineering* 29.8-9, S. 1730–1734.

- Lefrancois, Guy R., Peter K. Leppmann, Wilhelm F. Angermeier, Thomas J. Thiekötter (1986). *Psychologie des Lernens*. Zweite, vollkommen überarbeitete und ergänzte Auflage. Springer-Lehrbuch. Berlin und Heidelberg: Springer. ISBN: 978-3-540-16192-9.
- Li, Qiong, Qinglin Meng, Jiejun Cai, Hiroshi Yoshino, Akashi Mochida (2009). „Predicting hourly cooling load in the building: A comparison of support vector machine and different artificial neural networks“. In: *Energy Conversion and Management* 50.1, S. 90–96.
- Liu, Zhaohui, Hongwei Tan, Duo Luo, Guobao Yu, Jin Li, Zhenyu Li (2017). „Optimal chiller sequencing control in an office building considering the variation of chiller maximum cooling capacity“. In: *Energy and Buildings* 140, S. 430–442.
- Ma, Yudong, F. Borrelli, B. Hancey, B. Coffey, S. Bengea, P. Haves (2012). „Model Predictive Control for the Operation of Building Cooling Systems“. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 20.3, S. 796–803.
- Marek, Rudi, Klaus Nitsche (2015). *Praxis der Wärmeübertragung: Grundlagen ; Anwendungen ; Übungsaufgaben*. 1. Aufl. s.l.: Carl Hanser Fachbuchverlag. ISBN: 3446444998.
- Meschede, Henning (2018). *Lastmanagement in typischen Wirtschaftszweigen als Beitrag zur nachhaltigen Energieversorgung von Inseln: Dissertation*. Bd. Band 17. Produktion & Energie. Kassel. ISBN: 9783737604819.
- Olson, Rick T., Judith S. Liebman (1990). „Optimization of a Chilled Water Plant using Sequential Quadratic Programming“. In: *Engineering Optimization* 15.3, S. 171–191.
- Palma-Behnke, Rodrigo, Carlos Benavides, Fernando Lanas, Bernardo Severino, Lorenzo Reyes, Jacqueline Llanos, Doris Saez (2013). „A Microgrid Energy Management System Based on the Rolling Horizon Strategy“. In: *IEEE Transactions on Smart Grid* 4.2, S. 996–1006.
- Palmer, David A. (2018). *Handbook of applied thermodynamics*. Reissued. CRC revivals. Boca Raton, London und New York: CRC Press Taylor & Francis Group. ISBN: 978-1-315-89188-0.
- Peesel, Ron-Hendrik, Florian Schlosser, Henning Meschede, Heiko Dunkelberg, Timothy G. Walmsley (2019). „Optimization of Cooling Utility System with Continuous Self-Learning Performance Models“. In: *Energies* 12.10, S. 1926.
- Peesel, Ron-Hendrik, Florian Schlosser, Chris Schaumburg, Henning Meschede (2017). „Prädiktive simulationsgestützte Optimierung von Kältemaschinen im Verbund“. In: *Simulation in Produktion und Logistik 2017*. Hrsg. von Sigrid Wenzel, Tim Peter. Kassel University Press, S. 69–78. ISBN: 978-3-7376-0192-4.

- Peesel, Ron-Hendrik, Florian Schlosser, Chris Schaumburg, Henning Meschede, Heiko Dunkelberg, Timothy Gordon Walmsley (2018). „Predictive Simulation-based Optimisation of Cooling System Including a Sprinkler Tank“. In: *Chemical Engineering Transactions* 2018.70, S. 349–354.
- Pfaffl, Julian (2014). „Drehzahlgeregelte Schraubenverdichter mit verbesserter Teillasteffizienz“. In: *DKV-Tagung 2014*. Hrsg. von Deutscher Kälte- und Klimatechnischer Verein. Bd. 41. DKV-Tagungsbericht. Hannover: DKV, S. 1–9. ISBN: 9783932715501.
- Philipp, Matthias, Gregor Schumm, Ron-Hendrik Peesel, Timothy G. Walmsley, Martin J. Atkins, Florian Schlosser, Jens Hesselbach (2018). „Optimal energy supply structures for industrial food processing sites in different countries considering energy transitions“. In: *Energy* 146, S. 112–123.
- Pohlmann, Walther (2013). *Taschenbuch der Kältetechnik: Grundlagen, Anwendungen, Arbeitstabellen und Vorschriften*. 21., überarb. und erw. Aufl. Berlin und Offenbach: VDE-Verl. ISBN: 978-3-8007-3393-4.
- Powell, Kody M., Wesley J. Cole, Udememfon F. Ekarika, Thomas F. Edgar (2013). „Optimal chiller loading in a district cooling system with thermal energy storage“. In: *Energy* 50, S. 445–453.
- Preuß, André (2011). „Einsatz einer Wärmepumpe in einem metallverarbeitenden Betrieb zur Nutzung technologischer Wärme“. In: *Tagungsband 3. Energietechnisches Symposium Innovative Lösungen beim Einsatz Erneuerbarer Energien in Nichtwohngebäuden*. Hrsg. von Dirk Bohne. Wissen. Transfer. Anwendung. Stuttgart: Steinbeis-Ed, S. 1–8. ISBN: 3941417533.
- Rabe, Markus, Sven Spieckermann, Sigrid Wenzel (2008). *Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik: Vorgehensmodelle und Techniken*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. ISBN: 978-3-540-35281-5.
- Reinhardt, Sven (2016). *Die Nationale Klimaschutzinitiative: Förderung der Kälte- und Klimatechnik zur Erreichung der Klimaschutzziele*. Berlin.
- Reisner, Klaus, Timo Reisner (2016). *Fachwissen Kältetechnik: Eine Einführung für die Aus- und Weiterbildung mit Aufgaben und Lösungen*. 6., neu bearbeitete und erweiterte Auflage. Berlin und Offenbach: VDE Verlag GmbH. ISBN: 978-3-8007-4098-7.
- Roth, Peter (2007). *Energetische Systembetrachtungen zur Regelung von Verflüssigern in Teillast: Fachveröffentlichung*. Hrsg. von Güntner AG & Co. KG.

- Salari, Elahe, Alireza Askarzadeh (2015). „A new solution for loading optimization of multi-chiller systems by general algebraic modeling system“. In: *Applied Thermal Engineering* 84, S. 429–436.
- Sayyaadi, Hoseyn, Mostafa Nejatolahi (2011). „Multi-objective optimization of a cooling tower assisted vapor compression refrigeration system“. In: *International Journal of Refrigeration* 34.1, S. 243–256.
- Schäfer, Mirko (2013). *Entwicklung eines Regelungskonzepts zur bedarfsgerechten Lüftung von Produktionshallen: Experimentelle Untersuchungen und Simulation: Zugl.: Kassel, Univ., Diss., 2013*. Bd. 8. Produktion & Energie. Kassel: Kassel Univ. Press. ISBN: 9783862195251.
- Schaumburg, Chris (2017). „Entwicklung einer simulationsgestützten Optimierung von Kompressionskältemaschinen im Verbund“. Masterarbeit. Kassel: Universität Kassel.
- Schlosser, Florian, Jan-Peter Seevers, Ron-Hendrik Peesel, Timothy Gordon Walmsley (2019). „System efficient integration of standby control and heat pump storage systems in manufacturing processes“. In: *Energy* 181, S. 395–406.
- Schlüter, Alexander (2013). *Beitrag zur thermischen Energieversorgung in der Kunststoffverarbeitung: Systemische Lösungen und Potenziale: Zugl.: Kassel, Univ., Diss., 2013*. Bd. Bd. 6. Produktion & Energie. Kassel: Kassel Univ. Press. ISBN: 9783862195169.
- Schmidt, Dieter (2016). *Technische Mathematik Kältetechnik*. Kälte Klima Lüftung KOMPAKT. Karlsruhe, Berlin und Offenbach: cci Dialog GmbH und VDE Verlag GmbH. ISBN: 978-3-8007-3667-6.
- Seo, Byeong Mo, Kwang Ho Lee (2016). „Detailed analysis on part load ratio characteristics and cooling energy saving of chiller staging in an office building“. In: *Energy and Buildings* 119, S. 309–322.
- Shan, Kui, Shengwei Wang, Dian-ce Gao, Fu Xiao (2016). „Development and validation of an effective and robust chiller sequence control strategy using data-driven models“. In: *Automation in Construction* 65, S. 78–85.
- Siemens AG (2010). *Stetige Leistungsregelung im Kältekreislauf*. Hrsg. von Siemens AG. Frankfurt am Main.
- Soler, Mònica Subirats, Carles Civit Sabaté, Víctor Benito Santiago, Faryar Jabbari (2016). „Optimizing performance of a bank of chillers with thermal energy storage“. In: *Applied Energy* 172, S. 275–285.

- Speckmann, M., Florian Schlögl, Karolin Jäger (2012). *Regenerative Modellregion Harz: Landkreis als Vorreiter*. Hrsg. von Fraunhofer Institut für Windenergie und Energiesystemtechnik. Kassel.
- Stephan, Peter, Karlheinz Schaber, Karl Stephan, Franz Mayinger (2013). *Thermodynamik: Grundlagen und technische Anwendungen Band 1: Einstoffsysteme*. 19., ergänzte Aufl. 2013. Springer-Lehrbuch. Berlin, Heidelberg und s.l.: Springer Berlin Heidelberg. ISBN: 9783642300974.
- Stephan, Peter, Karlheinz Schaber, Karl Stephan, Franz Mayinger (2017). *Thermodynamik: Grundlagen und technische Anwendungen - Band 2: Mehrstoffsysteme und chemische Reaktionen*. 16. Auflage. Lehrbuch. Berlin, Heidelberg: Springer. ISBN: 978-3-662-54438-9.
- Thangavelu, Sundar Raj, Aung Myat, Ashwin Khambadkone (2017). „Energy optimization methodology of multi-chiller plant in commercial buildings“. In: *Energy* 123, S. 64–76.
- United Nations Framework Convention on Climate Change (2015). *Paris Agreement*. Hrsg. von Conference of Paris. Paris. URL: <http://unfccc.int/resource/docs/2015/cop21/eng/l09r01.pdf> (besucht am 09.12.2019).
- Vaghefi, A., M. A. Jafari, Emmanuel Bisse, Y. Lu, J. Brouwer (2014). „Modeling and forecasting of cooling and electricity load demand“. In: *Applied Energy* 136, S. 186–196.
- Verein Deutscher Ingenieure (2016). *Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen: Blatt 12*.
- Verein Deutscher Ingenieure (2017). *Brandschutz: Empfehlungen für Hochregalanlagen*. Berlin.
- Wagner, Johannes (2016). *Lokale Klimatisierung temperatursensibler Produkte: Dissertation*. Bd. Band 11. Produktion und Energie. Kassel: Kassel University Press. ISBN: 9783737650052.
- Wei, Xiupeng, Guanglin Xu, Andrew Kusiak (2014). „Modeling and optimization of a chiller plant“. In: *Energy* 73, S. 898–907.
- Wellig, Beat, Andrea Grüninger (2014). „Integration von Wärmepumpen in industrielle Prozesse mit Hilfe der Pinch-Analyse“. In: *News aus der Wärmepumpenforschung* 20, S. 1–12.
- Wemhöner, Carsten, Bernd Hafner, Klemens Schwarzer (2000). „Simulation of Solar Thermal Systems with CARNOT Blockset in the environment Matlab Simulink“. In: 2000. URL: http://ptp.irb.hr/upload/mape/kuca/11_Carsten_Wemhoener_SIMULATION_OF_SOLAR_THERMAL_SYSTEMS_WITH.pdf (besucht am 09.12.2019).

-
- Wolf, Stefan (2014). *Analyse des Potenzials von Industriewärmepumpen in Deutschland: Forschungsbericht*. Hrsg. von Universität Stuttgart - Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung. Stuttgart.
- Yik, Francis W. H., Vincent K. C. Lam (1998). „Chiller models for plant design studies“. In: *Building Services Engineering Research and Technology* 19.4, S. 233–241.
- Yu, F. W., K. T. Chan (2005). „Experimental determination of the energy efficiency of an air-cooled chiller under part load conditions“. In: *Energy* 30.10, S. 1747–1758.
- Yu, F. W., K. T. Chan (2006). „Modelling of the coefficient of performance of an air-cooled screw chiller with variable speed condenser fans“. In: *Building and Environment* 41.4, S. 407–417.
- Yu, F. W., K. T. Chan (2007a). „Optimum load sharing strategy for multiple-chiller systems serving air-conditioned buildings“. In: *Building and Environment* 42.4, S. 1581–1593.
- Yu, F. W., K. T. Chan (2007b). „Part load performance of air-cooled centrifugal chillers with variable speed condenser fan control“. In: *Building and Environment* 42.11, S. 3816–3829.
- Yu, F. W., K. T. Chan (2008a). „Optimization of water-cooled chiller system with load-based speed control“. In: *Applied Energy* 85.10, S. 931–950.
- Yu, F. W., K. T. Chan (2008b). „Optimizing condenser fan control for air-cooled centrifugal chillers“. In: *International Journal of Thermal Sciences* 47.7, S. 942–953.

Technische Grundlagen Kältemaschinen

A.1. Grenzdiagramm Verdichter

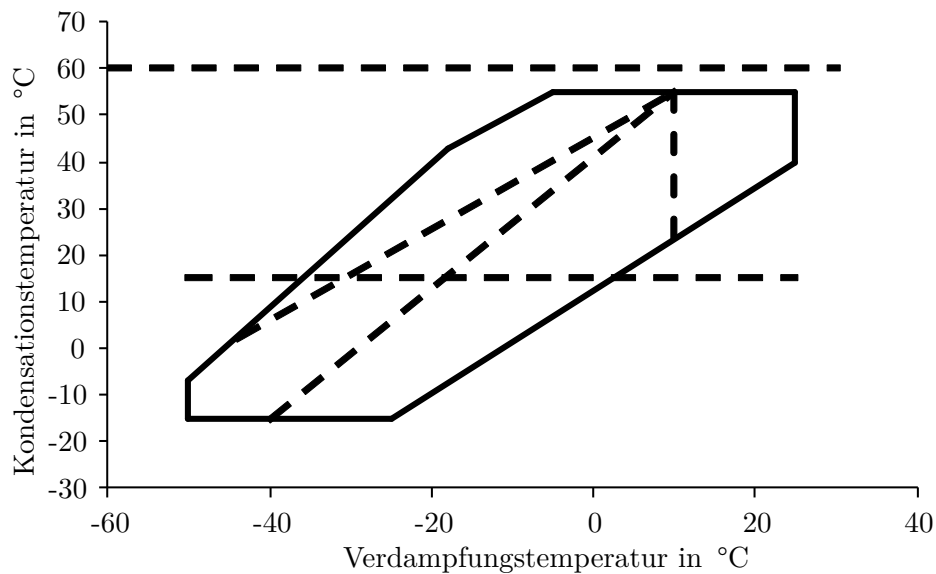


Abbildung A.1.: Grenzdiagramm eines Verdichters

A.2. Mindesteffizienzanforderungen Kältemaschinen

Berechnung des IEER nach AHRI Standard 340/360 (I-P)-2019:

$$IEER = \frac{2 \cdot EER_A + 61,7 \cdot EER_B + 23,8 \cdot EER_C + 12,5 \cdot EER_D}{100} \quad (\text{A.1})$$

Für die Berechnung gelten die folgenden Umgebungstemperaturen für die luftgekühlten oder wassergekühlten Rückkühlungen der Kälteanlagen.

Tabelle A.1.: Parameter der IEER-Berechnung

	Teillastfaktoren in %	Lufttemperatur in °C	Wassertemperatur in °C	Bewertungsanteil in %
EER A	100	35	30	2
EER B	75	23	23	61,7
EER C	50	20	20	23,8
EER D	25	18,3	18	12,8

In der Tabelle A.2¹¹ ist ein Auszug der Mindesteffizienzanforderungen für Europa, die USA und China aufgeführt.

Tabelle A.2.: Mindesteffizienzanforderungen für Kältemaschinen

Nennkälteleistung	Rückkühlung	Prozess	Mindesteffizienzanforderung	Norm	Gültig ab
< 400 kW	Luft	Klimatisierung	3,8 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
< 400 kW	Luft	Klimatisierung	4,1 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
≥ 400 kW	Luft	Klimatisierung	4,1 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018

...

¹¹In der europäischen Ökodesign-Richtlinie für KM zur Klimatisierung erfolgt die Bewertung für Verdampfungstemperaturen von 7 °C oder 18 °C, wobei der Vertrieb nur für die Erreichung der Mindesteffizienz im jeweiligen Temperaturbereich möglich ist. Die Geräte zur Prozesskühlung werden nur für die Verdampfungstemperatur von 7 °C geprüft.

Tabelle A.2.: Mindesteffizienzanforderungen für Kältemaschinen (*Fortsetzung*)

Nennkälteleistung	Rückkühlung	Prozess	Mindesteffizienzanforderung	Norm	Gültig ab
≥ 400 kW	Luft	Klimatisierung	4,6 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
< 400 kW	Wasser	Klimatisierung	5,0 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
< 400 kW	Wasser	Klimatisierung	5,1 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
≥ 400 kW - < 1500 kW	Wasser	Klimatisierung	5,8 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
≥ 400 kW - < 1500 kW	Wasser	Klimatisierung	6,4 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
≥ 1500 kW	Wasser	Klimatisierung	6,2 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
≥ 1500 kW	Wasser	Klimatisierung	6,9 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
< 400 kW	Luft	Prozesskühlung	4,5 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
< 400 kW	Luft	Prozesskühlung	5,0 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021

...

Tabelle A.2.: Mindesteffizienzanforderungen für Kältemaschinen (*Fortsetzung*)

Nennkälteleistung	Rückkühlung	Prozess	Mindesteffizienzanforderung	Norm	Gültig ab
≥ 400 kW	Luft	Prozesskühlung	5,0 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
≥ 400 kW	Luft	Prozesskühlung	5,5 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
< 400 kW	Wasser	Prozesskühlung	6,5 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
< 400 kW	Wasser	Prozesskühlung	7,0 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
≥ 400 kW - < 1500 kW	Wasser	Prozesskühlung	7,5 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
≥ 400 kW - < 1500 kW	Wasser	Prozesskühlung	8,0 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
≥ 1500 kW	Wasser	Prozesskühlung	8,0 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2018
≥ 1500 kW	Wasser	Prozesskühlung	8,5 SEER	Ökodesign-Richtlinie 2016/2281	01.01.2021
> 50 kW	Luft	keine Unterscheidung	2,9-4,0 IPLV	GB19577 2015	- 01.01.2015

...

Tabelle A.2.: Mindesteffizienzanforderungen für Kältemaschinen (*Fortsetzung*)

Nennkälteleistung	Rückkühlung	Prozess	Mindesteffizienzanforderung	Norm	Gültig ab
$\leq 528 \text{ kW}$	Wasser	keine Unterscheidung	6,3-7,6 IPLV	GB19577 2015	- 01.01.2015
528 kW - <1163 kW	Wasser	keine Unterscheidung	7,2-8,1 IPLV	GB19577 2015	- 01.01.2015
>1163 kW	Luft	Klimatisierung	5,0-5,9 IPLV	GB19577 2015	- 01.01.2015
39,6 kW - <70,3 kW	Luft	Klimatisierung	12,4 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016
70,3 kW - <222,7 kW	Luft	Klimatisierung	11,6 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016
$\geq 222,7 \text{ kW}$	Luft	Klimatisierung	11,2 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016
39,6 kW - <70,3 kW	Wasser	Klimatisierung	13,9 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016
70,3 kW - <222,7 kW	Wasser	Klimatisierung	13,6 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016
$\geq 222,7 \text{ kW}$	Wasser	Klimatisierung	13,5 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016

...

Tabelle A.2.: Mindesteffizienzanforderungen für Kältemaschinen (*Fortsetzung*)

Nennkälteleistung	Rückkühlung	Prozess	Mindesteffizienzanforderung	Norm	Gültig ab
$\geq 39,6$ kW	Luft	Prozesskühlung	11,8 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016
$\geq 39,6$ kW	Wasser	Prozesskühlung	14,0 IEER	ASHRAE Standard 90.1-2016	01.01.2016

Teillastkennlinien Kältemaschinen

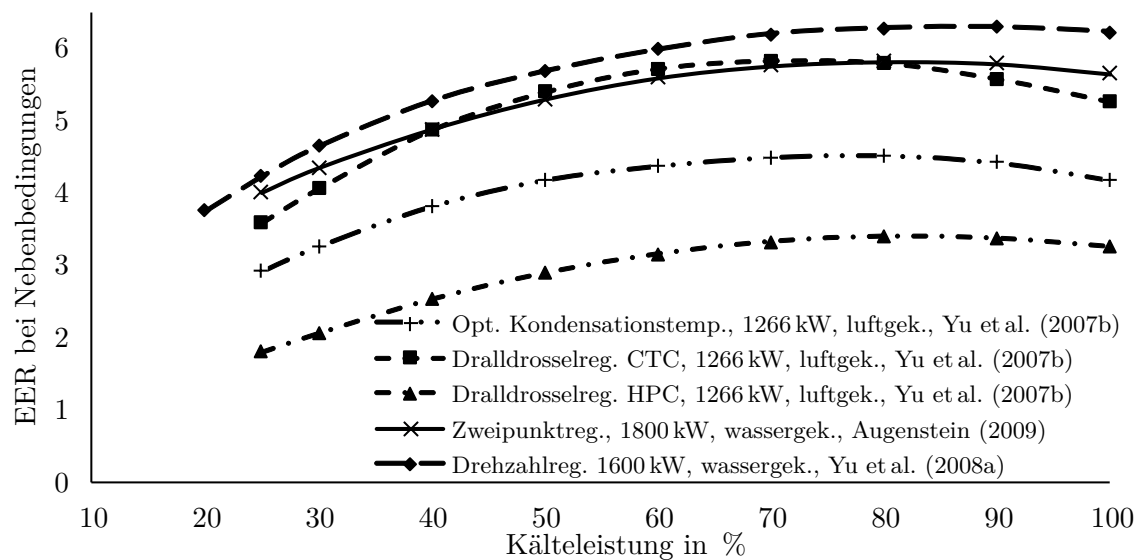


Abbildung B.1.: Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Turboverdichtern für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten

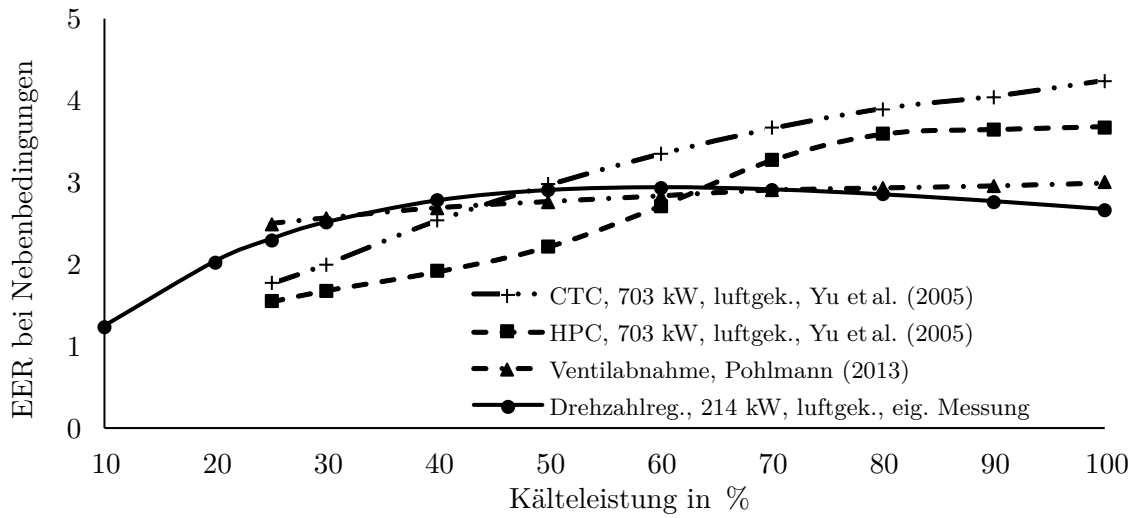


Abbildung B.2.: Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Hubkolbenverdichter für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten

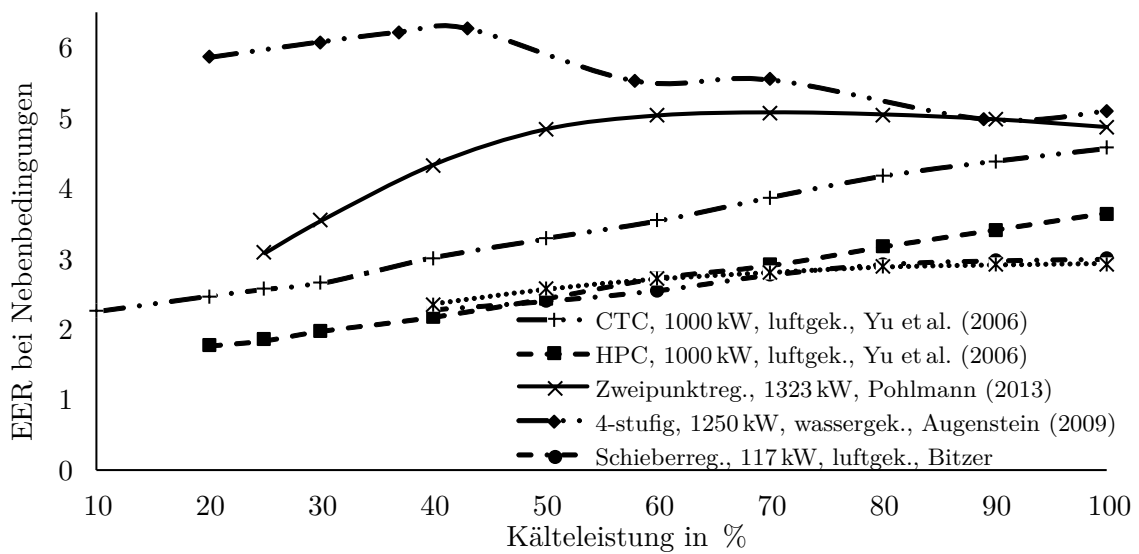


Abbildung B.3.: Übersicht Teillastkennlinien von KM mit Schraubenverdichter für unterschiedliche Regelungs- und Kondensatorarten

Selbstlernende Kennlinienmodelle

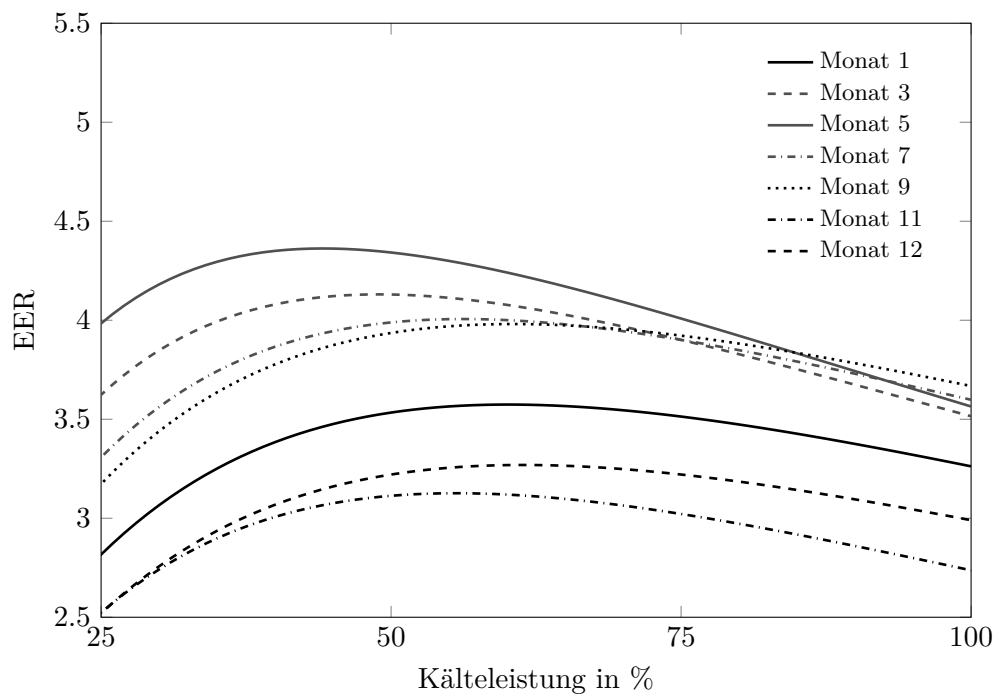


Abbildung C.1.: Monatliche Kennlinienmodellierung mit starker Gewichtung neuer Daten und konstanter Kondensationstemperatur von 20 °C

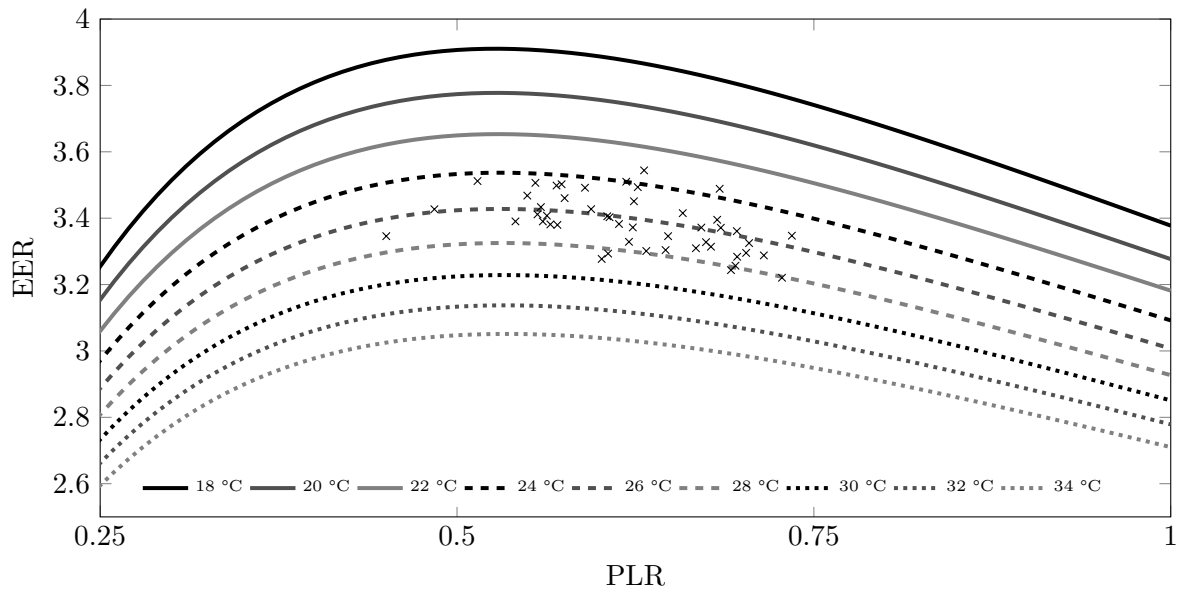


Abbildung C.2.: Kennlinienmodellierung mit 48 Wertepaaren

Ergebnisse Laborversuch

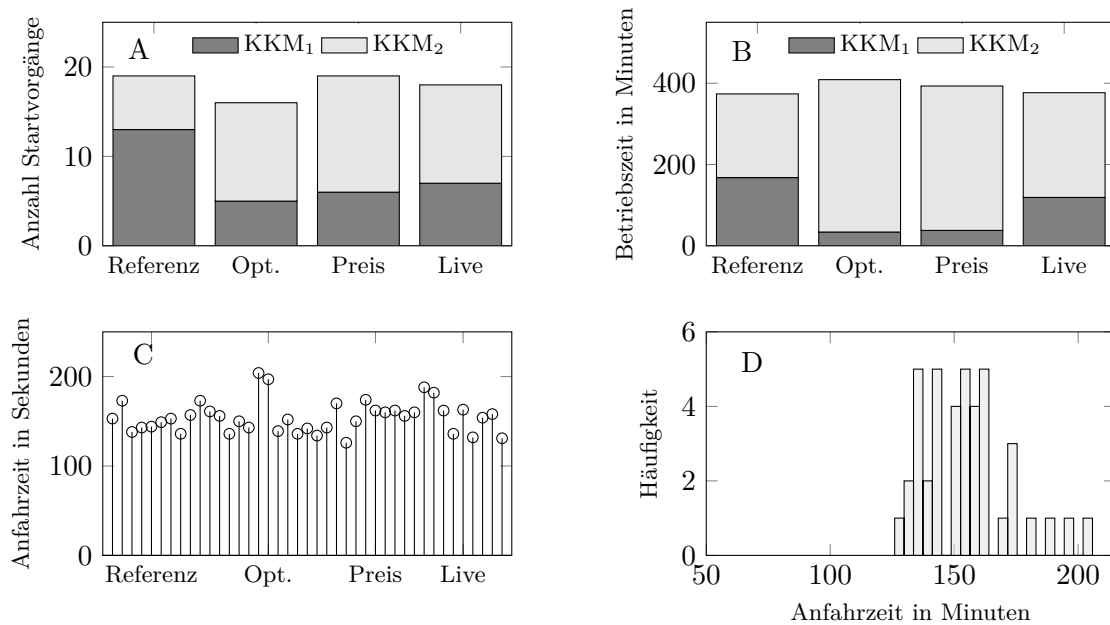


Abbildung D.1.: Abbildung A: Anzahl Startvorgänge KKM; Abbildung B: Betriebszeit KKM; Abbildung C: Zeitdauer der Startvorgänge; Abbildung D: Häufigkeitsverteilung der Anfahrzeiten

Simulation kunststoffverarbeitender Betrieb

Tabelle E.1.: Betriebsstunden der Stufen der KKM und des FK für die verschiedenen Prognosehorizonte

Komponente und Stufen	Betriebsstunden der Prognosehorizonte			
	6 h	12 h	24 h	48 h
Freikühler	4351	4307	4095	4650
$KKM_{1,st1}$	1714	1948	2832	2957
$KKM_{1,st2}$	998	847	156	115
$KKM_{1,st3}$	1	5	10	30
$KKM_{1,st4}$	0	0	0	0
$KKM_{2,st1}$	2546	2447	2340	2228
$KKM_{2,st2}$	1	0	0	1
$KKM_{2,st3}$	0	0	0	0
$KKM_{2,st4}$	0	0	0	0

Tabelle E.2.: Zusammenfassung Wetterdaten für die Simulation des kunststoffverarbeitenden Betriebs

Jahr	Temperaturen in °C		
	Minimum	Maximum	Durchschnitt
Jahr 2017 Kassel	-10,2	33,70	9,34
kaltes Jahr Kassel	-14,60	33,90	8,11
warmes Jahr Kassel	-11,80	34,10	10,40
Testreferenzjahr Kassel	-8,60	32,70	10,03
Jahr 2017 Madrid	-5,10	37,40	15,35

Simulation fleischverarbeitender Betrieb

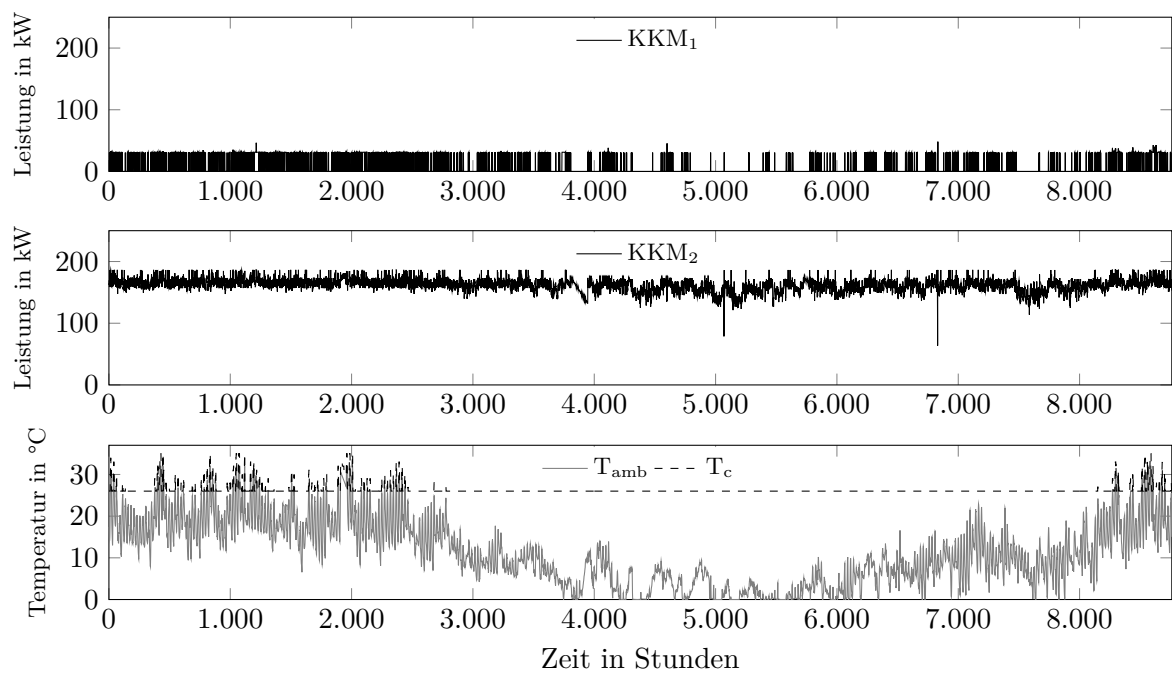


Abbildung F.1.: Abbildung A: Kälteleistung der KKM_1 ; Abbildung B: Kälteleistung der KKM_2 ; Abbildung C: Außen- und Rückkühltemperatur im Referenzfall des fleischverarbeitenden Betriebs

Die steigenden Kühlenergiebedarfe, die Zuwachsraten von Kälteanlagen und die steigenden Temperaturen begründen eine energieeffiziente und energiekostensparende Steuerung und Regelung für Kälteversorgungssysteme im Bereich der Gebäudeklimatisierung und Prozesskälte zur Erreichung der Klimaschutzziele.

In dieser Dissertation werden die kostengünstigsten, energie- und klimaeffizientesten Betriebsweisen von Kältebereitstellungstechnologien in einem System ermittelt. Hierzu wird eine prädiktive simulationsgestützte, mathematische Optimierung verwendet.

Aufgrund der individuellen Betriebseigenschaften der Kältemaschinen werden in dieser Arbeit selbstlernende Kennlinienmodelle als Grundlage für die prädiktive Optimierung verwendet.

Die Laborergebnisse belegen, dass eine direkte Kopplung zwischen der prädiktiven simulationsgestützten Optimierung und der Maschinensteuerung für ein reales Kälteversorgungssystem technisch möglich sind und ein Energieeinspar- und Kosteneinsparpotenzial besteht.

Die Fallstudien für einen kunststoffverarbeitenden und einen fleischverarbeitenden Betrieb zeigen, dass die Ergebnisse der Optimierung nutzbar sind, um eine Expertenregelung zu implementieren.

ISBN 978-3-7376-0871-8

