Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen

- ENOS -

Teilprojekt A: Entwicklung des Energieoptimierungssystems
Teilprojekt B: Feldtest in Pilotinstallation

Abschlussbericht des Forschungsvorhabens

Förderkennzeichen: 03ETW009A und 03ETW009B

Laufzeit: 01.01.2019 – 31.12.2023

DURCHFÜHRUNG Hochschule München (03ETW009A)
Lothstrasse 34, 80335 München

Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH (03ETW009B)
Pionierstrasse 3, 82152 Krailling

AUTOREN:

M.Sc. Jörg BENTZ, Hochschule München

Prof. Dr. rer. nat. Christian SCHWEIGLER, Hochschule München

Johannes Klüglich, Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH

M.Sc. Thomas Roggenkamp, Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH

04.10.2024

Gefördert durch:

Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren

Inhalt

I. Aufgabenstellung und Ziele ... 1

II. Voraussetzungen, untern denen das Projekt durchgeführt wurde ... 9

III. Planung und Ablauf des Vorhabens ... 10

IV. Aktueller Stand von Wissenschaft und Technik; bisherige Arbeiten ... 12

V. Zusammenarbeit mit anderen Stellen ... 15

VI. Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse ... 16

1 Zielsetzung ... 16
2 Theoretische Grundlagen und Modellierung ... 16
2.1 Kältetechnik ... 16
2.2 Kompressionskältemaschinen ... 17
2.3 Rückkühlwerke ... 55
3 Entwurf eines Energieoptimierungssystems ... 59
3.1 Optimierungsverfahren in der Energietechnik ... 59
3.2 Struktur und Ablauf des Optimierungswerkzeugs ENOS ... 64
3.3 Mathematische Formulierung ... 66
3.4 Vorverarbeitung und Lösung ... 74
3.5 Programmstruktur ENOS ... 75
3.6 Generierung der Komponentenmodelle in Polynomialform ... 89
4 Anwendung des ENOS in einem Pilotsystem ... 96
4.1 Beschreibung des kältetechnischen Systems ... 96
4.2 Bedarfsprognose ... 96
4.3 Modellvalidierung ... 105
4.4 Anwendung des Optimierungswerkzeugs: Optimierungsergebnis ... 107
5 Zusammenfassung ... 112

VII. Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises ... 114

VIII. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit ... 115

IX. Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse ... 116

X. Während der Durchführung bekannt gewordene Leistungen anderer Stellen ... 119

XI. Veröffentlichungen der Ergebnisse ... 120

XII. Literaturangaben ... 122

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Ankopplung des Topologie-Editors zur Eingabe der Systemkonfiguration 4
Abbildung 2: Ankopplung des Moduls zur Funktionsanalyse 5
Abbildung 3: Einsatz des ENOS zur Betriebsoptimierung mit direkter Rückkopplung 6
Abbildung 4: Elektrischer Energieeinsatz für Kältemaschine und trockenes Rückkühlwerk bei Betrieb mit konstanter (blau) bzw. optimierter Kühlwassertemperatur (rot) für eine zehntätige Betriebsperiode im Sommer. 7
Abbildung 5: Carnot-Prozess im Ts-Diagramm 18
Abbildung 6: Carnot-Prozess für Kältemaschinen im Ts-Diagramm 19
Abbildung 7: idealisierter Kaltdampfprozess 20
Abbildung 8: Überblick Wirkungsgrade über Temperatur und EER 24
Abbildung 9: Variation der Verdampfungstemperatur 25
Abbildung 10: Variation der Verflüssigungstemperatur 25
Abbildung 11: Variation der Kältemittel-Überhitzung 26
Abbildung 12: Variation der Kältemittel-Unterkühung 26
Abbildung 13: Variation des Verdichterhubes 27
Abbildung 14: Variation des Verdichterwirkungsgrads 27
Abbildung 15: reale Kältemaschine 28
Abbildung 16: Veranschaulichung Leistungen im Kältekreis 28
Abbildung 17: Kreislaufgüte eta_{exp} bei variabler Verdampfungs- und Verflüssigungstemperaturen 30
Abbildung 18: Kreislaufgüte eta_{exp} bei variabler Verdampfungstemperaturen 31
Abbildung 19: Kreislaufgüte eta_{exp} bei variablen Verflüssigungstemperaturen 32
Abbildung 20: Güte des Polynoms bei konstanter Überhitzung und Unterkühlung 33
Abbildung 21: Kreislaufgüte eta_{exp} bei variabler Überhitzung und Unterkühlung 34
Abbildung 22: Güte des erweiterten Polynoms bei variabler Überhitzung und Unterkühlung 35
Abbildung 23: Terminologie Kältemittelverdichter [3] 36
Abbildung 26: Darstellung der Betriebsgrenzen eines Kältemittelverdichters [4] 36
Abbildung 26: Energiefluss und Verluste eines Kältemittelverdichters 37
Abbildung 26: Verdichterkennfeld eines Schraubenverdichters (Beispiel) 39
Abbildung 27: Verdichterkennfeld eines Turboverdichters (Beispiel) 39
Abbildung 27: Korrektur des Verdichterpolynoms bei variabler Überhitzung 41
Abbildung 28: Untersuchung der Güte der Verdichterpolynome in Abhängigkeit von T_0 bei konstanter Verflüssigungstemperatur T_1 43
Abbildung 29: Untersuchung der Güte der Verdichterpolynome in Abhängigkeit von T_1 43
Abbildung 30: Untersuchung der Güte der Verdichterpolynome bei Anwendung für den Teillastbetrieb 44

Abbildung 31: Untersuchung der Güte des Verdichterpolynoms. Darstellung des Verdichterkennfelds(Muschelplot) 45
Abbildung 32: Wärmeübertragung über Wärmestrom 46
Abbildung 33: Wärmeübertragung über Längenkoordinate 47
Abbildung 34: Temperaturverläufe für LMTD-Verfahren 47
Abbildung 35: Wärmeübertragung am überfluteten Verdampfer 53
Abbildung 36: Teillastverhalten trockene Expansion 54
Abbildung 37: vereinfachte Darstellung der Betriebssituation eines Kühlturms 56
Abbildung 38: Modellierung des Kühlgrenzabstands $\Delta T_{approach}$ in Abhängigkeit des Teillastzustands des Rückkühlers 57
Abbildung 39: Übersicht Optimierungsprobleme. Quelle: Pardalos et al. [9] 59
Abbildung 40: Schema lineare Optimierung (Quelle: Eigene Darstellung) 60
Abbildung 41: Schema nichtlineare Optimierung (Quelle: Eigene Darstellung) 61
Abbildung 42: Schema ganzzahlige Optimierung 62
Abbildung 43: Schema gemischt ganzzahlige nichtlineare Optimierung 63
Abbildung 44: Workflow ENOS 64
Abbildung 45: Übersicht ENOS Funktionen in Offline-Betrieb 65
Abbildung 46: Übersicht ENOS Funktionen in Online-Betrieb 66
Abbildung 70: Verzweigungen innerhalb des Optimierungsmodells 71
Abbildung 47: Wöchentliche Mittelwerte von Kältelast und Außentemperatur 97
Abbildung 48: Korrelationsfaktor nach Tageszeit und Tagestyp 98
Abbildung 49: Korrelationsfaktoren und Außentemperaturen 99
Abbildung 50: Streudiagramm der Kältelast mit Unterscheidung von Arbeitsfreier Tag und Werktag. 100
Abbildung 51: Streudiagramm der Kältelast bei Unterscheidung der sieben Wochentage 101
Abbildung 52: Glockenkurve Genauigkeit ohne/mit Interaktionstermen 102
Abbildung 53: Vergleich zwischen dem Vorhersagewert für die zu erwartende Kältelast (Regressand) und Messdaten, Juni 2021 103
Abbildung 54: Lastprognose für zwei Beispieltage 104
Abbildung 55: Programmstruktur main-lokal 76
Abbildung 56: Programmstruktur main-remote 77
Abbildung 57: Programmstruktur Modellbildung 78
Abbildung 58: Programmstruktur Optimierung-lokal 79
Abbildung 59: Programmstruktur Optimierung-remote 80
Abbildung 60: Programmstruktur Kommunikation-remote 81
Abbildung 61: Programmstruktur Kommunikation-lokal 82
Abbildung 62: Programmstruktur Lastprognose 83
Abbildung 63: Programmstruktur Lastdaten 84

Abbildung 64: Programmstruktur Wetterdaten 85
Abbildung 65: Programmstruktur Wetterprognose-remote 86
Abbildung 66: Programmstruktur Funktionsanalyse 87
Abbildung 67: Programmstruktur Regression 88
Abbildung 68: Programmstruktur Systemdesign 89
Abbildung 69: Übersicht Kälteversorgungssystem 96
Abbildung 71: Vergleich zwischen LHS und linearem Gitter 92
Abbildung 72: Leistungen 105
Abbildung 73: Temperaturverläufe Kaltwasserseite 106
Abbildung 74: Temperaturverläufe Kühlwasserseite 106
Abbildung 75: EER-Werte 107
Abbildung 76: Wirkungsgrade 107
Abbildung 77: Optimierung der Kühlwassertemperatur 109
Abbildung 78: Optimierung des Kühlwasservolumenstroms 109
Abbildung 79: Optimierte Nutzung der Speichereffekte 110
Abbildung 80: Globale Optimierung aller Freiheitsgrade 110
Abbildung 81: Optimierungsergebnisse: EER, Kühlwassertemperatur (oben), Leistungen der elektrischen Verbraucher (unten) 111

I. Aufgabenstellung und Ziele

1 Gesamtziel des Vorhabens

In dezentralen Systemen zur Versorgung mit Strom, Wärme und Kälte werden mehrere Energiewandler im Verbund eingesetzt. Dadurch ergibt sich eine Vielzahl von Freiheitsgraden sowohl hinsichtlich der Auswahl, welche der Anlagen in einem bestimmten Moment eingesetzt werden sollen, als auch hinsichtlich der Betriebsweise der einzelnen Aggregate. Ein weit verbreiteter Anwendungsfall findet sich beim Betrieb von Kälteversorgungssystemen. Hier ist insbesondere eine optimale Abstimmung des Einsatzes der Kälteanlagen in Verbindung mit den zugehörigen Rückkühlwerken von Interesse.

Für die in-situ Optimierung derartig flexibler Energieversorgungssysteme können je nach Komplexität und Art der Zielstellung diverse Optimierungsprozeduren angewendet werden. Dabei ist die Betriebscharakteristik aller Aggregate modellhaft abzubilden. Als Vorgabe für die Optimierung des Anlageneinsatzes ist gleichzeitig eine zeitaufgelöste Prognose des zukünftigen Versorgungsbedarfs erforderlich. Sowohl die technische Modellierung als auch die Bedarfsprognose ist kontinuierlich dem aktuellen Entwicklungsstand der Anlage und der Verbraucherstruktur nachzuführen.

Insgesamt besteht somit ein erheblicher Aufwand für den Aufbau und die Anwendung einer online-Betriebsoptimierung komplexer Energieversorgungssysteme. Dieser Weg wird für den Betrieb von Großkraftwerken im Verbund mit entsprechender weiterer Erzeugungs- und Verteilinfrastruktur beschritten. Für kleinere Energiesysteme sind aufwendige Optimierungsverfahren wegen des vergleichsweise hohen Aufwands jedoch bisher nicht wirtschaftlich anwendbar.

Im Rahmen dieser Untersuchung sollen Strategien entwickelt werden, die Anwendung von Optimierungsverfahren auch für kleinere dezentrale Energieversorgungssysteme, insbesondere zur Kälteversorgung, zu ermöglichen.

2 Bezug des Vorhabens zu den förderpolitischen Zielen

Die Ausrichtung des Vorhabens ist im Einklang mit den grundlegenden Zielen der Energiewende, die im 6. Energieforschungsprogramm der Bundesregierung dargestellt sind.

Durch die Anwendung von Methoden und Werkzeugen der Betriebsoptimierung wird die „Energieeffizienz bei der Bereitstellung, Verteilung und Nutzung von Energie“ gesteigert. Die Optimierungsmaßnahmen können sowohl zur Minderung des Primärenergieeinsatzes als auch zur Steigerung des Anteils erneuerbarer Energien angewandt werden, beispielsweise durch

- Abstimmung der Betriebsparameter der verschiedenen im Verbund eingesetzten Energiewandler, um den erforderlichen Energiebezug im Gesamten zu minimieren.
- Nutzung von Energiespeichern für Endenergie auf der Antriebsseite des Systems oder für die bereitgestellte Nutzenergie

– Flexibler Energiebezug aus den Verteilnetzen unter Berücksichtigung der aktuellen Bezugskonditionen und der Bereitstellung aus erneuerbaren Quellen.

Mit der Steigerung der Energieeffizienz wird gleichzeitig ein Beitrag zur Senkung der Treibhausgasemissionen erreicht und damit den klimapolitischen Zielen entsprochen.

Der Verbundpartner Trane kann durch Anwendung der Betriebsoptimierung seine Wettbewerbsfähigkeit als Anbieter für Energieversorgungssysteme und Energie-dienstleistungen Vergleich stärken.

In Deutschland entfallen etwa 13% des Elektroenergiebedarfs auf die stationäre Kälteerzeugung [1]. Davon wird knapp die Hälfte für Industriekälte, für Kältebereitstellung in der Nahrungsmittelindustrie sowie für die Gebäudeklimatisierung eingesetzt. Dementsprechend kann das vorgeschlagene Vorhaben allein bei Konzentration auf den Bereich der Kälteerzeugung einen nennenswerten Beitrag zur Erreichung der oben genannten Ziele der Energiewende beitragen. Darüber hinaus kann das Verfahren der Betriebsoptimierung auf den gesamten Bereich der Energiewandlung und Bereitstellung – wie z.B. die Kraft-Wärme-Kopplung, die Fernwärmeversorgung und die Gebäudeheizung mit Wärmepumpen – ausgeweitet werden.

Das Vorhaben adressiert insbesondere den in der Förderbekanntmachung vom 8.12.2014 genannten Bereich „3.11.3 Forschung für energieeffiziente Wärme- und Kältenetze – EnEff:Wärme“ mit der Zielsetzung, „netzgebundene Wärme- und Kälteversorgungssysteme primärenergetisch, exergetisch, wirtschaftlich und ökologisch zu verbessern.“ Die vorgeschlagene Entwicklung ist gleichermaßen für die Versorgung über Fernwärme-/Fernkältenetze als auch für dezentrale Versorgungsstrukturen geeignet.

Neben der effizienten Verwendung von Elektroenergie für die Kälteerzeugung ist das Vorhaben auch relevant für den Aufbau intelligenter Stromnetze, wie im Abschnitt „3.9.2 Intelligente Netzbetriebsführung“ der Förderbekanntmachung beschrieben. Die vorgeschlagene Betriebsoptimierung stellt ein „Verfahren…“ dar, „…um das Potenzial des Lastmanagements sowohl im industriellen als auch im privaten Bereich weiter zu erschließen“. Durch den Informationsaustausch mit intelligenten Netzen sollen zeitlich variable Bezugskonditionen für verschiedene Energieträger berücksichtigt werden und der Einsatz der Energieeigenerzeugung kann durch entsprechende Vorgaben des Netzbetreibers beeinflusst werden.

Im Vorhaben sollen neuartige Verfahren und Instrumente sowohl entwickelt als auch im Rahmen einer Pilotanwendung erprobt und demonstriert werden.

3 Wissenschaftliche und technische Arbeitsziele

Im Rahmen dieses Vorhabens soll ein Energieoptimierungssystem (ENOS) entwickelt werden, um die Anwendung von Optimierungsverfahren auch für kleinere dezentrale Energieversorgungssysteme zu ermöglichen. Geeignete Algorithmen werden aufgestellt, in ein Werkzeug zur online-Optimierung integriert und in einem realen Anwendungsprojekt erprobt.

Um die Anwendung des Energieoptimierungssystems mit geringem Aufwand zu ermöglichen, sind folgende Teilziele zu erfüllen:

Teilziel 1: flexible Darstellung und Anpassung der Systemverschaltung über die Bedienoberfläche, keine aufwändige Programmierung in einer höheren Programmiersprache

Teilziel 2: Einsatz des ENOS während der gesamten Lebensdauer eines Energiesystems von der Planung über die Realisierung bis zum Dauerbetrieb.

Teilziel 3: Festlegung der für die Systemeffizienz maßgeblichen grundlegenden Wirkungen zwischen den Systemkomponenten durch den Anwender.

Teilziel 4: Selbstständige Parametrisierung und Verfeinerung der Modelle während des Anlagenbetriebs

Vorbehaltlich einer weiteren Festlegung innerhalb des Forschungsvorhabens sollen die in den folgenden Abschnitten beschriebenen Programmfunktionen zur Anwendung in den verschiedenen Anwendungsphasen erstellt werden. Die nachfolgenden Abbildungen zeigen hierzu jeweils die Kernfunktion der einzelnen zu erstellenden Programmmodule (farbig).

3.1 Konfiguration des Energiesystems mittels Topologie-Editor

Die Eingabe und Darstellung der Systemkonfiguration soll über eine graphische Bedienoberfläche unter Verwendung vordefinierter Komponentenmodelle erfolgen (siehe Abbildung 1). Der hinterlegte Algorithmus übersetzt die eingegebene Systemtopologie in die mathematische Formulierung der Optimierungsaufgabe und übergibt diese an eine Gleichungslösungs-Routine. Die einzelnen Aggregate werden dabei mittels generischer Komponentenmodelle beschrieben, die auf den Eigenschaften typischer Geräte beruhen und eine grobe Modellierung der Betriebscharakteristik erlauben. Damit können im Planungsprozess ohne aufwändige mathematische Programmierung rasch unterschiedliche Konstellationen untersucht werden.

Im Rahmen des Projekts sollen alle in Frage kommenden kältetechnischen Geräte (mechanische und thermisch angetriebene Kälteerzeuger, Rückkühlwerke und ggf. Peripherie) implementiert werden und eine genaue Abbildung der hydraulischen Verschaltung – beispielsweise auch zur Darstellung unterschiedlicher Temperaturniveaus – realisiert werden.

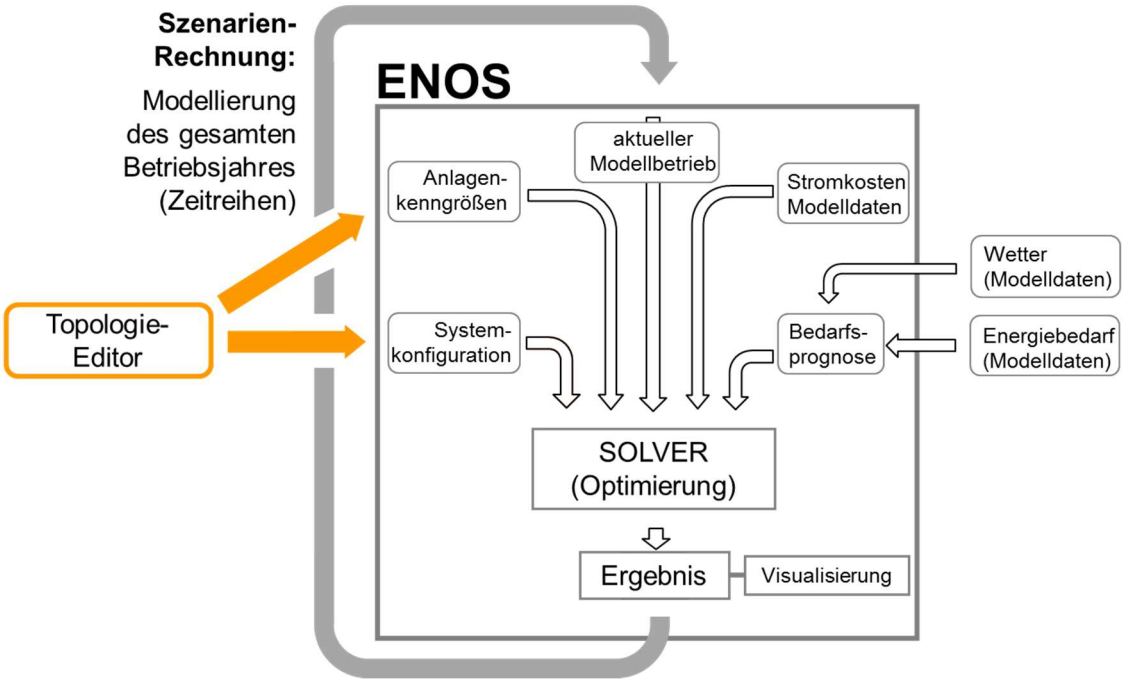


Abbildung 1: Ankopplung des Topologie-Editors zur Eingabe der Systemkonfiguration

3.2 Funktions-Analyse: Betriebscharakteristik der Systemkomponenten

Für die ganzheitliche Optimierung der Systemfunktion ist die Kenntnis der Reaktion der zusammenwirkenden Aggregate auf einzelne Betriebsparameter erforderlich, um eine „global“ optimale Einstellung ermitteln zu können.

Dies setzt eine Ausweitung der Datenbehandlung durch die zentrale Leittechnik (ZLT) voraus. Ausgewählte, für die Effizienz maßgebliche Betriebsparameter der einzelnen Aggregate müssen kontinuierlich von der Geräteebene an die ZLT gemeldet und von dort an das Analyse-Modul des ENOS weitergegeben werden (siehe Abbildung 2). Dort werden nach vom Anwender definierten Mustern Betriebscharakteristiken und Kennlinienfelder (Nutzenergie, Hauptenergie, Hilfsenergie, Hilfsstoffeinsatz) in Abhängigkeit der relevanten Einsatzparameter (z.B. Umgebungsbedingungen, Temperaturniveaus, Leistung) ermittelt bzw. verfeinert.

Dieses Funktionsanalyse-Modul wird – ähnlich wie der Topologie-Editor – als externe Routine an das ENOS angekoppelt. Hierin soll über eine einfache Eingabeoberfläche mit Hilfe einer vordefinierten Struktur die Art der Kopplung unterschiedlicher System- und Aggregateparameter charakterisiert werden. Der Analyse-Algorithmus ermittelt auf Basis dieser Vorgaben die für die Systemeffizienz wirksamen Korrelationen. Die gefundenen gegenseitigen Abhängigkeiten sollen in die Lösungsfindung des ENOS einfließen. Dieser Prozess soll während der Inbetriebnahmephase beginnen und später im kontinuierlichen Betrieb des Versorgungssystems den Einsatz des ENOS begleiten und kontinuierlich aktualisieren.

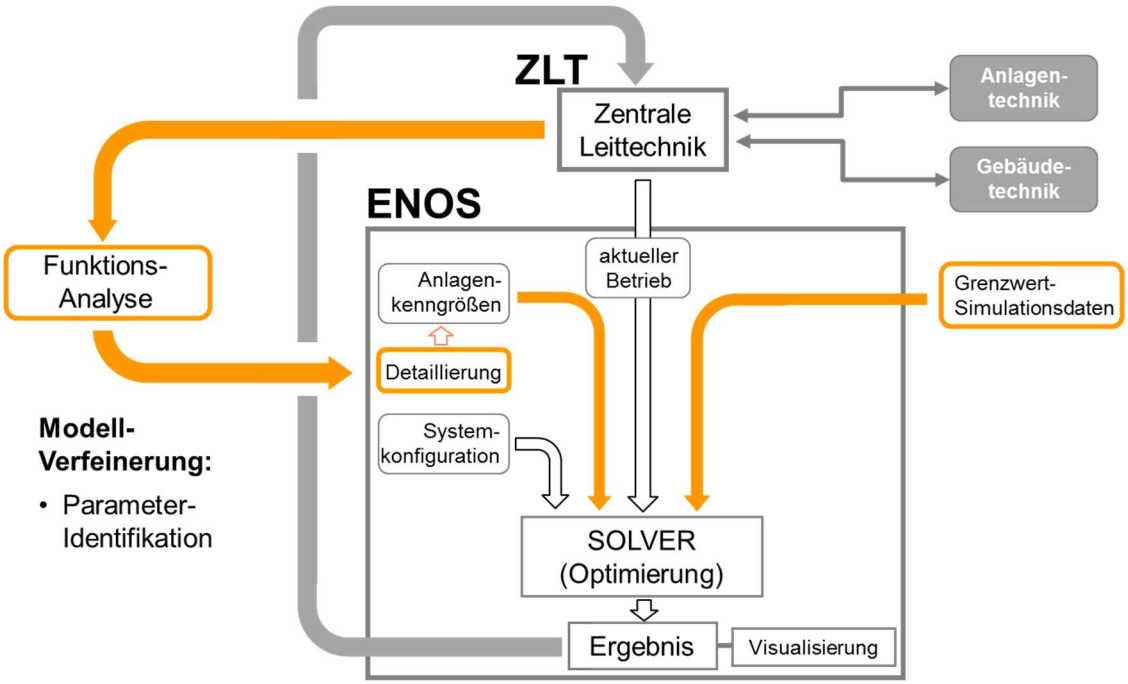


Abbildung 2: Ankopplung des Moduls zur Funktionsanalyse

3.3 Direkte Kopplung der Betriebsoptimierung an die konventionelle Anlagensteuerung

Das ENOS soll zur Optimierung komplexer Kälteversorgungssysteme eingesetzt werden, sowohl in dezentralen Installationen als auch in Energiezentralen zur Speisung von Kältenetzen. Der Betrieb derartiger Systeme wird zwar in der Regel im Zuge eines Facility-Managements oder durch eine firmeneigene Betriebsabteilung überwacht. Die Steuerung der Anlage erfolgt jedoch selbsttätig durch die ZLT ohne regelmäßige manuelle Bedieneingriffe. Aus diesem Grund ist es erforderlich das Optimierungsergebnis des ENOS direkt an die zentrale Systemsteuerung (ZLT) und von dort an die untergeordneten Anlagensteuerungen weiterzugeben (siehe Abbildung 3). Die Steuerung durch die ZLT erfolgt weiterhin autonom; d.h. die Grundfunktion des Energiesystems wird durch die Steuerungsbefehle der ZLT gewährleistet. Die Rückmeldungen des ENOS dienen einer zusätzlichen Optimierung der Betriebsweise.

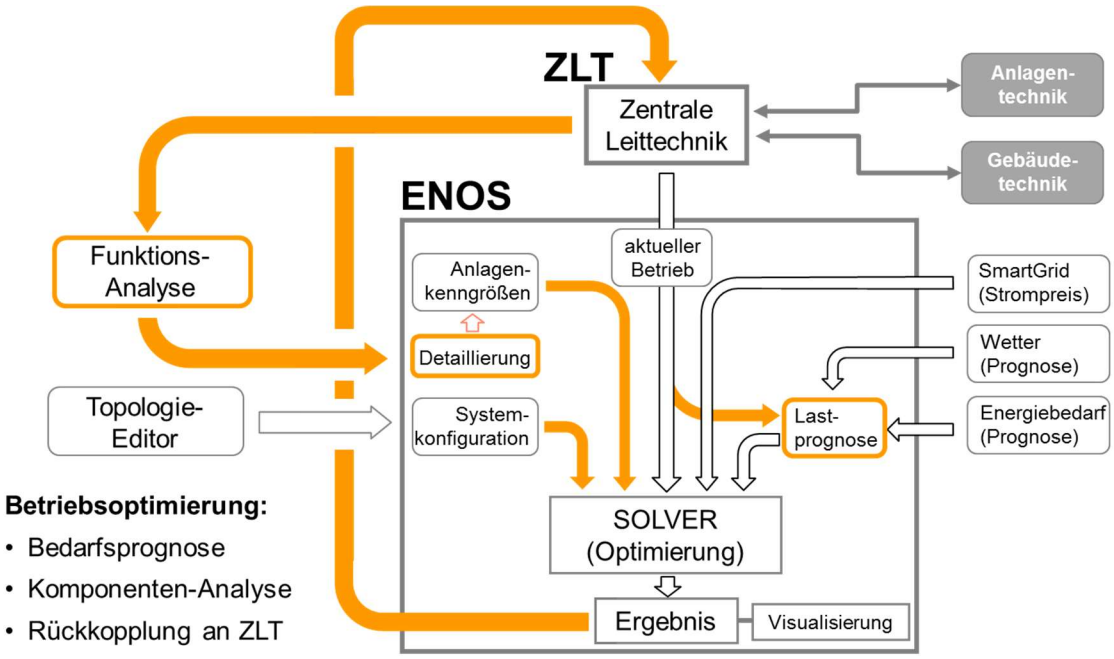


Abbildung 3: Einsatz des ENOS zur Betriebsoptimierung mit direkter Rückkopplung

3.4 Selbstständige Aktualisierung der Bedarfsprognose und Anlagencharakteristik

Ausgangspunkt für die Optimierung des Betriebszustands durch das ENOS ist die kontinuierliche Meldung der Ist-Daten des Versorgungssystems sowie der verschiedenen Verbraucher. Innerhalb des Projekts soll ein Modul entwickelt werden, das die Prognose der Energiebedarfswerte ständig aktualisiert, um Änderungen des Nutzerverhaltens sowie das Hinzukommen weiterer Verbraucher zu berücksichtigen.

In gleicher Weise soll fortwährend die Funktionsanalyse fortgeführt werden, um die Parametrisierung der verschiedenen Modelle weiter zu verfeinern. Treten für einzelne Aggregate größere Abweichungen zur bisher ermittelten Betriebscharakteristik auf, so können daraus Warnmeldungen generiert werden, um den Nutzer auf eine etwaige Fehlfunktion aufmerksam zu machen.

Auf diese Weise wird das Energiemanagementsystem kontinuierlich dem aktuellen Stand der Versorgungsaufgabe und des Versorgungssystems nachgeführt. Das ENOS kann daher jederzeit als Analysewerkzeug eingesetzt werden, um weiterführende Planungen durchzuführen – sei es zum Ausbau des Systems, beim Austausch bestehender Komponenten oder zur Beurteilung etwaiger alternativer technischer Lösungen.

4 Mögliche Energieeinsparung

Zur Abschätzung des Energiesparpotenzials wurde die Optimierung der Kälteversorgung eines Rechenzentrums untersucht, bei dem ganzjährig eine konstante Abwärmeleistung abgeführt werden muss. Es wird eine Kompressionskältemaschine in Verbindung mit einem trockenen Rückkühlwerk eingesetzt. Hierbei besteht die Möglichkeit der freien Kühlung, wenn im Winter oder während der Übergangszeit niedrige Außentemperaturen eine direkte Wärmeabfuhr über das Rückkühlwerk ohne Betrieb der

Kältemaschine erlauben. Bei höheren Außentemperaturen erfolgt die Kühlung des Rechenzentrums mittels einer Kältemaschine. Die hierbei entstehende Abwärme muss auf ein höheres Temperaturniveau gehoben werden, um diese mit dem Rückkühlwerk an die Umgebung abgeben zu können.

In der Regel wird in derartigen Anwendungen die aktive Kälteerzeugung ganzjährig eingesetzt unter Verzicht auf die mögliche Einsparung der Antriebsenergie für die Kältemaschine, da die Anwendung der freien Kühlung zusätzlichen Aufwand für die hydraulische Verschaltung und für die Anlagensteuerung erfordern würde. Abgesehen davon besteht jedoch auch im Sommerbetrieb, wenn der Einsatz der aktiven Kälteerzeugung unerlässlich ist, ein erhebliches Einsparpotenzial durch Optimierung des Temperaturniveaus der Rückkühlung. Üblicherweise wird die Kühlwassertemperatur ganzjährig konstant gehalten. Dabei ergibt sich bei kühleren Umgebungstemperaturen ein Rückgang des Strombedarfs für die Ventilatoren des Rückkühlwerks, jedoch bei konstanter Leistungsaufnahme des Verdichters der Kältemaschine. Bei einer Absenkung der Kühlwassertemperaturen würde zwar das Rückkühlwerk geringfügig mehr Hilfsenergie benötigen, dafür wäre aber eine weitaus höhere Energieeinsparung beim Antrieb des Kältekompressors möglich.

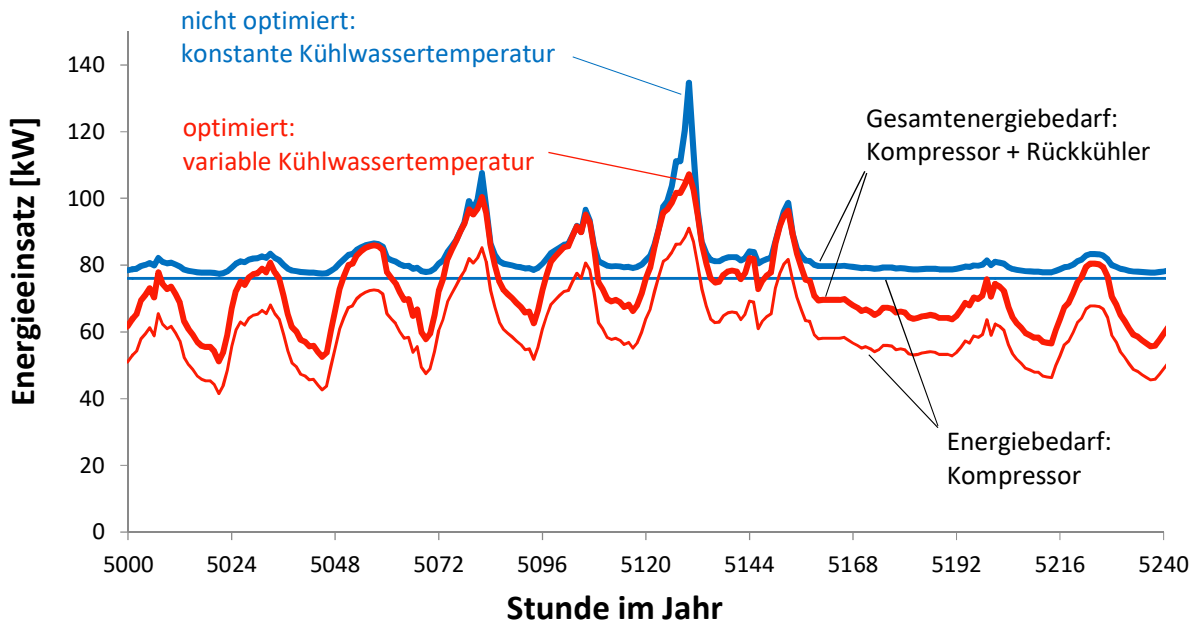


Abbildung 4: Elektrischer Energieeinsatz für Kältemaschine und trockenes Rückkühlwerk bei Betrieb mit konstanter (blau) bzw. optimierter Kühlwassertemperatur (rot) für eine zehntätige Betriebsperiode im Sommer.

Abbildung 4 zeigt die mögliche Verringerung des Strombedarfs für die Kälteerzeugung für eine zehntägige Betriebsperiode im Sommer (für Klimabedingungen des Testreferenzjahres TRY 13). Insbesondere bei kühleren Umgebungsbedingungen – außerhalb der Mittagsstunden – ist eine Verringerung des Gesamtenergiebedarfs um bis zu 30% durch die Verringerung der Kühlwassertemperatur und entsprechenden Rückgang der Leistungsaufnahme des Verdichters möglich. Ebenso zeigt sich eine deutliche Kappung des Leistungsbedarfs bei besonders hoher Umgebungstemperatur. Hier ergibt sich das

Optimum für die Gesamtanlage durch Erhöhung der Kühlwassertemperatur. Dies führt zwar zu einer Steigerung der Leistungsaufnahme des Verdichters, gleichzeitig wird jedoch eine überproportionale Minderung des Leistungsbedarfs des Rückkühlers erzielt.

Die nachfolgende Tabelle zeigt das Ergebnis der Abschätzung für den jährlichen Energieeinsatz: Durch integrale Optimierung des Betriebs von Kältemaschine und Rückkühlwerk kann der System-EER, d.h. das Verhältnis von Kälteenergie und Antriebsenergie für Kältemaschine und Rückkühler, von 3,6 auf 4,65 gesteigert werden. Hierbei ist für die Rückkühlung ganzjährig ein erhöhter Energieeinsatz erforderlich, der Gesamtenergiebedarf sinkt jedoch infolge der günstigeren Betriebsbedingungen der Kältemaschine. Damit ergibt sich in der Jahressumme eine Energieeinsparung in Höhe von etwa 22%. Die Einsparung durch die Nutzung von freier Kühlung ist dabei noch nicht berücksichtigt. Für das hier gewählte Beispiel ergibt sich für den Betrieb der aktiven Kühlung (mit Kältemaschine) eine jährliche Einsparung elektrischer Antriebsenergie von etwa 107 MWh. Dies bewirkt bei einer spezifischen CO_2-Emission von 0,6 kg/kWh$_{el}$ eine CO_2-Einsparung von 64,2 t/a. Bei einem üblichen Industriestrompreis von 0,15 €/kWh ergibt sich eine Kosteneinsparung in Höhe von etwa 16.000 €.

Tabelle 1: Jahreswerte des Energieeinsatzes: Kälteversorgung für ein Rechenzentrum (Beispiel)

Kälteleistung		**Energieeinsatz**	**nicht opt.**	**optimiert**	**Einsparung**
290	**kW**	ohne freie Kühlung	MWh	MWh	%
		Kältemaschine	453,0	307,3	**32,2**
		Rückkühler	25,8	64,3	**-149,7**
Freie Kühlung	(Aussentemp. > 4°C)	**Gesamt**	**478,8**	**371,6**	**22,4**
2802	**h/a**				
		Kälteenergie	1728	1728	
Kältemaschineneinsatz					
5958	**h/a**	**EER**	3,61	4,65	

Die hier beispielhaft diskutierte Optimierung des Zusammenspiels von Kältemaschine und Rückkühlwerk durch Optimierung der Kühlwassertemperatur stellt einen Teilaspekt des hier vorgeschlagenen Projekts dar. Insgesamt bestehen eine Reihe weiterer Optionen für die Optimierung der Betriebsweise von Kältesystemen.

II. Voraussetzungen, untern denen das Projekt durchgeführt wurde

Die angestrebte Entwicklung innerhalb des Vorhabens gliedert sich in zwei Hauptaspekte, die jeweils von einem Verbundpartner federführend bearbeitet wurden:

Hochschule München:	Entwicklung und programmtechnische Umsetzung der Prognose und Optimierungsalgorithmen
Trane:	Kommunikation mit der ZLT und Einbindung in den Anlagenbetrieb

Funktion und Wirkung des Energieoptimierungssystems ENOS sollten innerhalb des Vorhabens anhand einer Pilotinstallation erprobt und verfeinert werden. Zum Nachweis der erzielten Ergebnisse sollte der Betrieb des Pilotsystems anfangs als Referenzzustand ohne Optimierung beginnen und dann schrittweise durch den Einsatz des ENOS optimiert werden.

Die Entwicklung des ENOS knüpft an die Entwicklung eines Energiemanagementsystems (EMS) an, das das ZAE Bayern zur Steuerung eines Kraft-Wärme-Kälte-Systems am Flughafen München ab 1998 realisiert hat. Diese Arbeiten wurden ab dem Jahr 2003 durch die Firma e.square GmbH, eine Ausgründung aus dem ZAE Bayern, fortgeführt. Abweichend von dem damals eingesetzten GGLP-Verfahren (gemischt-ganzzahlige Programmierung) sollten im hier beschriebenen Vorhaben Polynome höheren Grades zur Modellierung der Systemkomponenten eingesetzt werden. Die Grundstruktur des EMS konnte jedoch als Vorlage für das neu zu entwickelnde ENOS dienen.

Innerhalb des Vorhabens sollte ein Entwicklungspartner zur Umsetzung einzelner Funktionselemente des ENOS, wie z.B. die Formulierung des Systemmodells, die Implementierung der Optimierungsalgorithmen und die Verfeinerung der Bedarfsprognose, eingebunden werden.

Für die professionelle Strukturierung der Software sollte zusätzlich ein Partner aus dem Bereich Softwaredesign und -entwicklung eingebunden.

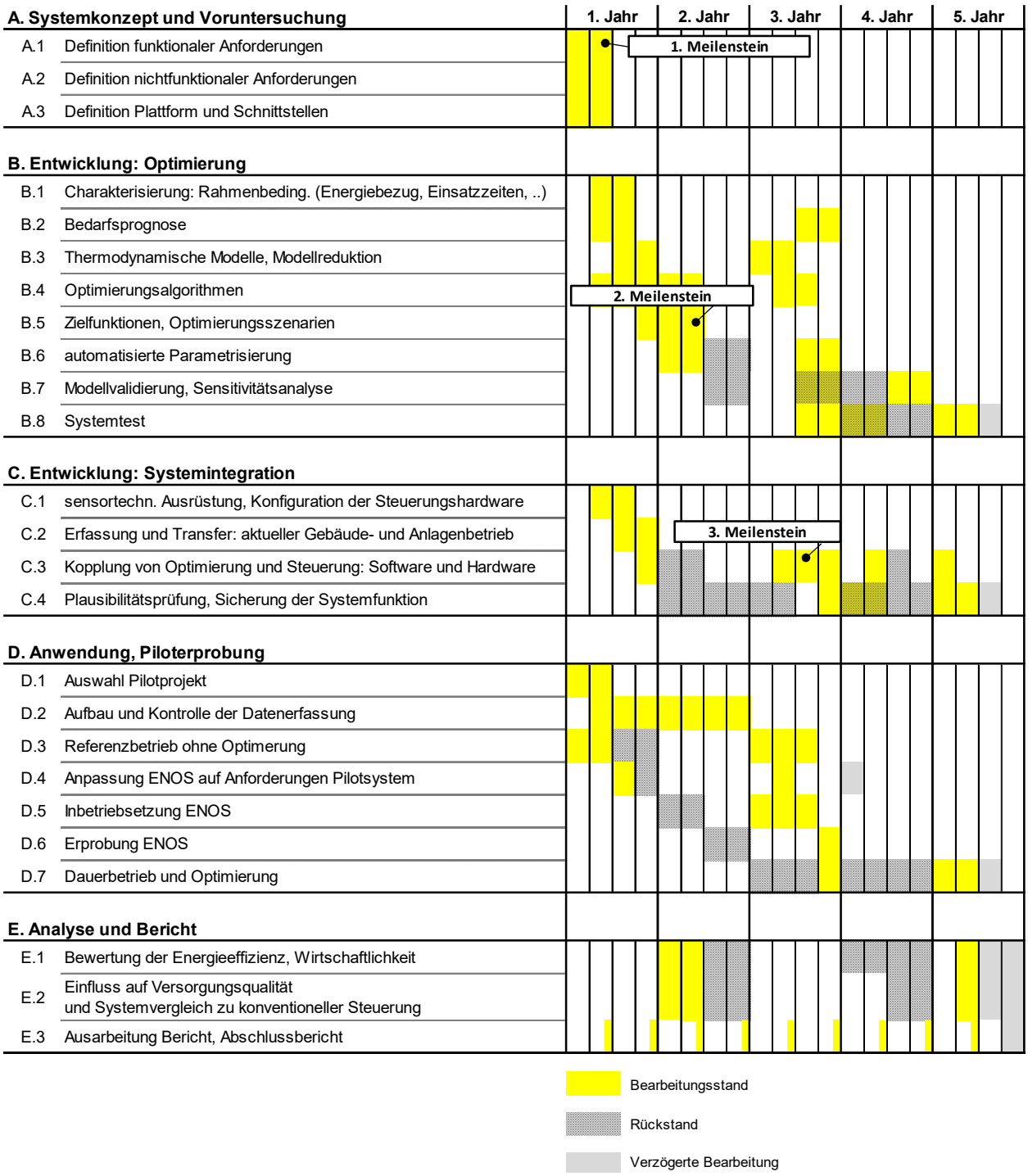
III. Planung und Ablauf des Vorhabens

Das Projekt kann in vier Haupt-Arbeitspakete (A-D) gegliedert werden. Ausgehend von der Voruntersuchung und der Analyse geeigneter Systemkonzepte mit der Definition diverser Anforderungen (A) erfolgte die Entwicklung des Optimierungssystems in zwei parallel ablaufenden Blöcken, die federführend von der Hochschule München bzw. Trane Roggenkamp mit Beiträgen des jeweils anderen Partners bearbeitet wurden: Die Hochschule München war verantwortlich für die Entwicklung des Optimierungsalgorithmus (B), die hardware- und softwaretechnische Systemintegration (C) wurde von Trane Roggenkamp geleitet. Anschließend wurde das Optimierungssystem in einer Pilotinstallation angewendet und erprobt (D).

Parallel zu den Hauptarbeitspaketen erfolgte übergeordnet im Arbeitspaket E die Bewertung und Analyse des Optimierungsverfahrens und der erzielten Wirkung sowie das Berichtswesen.

Der zeitliche Ablauf der Arbeitspakete ist im folgenden Balkenplan (Tabelle 2) dargestellt.

Tabelle 2: Arbeitsplan mit Meilensteinen



IV. Aktueller Stand von Wissenschaft und Technik; bisherige Arbeiten

1 Aktueller Stand von Wissenschaft und Technik

1.1 Planungsprozess und Betrieb von Energiesystemen

In der bisherigen ingenieurtechnischen Praxis bestehen verschiedene Begrenzungen, die einer optimalen Konfiguration und Betriebsweise von Energieversorgungssystemen im Wege stehen. Zum einen werden die Anforderungssituation und die technischen Eigenschaften der Aggregate und ihrer Verknüpfungen nicht ausreichend genau erfasst und berücksichtigt und zum anderen sind die einzelnen Bearbeitungsschritte von der Planung bis zum Betrieb der Anlage nicht ausreichend miteinander verzahnt, um ein bestmögliches Ergebnis zu erzielen.

Im Planungsprozess wird der spätere Betrieb des Energiesystems mit Hilfe überschlägiger Methoden grob abgeschätzt. Ungenauigkeiten beruhen auf der vereinfachten Darstellung des Versorgungsbedarfs mittels Jahresdauerlinien und Gleichzeitigkeitsfaktoren. Damit geht der zeitliche Zusammenhang der Bedarfsverläufe einzelner Verbraucher während des gesamten Betriebsjahres– insbesondere in Systemen zur Wärme- und Kälteversorgung – verloren.

Die Betriebsweise und Effizienz der einzelnen Aggregate wird durch Auslegungswerte beschrieben ohne ausreichende Berücksichtigung von Teillastzuständen [2]. Der Bedarf an Hilfsenergie zum Betrieb von Nebenaggregaten oder für die Umwälzung von Wärme- oder Kälteträgerkreisläufen wird vernachlässigt oder nur überschlägig ermittelt. Wegen der Komplexität der Systeme unterbleibt eine Optimierung der Systemkonfiguration sowohl hinsichtlich Auswahl und Dimensionierung der Aggregate als auch hinsichtlich der Betriebsweise.

Bei der Realisierung der Gesamtanlage besteht neben der Herstellung, Lieferung und Installation der verschiedenen Systemkomponenten ein Arbeitsbeitrag in der Erstellung der Anlagensteuerung. Hierzu wird ein Steuerungsalgorithmus die zentrale Steuerungseinheit (ZLT) programmiert, die als Schaltzentrale zur Ansteuerung der einzelnen Geräte des Gesamtsystems eingesetzt wird. Defizite ergeben sich, weil standardisierte Einsatzmuster aus bereits erstellten Systemen ohne exakte Anpassung auf die aktuell gegebene Situation übertragen werden. Aus Kostengründen und mangels genauer Kenntnis der Charakteristik der einzelnen Aggregate unterbleibt eine weitere Optimierung der Anlagensteuerung.

Der Betrieb des Systems beginnt mit der Inbetriebnahme der Einzelkomponenten und der Steuerung des Gesamtsystems. Dabei wird das Zusammenspiel der einzelnen Aggregate überprüft und eingestellt, um eine störungsfreie Funktion zu erreichen. Eine Optimierung der Steuerungsabläufe und der Anlagenbetriebsweise unterbleibt, um die Herstellkosten des Systems zu begrenzen. Einsparpotentiale durch Effizienzsteigerung des Betriebs werden nicht erschlossen.

Für eine weitere Optimierung im Verlauf der Nutzungsdauer des Systems bestehen insbesondere folgende Hindernisse:

- Die Programmierung der Anlagensteuerung ist abgeschlossen und eine spätere Bearbeitung ist nur mit erhöhtem Aufwand möglich.
- Die Betriebseigenschaften der einzelnen Aggregate des Gesamtsystems (z.B. BHKW, Kältemaschinen, Rückkühler) sind nicht im Detail bekannt und es bestehen nur sehr eingeschränkte Möglichkeiten von der Zentralsteuerung des Systems aus auf den Betrieb der einzelnen Aggregate Einfluss zu nehmen.

1.2 In-situ-Betriebsoptimierung

Für die in-situ Optimierung des Einsatzes komplexer und flexibler Energieversorgungssysteme können Optimierungsprozeduren wie z.B. die Gemischt-Ganzzahlige Lineare Programmierung (GGLP), Genetische Algorithmen (GA) oder Nichtlineare Optimierung angewendet werden. Dabei ist die Betriebscharakteristik aller Aggregate modellhaft abzubilden. Als Vorgabe für die Optimierung des Anlageneinsatzes ist gleichzeitig eine zeitaufgelöste Prognose des zukünftigen Versorgungsbedarfs erforderlich. Sowohl die technische Modellierung als auch die Bedarfsprognose ist kontinuierlich dem aktuellen Entwicklungsstand der Anlage und der Verbraucherstruktur nachzuführen.

Insgesamt besteht somit ein erheblicher Aufwand für den Aufbau und die Anwendung einer online-Betriebsoptimierung komplexer Energieversorgungssysteme. Dieser Weg wird für den Betrieb von Großkraftwerken im Verbund mit entsprechender weiterer Erzeugungs- und Verteilinfrastruktur beschritten. Für dezentrale Energiesysteme kleiner und mittlerer Leistung bis zu einigen MW Erzeugerleistung - z.B. zur Kraft-Wärme-Kopplung oder zur Wärme- und Kälteversorgung von Gebäuden oder industriellen oder gewerblichen Nutzern - sind aufwendige Optimierungsverfahren wegen des vergleichsweise hohen Aufwands bisher jedoch nicht wirtschaftlich anwendbar, so dass das Optimierungspotential nicht ausgenutzt wird.

Das hier vorgeschlagene Verfahren geht insbesondere hinsichtlich der folgenden Punkte über die Zielsetzung aktueller Forschungsvorhaben wie z.B. „Kälteanlagen in der Praxis“, „EnBeKa“ oder „Coolplan“ hinaus:

- Sollwerte für einzelne Betriebsparameter werden in-situ optimiert und dynamisch der Betriebssituation und den herrschenden Umgebungsbedingungen nachgeführt.
- Die Modellierung der einzelnen Komponenten wird laufend mit dem realen Betriebsverhalten der Aggregate abgeglichen.
- Die mathematische Formulierung der Komponentenmodelle muss zum einen ausreichend exakt sein, um eine sichere Aussage über die optimale Betriebsweise des Gesamtsystems zu erzielen; zum anderen müssen die Modelle soweit vereinfacht werden, dass eine Zeitreihenbehandlung durch den Optimierungsalgorithmus (z.B. ein GGLP-Verfahren) möglich ist.

2 Bisherige Arbeiten der Projektbeteiligten

2.1 Hochschule München

An der Hochschule München wird das Vorhaben im Bereich „Versorgungs- und Gebäudetechnik“ der Fakultät 05 bearbeitet. Hier wird bereits eine Reihe von Forschungsvorhaben durchgeführt, in denen Konzepte und Anlagen für die effiziente Energieversorgung und den Betrieb von Gebäuden entwickelt werden. Die Forschungsarbeiten werden durch fachlich ausgewiesene Hochschullehrer in Zusammenarbeit mit wissenschaftlichen Mitarbeitern ausgeführt, die im Rahmen der Vorhaben eine Promotion absolvieren können. Um ein bestmögliches Umfeld für die Bearbeitung der Promotionsthemen und die Erstellung der Dissertationsschrift zu schaffen, nehmen die Doktoranden am kooperativen Graduiertenkolleg „Gebäudetechnik und Energieeffizienz“ (KGk.) der Hochschule München und der TU München teil.

Die Forschungsarbeiten im kooperativen Graduiertenkolleg verbinden wissenschaftliche Exzellenz und Grundlagenforschung einer Universität mit der Expertise in der angewandten Forschung und Entwicklung der Hochschule München mit dem Ziel neue Impulse für die Wissenschaft sowie innovative Lösungen für die praktische Anwendung im Gebäudebereich und bei der Energieversorgung zu erlangen. Das KGk. ist als thematisches Graduiertenzentrum in die Graduate School der TU München eingegliedert.

2.2 Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH

lm Jahr 1968 wurde von Hans-Thomas Roggenkamp das Unternehmen Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH, seit 2015 in TRANE ROGGENKAMP umbenannt, im bayrischen Krailling gegründet. Der damalige Einmannbetrieb hat sich zu einem innovativen und mittelständischen Unternehmen entwickelt, welches kontinuierlich wächst. Die Geschäftsführung besteht heute aus dem Gründer Hans-Thomas Roggenkamp und dessen Sohn Thomas Roggenkamp.

Der Betrieb ist ein rechtlich eigenständiges Franchiseunternehmen, dessen Geschäftsmodell u,a. auf Sonderbauten, Vertrieb sowie Service- und lnstallationsleistungen von Klima –und Kälteanlagen basiert. Die Anlagen werden vom Franchisegeber Trane lnc, eingekauft, dessen Sitz in Dublin liegt. Neben den klassischen Franchisetätigkeiten wie Verkauf und Service hat sich das Unternehmen jedoch zu einem Anbieter mit eigenen Lösungen weiterentwickelt. Der Betrieb kauft Standardanlagen von Trane lnc. ein, die dann optimal und kundenindividuell auf das Gebäude angepasst werden. Zudem konnte eine eigenständige Mietkälteflotte aufgebaut werden. Des Weiteren wurde TRANE ROGGENKAMP um die Abteilungen Energy Service und Kälte-Automations-Systeme ergänzt. Mit Energy Service übernimmt der Betrieb neben der lnstallation auch die energetische Planung und Optimierung der Gebäudetechnik.

lm Bereich Kälte-Automations-Systeme werden hauseigene Schaltschränke zur Automatisierung der Kälteanlagen entwickelt und produziert. Durch die Erschließung dieser Geschäftsfelder kann TRANE ROGGENKAMP heute einen Großteil der relevanten Bereiche abdecken.

Seit 1968 wurden ca. 4.000 Projekte im Bereich Klima- und Kältetechnik abgeschlossen, darunter auch eine große Anzahl namenhafter Kunden.

V. Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Austausch im Rahmen des Themenverbunds: Effizienter Betrieb von Kältesystemen

Der aktuelle Stand und die verwendeten Lösungsansätze des Vorhabens „ENOS“ wurde in den Austausch mit den Ausführenden thematisch verwandter Forschungsvorhaben eingebracht, entsprechend der Zielsetzung der „Forschungsnetzwerke Energie“.

Diesem Zweck diente auch ein gemeinsames Treffen mit den Vertretern der Vorhaben Coolplan Air, EnBeKa II, KAP III und ENOS am 29.10.2019 an der Hochschule Düsseldorf.

Wärmetechnische Modellierung: Aalto University Helsinki und KTH Stockholm

Im Rahmen seines Promotionsvorhabens absolvierte der wissenschaftliche Mitarbeiter Jörg Bentz einen mehrwöchigen Forschungsaufenthalt an der Aalto University Helsinki und an der KTH Royal Institute of Technology, in Stockholm. Gegenstand des wissenschaftlichen Austauschs waren in erster Linie Fragen der Modellbildung, insbesondere zur Ermittlung der thermischen Lasten von Gebäuden.

Optimierungsalgorithmen: TU München und ZAE Bayern

Fragestellungen zur Entwicklung von Optimierungsprozeduren und die mathematische Formulierung des Optimierungsproblems wurde mit einschlägigen Arbeitsgruppen am Lehrstuhl „Erneuerbare und Nachhaltige Energiesysteme“ der TU München (Prof. Dr. Thomas Hamacher) sowie dem Bayerischen Zentrum für Angewandte Energieforschung in Garching diskutiert.

VI. Verwendung der Zuwendung und erzielte Ergebnisse

1 Zielsetzung

Im Rahmen des Verbundvorhabens „ENOS - Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen“ sollte ein Verfahren entwickelt werden, mit dem der Betrieb dezentraler Energiesysteme – insbesondere von Kälteversorgungssystemen – optimiert werden kann.

Um die Optimierung von Kälteversorgungssystemen in der Planungsphase und im praktischen Anlagenbetrieb zu ermöglichen, zielte das Vorhaben „ENOS“ auf die Entwicklung eines digitalen Werkzeugs, das für die optimierte Konfiguration von Kälteversorgungssystemen eingesetzt werden kann und im laufenden Betrieb eine optimale Einstellung der Betriebsparameter vorgibt.

Die Konzeption eines Energieoptimierungssystems für Kälteversorgungsanlagen stellt eine herausfordernde, aber lohnende Aufgabe dar. Ein solches System kann dazu beitragen, den Energieverbrauch zu minimieren, die Betriebskosten zu senken und die Umweltauswirkungen zu reduzieren.

Das zentrale Ziel des Vorhabens „ENOS“ bestand in der rechnerischen Ermittlung der optimalen zeitlich variablen Fahrweise von Kälteversorgungssystemen, basierend auf einer wärmetechnischen Modellierung der Funktion und des Zusammenwirkens aller relevanten Systemkomponenten.

Die Umsetzung des Optimierungsergebnisses im laufenden Betrieb soll einen sicheren Betrieb des Versorgungssystems mit minimalem Energieeinsatz und entsprechend verringerten Betriebskosten ermöglichen. Für die kontinuierliche Anwendung und Aktualisierung des Systems ist eine selbsttätige daten-basierte Analyse des Systemverhaltens erforderlich.

2 Theoretische Grundlagen und Modellierung

2.1 Kältetechnik

Die Kältetechnik muss weltweit immer höhere Anforderungen erfüllen. Dies betrifft nicht nur die Nutzeranforderungen, sondern auch die Anforderungen an die Energieeffizienz und Nachhaltigkeit. In vielen Anwendungen kann aufgrund einer zu niedrigen Solltemperatur nicht auf den Einsatz aktiver Kälteerzeugungssysteme verzichtet werden. Die aktive Kälteerzeugung hebt mit Hilfe von elektrischer oder thermischer Energie Wärme von einem niedrigen auf ein höheres Temperaturniveau, von welchem es dann an die Umgebung abgeführt werden kann. Dieser Prozess ist das Gegenstück des Wärme-Kraft-Prozesses, bei dem Wärme auf hohem Temperaturniveau aufgenommen wird, um technische Arbeit zu verrichten, wobei der verbleibende Wärmestrom auf ein tieferes Temperaturniveau abgewertet wird.

In der praktischen Anwendung kommen die folgenden Verfahren der aktiven Kälteerzeugung zum Einsatz (vgl. z.B. [2]):

1. Kompressionskälteprozess
    a. Kaltdampfprozess
    b. Kaltluftprozess
    c. Dampfstrahlkälteprozess
2. Sorptionsprozess
    a. Absorptionskälteprozess
    b. Adsorptionskälteprozess
3. Thermoelektrischer Kälteprozess

Für eine detaillierte Betrachtung sind neben den Erzeugungsarten auch die Einsatzbereiche zu unterscheiden:

1. Serverräume
2. Technologische Kälte
3. Gewerbekälte
4. Klimakälte

Das Gegenstück zur aktiven Kälteerzeugung ist die sogenannte freie Kühlung. Bei der freien Kühlung reicht die Temperaturdifferenz zwischen der Außentemperatur und der geforderten Zieltemperatur des Kühlsystems aus, um die Wärme mit Hilfe des Rückkühlwerks direkt an die Umgebungsluft abzugeben. Aufgrund dieser Eigenschaft ist für eine integrale Betrachtung des Kälteversorgungssystems wichtig, auch die verschiedenen Techniken der Rückkühlung und die verwendete Form des Wärmetransports zu berücksichtigen.

In der vorliegenden Arbeit liegt der Fokus auf der Klimakälte. Damit wird eine Eingrenzung im Hinblick auf die für diesen Bereich relevanten Systemkomponenten, Temperaturbereiche und die zur Auswahl stehenden Kältemittel möglich.

2.2 Kompressionskältemaschinen

Das am weitesten verbreitete Verfahren zur Kälteerzeugung ist der Kaltdampfprozess, ein linkslaufender Kreisprozess mit mechanischer Verdichtung des Kältemitteldampfes. Die Kompressionskältemaschinen heben Wärmeenergie von einem tiefen Temperaturniveau auf ein höheres Temperaturniveau und nutzen dabei den Phasenwechsel zwischen flüssigem und gasförmigem Zustand des Kältemittels. Aufgrund der in der Praxis erreichten hohen Effizienz und der einfachen technischen Realisierbarkeit stellt die Kompressionskältetechnik dar. Grundsätzlich besteht eine Kompressionskältemaschine aus dem Verdichter (Kompressor), dem Kondensator (Verflüssiger), dem Expansionsorgan (Expansionsventil) und dem Verdampfer. Wobei auch das verwendete Kältemittel und die Details der Kreislaufführung, beispielsweise die Überhitzung und Unterkühlung des Kältemittels vor dem Eintritt in den Verdichter bzw. beim Austritt aus dem Verflüssiger betrachtet werden müssen.

2.2.1 Funktion und Kreislaufeffizienz

Um die Energieeffizienz und damit die Wirtschaftlichkeit der untersuchten Kälteversorgungssysteme bewerten zu können, hat sich in der Praxis die Leistungsziffer (engl. Energy Efficiency Ratio, EER) als Kennzahl etabliert. Sie setzt die abgegebene Kälteleistung ins Verhältnis zur aufgenommenen Antriebsleistung.

Im Vergleich zur idealen Prozessführung muss der Einfluss der Wärmeübertragung zwischen den externen Wärmeträgern und dem internen Kreislauf der Kältemaschine sowie der Verlustmechanismen im internen Kreislauf der Kältemaschine betrachtet werden, um eine Aussage über die Effizienz einer realen Anlage treffen zu können. Dies wird in der folgenden Beschreibung erläutert:

Den Ausgangspunkt bildet der sogenannte Carnot-Prozess einer idealen Wärme-Kraft Maschine. Sie erhält eine Wärmezufuhr Q_h bei der Temperatur T_h und gibt die mechanische Arbeit W ab. Die Differenz von Wärmezufuhr und mechanischer Arbeit wird als Wärmestrom Q_k bei niedrigerer Temperatur T_k an die Umgebung abgegeben, wie in Abbildung 5 dargestellt.

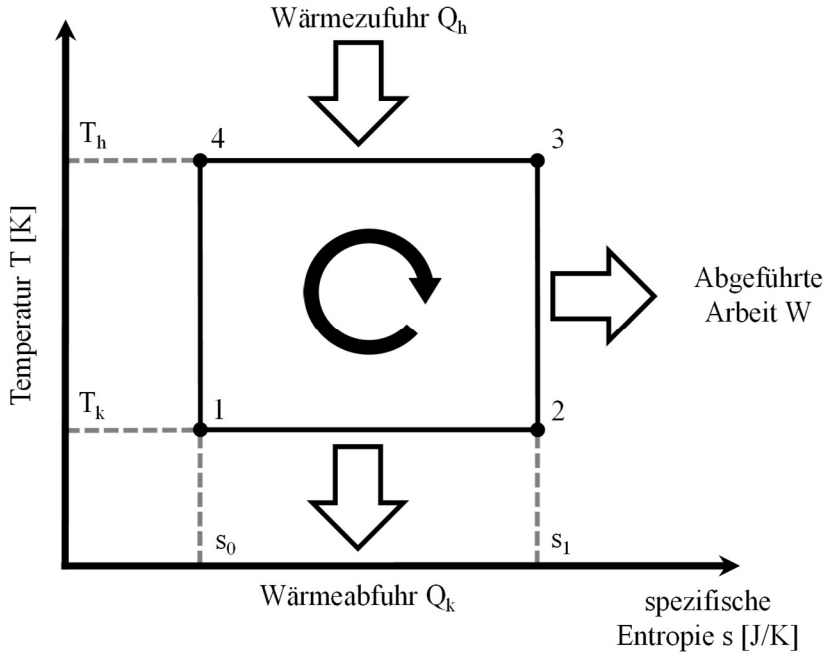


Abbildung 5: Carnot-Prozess im Ts-Diagramm

Der sogenannte Carnot-Wirkungsgrad gibt den Maximalwert der Abgabe mechanischer Arbeit W an und lässt sich über die Temperaturen der Wärmezufuhr Th und der Wärmeabfuhr Tk mit Hilfe der Gleichung (VI-1) bestimmen.

$$\eta_c = \frac{T_h - T_k}{T_h} = 1 - \frac{T_k}{T_h} \qquad \text{(VI-1)}$$

Grundlage dieser Beziehung ist die Annahme einer reversiblen - d.h. im Sinne des zweiten Hauptsatzes der Thermodynamik - verlustfreien, Prozessführung, so dass der Wärmeaustausch mit der Umgebung insgesamt ohne Entropieerzeugung erfolgt.

Kältemaschinen und Wärmepumpen beruhen auf dem linksläufigen Kreisprozess, wie in Abbildung 6 dargestellt.

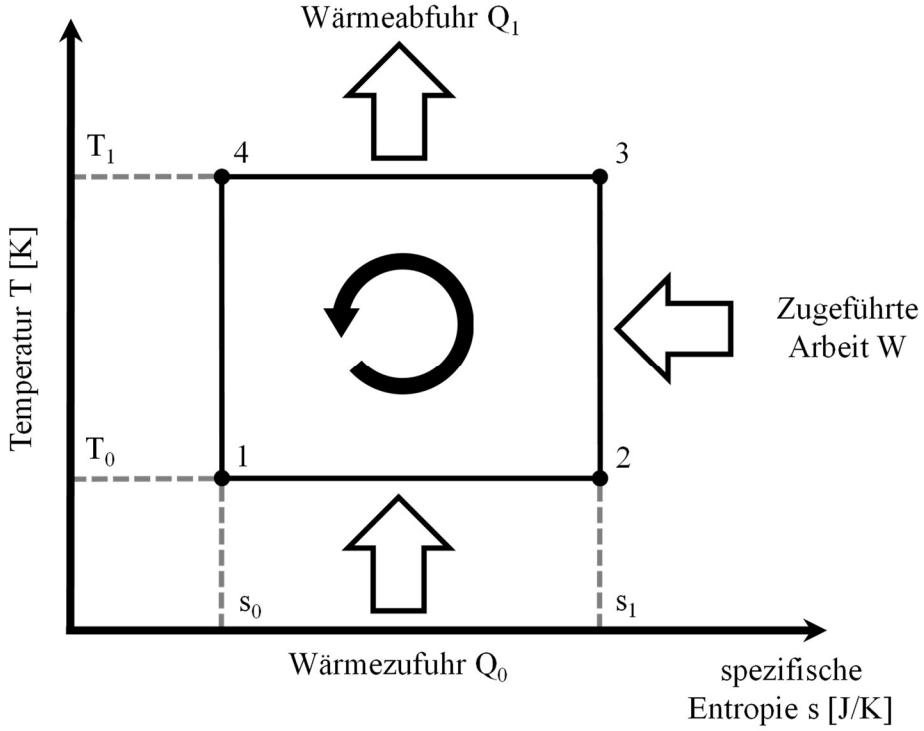


Abbildung 6: Carnot-Prozess für Kältemaschinen im Ts-Diagramm

Bei diesem Prozess wird ein bei niedriger Temperatur T_0 zugeführter Wärmestrom Q_0 unter Zufuhr von Arbeit W auf ein höheres Temperaturniveau gebracht und als Abwärme Q_1 (mit $Q_1 = Q_0 + W$) abgeführt.

Die Energieeffizienz eines solchen Systems, ausgedrückt durch das Verhältnis aus Nutzwärmeleistung zu aufgenommener Antriebsleistung, wird mit Hilfe der Leistungszahl EER sowie der Arbeitszahl COP für den Fall der Kältemaschine (Gleichung (VI-2) bzw. der Wärmepumpe (Gleichung (VI-3) ausgedrückt.

$$EER = \frac{\dot{Q}_0}{W_{el}} \tag{VI-2}$$

$$COP = \frac{\dot{Q}_1}{W_{el}} \tag{VI-3}$$

Der theoretische Bestwert der Leistungszahl EER_c (oder $\varepsilon_{KM,c}$) bzw. der Arbeitszahl COP_c (oder $\varepsilon_{WP,c}$) wird analog zur Wärme-Kraft-Maschine bei reversibler Prozessführung in Abhängigkeit der Temperaturen von Wärmequelle und Wärmesenke erreicht, wie in Gleichung (VI-4) und (VI-5) angegeben.

$$\varepsilon_{KM,c} = \frac{1}{\eta_c} - 1 = \frac{T_0}{T_1 - T_0} \tag{VI-4}$$

$$\varepsilon_{WP,c} = \frac{1}{\eta_c} = \frac{T_1}{T_1 - T_0} \tag{VI-5}$$

Im realen Betrieb wird eine geringere Effizienz erreicht; die Carnot-Werte geben die theoretischen Obergrenzen an, wie in Gleichung (VI-6) und (2-7) ausgedrückt.

$$\varepsilon_{KM} = \frac{Q_0}{W_{el}} < \varepsilon_{KM,c} \qquad \text{(VI-6)}$$

$$\varepsilon_{WP} = \frac{Q_1}{W_{el}} < \varepsilon_{WP,c} \qquad \text{(VI-7)}$$

Für die detaillierte Untersuchung von Kaltdampfprozessen hat sich das Log(p)-h-Diagramm etabliert. Abbildung 7 zeigt den Kaltdampfprozess einer Kältemaschine für den Fall einer idealen, d.h. verlustfreien Prozessführung des internen Kreislaufs. Dazu wird sowohl eine verlustfreie Verdichtung als auch eine verlustfreie arbeitsleistende Entspannung, jeweils entlang der Isentropen, angenommen. In realen Anlagen erfolgt die Verdichtung nicht verlustfrei und dementsprechend unter höherem Einsatz von Verdichtungsarbeit. Und die Entspannung des Kältemittels zwischen Verflüssiger und Verdampfer wird mit Hilfe einer Drossel ohne Entzug mechanischer Arbeit ausgeführt und stellt dementsprechend eine isenthalpe Zustandsänderung dar.

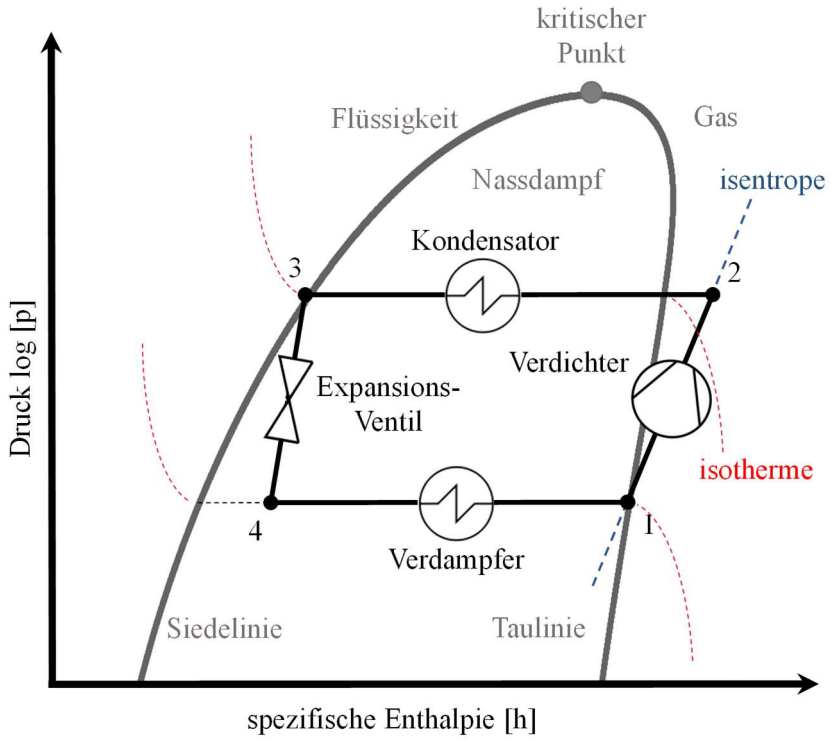


Abbildung 7: idealisierter Kaltdampfprozess

Die zugeführte Wärmeleistung Q_0 (Kälteleistung) kann mit Hilfe der Enthalpiedifferenz und dem umgesetzten Kältemittelmassenstrom in Gleichung (VI-8) dargestellt werden. Die abgeführte Wärmeleistung Q_1 mit Gleichung (VI-9).

$$Q_0 = (h_1 - h_4) \cdot \dot{m}_0 \quad \text{(VI-8)}$$

$$Q_1 = (h_2 - h_3) \cdot \dot{m}_0 \quad \text{(VI-9)}$$

Die durch den Kompressor zuzuführende Arbeit W kann ebenfalls in Form einer Enthalpiedifferenz, Gleichung (VI-10), ausgedrückt werden.

$$W_{Komp,ideal} = (h_2 - h_1) \cdot \dot{m}_0 \quad \text{(VI-10)}$$

Um eine verlustfreie, d.h. reversible, Prozessführung zu erzielen, müssen die Verdichtung von Zustandspunkt 1 nach 2 und die Entspannung zwischen Zustandpunkt 3 und 4 isentrop erfolgen. Bei der arbeitsleistenden, isentropen Entspannung wird die mechanische Arbeit $W_{Exp,ideal}$, Gleichung (VI-11), gewonnen.

$$W_{Exp,ideal} = h_3 - h_4 \quad \text{(VI-11)}$$

Bilanziell ergibt sich der Bedarf an mechanischer Arbeit zum Erreichen der Carnot-Effizienz des bei den Temperaturen T_0 und T_1 betriebenen Kältekreislaufs als Differenz aus isentroper Verdichtungsarbeit und dem Arbeitsgewinn der isentropen Entspannung des Kältemittels.

Damit ergibt sich aus der Energiebilanz für die Kreislaufeffizienz bei reversibler Betriebsführung des internen Kältemaschinenkreislaufs – sogenannter endoreverdsibler Kreislauf – folgende Leistungsziffer EER_{endo},

$$EER_{endo} = \frac{Q_{0,ideal}}{W_{komp,ideal} - W_{exp,ideal}} = \frac{\tilde{T}_{i,0}}{\tilde{T}_{i,1} - \tilde{T}_{i,0}} \quad \text{(VI-12)}$$

Dieser Wert ist identisch mit dem Wert der Carnot-Leistungsziffer des Kreislaufs, ermittelt für die entropischen Mittelwerte der Wärmezufuhr und Wärmeabfuhr im Verdampfer $\tilde{T}_{i,0}$ bzw. Kondensator $\tilde{T}_{i,1}$ (VI-12).

2.2.2 Kennzahlen-basierte Modellierung von Kältemaschinen

Für die Effizienz der Kälteerzeugung sind die Temperaturniveaus der Wärmeaufnahme bei niedriger Temperatur T0 und der Wärmeabgabe bei höherer Temperatur T1 sowie die auftretenden Verluste ausschlaggebend, wie im vorangehenden Abschnitt beschrieben.

Für die weitere Verwendung im Rahmen der modellbasierten Optimierung wurde der folgende mehrstufige Modellansatz entwickelt, der eine einheitliche Beschreibung der Betriebscharakteristik von Kältemaschinen für unterschiedliche Baugrößen und Kältemittel und unter Verwendung unterschiedlicher Verdichterbauformen ermöglichen soll.

Das Modell soll das Betriebsverhalten der Kältemaschine in Abhängigkeit der realen Betriebsparameter, gegeben durch die Temperaturen und Durchflussmengen der externen Wärmeträger, d.h. Kaltwasser und Kühlwasser, beschreiben. Als Ergebnis soll der Wärmeumsatz bei Verdampfung und Kondensation sowie der Bedarf an elektrischer Antriebsenergie angegeben werden, beispielsweise durch Angabe der Leistungszahl in Abhängigkeit der geforderten Kälteleistung, bei den gegebenen externen Betriebsbedingungen.

Bei Kenntnis der Temperaturen t_0 und $t_1$der externen Wärmeträger kann als Bestwert für die Leistungszahl der Kälteerzeugung der Wert EER_{rev} ermittelt werden. Dieser könnte jedoch nur erreicht werden, wenn der Wärmeübertrag von den externen Wärmeträgern auf den internen Kreislauf der Kältemaschine mit verschwindend geringen Temperaturdifferenzen erfolgen würde und der interne Kreislauf verlustfrei abliefe.

$$EER_{rev} = \frac{\tilde{T}_{e,0}}{\tilde{T}_{e,1} - \tilde{T}_{e,0}} \qquad \text{(VI-13)}$$

In einer realen Anlage ergeben sich infolge der Wärmeübertragung von den externen Wärmeträgern auf den internen Kreislauf eine entsprechend niedrigere untere Prozesstemperatur T_0, bei der die Verdampfung des Kältemittels erfolgt, und eine erhöhte obere Prozesstemperatur T_1, die für die Verflüssigung des Kältemittels ausschlaggebend ist. Entsprechend dem vergrößerten Temperaturhub von T_0 zu T_1 liefert der Carnot-Ansatz für diesen Kälteprozess als Bestwert für die Kreislaufeffizienz die Leistungsziffer EER_{endo}, die nur bei reversibler Prozessführung des internen Kreislaufs – bezeichnet als endoreversibler Prozess - erreicht werden kann.

$$EER_{endo} = \frac{\tilde{T}_{i,0}}{\tilde{T}_{i,1} - \tilde{T}_{i,0}} \qquad \text{(VI-14)}$$

Infolge von Irreversibilitäten im internen Kreislauf der Kältemaschine ergibt sich eine weitere Abnahme der Leistungszahl, die schließlich die Effizienz der realen Kältemaschine beschreibt.

$$EER_{real} = \frac{Q_{0,real}}{W_{komp,real}} \qquad \text{(VI-15)}$$

Zur Einordnung der Verlustmechanismen können die folgenden Verhältniszahlen verwendet werden, die die schrittweise Abnahme der Leistungszahl-Werte abbilden.

Im Modell werden die internen Prozesstemperaturen ausgehend von den Temperaturen der externen Wärmeträger mit Hilfe eines vereinfachten Modells der Wärmeübertragung bestimmt. Aus dem Vergleich der Leistungsziffern ergibt sich der Effizienzfaktor $\eta_{e/i}$ der Wärmeübertragung.

$$\eta_{e/i} = \frac{EER_{endo}}{EER_{rev}} \tag{VI-16}$$

Die Irreversibilitäten des internen Kreislaufs werden durch die Kreislaufgüte η_{endo} ausgedrückt:

$$\eta_{endo} = \frac{EER_{real}}{EER_{endo}} \tag{VI-17}$$

Zusammenfassend wird die Güte des Kälteprozesses durch die Anlagengüte η_{ges} beschrieben:

$$\eta_{ges} = \eta_{e/i} \cdot \eta_{endo} = \frac{EER_{real}}{EER_{rev}} \tag{VI-18}$$

Im Sinne einer kompakten Darstellung des gewählten Modellansatzes wurde bisher vereinfachend jeweils nur ein Temperaturwert für die eingesetzten Wärmeträgerkreisläufe oder die intern ablaufenden Prozesse der Verdampfung und Verflüssigung angegeben. Thermodynamisch exakt sind hier jeweils die entropischen Mittelwerte der Temperaturen anzusetzen, bei denen der Wärmeumsatz stattfindet. Diese Feinheit wird in der weiteren Darstellung nachgeholt.

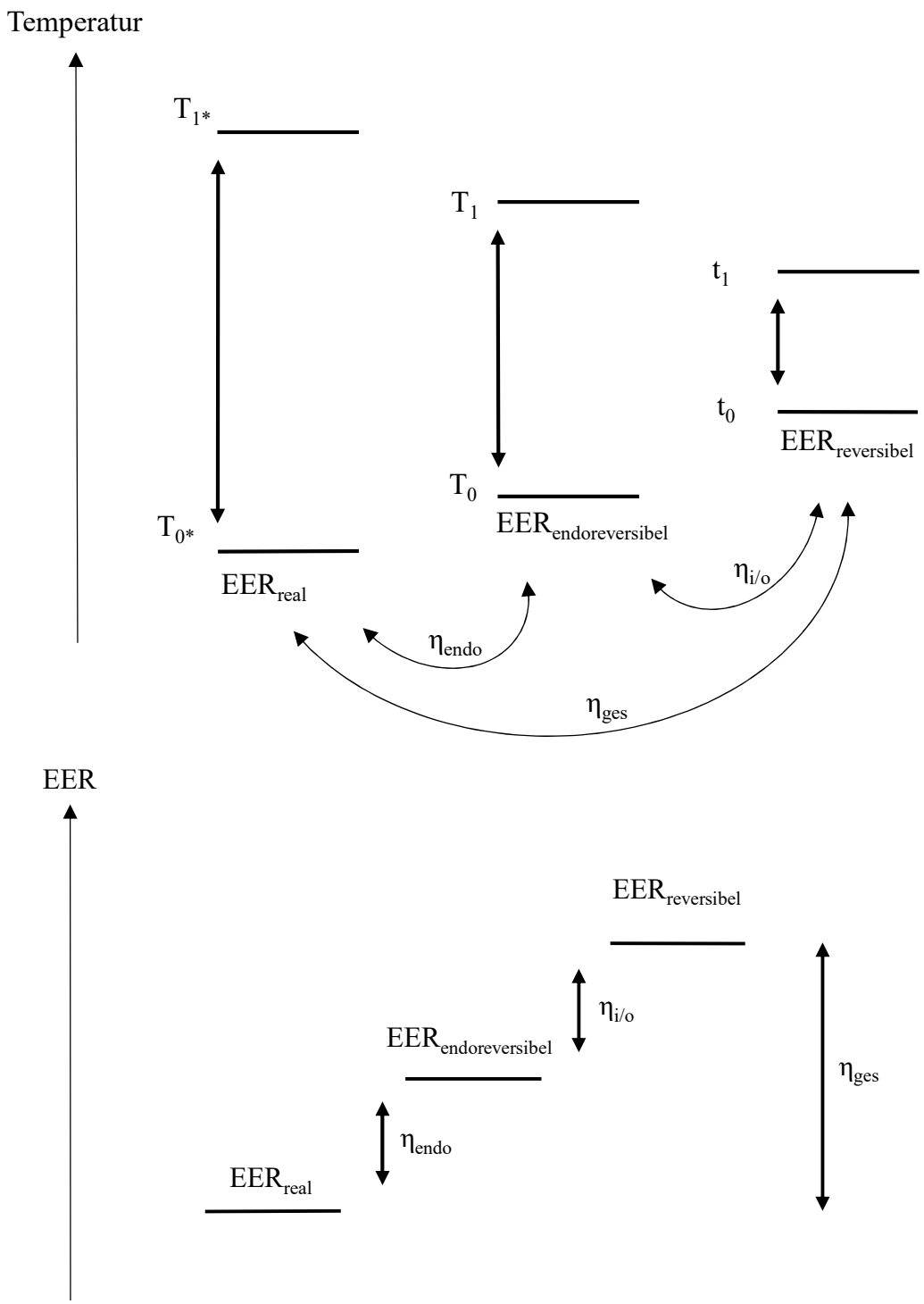


Abbildung 8: Temperaturniveaus, Effizienzwerte und EER-Werte zur Modellierung des Kälteprozesses

Die entropisch gemittelten Temperaturen $T_{i,0}$ und $T_{i,1}$ können mit Hilfe von Gleichung (VI-19) und (VI-20) bestimmt werden.

$$\tilde{T}_{i,0} = \frac{h_1 - h_4}{s_1 - s_4} \qquad \text{(VI-19)}$$

$$\tilde{T}_{i,1} = \frac{h_2 - h_3}{s_2 - s_3} \qquad \text{(VI-20)}$$

Im Folgenden wird die Ungenauigkeit dargestellt, die durch die Verwendung der Phasenwechseltemperaturen anstatt der entropischen Mitteltemperaturen entstehen. Siehe Abbildung 9 bis Abbildung 14.

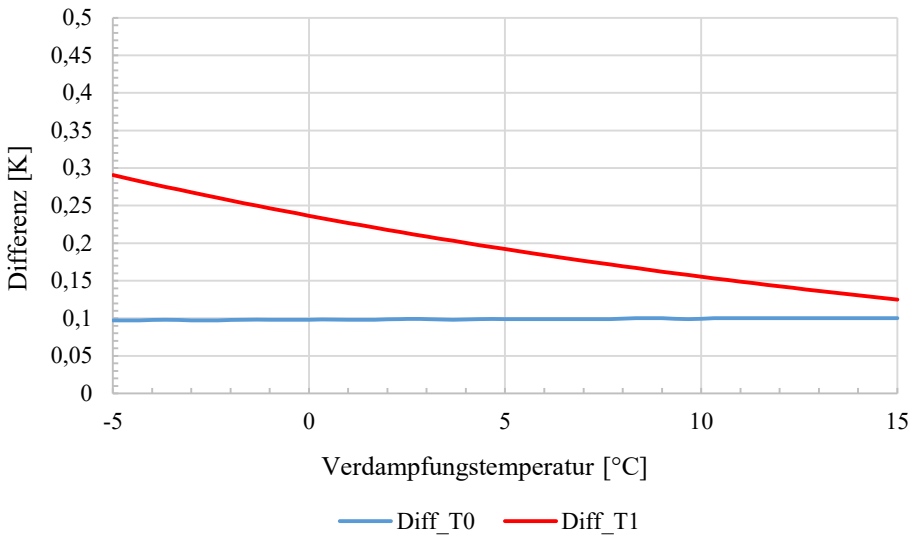


Abbildung 9: Variation der Verdampfungstemperatur

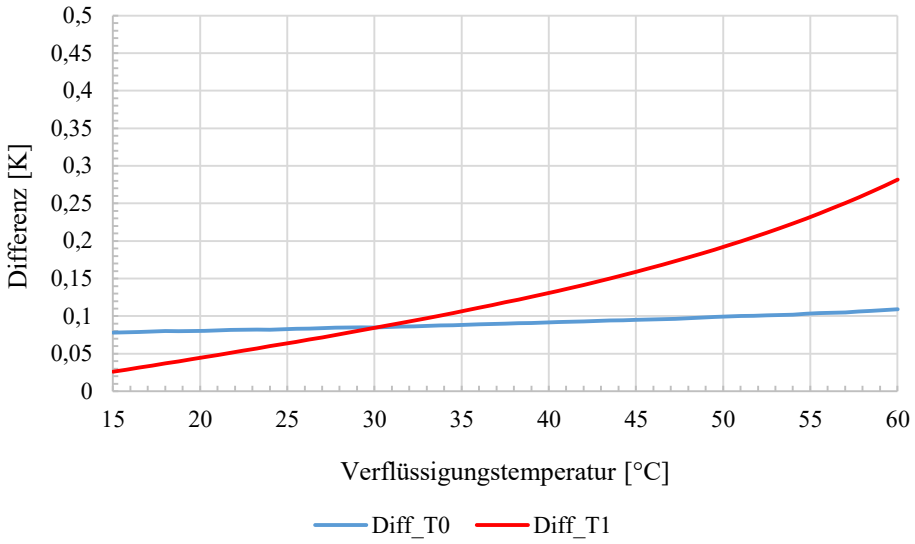


Abbildung 10: Variation der Verflüssigungstemperatur

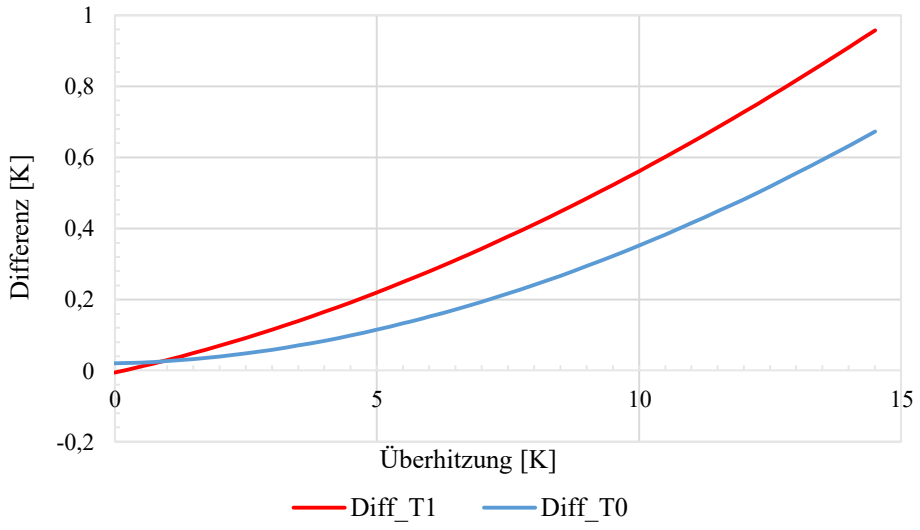


Abbildung 11: Variation der Kältemittel-Überhitzung

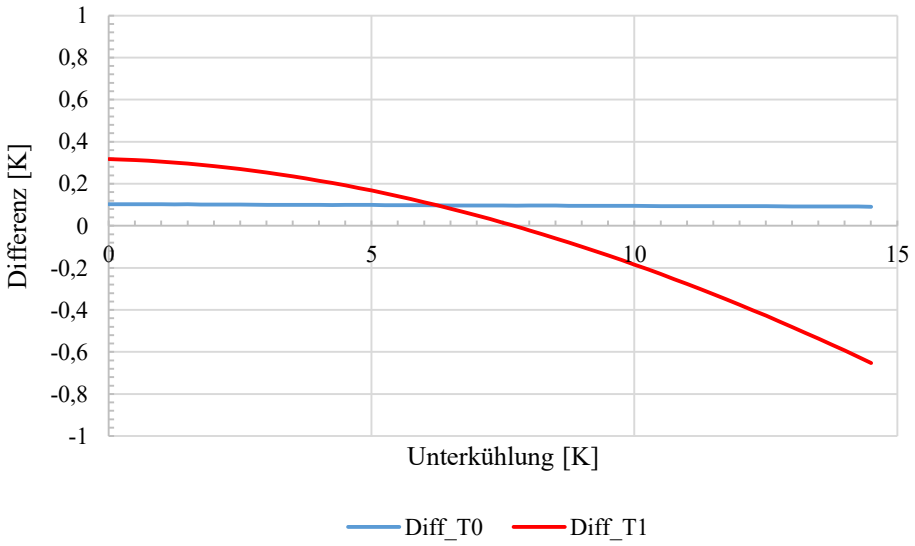


Abbildung 12: Variation der Kältemittel-Unterkühung

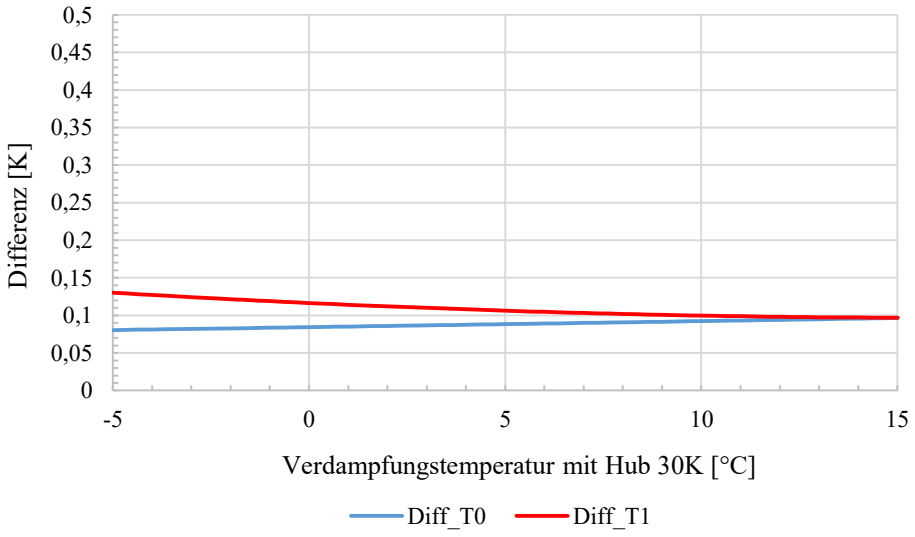


Abbildung 13: Variation des Verdichterhubes

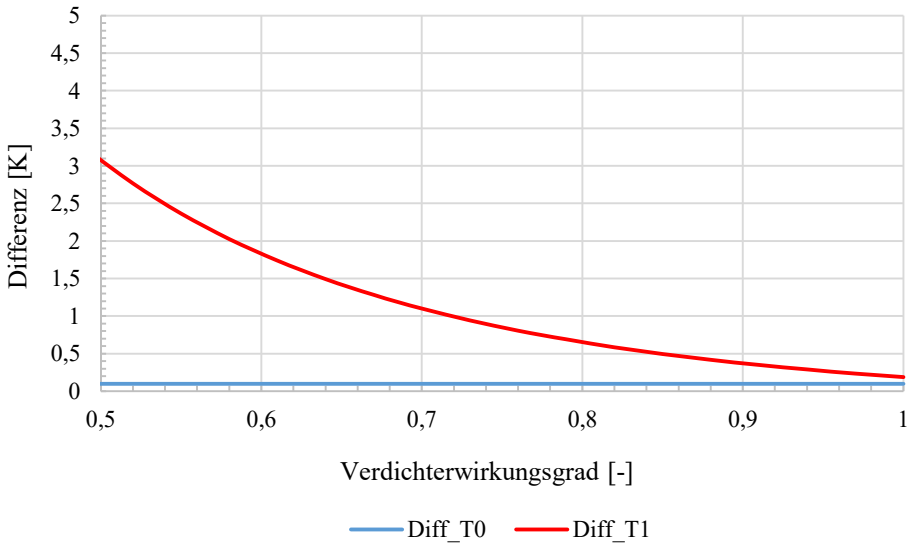


Abbildung 14: Variation des Verdichterwirkungsgrads

2.2.3 Güte des internen Kreislaufs der Kältemaschine

Die Effizienz der realen Kälteanlage wird neben den Temperaturdifferenzen für die Wärmeübertragung (Differenz zwischen T_i und T_e) durch Verluste im internen Kreislauf der Kälteanlage bestimmt. Siehe Abbildung 15. Dies betrifft in erster Linie das Abweichen der Verdichtung von der isentropen Prozessführung (Enthalpiedifferenz der Zustandspunkte 2 und 2_{id}) und die isenthalpe Entspannung durch das Expansionsventil (Enthalpiedifferenz der Zustandspunkte 4 und 4_{id}). Darüber hinaus können Druckverluste in der Kältemitteldampfströmung im internen Kreislauf auftreten, die zu einer Erhöhung des Temperaturhubs $T_{i,1}$-$T_{i,0}$ und damit zu einer Verringerung der Kreislaufeffizienz führen.

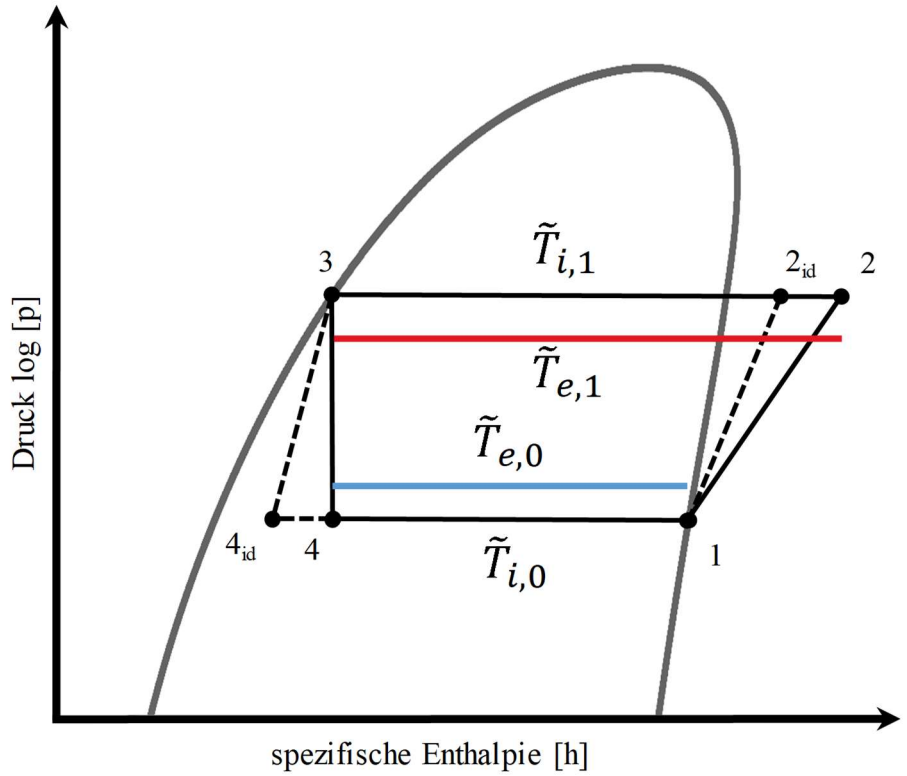


Abbildung 15: reale Kältemaschine

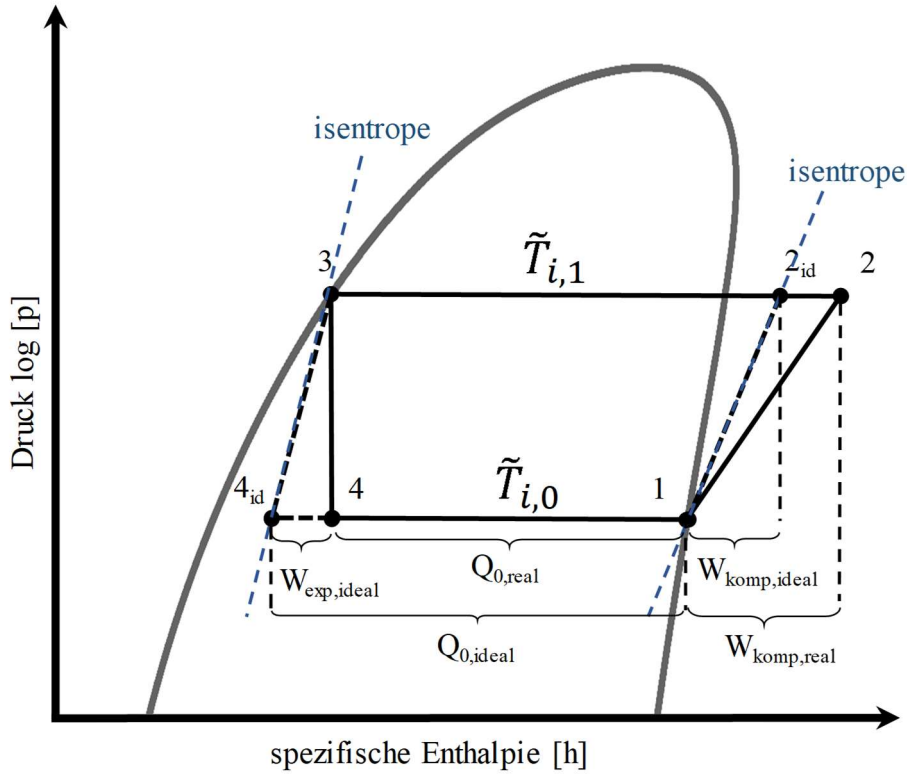


Abbildung 16: Veranschaulichung Leistungen im Kältekreis

Der EER der realen Kältemaschine ist in Gleichung (VI-21) dargestellt. Die gelieferte Kälteleistung wird wieder auf die mechanische Leistung bezogen, welche sich aus der Leistungsaufnahme des Verdichters und dem Energiegewinn der Entspannung zusammensetzt.

$$EER_{real} = \frac{Q_{0,real}}{W_{komp,real} - W_{exp,real}} \tag{VI-21}$$

$$EER_{real} = \frac{Q_{0,real}}{W_{komp,ideal} \cdot \frac{1}{\eta_{comp}} - W_{exp,ideal} \cdot \eta_{exp}} \tag{VI-22}$$

In der Praxis wird der mögliche Enthalpiegewinn bei der Entspannung in der Regel jedoch nicht genutzt. Dadurch vereinfacht sich die Darstellung des EER_{real} zu Gleichung (VI-23) und (VI-24).

$$W_{exp,real} = 0 \tag{VI-23}$$

$$EER_{real} = \frac{Q_{0,real}}{W_{komp,real}} \tag{VI-24}$$

Zur Bewertung der internen Prozessführung dient der Gütegrad, wie bereits in Gleichung (VI-17) beschrieben:

$$\eta_{endo} = \frac{EER_{real}}{EER_{endo}}$$

Die Höhe des Verlustes durch den nicht genutzten Enthalpiegewinn kann mittels zweier Faktoren $a_{exp;ideal}$ und $b_{Q0;ideal}$ ausgedrückt werden, deren Herkunft mit Hilfe der folgenden Umformung (Gleichung (VI-25) beschrieben wird.

$$\begin{aligned}
\eta_{endo} = \frac{EER_{real}}{EER_{endo}} &= \frac{W_{komp,ideal} - W_{exp,ideal}}{W_{komp,real}} \cdot \frac{Q_{0,real}}{Q_{0,ideal}} \\
&= (\eta_{komp} - \frac{W_{exp,ideal}}{W_{komp,real}}) \cdot \frac{Q_{0,ideal} - W_{exp,ideal}}{Q_{0,ideal}} \\
&= \eta_{komp} \cdot \left(1 - \frac{W_{exp,ideal}}{W_{komp,real} \cdot \eta_{komp}}\right) \cdot \left(1 - \frac{W_{exp,ideal}}{Q_{0,ideal}}\right) \\
&= \eta_{komp} \cdot \left(1 - \frac{W_{exp,ideal}}{W_{komp,ideal}}\right) \cdot \left(1 - \frac{W_{exp,ideal}}{Q_{0,ideal}}\right) \\
&= \eta_{komp} \cdot (1 - a_{exp,ideal}) \cdot (1 - b_{Q0,ideal}) \\
\eta_{endo} &= \eta_{komp} \cdot \eta_{exp}
\end{aligned} \tag{VI-25}$$

Damit kann die Güte des internen Kreislaufs der Kältemaschine auf die Effizienz des Verdichters und die Charakteristik der isenthalpen Kältemittelentspannung bei der Drosselung im Expansionsventil der Kältemaschine zurückgeführt werden.

Der Effizienzverlust durch die Drosselung wird durch die Verhältniszahl eta_{exp} ausgedrückt, die gemäß Gleichung (VI-26) durch die Verhältnisse der Energieumsätze bei idealer Expansion und Kompression

$$a_{exp,ideal} = \frac{W_{exp,ideal}}{W_{komp,ideal}} \quad \text{und} \quad b_{exp,ideal} = \frac{W_{exp,ideal}}{Q_{0,ideal}} \qquad \text{(VI-26)}$$

bestimmt wird. Abbildung 17 veranschaulicht die Abhängigkeit der Güte η_{exp} von den Niveaus der Verdampfungs- und Verflüssigungstemperaturen.

Tabelle 3: Simulationsparameter / Einfluss T_{Evap} und T_{Cond} auf eta_{exp}

Parameter		Variablen	
Name	Wert	Name	Wertebereich
Kältemittel	R1234ze(E)	T_{Evap}	-5 – 15 [°C]
T_{SUP}	10 [K]	T_{Cond}	20 – 60 [°C]
T_{SUB}	0 [K]	eta_{exp}	output

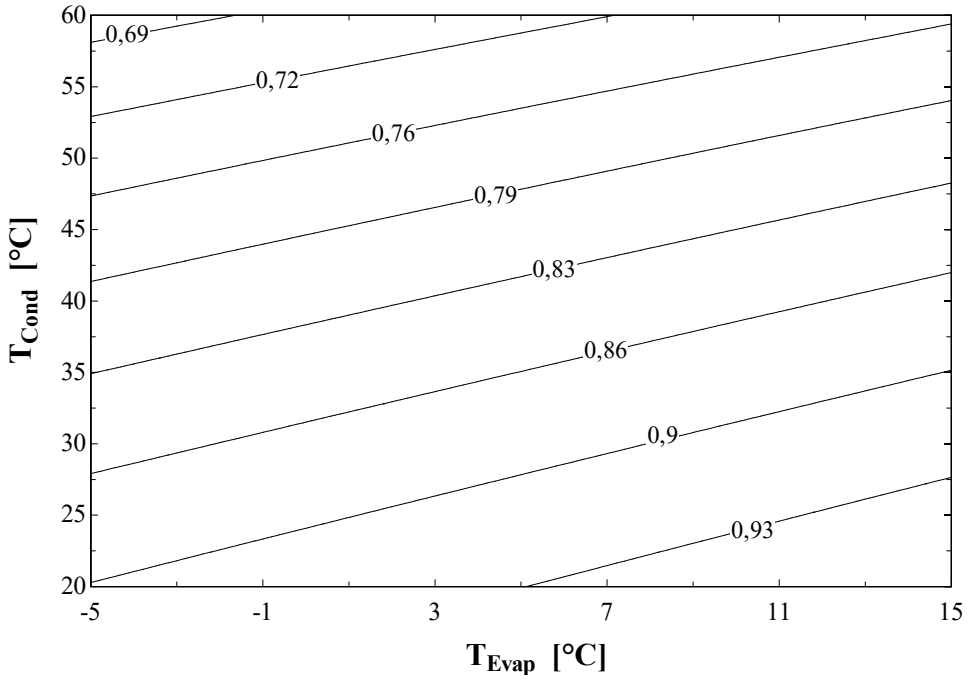


Abbildung 17: Güte eta_{exp} bei variabler Verdampfungs- und Verflüssigungstemperatur

Bei konstanter Überhitzung und Unterkühlung des Kältemittels kann eta_{exp} mit Hilfe einer Regression in die Form eines quadratischen Polynoms in Abhängigkeit von Verdampfungs- und Verflüssigungstemperatur überführt werden.-

$$\eta_{exp} = c_0 + c_1 \cdot T_0 + c_2 \cdot T_0^2 + c_3 \cdot T_1 + c_4 \cdot T_1^2 \qquad \text{(VI-27)}$$

Damit erhält man für unterschiedliche Kältemittel die in Abbildung 18 und Abbildung 19 dargestellten Werte für die Drossel-Kennzahl eta_{exp}. Die Differenzen zwischen den unterschiedlichen Kältemitteln können jedoch mittels Tabelle 4 in Bezug auf das als Referenz verwendete Kältemittel R124a kompensiert werden:

Tabelle 4: Einfluss T_{Evap} und T_{Cond} auf eta_{exp} mit unterschiedlichen Kältemitteln

Kältemittel	Korrekturfaktor
R134a (Referenz)	1
R1234ze(E)	0,99
R410a	0,95
R32	1,02

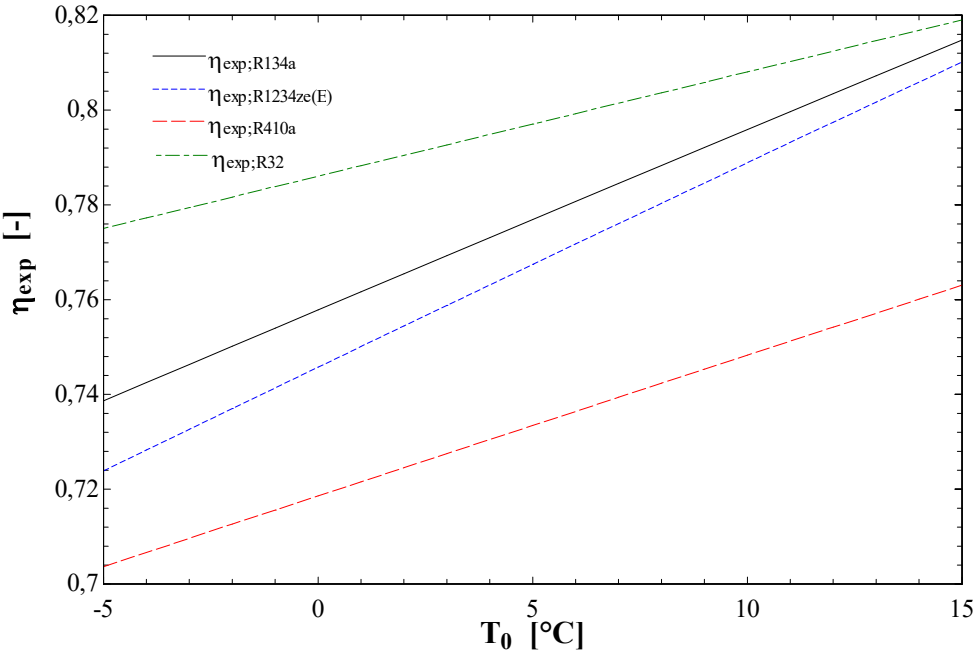


Abbildung 18: Güte eta_{exp} für unterschiedliche Kältemittel bei variabler Verdampfungstemperatur

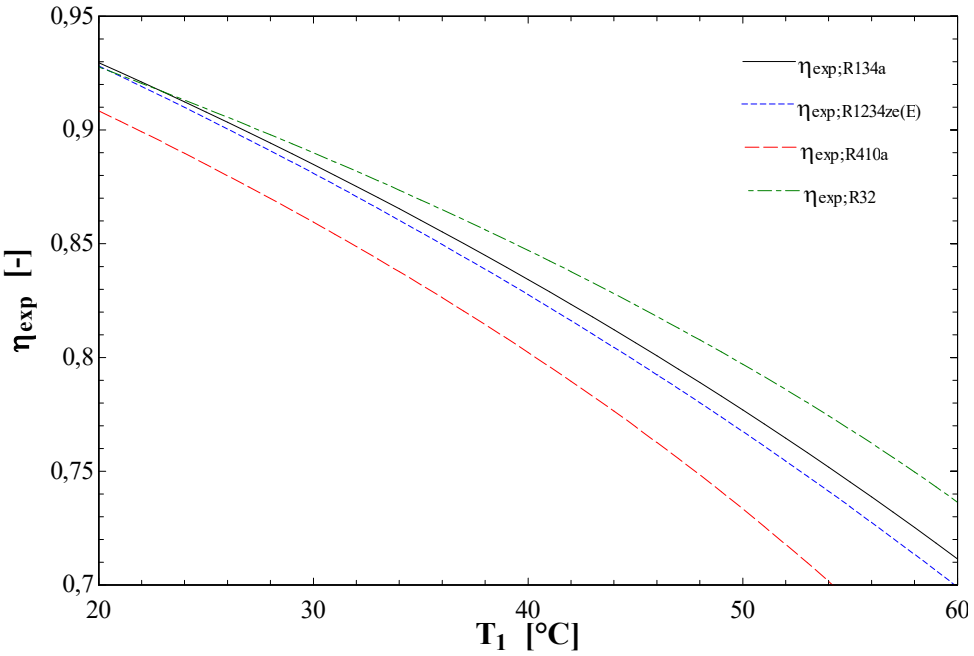


Abbildung 19: Güte eta_{exp} für unterschiedliche Kältemittel bei variable Verflüssigungstemperatur

Abbildung 20 zeigt die Güte des Polynomialfits bei der Überführung der Simulationsdaten in Gleichung (VI-27). Es ist deutlich zu erkennen, dass die Güte bei konstanter Überhitzung und Unterkühlung ausgezeichnet ist.

Tabelle 5: Regressionsparameter / Güte des Polynomialfits mit konst. Überhitzung und Unterkühlung

Parameter		Variablen	
Name	Wert	Name	Wertebereich
Algorithmus	Least Square	T_{Evap}	-5 – 15 [°C]
Permutationen	1000	T_{Cond}	20 – 60 [°C]
		eta_{exp}	output

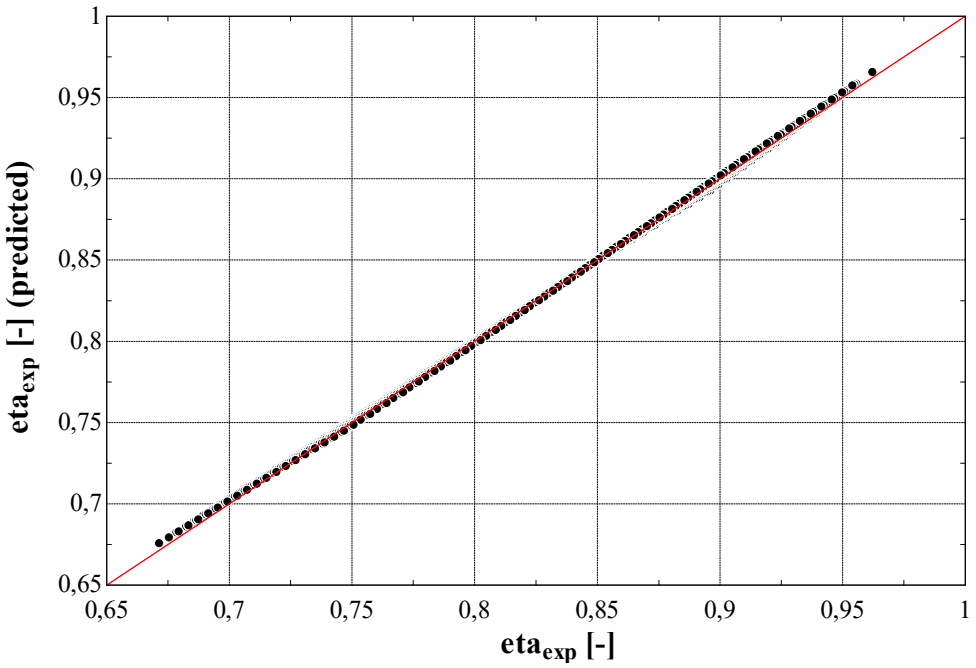


Abbildung 20: Güte des Polynoms bei konstanter Überhitzung und Unterkühlung

Sind Überhitzung und Unterkühlung jedoch ebenfalls Variablen, die es zu berücksichtigen gilt, muss das quadratische Polynom um diese Variablen erweitert werden, wie durch Gleichung (VI-28) ausgedrückt. Den Einfluss dieser Variablen auf die Drossel-Kennzahl eta_{exp} für die in Tabelle 6 dargestellten Randbedingungen zeigt Abbildung 21.

Tabelle 6: Simulationsparameter / Güte des Polynomialfits mit var. Überhitzung und Unterkühlung

Parameter		Variablen	
Name	Wert	Name	Wertebereich
Kältemittel	R1234ze(E)	T_{SUP}	0 – 16 [K]
T_{Evap}	5 [°C]	T_{SUB}	0 – 16 [K]
T_{Cond}	50 [°C]	eta_{exp}	output

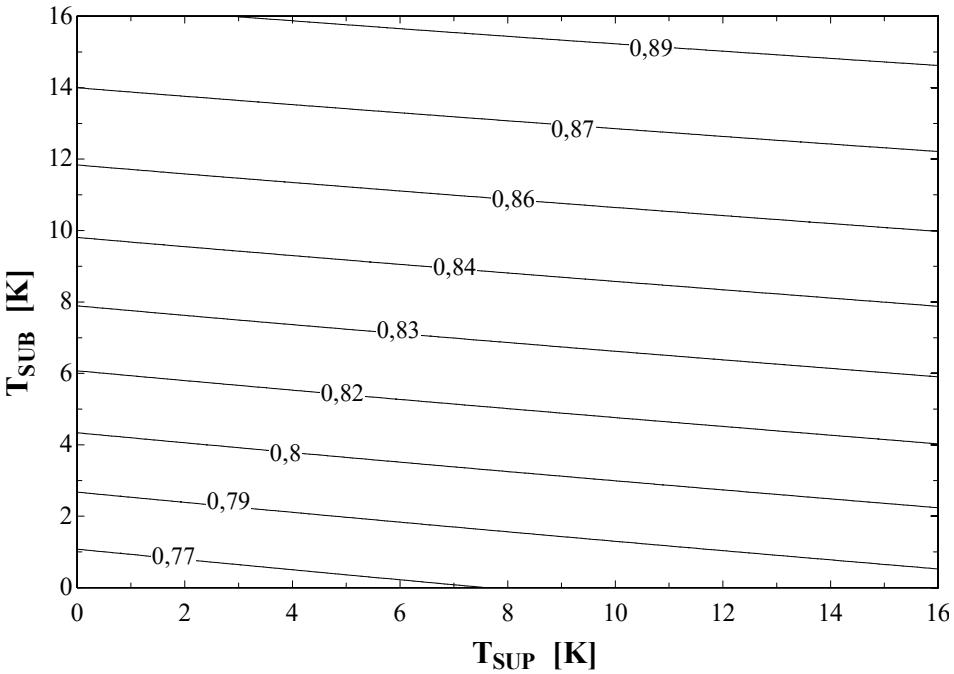


Abbildung 21: Kreislaufgüte eta_{exp} bei variabler Überhitzung und Unterkühlung

Das Ergebnis der Regression wird in folgender Form dargestellt:

$$\eta_{exp} = c_0 + c_1 \cdot T_0 + c_2 \cdot T_0^2 + c_3 \cdot T_1 + c_4 \cdot T_1^2 + c_5 \cdot T_{SUP} + c_5 \cdot T_{SUP}^2 + c_6 \cdot T_{SUB} + c7 \cdot T_{SUB}^2 \quad \text{(VI-28)}$$

Mit der Erweiterung des Polynoms um die variable Überhitzung und Unterkühlung können, wie mit Hilfe von Abbildung 22 nachgewiesen, auch diese Effekte in ausreichender Güte dargestellt werden.

Tabelle 7: Regressionsparameter für den Polynomialfit der Güte eta_{exp} für variable Überhitzung und Unterkühlung

Parameter		Variablen	
Name	Wert	Name	Wertebereich
Algorithmus	Least Square	T_{Evap}	-5 – 15 [°C]
Permutationen	1000	T_{Cond}	20 – 60 [°C]
		T_{SUP}	0 - 15 [K]
		T_{SUB}	0 - 15 [K]
		eta_{exp}	output

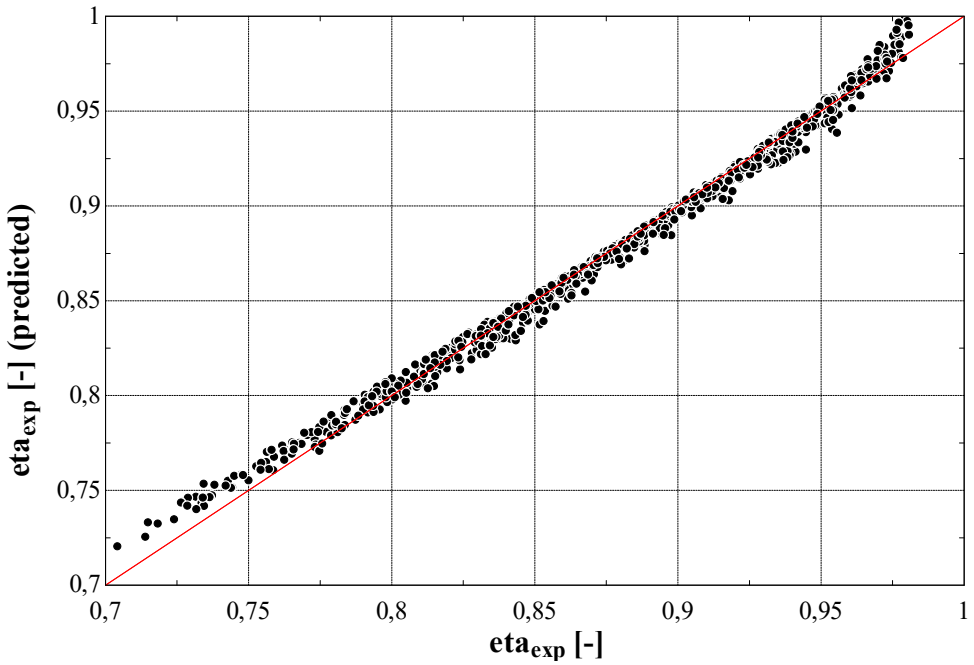


Abbildung 22: Güte des erweiterten Polynoms für die Güte eta$_{exp}$ bei variabler Überhitzung und Unterkühlung

2.2.4 Verdichter

Der Kältemittelverdichter ist das Herzstück eines Kältekreislaufs, der in Kälte- und Klimaanlagen eingesetzt wird. Seine primäre Aufgabe besteht darin, das gasförmige Kältemittel anzusaugen und dessen Druck durch Kompression zu erhöhen. Diese Kompression ist entscheidend für den Wärmetransformationsprozess, der in der Kälteanlage stattfindet.

Die Kompression des Kältemittels ist ein adiabatischer Prozess, bei dem durch Zufuhr mechanischer Arbeit die innere Energie des Kältemittels erhöht wird. Dies führt gemäß dem ersten Hauptsatz der Thermodynamik zu einer Erhöhung von Temperatur und Druck. Anschließend wird das Kältemittel im Kondensator abgekühlt und verflüssigt, bevor es beim Durchgang durch das Expansionsventil isenthalp entspannt und anschließend im Verdampfer wieder vollständig verdampft wird, wobei es Wärme aus der Umgebung aufnimmt.

In technischer Hinsicht werden Verdichter üblicherweise nach ihrer Bauart und Funktionsweise unterschieden. Zu den gängigen Typen gehören Hubkolbenverdichter, Schraubenverdichter, Scrollverdichter und Turbokompressoren. Jeder Typ hat spezielle Charakteristika in Bezug auf Effizienz, Betriebsbereiche, Wartungsanforderungen und Eignung für verschiedene Anwendungen.

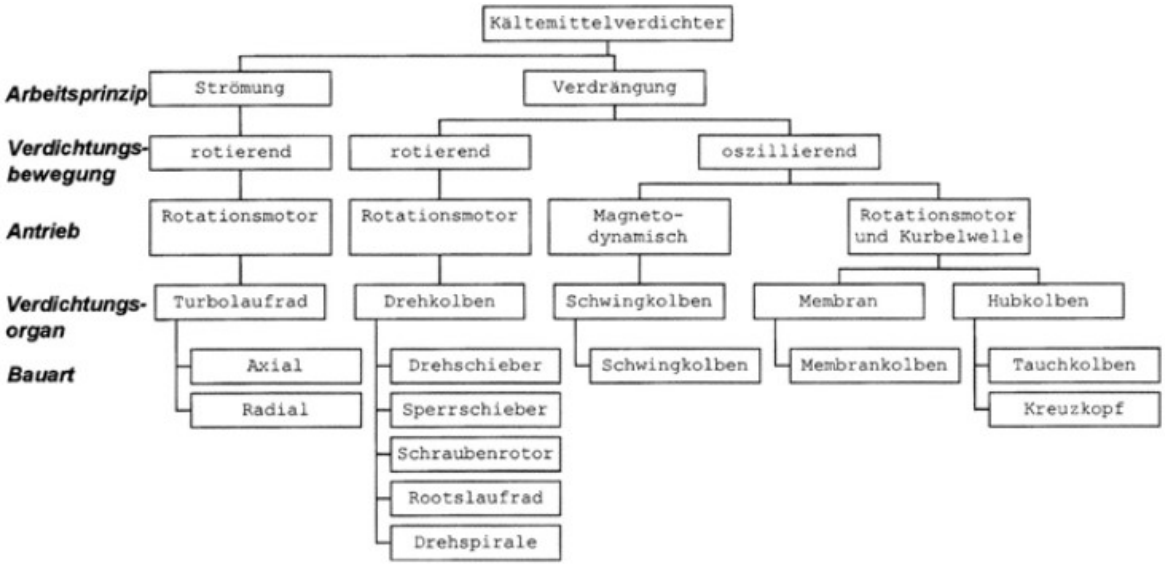


Abbildung 23: Terminologie Kältemittelverdichter [3]

2.2.4.1 Betriebsgrenzen und Wirkungsgrad

Die Einsatzgrenzen eines Verdichters werden vornehmlich durch das Druckverhältnis, d.h. das Verhältnis von Auslassdruck und Ansaugdruck, bestimmt. Unter Berücksichtigung der eingesetzten Wärmeübertrager ergibt sich daraus ein Zusammenhang der zulässigen Temperaturen der Wärmequelle und der Wärmesenke der Wärmepumpe oder Kältemaschine. Für die Darstellung dieser Abhängigkeit und der daraus abgeleiteten Betriebsgrenzen werden Einsatzdiagramme, wie in Abbildung 24 dargestellt, verwendet.

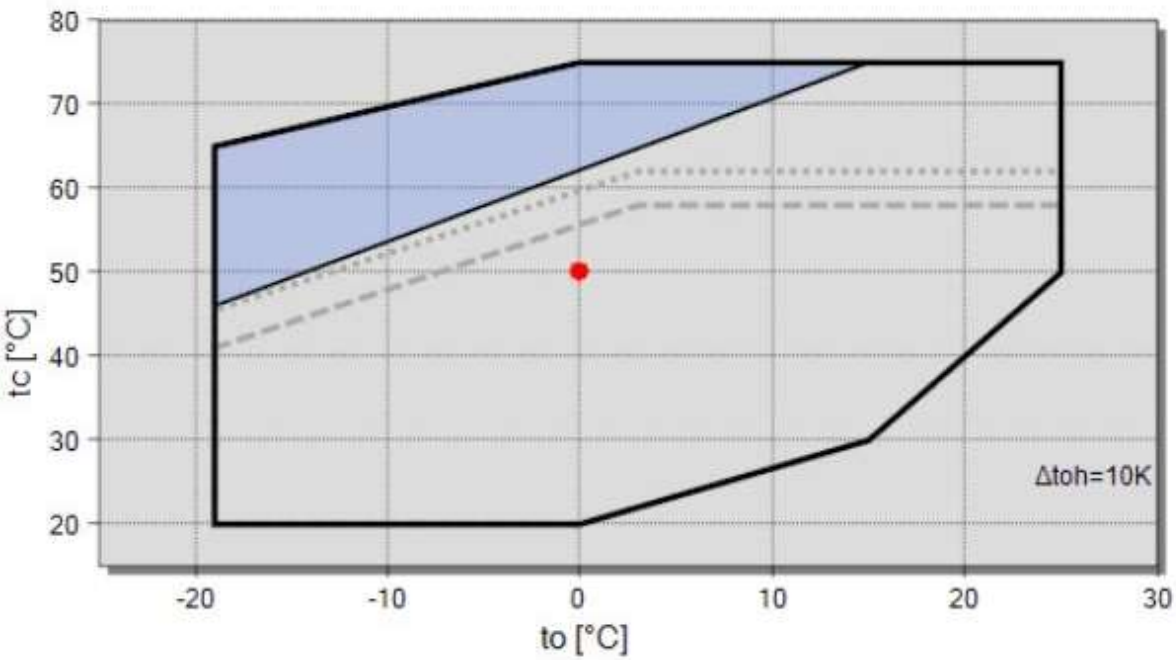


Abbildung 24: Darstellung der Betriebsgrenzen eines Kältemittelverdichters [4]

Der Wirkungsgrad eta_{komp} eines Verdichters ist ein Maß dafür, wie effizient der Verdichter die ihm zugeführte Energie in Druckerhöhung des zu verdichtenden Mediums umwandelt. Dabei erfolgt die Energiewandlung in mehreren Stufen, wie in Abb. XXX dargestellt. Dem zu verdichtenden Gasstrom wird die mechanische Leistung P_{ind} (indizierte Leistung) zugeführt. Dieser Leistungswert ergibt sich aus der zugeführten elektrischen Leistung P_{el} nach Abzug der elektrischen ($P_{V,el}$) und der thermischen Verluste ($P_{V,el}$). Durch das Auftreten thermodynamischer Verluste ($P_{V,thermo}$) während des Verdichtungsvorgangs übersteigt die indizierte mechanische Leistung die bei isentroper, d.h. thermodynamisch verlustfreier, Verdichtung erforderliche Leistung P_{ideal}.

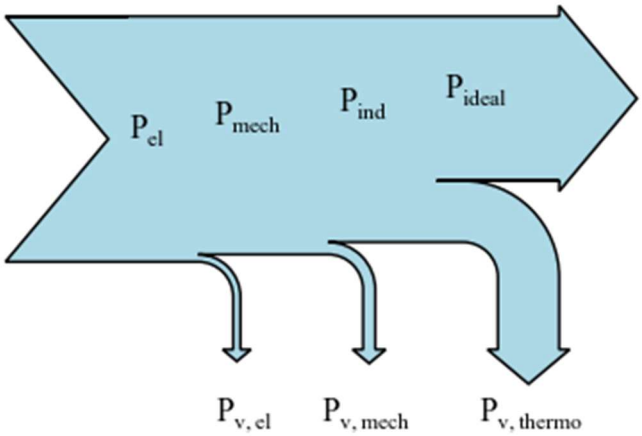


Abbildung 25: Energiefluss und Verluste eines Kältemittelverdichters

Entsprechend den Stufen der Energiewandlung sind die folgenden Wirkungsgraddefinitionen gebräuchlich:

Der elektrische Wirkungsgrad beschreibt das Verhältnis von mechanischer Leistungsabgabe des Antriebsmotors P_{mech} und zugeführter elektrischer Leistung P_{el}.

$$\eta_{el} = \frac{P_{mech}}{P_{el}}$$

Der mechanische Wirkungsgrad beschreibt das Verhältnis von mechanischer Leistungsaufnahme des Verdichtungsvorgangs P_{ind} und dem Verdichter zugeführter mechanischer Antriebsleistung.

$$\eta_{mech} = \frac{P_{mech}}{P_{el}}$$

Das Verhältnis von indizierter Leistung und minimaler Verdichtungsleistung P_{ideal} wird als isentroper Wirkungsgrad – oder auch isentroper Gütegrad des Verdichters – bezeichnet.

$$\eta_{is} = \frac{P_{ideal}}{P_{ind}}$$

Für die Wirkung des Verdichters in einer Kälteanlage ist schließlich die Bilanz über alle drei Umwandlungsschritte ausschlaggebend. Sie wird durch den sog. Verdichterwirkungsgrad η_{Comp} beschrieben, der sich aus dem Verhältnis von idealer Verdichtungsarbeit und zugeführter elektrischer

Leistung ergibt. Diese Kennzahl wird auch als effektiver Gütegrad des Verdichters bezeichnet und kann auch durch Multiplikation der drei Teilwirkungsgrade η_{el} , η_{mech} und η_{is} bestimmt werden.

$$\eta_{Comp} = \frac{P_{ideal}}{P_{el}}$$

$$\eta_{Comp} = \eta_{el} \cdot \eta_{mec} \cdot \eta_{is}$$

Der Wirkungsgrad eines Verdichters wird von verschiedenen Faktoren beeinflusst, darunter die Bauform und technische Ausführung des Verdichters. Darüber hinaus kann sich infolge von Alterung und Verschleiß eine Verringerung des Wirkungsgrads einstellen. Dem kann durch eine geeignete Wartung entgegengewirkt werden. In der Praxis liegen die Verdichterwirkungsgrade im Bereich von 50% bis 80%, wobei bei hoch effizienten Anlagen teilweise auch höhere Werte erreicht werden können.

Zur Darstellung der Betriebscharakteristik von Kältemittelverdichter werden Kennfeld-Grafiken verwendet, die das Druckverhältnis und den geförderten Saugvolumenstrom in Beziehung setzen. Dieser Zusammenhang, ausgedrückt durch die sog. „Drosselkurven“, wird für unterschiedliche Drehzahlen des Verdichters dargestellt. Zusätzlich enthalten die Kennfelder in der Regel ringförmige Linienscharen („Muschelplot“), an denen der Verdichterwirkungsgrad für die jeweiligen Einsatzbedingungen abgelesen werden kann. Als Beispiele sind in Abbildung 26 und Abbildung 27 Kennfelder eines Schrauben- bzw. eines Turboverdichters dargestellt. Für den Schraubenverdichter, der nach dem Verdrängerprinzip arbeitet, zeigt sich ein sehr steiler Verlauf der Drosselkurven. Dementsprechend stellt sich unabhängig von der Drehzahl schon bei geringer Verringerung des Förderstroms eine starke Erhöhung des Druckhubs ein. Im Gegensatz dazu weist der Turboverdichter als Strömungsmaschine einen deutlich flacheren Kennlinienverlauf auf mit starker Abhängigkeit des maximalen Druckverhältnisses von der Drehzahl.

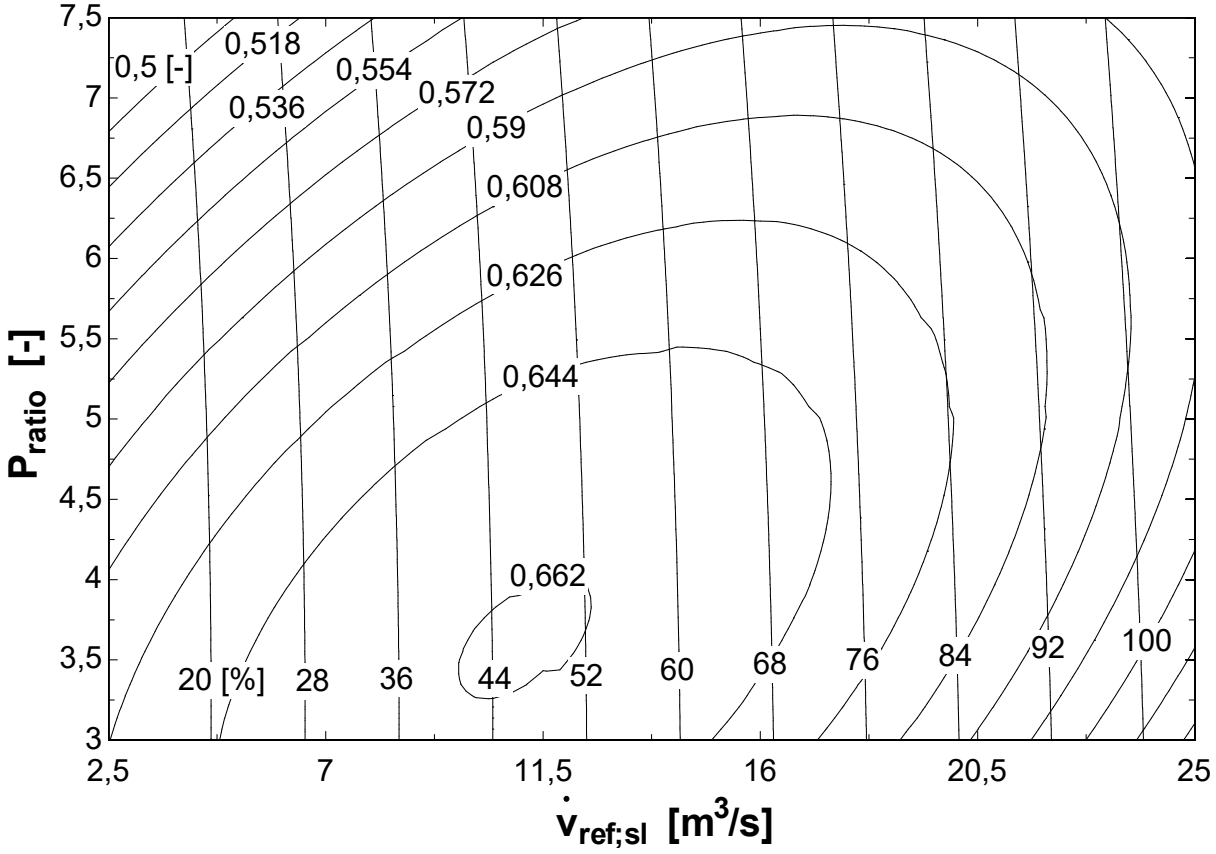


Abbildung 26: Verdichterkennfeld eines Schraubenverdichters (Beispiel)

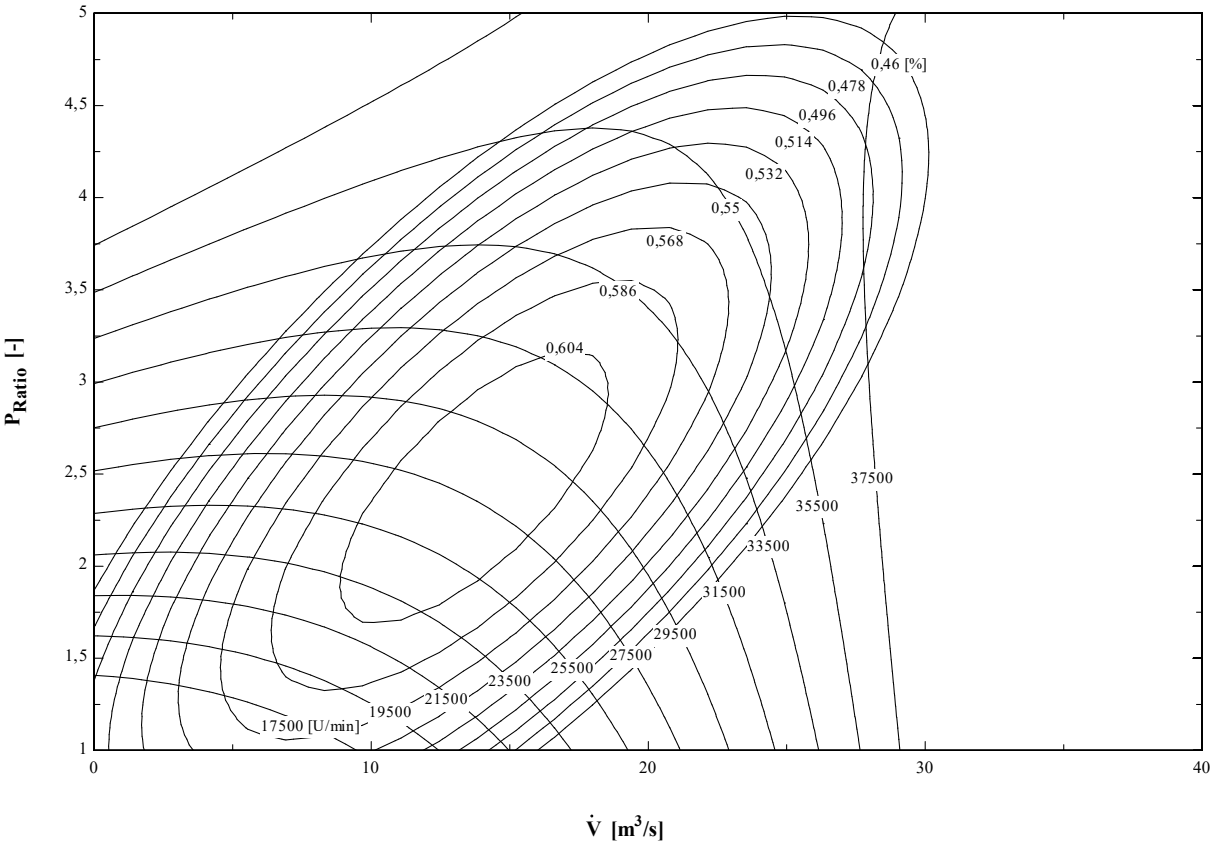


Abbildung 27: Verdichterkennfeld eines Turboverdichters (Beispiel)

Das Kennfeld ist das zentrale Werkzeug, um den effizienten und sicheren Betrieb eines Kältemittelverdichters zu gewährleisten. Es bildet die Grundlage, um die Leistungsfähigkeit und Effizienz unter variierenden Bedingungen zu bewerten und den Verdichter entsprechend den spezifischen Anforderungen eines Kältesystems auszulegen.

2.2.4.2 Verdichterpolynome

Zur rechnerischen Beschreibung der Leistungscharakteristik von Kältemittelverdichtern werden sog. Verdichterpolynome verwendet, die den Einfluss der verschiedenen Betriebsparameter auf die Funktion des Verdichters ausdrücken.

Zur Vereinheitlichung der Darstellung wurde in den Normen EN19400 und ARI540 folgende mathematische Form des Verdichterpolynoms festgelegt:

$$X(T_0,T_1) = C_1 + C_2 \cdot T_0 + C_3 \cdot T_1 + C_4 \cdot T_0^2 + C_5 \cdot T_0 \cdot T_1 + C_6 \cdot T_1 + C_7 \cdot T_0^3 + C_8 \cdot T_1 \cdot T_0^2 + C_9 \cdot T_0 \cdot T_1^2 + C_{10} \cdot T_1^3 \quad \text{(VI-29)}$$

mit:

$X = P, \dot{Q}, A, \dot{m}$

Diese Form des Verdichterpolynoms wird zur Beschreibung aller relevanten Betriebsgrößen X des Verdichters, nämlich der Leistungsaufnahme P, der Kälteleistung $\dot{Q}$, der Stromaufnahme A und des geförderten Massenstroms $\dot{m}$ verwendet.

T_0 und T_1 repräsentieren die Sättigungstemperaturen des Kältemittels bei Verdampfung und Kondensation und stehen somit in engem Zusammenhang mit dem Druckhub des Verdichters vom Saugdruck p_0 zum Verdichtungsenddruck p_1. Die Koeffizienten C_1 bis C_{10} charakterisieren das spezifische Verhalten des jeweiligen Verdichters bei Verwendung eines bestimmten Kältemittels. Diese Koeffizienten werden in der Praxis durch experimentelle Tests unter verschiedenen Betriebsbedingungen ermittelt.

Das Verdichterpolynom ermöglicht es, die Leistung des Verdichters für unterschiedliche Betriebszustände vorauszusagen und ist ein wichtiges Werkzeug für die Auslegung und Optimierung von Kälteanlagen. Im Rahmen von Modellrechnungen kann mit Hilfe der Verdichterpolynome die Energieeffizienz von Kälteanlagen ermittelt und kontrolliert werden. Dies ist von entscheidender Bedeutung für die Überprüfung des technischen Zustands der Anlage und ermöglicht gleichzeitig eine Kontrolle und Optimierung der Betriebskosten.

Im Falle eines drehzahlgeregelten Verdichters ist zusätzlich der Einfluss der aktuellen Drehzahl bzw. Arbeitsfrequenz f des Verdichters auf die verschiedenen Betriebsgrößen darzustellen. Entsprechend der typischen Verdichtercharakteristik wird dafür weiterhin ein kubisches Polynom verwendet, wobei die Koeffizienten C_1 bis C_{10} als lineare Funktion der Arbeitsfrequenz f angegeben werden. Dies führt jedoch zu einer zusätzlichen Komplexität und einem erhöhten Aufwand bei der Aufstellung der Modelle. Siehe Gleichung (VI-30).

$$X(T_0, T_1, f) = C_1(f) + C_2(f) \cdot T_0 + C_3(f) \cdot T_1 + C_4(f) \cdot T_0^2 + C_5(f) \cdot T_0 \cdot T_1 + C_6(f) \cdot T_1 + C_7(f) \cdot T_0^3 + C_8(f) \cdot T_1 \cdot T_0^2 + C_9(f) \cdot T_0 \cdot T_1^2 + C_{10}(f) \cdot T_1^3$$

mit: (VI-30)

$X = P, \dot{Q}, A, \dot{m}$

$C_i(f) = Koeffizienten\ in\ Abhängigkeit\ der\ Verdichterfrequenz$

$in\ Fom\ eines\ linearen\ Polynoms\ C_i(f) = a_i + b_i * f$

Zur Berücksichtigung veränderlicher Überhitzungs- oder Unterkühlungstemperaturen kann eine Korrektur des geförderten Massenstroms nach [5] gemäß Gleichung (VI-31) vorgenommen werden.

$$\dot{m}_{korrigiert} = \{1 + F_V[\left(\frac{v_{nenn}}{v_{korrigiert}}\right) - 1]\} \cdot \dot{m}_{nenn}$$

mit:

F_v = Korrekturfaktor für den volumetrischen Wirkungsgrad (VI-31)

$m_{korrigiert}$ = Kältemittelmassendurchfluss im Saugzustand, kg/s

m_{nenn} = Kältemittelmassendurchfluss bei Nennüberhitzung, kg/s

$v_{korrigiert}$ = Spezifisches Volumen im Saugzustand, m3/kg

v_{nenn} = Spezifisches Volumen im Nennzustand, m3/kg

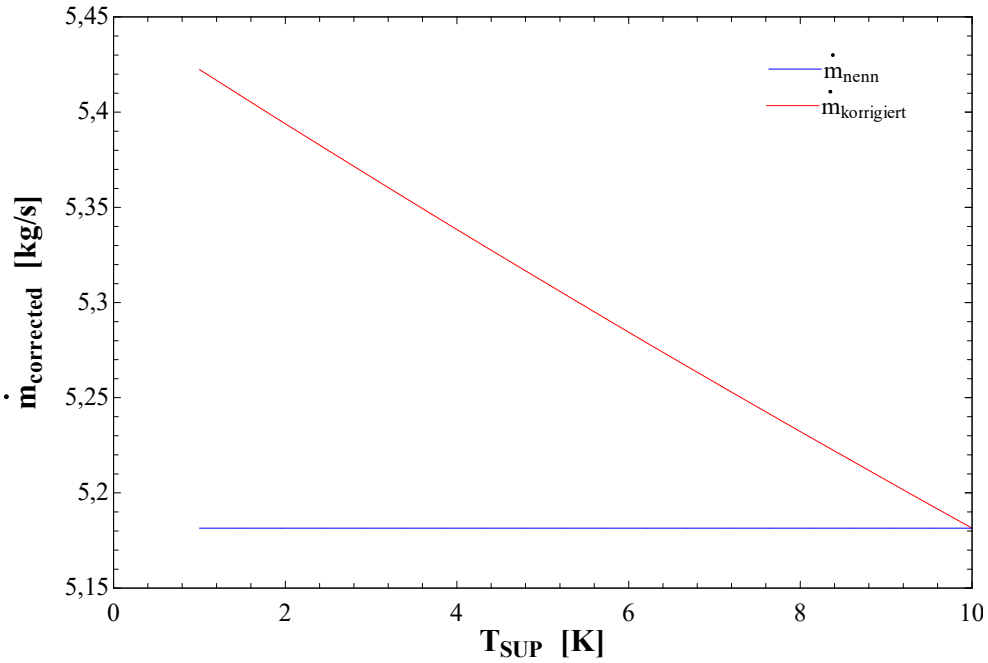


Abbildung 28: Korrektur des Verdichterpolynoms bei variabler Überhitzung

2.2.4.3 Modellierung der Verdichtergüte

Wie im vorangehenden Abschnitt beschrieben, können die sog. „Verdichterpolynome“ ([5], [6]) zur Ermittlung der Leistungsaufnahme des Verdichters einer Kältemaschine ermittelt werden. Dies erfordert jedoch einen vergleichsweise hohen mathematischen Aufwand – insbesondere zur Darstellung des leistungsgeregelten Betriebs im Fall von drehzahlgeregelten Verdichtern. Zudem werden durch das Verdichterpolynom die thermodynamischen Verluste der Verdichtung und der Kältemitteldrosselung im Expansionsventil zusammengefasst behandelt, während der gewählte Modellansatz auf eine getrennte Behandlung der Verlustmechanismen abzielt.

Für die Anwendung im Rahmen der hier beschriebenen Kennzahlen-basierten Modellierung wurde daher an Stelle der Verdichterpolynome eine Parametrisierung des Verdichterwirkungsgrads vorgenommen. Dies ermöglicht die getrennte Behandlung der Irreversibiltäten der Verdichtung und der Kältemittelentspannung. Zudem bietet dieser Ansatz die Möglichkeit das Teillastverhalten der Kältemittelverdichter mit begrenztem mathematischen Aufwand darzustellen. Siehe Gleichung (VI-32).

$$\mathrm{eta}_{\mathrm{komp}}(T_0, T_1, PLF) = C_1 + C_2 \cdot T_0 + C_3 \cdot T_1 + C_4 \cdot PLF + C_5 \cdot T_0^2 + C_6 \cdot T_1^2 + C_7 \cdot PLF^2 \qquad \text{(VI-32)}$$

Durch die Anwendung des neuen Polynoms zur Modellierung der Wirkung des Verdichters unter unterschiedlichen Betriebsbedingungen kann ein umfangreicher Datensatz generiert werden, der die Betriebscharakteristik des entsprechenden Verdichters abbildet. Abbildung 29 bis Abbildung 31 zeigen die Qualität der gewählten Polynomialrepräsentation zweiter Ordnung im Vergleich mit anderen mathematischen Ansätzen. Hierbei ist zu erkennen, dass die Polynome 2. Ordnung unter Einbezug der Interaktionsterme eine ausreichende Güte, bei vergleichsweise geringer mathematischer Komplexität, bieten.

Tabelle 8: Simulationsparameter / Untersuchung Güte Verdichterpolynome in Abhängigkeit von T_0, T_1 und dem Teillastfaktor des Verdichters

Parameter		Variablen	
Name	Wert	Name	Wertebereich
Kältemittel	R1234ze(E)	T_{Evap}	-5 – 15 [°C]
T_{SUP}	10 [K]	T_{Cond}	20 – 60 [°C]
T_{SUB}	0 [K]	Teillastfaktor (PLF)	20 – 100 [%]
		$\mathrm{eta}_{\mathrm{komp}}$	output

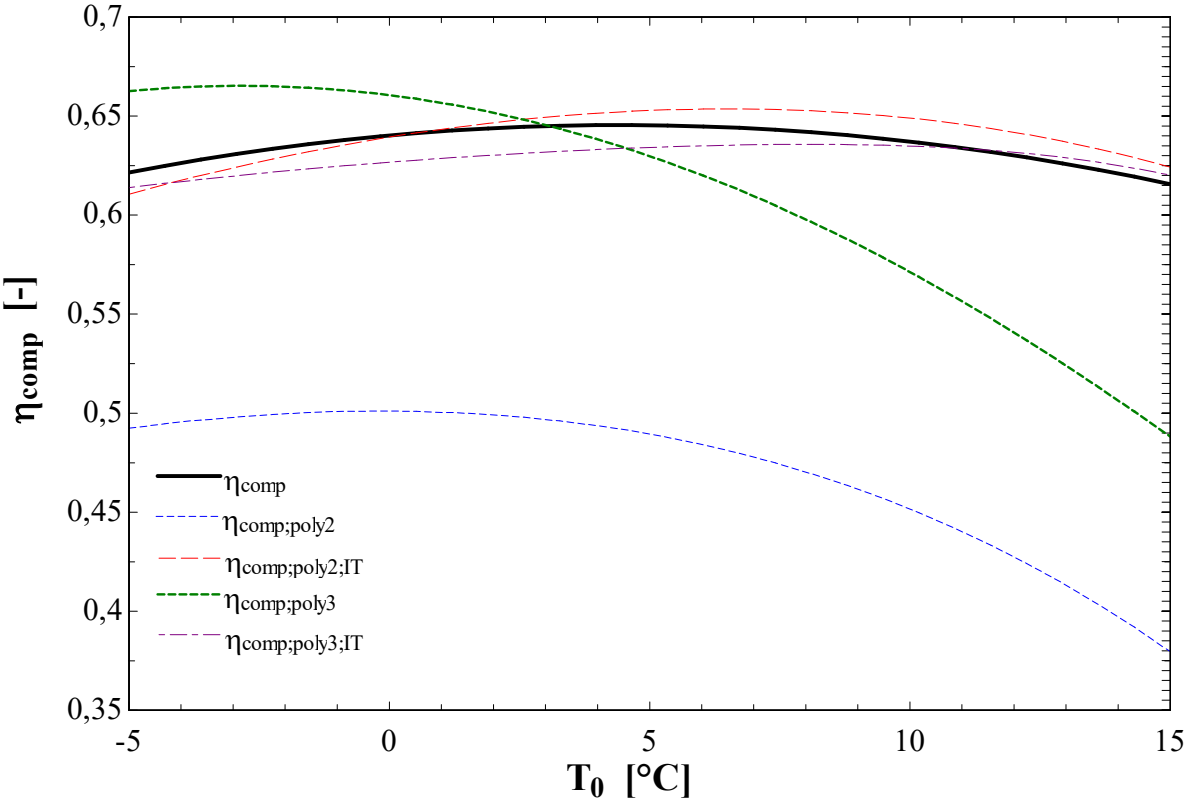


Abbildung 29: Untersuchung der Güte der Verdichterpolynome in Abhängigkeit von T_0 bei konstanter Verflüssigungstemperatur T_1

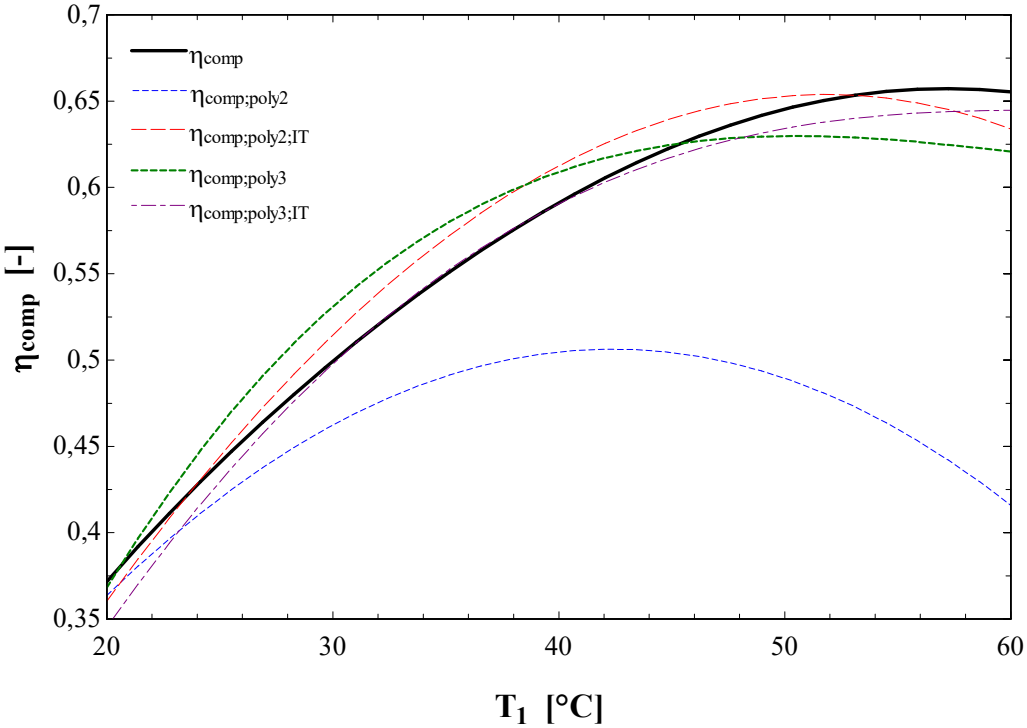


Abbildung 30: Untersuchung der Güte der Verdichterpolynome in Abhängigkeit von T_1

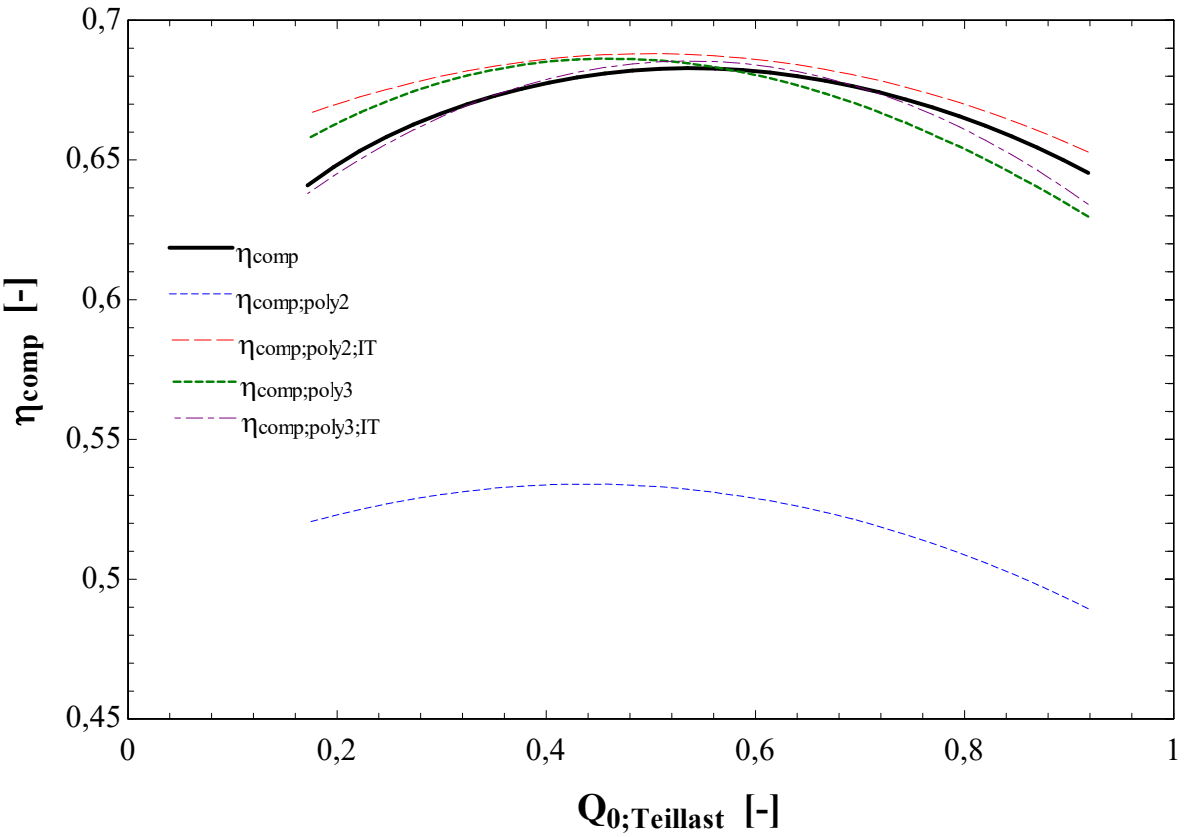


Abbildung 31: Untersuchung der Güte der Verdichterpolynome bei Anwendung für den Teillastbetrieb

Die Validität des gewählten Modellansatzes auf Basis eines Polynoms zweiter Ordnung kann anhand des Verdichterkennfelds (sog. „Muschelplot“) überprüft werden. Abbildung 32 zeigt die Kennlinien eines Turboverdichters abgeleitet aus einer Kreislaufmodellierung unter Anwendung der betreffenden Verdichterpolynome im Vergleich zur Parametrisierung des Verdichterwirkungsgrads gemäß Gleichung (VI-32). Die Darstellung belegt, dass die gewählte Parametrisierung das Verdichterverhalten mit hoher Genauigkeit wiedergibt und damit gut geeignet ist für die Anwendung im Rahmen der hier beschriebenen Kennzahlen-basierten Modellierung der Kältemaschine.

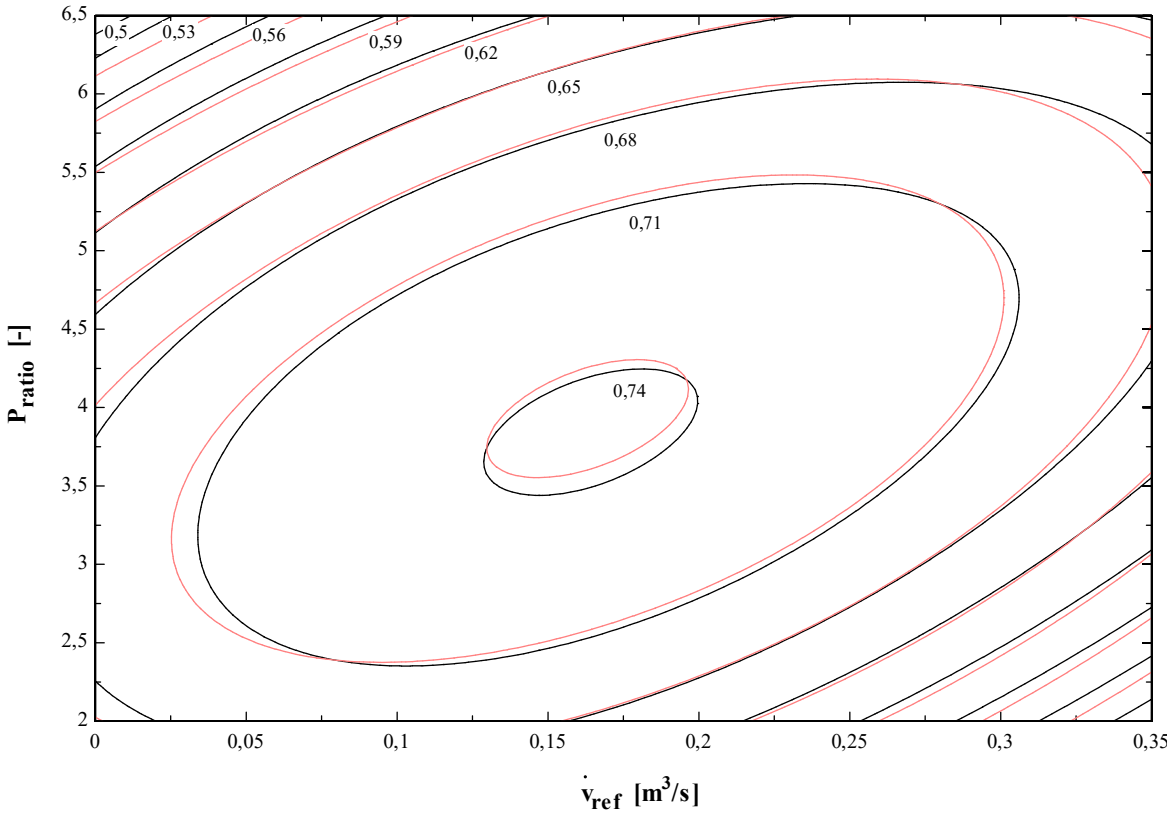


Abbildung 32: Untersuchung der Güte des Verdichterpolynoms.

2.2.5 Wärmeübertragung

2.2.5.1 Bauarten und Grundprinzipien

Für die Wärmeübertragung im Verdampfer und Kondensator der Kältemaschine kommen je nach Anlagentyp, Anwendung und Anlagengröße unterschiedliche Wärmeübertragerbauformen zum Einsatz. Vornehmlich werden

- Plattenwärmeübertrager
- Rohrbündelwärmeübertrager oder
- Lamellenwärmeübertrager

eingesetzt.

Plattenwärmeübertrager und Rohrbündelwärmeübertrager kommen in der Regel in Verbindung mit flüssigen Wärmeträgermedien zum Einsatz; Plattenwärmeübertrager insbesondere bei kompakten Anlagen kleinerer Leistung. Lamellenwärmeübertrager weisen durch ihre Lamellen eine vergrößerte äußere Übertragungsfläche, um die geringere Intensität des Wärmetausch im Kontakt mit dem Wärmeträger Luft auszugleichen. Sie dienen als Luftkühler in Kühlräumen und als luftgekühlte Verflüssiger.

Die folgenden Abbildungen zeigen die typischen Konstellationen der Wärmeübertragung im Kondensator (oben) und Verdampfer (unten) der Kompressionskälteanlage.

Abbildung 33 (oben) zeigt für den Kondensator den Verlauf der Temperaturen des Kältemittels und des Wärmeträgers in Abhängigkeit des an der Abszisse angegebenen Wärmeumsatzes. Die Kondensation des Kältemittels läuft bei einem Reinstoff-Kältemittel bei konstanter Temperatur T_1 ab. Vorgelagert erfolgt die Enthitzung von der Verdichtungsendtemperatur T_1desup bis zur Temperatur T_1. Nach der vollständigen Verflüssigung folgt je nach Bauart des Verflüssigers und je nach Betriebsart eine Unterkühlung des Kältemittels bis zur Temperatur T_{1_sub}. Enthitzung und Unterkühlung zeigen sich entsprechend der in guter Näherung konstanten spezifischen Wärmekapazität des gasförmigen bzw. flüssigen Kältemittels als lineare Kurvenverläufe, genauso wie die lineare Temperaturänderung des wärmeaufnehmenden Wärmeträgers von t_{1_low} bis t_{1_high}.

In Abbildung 33 (unten) ist die Wärmeübertragung im Verdampfer dargestellt. Der Wärmeübertrag aus dem Kaltwasser mit Eintritts- und Austrittstemperatur t_{0_high} und t_{0_low} bewirkt die Verdampfung des Kältemittels bei der Verdampfungstemperatur T_0, gefolgt von der Überhitzung des Kältemitteldampfs bis zur Temperatur T_{0_sup}.

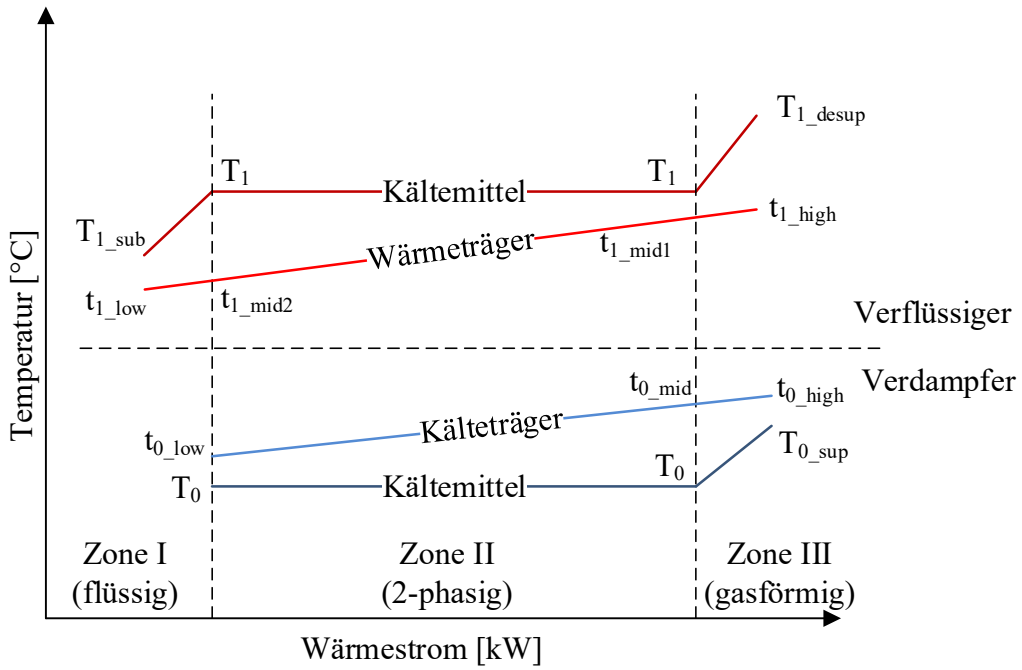


Abbildung 33: Wärmeübertragung über Wärmestrom

Abbildung 34 zeigt dieselben Abläufe im Kondensator (oben) und Verdampfer (unten); jedoch ist der Verlauf der Wärmeübertragung in Bezug auf die räumliche Ausdehnung des Wärmeübertragers dargestellt. Dementsprechend ergeben sich gekrümmte Kurvenverläufe, die eine Verringerung der Wärmeübertrags pro Längeneinheit zeigen, wenn die lokal treibende Temperaturdifferenz abnimmt.

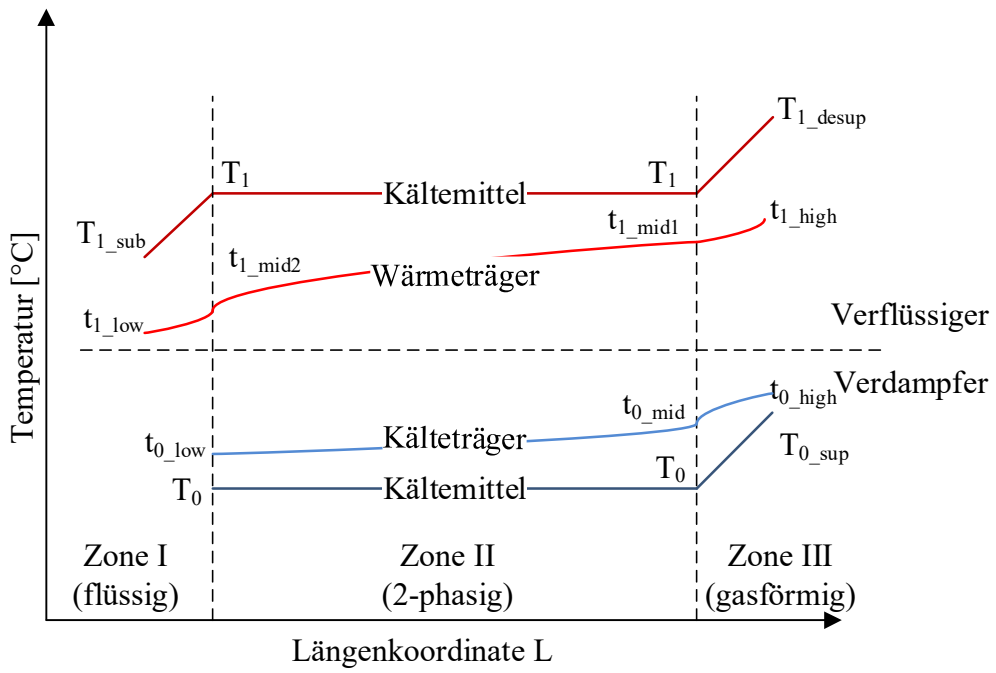


Abbildung 34: Wärmeübertragung über Längenkoordinate

2.2.5.2 Berechnung

Logarithmische mittlere Temperaturdifferenz (LMTD)

Die LMTD-Methode (Logarithmic Mean Temperature Difference) ist eine grundlegende Berechnungsweise in der Wärmeübertragungstechnik, insbesondere bei der Auslegung und Analyse von Wärmeübertragern. Dabei dient der logarithmische Mittelwert der Temperaturdifferenz (LMTD) zwischen den beiden Fluiden, die an den gegenüberliegenden Seiten des Wärmeübertragers fließen, als entscheidende Größe zur Bestimmung des Wärmeumsatzes. Die Berechnungsmethode liefert als Ergebnis die erforderliche Übertragungsfläche eines Wärmeübertragers, die zur Übertagung einer bestimmten Wärmemenge erforderlich ist. Siehe Abbildung 35 und Gleichung (VI-33).

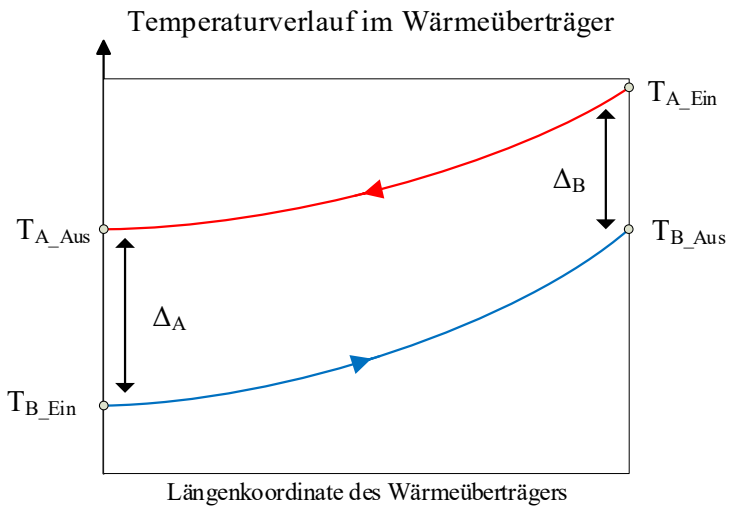


Abbildung 35: Temperaturverläufe für LMTD-Verfahren

$$LMTD = \frac{\Delta T_A - \Delta T_B}{ln\left(\frac{\Delta T_A}{\Delta T_B}\right)} \tag{VI-33}$$

Die Methode ist gleichermaßen geeignet für Gegenstrom- und Gleichstrom-Wärmeübertrager. Bei der Berechnung für einen Gegenstrom-Wärmeübertrager, bei dem die Fluide in entgegengesetzte Richtungen fließen, ergibt sich bei identischen Ein- und Austrittstemperaturen der beiden im Austausch stehenden Wärmeträgerströme ein größerer LMTD-Wert und dementsprechend eine effizientere Wärmeübertragung; d.h. dieselbe Wärmeübertragungsaufgabe kann mit einer kleineren Austauschfläche erfüllt werden.

Die LMTD-Methode wird normalerweise in Situationen eingesetzt, in denen die Temperaturen der Fluide und der Wärmestrom bekannt sind. Sie ermöglicht die Bestimmung der notwendigen Fläche des Wärmeübertragers und kann bei der Analyse der Funktion einer Anlage auch zur Bestimmung des Wärmedurchgangskoeffizienten (k-Wert) verwendet werden, wenn die Wärmeübertragerfläche bekannt ist.

Bei der Anwendung der LMTD-Methode ist es wichtig, die richtige Konfiguration des Wärmeübertragers (Gegenstrom, Gleichstrom oder Kreuzstrom) und die auftretenden Temperaturänderungen der Fluide während des Wärmeübertragungsprozesses zu berücksichtigen. Bei Kreuzstrom-Wärmeübertragern kann eine genauere Analyse erforderlich sein, die die Verwendung komplexerer Ansätze mit abschnittsweiser Berechnung erfordert.

NTU-Methode

Die NTU-Methode (Number of Transfer Units) ist ein weiterer wichtiger Ansatz in der Wärmeübertragungstechnik, speziell für die Analyse und Auslegung von Wärmeübertragern. Während die LMTD-Methode auf Temperaturdifferenzen basiert, konzentriert sich die NTU-Methode auf die Effektivität des Wärmeübertragers, die die Änderung der Temperatur der strömenden Fluide bewertet.

Die NTU-Methode wird durch folgende Schlüsselparameter definiert:

NTU (Number of Transfer Units): Dies ist ein Maß für die Größe des Wärmeübertragers relativ zu den Anforderungen des Wärmeübertragungsprozesses, ausgedrückt durch die Wärmekapazitätsströme der beteiligten Fluide (VI-34).

$$NTU = \frac{k \cdot A}{m \cdot c_p} \tag{VI-34}$$

Verhältnis der Wärmekapazitätsströme (R):

$$R_1 = \frac{\dot{m}_1 \cdot c_{p,1}}{\dot{m}_2 \cdot c_{p,2}} \tag{VI-35}$$

$$R_2 = \frac{\dot{m}_2 \cdot c_{p,2}}{\dot{m}_1 \cdot c_{p,1}} \tag{VI-36}$$

Effektivität (ε): Die Effektivität eines Wärmeübertragers (Formelzeichen ε oder P) bezeichnet das Verhältnis der tatsächlich übertragenen Wärme zur maximal möglichen Wärmeübertragung. Sie kann auch durch die relative Temperaturänderung der Wärmeträger ausgedrückt werden:

$$P_1 = \frac{\vartheta_1' - \vartheta_1''}{\vartheta_1' - \vartheta_2'} \tag{VI-37}$$

$$P_2 = \frac{\vartheta_1'' - \vartheta_2'}{\vartheta_1' - \vartheta_2'} \tag{VI-38}$$

Die Effektivität hängt vom NTU-Wert und dem Verhältnis der Wärmekapazitätsströme ab und wird durch spezifische Beziehungen für verschiedene Arten von Wärmeübertragern (wie Gegenstrom, Gleichstrom, Kreuzstrom) bestimmt.

Für die grundlegenden Formen des Gegenstrom- bzw. Gleichstromwärmeübertragers gelten die folgenden Beziehungen:

Tabelle 9: Grundlegende Beziehung des NTU-Verfahrens. Quelle: VDI Wärmeatlas [7]

Stromführung	$P = f(\mathrm{NTU}, R)$	$\mathrm{NTU} = f(P, R)$	$\Theta = f(P_1, P_2)$	Grenzkurve
Reiner Gegenstrom $i = 1, 2$ $R_i \neq 1$ $R_i = R = 1$	$P_i = \frac{1 - \exp[(R_i - 1)\mathrm{NTU}_i]}{1 - R_i \exp[(R_i - 1)\mathrm{NTU}_i]}$ $P_i = \frac{\mathrm{NTU}}{1 + \mathrm{NTU}}$	$\mathrm{NTU}_i = \frac{1}{1 - R_i} \ln \frac{1 - R_i P_i}{1 - P_i}$ $\mathrm{NTU} = \frac{P}{1 - P}$	$\Theta = \frac{P_1 - P_2}{\ln \frac{1 - P_2}{1 - P_1}}$ $\Theta = 1 - P$	$P_{i\infty} = \begin{cases} 1\,; & R_i \leq 1 \\ \frac{1}{R_i}\,; & R_i > 1 \end{cases}$
Reiner Gleichstrom $i = 1, 2$	$P_i = \frac{1 - \exp[-\mathrm{NTU}_i(1 + R_i)]}{1 + R_i}$	$\mathrm{NTU}_i = -\frac{\ln[1 - P_i(1 + R_i)]}{1 + R_i}$	$\Theta = \frac{-(P_1 + P_2)}{\ln[1 - (P_1 + P_2)]}$	$P_{i\infty} = \frac{1}{1 + R_i}$

Die NTU-Methode ist besonders nützlich, wenn die Wärmeübertragungskonstellation nur durch Angabe der Eintrittsbedingungen der beiden Wärmeträgerfluide beschrieben ist und die sich einstellenden Austrittstemperaturen der Fluide noch unbestimmt sind. Mit Kenntnis der Wärmedurchgangskoeffizienten und der Fläche des Wärmeübertragers können durch Bestimmung der Effektivität die Austrittstemperaturen der Wärmeträgerströme und daran anschließend die übertragene Wärmeleistung ermittelt werden.

Ein wichtiger Vorteil der NTU-Methode ist ihre Anwendbarkeit auf eine Vielzahl von Wärmeübertrager-Konfigurationen, einschließlich solcher mit komplexeren Strömungsmustern wie Kreuzstrom oder Mehrpassstrom. Sie ermöglicht eine detaillierte Analyse der Leistung von Wärmeübertragern unter verschiedenen Betriebsbedingungen und kann für präzise Auslegungsberechnungen und Leistungsbeurteilungen eingesetzt werden.

2.2.5.3 Modellierung der Wärmeübertragung im Kondensator und Verdampfer

Für die genaue Modellierung der Wärmeübertragung im Kondensator und Verdampfer der Kälteanlage ist entsprechend dem Wechsel des Aggregatszustands des Kältemittels, wie in Abbildung 33 und Abbildung 34 dargestellt, eine abschnittsweise Behandlung des Wärmeübertragers erforderlich [2]. Hierbei ergeben sich mehrere Zonen des Wärmeübertragers, für welche im stationären Betriebszustand je eine Energiebilanz aufgestellt werden kann. Dabei wird vereinfachend angenommen, dass jede Zone durch gemittelte Werte für die Stoffeigenschaften und die Betriebseigenschaften (Wärmedurchgangskoeffizient k) beschrieben

werden kann. Für den Verdampfer resultiert daraus eine Unterteilung in zwei Bereiche: die Verdampfungssektion, in der Zweiphasen-Strömung des Kältemittels vorliegt, und den Abschnitt mit reiner Gasströmung, in dem die Überhitzung des Kältemittels erfolgt. Der Kondensator hingegen ist in drei Bereiche zu unterteilen. In diesen liegt das Kältemittel gasförmig (Enthitzung), zweiphasig (Verflüssigung) und flüssig (Unterkühlung) vor.

Der Wärmeumsatz in den einzelnen Zonen ergibt sich dabei aus der Energiebilanz des Kontrollvolumens des Kältemittels (VI-39) und des externen Wärmeträgers (VI-40), sowie durch die in (VI-41) unter Verwendung der LMTD-Methode angegebene Wärmeübertragung zwischen dem Kältemittel und dem externen Wärmeträger, beschrieben durch Wärmedurchgangskoeffizient k, Übertragungsfläche A und die mittlere logarithmische Temperaturdifferenz ΔT_log.

$$\dot{Q} = \dot{m}_{KM} \cdot \Delta h \tag{VI-39}$$

$$\dot{Q} = \dot{m}_{Wasser} \cdot c_p \cdot \Delta T \tag{VI-40}$$

$$\dot{Q} = k \cdot A \cdot \Delta T_{log} \tag{VI-41}$$

Die Angabe des Leistungsumsatzes im internen Kreislauf, der sich aus dem Kältemittelmassenstrom und der Enthalpiedifferenz ergibt, erfordert das Miteinbeziehen von Stoffdaten. Um weiterhin für den Wärmeübergang den k-Wert zu bestimmen, sind je nach Aggregatszustand unterschiedliche Korrelationen anzusetzen. Dabei fließen u.a. Stoffwerte und Kennzahlen wie die Reynolds-Zahl oder die Prandtl-Zahl mit ein. Die Verwendung aufwendiger Berechnungsvorschriften und Korrelationen zur Bestimmung thermophysikalischer Stoffdaten und der unter den herrschenden Betriebsbedingungen zu erwartenden Werte der Wärmeübergangskoeffizienten erfordert in der Regel einen erheblichen Rechenaufwand. Sollen diese Berechnungen im Rahmen aufwendiger mathematischer Prozeduren für die Betriebsoptimierung von Energiesystemen eingesetzt werden, so kann dies einen unverhältnismäßig hohen Rechenaufwand erfordern und gleichzeitig die Stabilität der Lösungsfindung stark gefährden. Darüber hinaus erfordert ein detailliertes Modell eine umfassende Kenntnis der Anlage, da sehr viele Parameter (z.B. Wärmeübertragerfläche, interne Geometrie der Wärmeübertrager, etc.) hinterlegt werden müssen. Oft sind diese Parameter nicht bekannt oder werden durch die Hersteller nicht zur Verfügung gestellt. Dies bedeutet, dass viele Parameter geschätzt werden müssen, wodurch sich eine fehlerhafte oder zumindest ungenaue Berechnung ergeben kann. Um die Optimierungsprozedur mit dem Rechenmodell möglichst effizient zu koppeln und den Aufwand der Modellierung zu reduzieren, ist es erforderlich, die Beschreibung der Wärmeübertragung so weit wie möglich zu vereinfachen und die Anzahl der Eingabeparameter zu reduzieren.

Vereinfachtes Modell der Wärmeübertragung: Grädigkeiten-Modell

Mit Hilfe eines vereinfachten Modellansatzes soll der Zusammenhang der internen Temperaturen im Verdampfer und Kondensator, T_0 (Verdampfungstemperatur) und T_1 (Verflüssigungstemperatur), im Zusammenspiel mit den Temperaturen der externen Wärmeträger näherungsweise bestimmt werden. Zur Vereinfachung werden hierbei die Wärmeüberträger nicht physikalisch modelliert, sondern es wird eine Näherungslösung, basierend auf der Veränderung der Grädigkeit des Wärmeübertrags (sogenanntes Grädigkeiten-Modell), eingeführt und eingesetzt (siehe (VI-42) und (VI-43)).

Die Grädigkeit bezeichnet die kleinste auftretende Temperaturdifferenz zwischen den beiden im Wärmeaustausch stehenden Fluidströmen.

Im einfachen Fall eines Wärmeübertragers, der mit Hilfe einer einzigen Wärmeübertragersektion beschrieben werden kann, ist der Wert der Grädigkeit eindeutig bestimmt. Bei einem reinen flüssig/flüssig Wärmetausch tritt die Grädigkeit immer am Austritt des Fluids mit dem kleineren Wärmekapazitätsstrom auf. Bei der Kühlung eines Kaltwasserstroms im Verdampfer einer Kältemaschine, der ohne Überhitzung betrieben wird, ist die Grädigkeit durch die Temperaturdifferenz zwischen Kaltwasseraustritt und interner Verdampfungstemperatur gegeben.

Zur Beschreibung der Wärmeübertragung im Verdampfer und Kondensator der Kälteanlage wird das Konzept der Grädigkeit zur Beschreibung der kleinsten Temperaturdifferenz zwischen dem internen Prozess und den externen Wärmeträgern verwendet, jedoch unter Vernachlässigung der Überhitzung und Unterkühlung des Kältemittels am Eintritt und Austritt des Kondensators bzw. Verdampfers. Der Wärmeübertrager wird also nicht in unterschiedliche Zonen unterteilt und wird näherungsweise nur durch eine einzige Gleichung beschrieben. Mit dieser Näherung treten die Grädigkeiten am Verdampfer (Δt_0) und Kondensator (Δt_1) jeweils am Austritt des Wärmeträgers, also als Differenz zwischen Kaltwasseraustritt und Verdampfung bzw. zwischen Kondensation und Kühlwasseraustritt auf.

$$\Delta t_0 = T_{CHWS} - T_0 \qquad \text{(VI-42)}$$

$$\Delta t_1 = T_1 - T_{CWS} \qquad \text{(VI-43)}$$

Das Modell geht vereinfachend davon aus, dass sich die Grädigkeiten der Wärmeübertrager im Teillastbetrieb beim Betrieb mit konstanten Durchflussraten der externen Wärmeträger proportional zur übertragenen Wärmeleistung ändern. Zusätzlich wird eine Korrektur vorgenommen, um variable Volumenströme der Wärmeträger zu berücksichtigen.

Entsprechend dem gewählten Modellansatz ergeben sich die internen Sättigungstemperaturen bei Verdampfung T_0 und Kondensation T_1 aus der externen Wärmeträgertemperatur T_{CHWS} bzw. T_{CWS} unter Berücksichtigung der im jeweiligen Teillastfall herrschenden Grädigkeit Δt_i (Gl.(VI-44) und (VI-45)). Die

wirksame Grädigkeit Δt_i (mit $i = 0$ oder $i = 1$, für Verdampfer bzw. Kondensator) wird dabei bestimmt als ein Produkt aus der Grädigkeit im Auslegungspunkt $\Delta t_{i,Nenn}$, einem Partloadfaktor PLF_i für die Leistung der Kältemaschine und einem Partflowfaktor PFF_i, welcher den aktuellen Volumenstrom der Wärmeträger berücksichtigt (Gl.(VI-46) und (VI-47)). Der PLF_i beschreibt das Verhältnis von aktueller Leistung $\dot{Q}_i$ der Kältemaschine zur Leistung $\dot{Q}_{i,Nenn}$ im Auslegungspunkt (Gl.(VI-48) und (VI-49)). Der PFF_i gibt in gleicher Weise das Verhältnis von aktuellem Volumenstrom $\dot{V}_i$ und Volumenstrom im Auslegungspunkt an (Gl.(VI-50) und (VI-51)).

$$T_0 = T_{CHWS} - \Delta t_0 \tag{VI-44}$$

$$T_1 = T_{CWS} + \Delta t_1 \tag{VI-45}$$

$$\Delta t_0 = \Delta t_{0,Nenn} \cdot PLF_0 \cdot PFF_0 \tag{VI-46}$$

$$\Delta t_1 = \Delta t_{1,Nenn} \cdot PLF_1 \cdot PFF_1 \tag{VI-47}$$

$$PLF_0 = \frac{\dot{Q}_0}{\dot{Q}_{0,Nenn}} \tag{VI-48}$$

$$PLF_1 = \frac{\dot{Q}_1}{\dot{Q}_{1,Nenn}} \tag{VI-49}$$

$$PFF_0 = \frac{\dot{V}_0}{\dot{V}_{0,Nenn}} \tag{VI-50}$$

$$PFF_1 = \frac{\dot{V}_1}{\dot{V}_{1,Nenn}} \tag{VI-51}$$

Bei dieser Berechnungsmethode müssen lediglich die Auslegungsdaten der Kältemaschine für den Nennbetrieb bekannt sein. Die Verwendung aufwendiger Korrelation zur Bestimmung von Stoffdaten oder von Wärmeübergangswerten ist nicht erforderlich.

Überflutete Verdampfung

Die überflutete Verdampfung ist ein in industriellen Kälteanlagen häufig angewandtes Verfahren, bei dem der Verdampfer mit einer Übermenge an Kältemittel betrieben wird. Im Gegensatz zu einem trockenen Verdampfer, wo das Kältemittel vollständig verdampft, verbleibt bei der überfluteten Verdampfung immer ein Teil des Kältemittels in flüssiger Form. Dies führt zu einer gleichmäßigeren und effizienteren Wärmeübertragung, da die gesamte Verdampferfläche für den Prozess genutzt wird. Das flüssige Kältemittel nimmt Wärme aus dem Kälteträgerfluid auf und verdampft dabei teilweise, wodurch der Kälteträgerkreislauf gekühlt wird.

Ein wesentlicher Aspekt der überfluteten Verdampfung ist die Rückführung des nicht verdampften Kältemittels. In einem speziellen Behälter, häufig einem Separator, wird das gasförmige Kältemittel von der Flüssigkeit getrennt, bevor es wieder dem Verdichter zugeführt wird. Diese Vorgehensweise ermöglicht eine hohe Effizienz, da eine geringere Überhitzung erforderlich ist und die Wärmetauscherbedingungen optimal genutzt werden. Trotz dieser Vorteile gibt es auch Herausforderungen bei der überfluteten Verdampfung. Ein zentrales Problem ist der sogenannte Flüssigkeitsschlag. Wenn flüssiges Kältemittel in den Verdichter gelangt, kann dies zu schwerwiegenden mechanischen Schäden führen. Um dies zu vermeiden, sind präzise Steuerungen und sorgfältige Auslegung des Systems erforderlich. Zudem erfordert die überflutete Verdampfung in der Regel mehr Komponenten, wie Rücklaufbehälter und Steuermechanismen, was die Anlage komplexer und wartungsintensiver macht.

Für Kältemaschinen mit überfluteten Verdampfern ist das oben vorgestellte Grädigkeitenmodell sehr gut anwendbar. Abbildung 36 veranschaulicht die grundlegenden Zusammenhänge und die Veränderung der Betriebssituation in Teillast (grau). Die Verdampfung erfolgt mit geringer Überhitzung des Kältemittels, so dass die Wärmeübertragung in allen Lastzuständen durch die Grädigkeit am Kaltwasseraustritt (Δt_{pinch_out}) bestimmt wird.

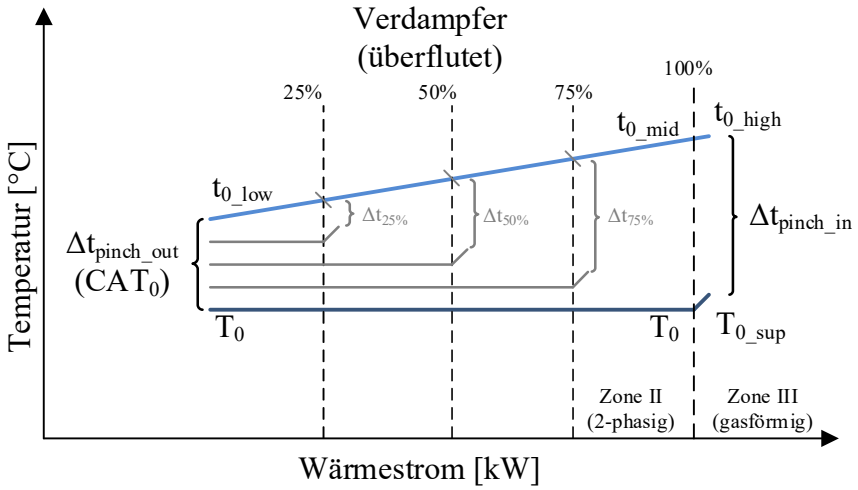


Abbildung 36: Wärmeübertragung am überfluteten Verdampfer

Trockenexpansion

Die Trockenexpansion ist ein Verfahren, das vor allem in kleineren Kälteanlagen oder Klimaanlagen eingesetzt wird. Im Gegensatz zur überfluteten Verdampfung wird hierbei das Kältemittel dosiert dem Verdampfer zugeführt, so dass es im Verdampfer vollständig verdampft, bevor es den Verdichter erreicht. Das bedeutet, dass im Verdampfer keine überschüssige Flüssigkeit vorhanden ist, und das Kältemittel verlässt den Verdampfer ausschließlich in gasförmigem Zustand.

Im Trockenexpansionssystem wird das flüssige Kältemittel durch ein Expansionsventil in den Verdampfer eingespritzt. Dieses Ventil steuert die Menge des eingespritzten Kältemittels basierend auf der Temperatur und dem Druck im Verdampfer. Das Kältemittel nimmt während der Verdampfung Wärme auf und verdampft dabei vollständig. In der Regel wird dabei eine gewisse Überhitzung des Kältemittels angestrebt, um sicherzustellen, dass am Ausgang des Verdampfers kein flüssiges Kältemittel mehr vorhanden ist, das den Verdichter beschädigen könnte. Ein wesentlicher Vorteil der Trockenexpansion besteht darin, dass sie einfacher zu steuern und zu betreiben ist. Das System erfordert weniger komplexe Komponenten als die überflutete Verdampfung, da keine Rücklaufbehälter oder Separatoren notwendig sind. Dies führt zu niedrigeren Installationskosten und einer einfacheren Wartung. Dennoch gibt es auch Nachteile. Da das Kältemittel vollständig verdampfen muss, wird nicht die gesamte Verdampferfläche gleichmäßig genutzt, was die Effizienz des Wärmeaustauschs verringert. Zudem sollte die Überhitzung des Kältemittels nicht zu hoch sein, um Effizienzverluste und eine unnötig hohe Belastung des Verdichters zu vermeiden.

Bei Systemen mit großen Überhitzungstemperaturen stößt das vorgestellte Grädigkeitenmodell an seine Grenzen, da die Wärmeübertragung durch die Grädigkeit am Kaltwassereintritt (Δt_{pinch_in}) dominiert wird, wie in Abbildung 37 dargestellt. Dementsprechend erfolgt in Teillast keine Annäherung des Verdampfungsniveaus an die Kaltwasseraustrittstemperatur, wie im Fall der überfluteten Verdampfung.

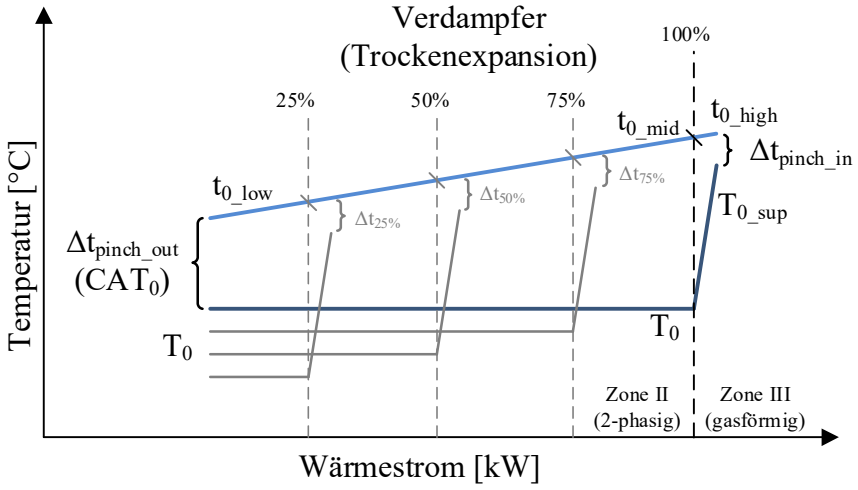


Abbildung 37: Teillastverhalten trockene Expansion

Insgesamt ist die Trockenexpansion eine zuverlässige und einfach zu handhabende Methode für Kälte- und Klimaanlagen, die jedoch aufgrund des weniger effizienten Wärmeaustauschs und der Notwendigkeit präziser Steuerung in bestimmten Anwendungen weniger effektiv sein kann als die überflutete Verdampfung.

2.3 Rückkühlwerke

Zur Beschreibung der Betriebscharakteristik der verschiedenen energietechnischen Komponenten werden Polynome zweiter und höherer Ordnung verwendet, um eine höhere Genauigkeit im Vergleich zur herkömmlichen „linearen Programmierung“ zu erzielen.

Das Herangehen bei der Komponenten-Modellierung wird im Folgenden am Beispiel eines Hybrid-Rückkühlwerks erläutert, in dem ein Kühlwasserstrom im Gegenstrom zu einem Luftstrom abgekühlt wird. Die mögliche Abkühlung des Kühlwassers ist dabei prinzipiell durch den Eintrittszustand des zur Verfügung stehenden Luftstroms begrenzt. Die bestimmende Temperatur des Luftstroms wird als Kühlgrenztemperatur bezeichnet. Entsprechend der Gegenstromführung von Kühlwasser und Luft kann der Kühlwasserstrom bestenfalls bis zur Kühlgrenztemperatur abgekühlt werden. Je nach Auslegung des Rückkühlers verbleibt im Betrieb jedoch eine Temperaturdifferenz $\Delta T_{approach}$ zwischen Kühlwasseraustritt und Lufteintritt, die als Kühlgrenzabstand bezeichnet wird (siehe Abbildung 38).

Im trockenen Betrieb des Rückkühlers stellt die Temperatur der Umgebungsluft die Kühlgrenztemperatur dar. Im befeuchteten Betrieb wird der kühlende Luftstrom vor oder während des Wärmeaustauschs mit dem Kühlwasserstrom durch die Zugabe von Wasser befeuchtet, so dass die Kühlgrenze in diesem Fall durch die Feuchtkugeltemperatur (T_{wb}) des eintretenden Luftstroms gegeben ist. Dieser Temperaturwert stellt die Grenze der Abkühlung des Luftstroms dar, die durch vollständige Befeuchtung der Luft bei adiabater Prozessführung erreicht werden kann. Die Befeuchtung der in den Rückkühler eintretenden Luft erfolgt jedoch in der Realität nicht vollständig, so dass die Eintrittstemperatur des Luftstroms um Δt_{hum} über der Feuchtkugeltemperatur liegt. Für die zu erreichende Kühlwasseraustrittstemperatur ist wie im trockenen Betrieb der Kühlgrenzabstand ausschlaggebend. Dieser variiert zudem in Abhängigkeit vom aktuellen Teillastzustand. Abbildung 38 zeigt eine vereinfachte Darstellung der Betriebssituation eines Kühlturms.

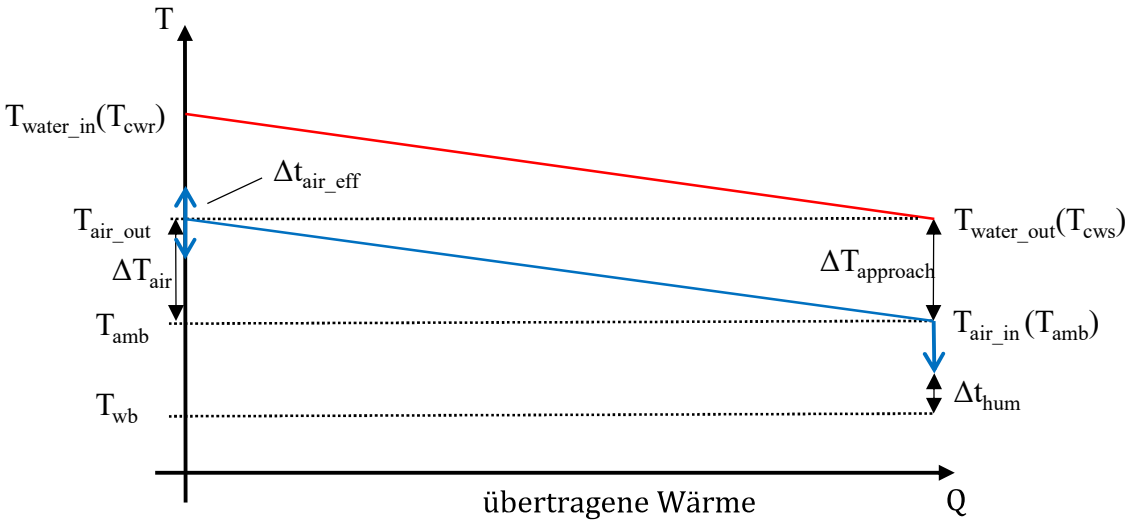


Abbildung 38: vereinfachte Darstellung der Betriebssituation eines Kühlturms

Das Ziel der Modellierung ist die Ermittlung der elektrischen Leistungsaufnahme P_el des Kühlturmventilators bei sich verändernden Betriebsbedingungen, die durch die folgenden unabhängigen Variablen beschrieben werden:

Außentemperatur (T_{Amb})

Relative Feuchte der Luft (RH_{Amb})

Kühlwasseraustrittstemperatur (T_{cws})

Volumenstrom Kühlwasser (V_{cw})

Aktuelle Leistung des RKWs ($\dot{Q}$)

Um die Betriebscharakteristik aus Abbildung 38 mit den unabhängigen Variablen in Beziehung zu bringen, wird folgender Modellansatz verwendet:

$$P_{el} = \frac{\dot{V}_{air} \cdot \Delta p}{\eta_{total}} \qquad \text{(VI-52)}$$

Bei der Variation der Rückkühlleistung ergibt sich in Abhängigkeit des erforderlichen Luftvolumenstroms eine Veränderung der totalen Druckerhöhung des Ventilators Δp gemäß

$$\Delta p = \left(\frac{\dot{V}_{air}}{\dot{V}_{air\,design}}\right)^2 \cdot \Delta p_{design} \qquad \text{(VI-53)}$$

Der Ventilator-Wirkungsgrad η_{total} setzt sich aus den Teilwirkungsgraden für das Laufrad (η_{vent}), den Motor (η_{drive}) und das Getriebe (η_{gear}) zusammen und wird als konstant angenommen.

$$\eta_{total} = \eta_{vent} \cdot \eta_{drive} \cdot \eta_{gear} \tag{VI-54}$$

Der für die Wärmeübertragung benötigte Luftvolumenstrom $\dot{V}_{air}$ wird wie folgt berechnet:

$$\dot{V}_{air} = \frac{\dot{Q}}{\rho_{air} \cdot c_{p,air} \cdot \Delta T_{air}} \tag{VI-55}$$

$\dot{Q}$ ist die übertragene Wärmeleistung des Rückkühlwerks. Bei der Anwendung des Modells innerhalb des Optimierungswerkzeugs ENOS werden die Stoffdaten der Außenluft ρ_{air} und $c_{p,air}$ mit Hilfe von Tabellenwerten, die in sogenannten „LookUp-Tables“ in Abhängigkeit von der relativen Luftfeuchtigkeit RH_{Amb} und der aktuellen Lufttemperatur T_{Amb} hinterlegt sind, dargestellt.

Abbildung 39 zeigt die Veränderung der Kühlgrenztemperatur $\Delta t_{approach}$ bei einer sich ändernden Last und Betrieb mit konstantem Luftvolumenstrom $\dot{V}_{Air}$.

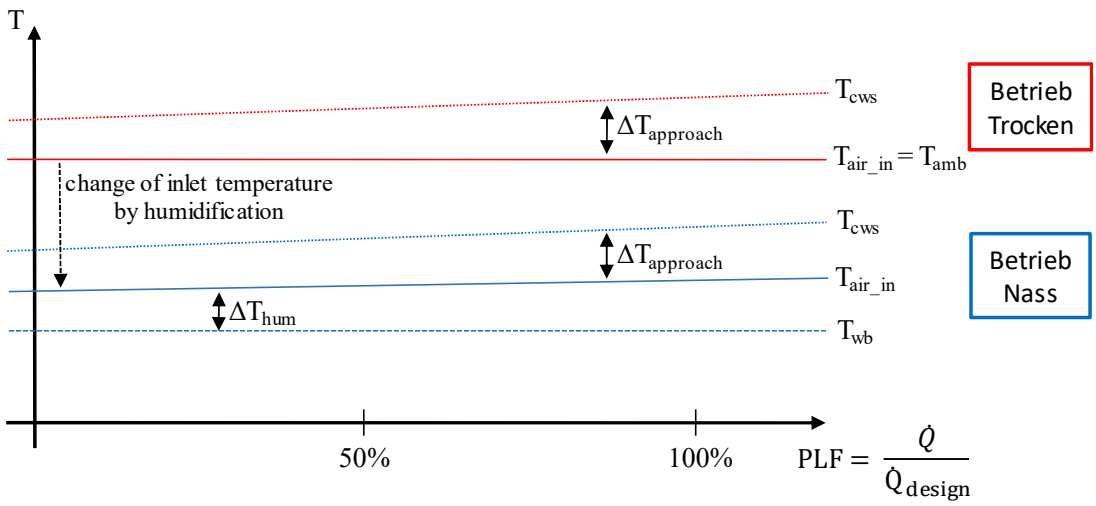


Abbildung 39: Modellierung des Kühlgrenzabstands $\Delta T_{approach}$ in Abhängigkeit des Teillastzustands des Rückkühlers

Die Bestimmung der Temperaturänderung des Luftstroms im Teillastbetrieb des Rückkühlers erfolgt in Anlehnung an Kaup [8]:

Die maßgebliche Temperaturdifferenz $\Delta T_{approach}$ hängt von der Bauweise des Rückkühlwerks ab und variiert im Teillastbetrieb stark.

$$\Delta T_{approach} = \Delta T_{approach_{design}} \cdot (1 - \left(g_{PLF} \cdot PLF + g_{PFF} \cdot \frac{1}{PFF}\right)) \tag{VI-56}$$

$\Delta T_{approach_{design}}$ ist die minimale Temperaturdifferenz zwischen T_{amb} und T_{cws}, welche im Auslegungspunkt erreicht werden kann, und stellt einen Auslegungsparameter für das entsprechende Rückkühlwerk dar. Die Teillastfaktoren PLF und PFF werden mit den Gewichtungsfaktoren g_{PLF} und g_{PFF} (Bedingung: $g_{PFF}+g_{PLF}\leq 1$) gewichtet und ergeben sich aus den Zusammenhängen (VI-57) und (VI-58). Somit kann das Modell sehr akkurat auf das jeweilige Rückkühlwerk angepasst werden.

$$PLF = \frac{\dot{Q}}{\dot{Q}_{design}} \tag{VI-57}$$

$$PFF = \frac{\dot{V}_{cw}}{\dot{V}_{cw_{design}}} \tag{VI-58}$$

$\dot{Q}_{design}$ und $\dot{V}_{cw_{design}}$ sind jeweils die für das entsprechenden Rückkühlwerk ermittelten Werte im Auslegungszustand. Diese Auslegungsparameter müssen bei der Modellierung als Eingabewerte vorgegeben werden.

3 Entwurf eines Energieoptimierungssystems

3.1 Optimierungsverfahren in der Energietechnik

In der Energietechnik können verschiedene Optimierungsverfahren eingesetzt werden, um die Effizienz, Nachhaltigkeit und Wirtschaftlichkeit von Energiesystemen zu verbessern. Diese Verfahren eröffnen neue Möglichkeiten bei der Planung, dem Betrieb und der Steuerung von Energiesystemen.

In der Welt der Optimierung gibt es eine Vielzahl von Verfahren, die je nach Art des Problems und der geforderten Lösung ausgewählt werden. Diese Verfahren können in verschiedene Kategorien eingeteilt werden, wie in Abbildung 40 dargestellt.

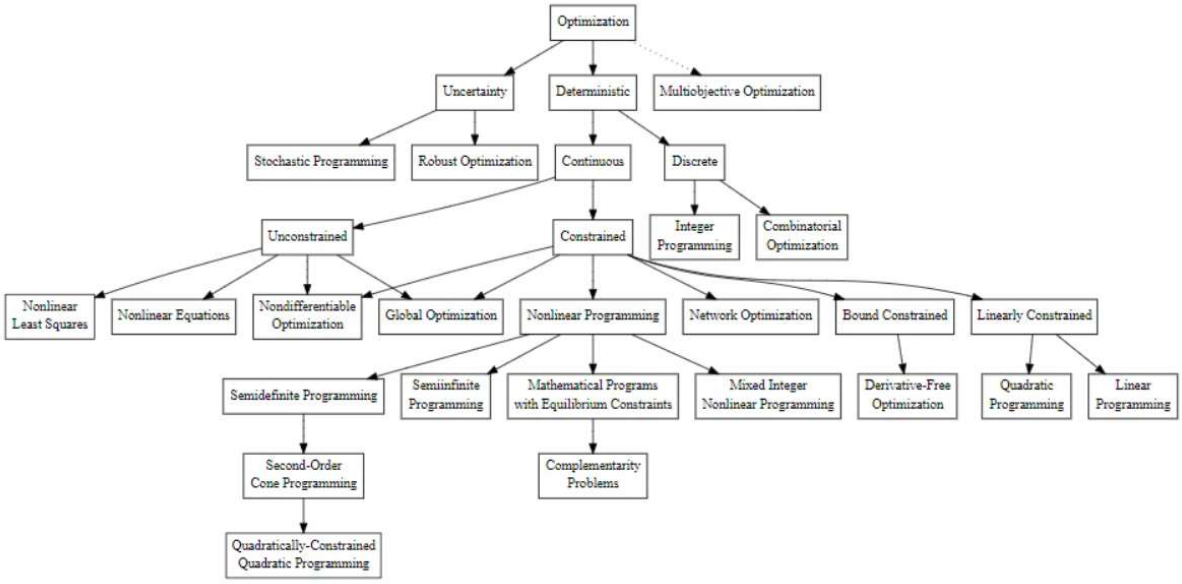


Abbildung 40: Übersicht Optimierungsprobleme. Quelle: Pardalos et al. [9]

3.1.1 Lineare Optimierung

Die lineare Optimierung, auch als lineare Programmierung bekannt, ist eine mathematische Methode zur Lösung von Optimierungsproblemen, bei denen eine lineare Zielfunktion unter linearen Nebenbedingungen maximiert oder minimiert wird. Dieses mathematische Verfahren hat in verschiedenen akademischen Disziplinen und Anwendungsgebieten breite Anwendung gefunden, darunter Operations-Research, Ingenieurwissenschaften, Wirtschaftswissenschaften und Logistik.

In einem linearen Optimierungsproblem wird eine lineare Zielfunktion definiert, die entweder maximiert oder minimiert werden soll. Diese Zielfunktion ist eine gewichtete Kombination von Entscheidungsvariablen, die bestimmte Aspekte des Problems repräsentieren. Gleichzeitig gibt es lineare Nebenbedingungen, die die zulässigen Werte der Entscheidungsvariablen einschränken. Diese Nebenbedingungen können beispielsweise Ressourcenbeschränkungen oder technische Anforderungen darstellen.

Das Ziel der linearen Optimierung besteht darin, die Werte der Entscheidungsvariablen zu finden, die die Zielfunktion optimieren, während gleichzeitig alle Nebenbedingungen erfüllt sind. Dies geschieht durch die Anwendung von mathematischen Algorithmen wie dem Simplex-Verfahren oder dem Innere-Punkte-Verfahren.

Das Grundprinzip der linearen Optimierung ist schematisch in Abb. 41 dargestellt: Eine oder mehrere Eingangsgrößen (Variable) X1 beeinflussen den Wert der Zielfunktion X2. Der optimale Werte von X1 zeichnet sich dadurch aus, dass X2 unter Einhaltung der Nebenbedingungen (Restriktionen) maximal wird.

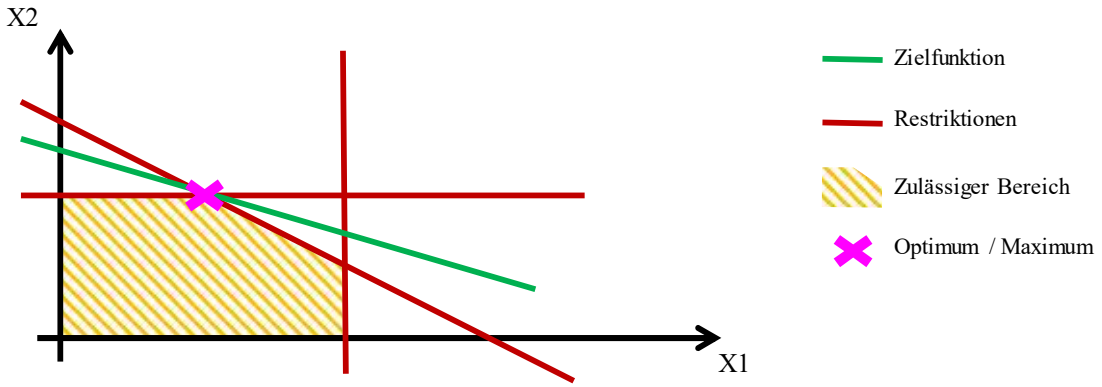


Abbildung 41**: Schema lineare Optimierung (Quelle: Eigene Darstellung)**

Die lineare Optimierung bietet eine leistungsstarke Methode zur Lösung von Problemen [10], bei denen Ressourcen effizient allokiert werden müssen oder Kosten minimiert werden sollen. Sie spielt auch eine wichtige Rolle in der Entscheidungsfindung und im „Operations Research“ in Unternehmen und Organisationen. Aufgrund ihrer mathematischen Grundlagen und ihrer breiten Anwendbarkeit ist die lineare Optimierung ein zentrales Thema in der mathematischen Optimierung und der angewandten Mathematik.

3.1.2 Nicht-Lineare Optimierung

Die nichtlineare Optimierung ist ein bedeutendes Forschungsgebiet der mathematischen Optimierung und spielt eine wichtige Rolle in verschiedenen akademischen Disziplinen sowie in der Praxis. Sie beschäftigt sich mit der Lösung von Optimierungsproblemen, bei denen die Zielfunktion oder die Nebenbedingungen nichtlinear sind. Anders als in der linearen Optimierung, bei der alle Funktionen linear sind, erlaubt die nichtlineare Optimierung die Berücksichtigung von nichtlinearen Beziehungen und komplexeren Modellen.

In einem nichtlinearen Optimierungsproblem wird eine nichtlineare Zielfunktion definiert, die maximiert oder minimiert werden soll. Diese Zielfunktion kann nichtlineare Terme, wie Potenzen, Wurzeln oder trigonometrische Funktionen, enthalten. Zusätzlich können nichtlineare Nebenbedingungen vorhanden

sein, die die zulässigen Werte der Entscheidungsvariablen einschränken. Diese Nebenbedingungen können beispielsweise durch Gleichungen oder Ungleichungen mit nichtlinearen Ausdrücken beschrieben werden.

Die Lösung eines nichtlinearen Optimierungsproblems ist in der Regel anspruchsvoller als die Lösung eines linearen Optimierungsproblems, da die nichtlinearen Funktionen oft keine analytischen Lösungen haben. Stattdessen werden numerische Optimierungsalgorithmen verwendet, um Näherungslösungen zu finden. Beispiele für solche Algorithmen sind das Gradientenabstiegsverfahren, das Newton-Raphson-Verfahren und genetische Algorithmen.

Die Anwendungsbereiche der nichtlinearen Optimierung sind vielfältig und reichen von der Ingenieurwissenschaft über die Wirtschaftswissenschaften bis hin zur Naturwissenschaft. Beispiele für Anwendungen sind die Optimierung von Produktionsprozessen, die Modellierung von wissenschaftlichen Phänomenen und die Parameteranpassung in statistischen Modellen.

Die nichtlineare Optimierung ist ein spannendes und herausforderndes Forschungsgebiet, das fortlaufend neue mathematische und algorithmische Entwicklungen hervorbringt. Sie spielt eine entscheidende Rolle bei der Lösung komplexer Probleme in verschiedenen Disziplinen und trägt zur Verbesserung von Produkten, Prozessen und Entscheidungsfindungen bei. [11]

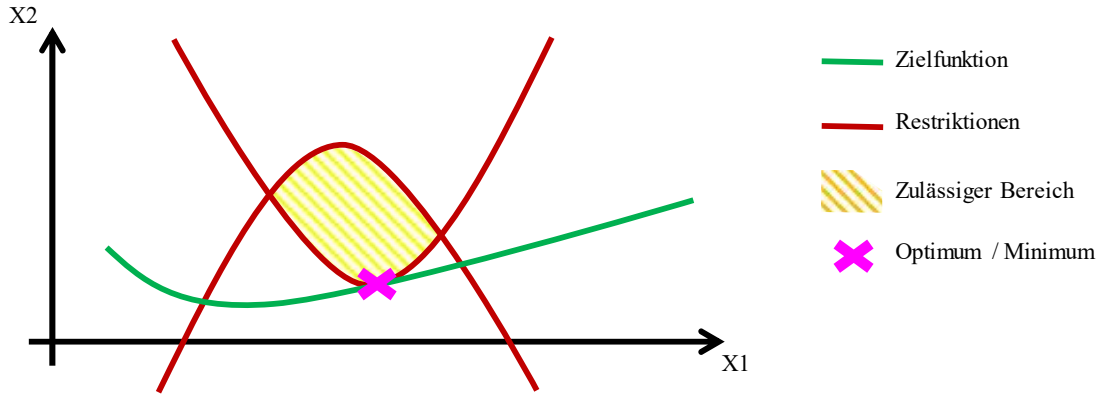


Abbildung 42: Schema nichtlineare Optimierung (Quelle: Eigene Darstellung)

3.1.3 Ganzzahlige Optimierung

Die ganzzahlige Optimierung, auch als ganzzahlige lineare Programmierung oder ganzzahlige lineare Optimierung bezeichnet, ist ein Bereich der mathematischen Optimierung, der sich mit der Lösung von Optimierungsproblemen befasst, bei denen die Entscheidungsvariablen auf ganzzahlige Werte beschränkt sind. Dieser Beschränkungstyp unterscheidet sich von der kontinuierlichen Optimierung, bei der die Variablen beliebige reale Werte annehmen können. Die ganzzahlige Optimierung hat eine breite Anwendbarkeit in verschiedenen wissenschaftlichen Disziplinen und in der Praxis.

Ein typisches Problem der ganzzahligen Optimierung besteht darin, eine Zielfunktion zu maximieren oder zu minimieren, wobei bestimmte Entscheidungsvariablen auf ganze Zahlen beschränkt sind. Diese Art von

Problemen tritt in zahlreichen Anwendungsgebieten auf, darunter Produktion und Logistik, Finanzplanung, Ingenieurwissenschaften und Telekommunikation. Beispiele für Entscheidungsvariablen, die ganzzahlig sein könnten, sind die Anzahl der produzierten Einheiten, die Zuweisung von Ressourcen zu Aufgaben oder die Auswahl von Standorten für Einrichtungen.

Die Herausforderung bei der ganzzahligen Optimierung besteht darin, dass die Einführung ganzzahliger Beschränkungen die Problemstruktur erheblich kompliziert. Im Gegensatz zur linearen Optimierung, bei der z.B. das Simplex-Verfahren verwendet werden kann, um eine optimale Lösung zu finden, erfordert die ganzzahlige Optimierung spezialisierte Algorithmen wie den Branch-and-Bound-Algorithmus oder den Branch-and-Cut-Algorithmus. Diese Algorithmen zerlegen das Problem in kleinere Teilprobleme und nutzen dabei die ganzzahligen Beschränkungen aus, um die Lösungsraumsuche effizienter zu gestalten.

Die ganzzahlige Optimierung ist von großer Bedeutung, da sie die Lösung realer Probleme ermöglicht, bei denen diskrete Entscheidungen getroffen werden müssen. Sie trägt zur Verbesserung der Effizienz und der Kostenoptimierung in verschiedenen Branchen bei und ermöglicht die Modellierung und Lösung komplexer Entscheidungsfindungsprozesse. In der akademischen Forschung werden ständig neue Techniken und Algorithmen entwickelt, um die Leistungsfähigkeit der ganzzahligen Optimierung zu verbessern und ihre Anwendungsfelder zu erweitern. [12]

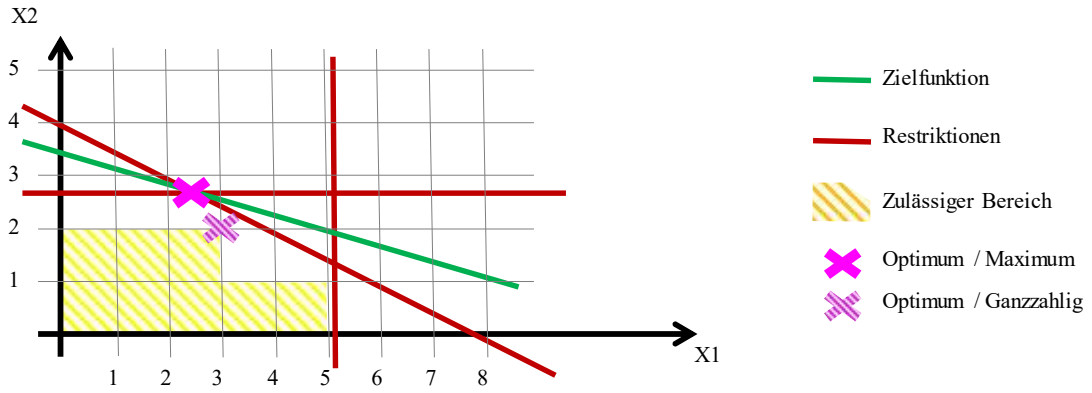


Abbildung 43: Schema ganzzahlige Optimierung

3.1.4 Gemischt-Ganzzahlige Nicht-Lineare Optimierung

Die ganzzahlige nichtlineare Optimierung ist ein anspruchsvolles Teilgebiet der mathematischen Optimierung, das sich mit der Lösung von Optimierungsproblemen befasst, bei denen die Entscheidungsvariablen ganzzahlig und die Zielfunktion oder die Nebenbedingungen nichtlinear verlaufen. Diese Kombination von ganzzahligen Beschränkungen und nichtlinearen Funktionen macht die ganzzahlige nichtlineare Optimierung zu einem äußerst komplexen und herausfordernden Forschungsfeld. Sie hat breite Anwendungen in verschiedenen akademischen Disziplinen und in der Praxis, insbesondere in den Bereichen Ingenieurwissenschaften, Wirtschaftswissenschaften, Operations-Research und mathematische Modellierung.

Ein typisches Problem in der ganzzahligen nichtlinearen Optimierung besteht darin, eine nichtlineare Zielfunktion zu maximieren oder zu minimieren, wobei die Entscheidungsvariablen auf ganze Zahlen beschränkt sind. Diese Zielfunktion kann nichtlineare Terme wie Potenzen, Wurzeln, trigonometrische Funktionen oder komplexe algebraische Ausdrücke enthalten. Gleichzeitig können auch nichtlineare Nebenbedingungen vorhanden sein, die die zulässigen Werte der Entscheidungsvariablen einschränken.

Die Lösung ganzzahliger nichtlinearer Optimierungsprobleme ist äußerst anspruchsvoll, da die kombinatorische Natur der ganzzahligen Beschränkungen die Suche im Lösungsraum erheblich erschwert. Im Gegensatz zu linearen Optimierungsproblemen, bei denen effiziente Algorithmen wie der Simplex-Algorithmus verwendet werden können, erfordert die ganzzahlige nichtlineare Optimierung spezielle Techniken und heuristische Ansätze.

In der Praxis sind Anwendungsgebiete der ganzzahligen nichtlinearen Optimierung vielfältig und reichen von der Prozessoptimierung in der Chemieindustrie über die Finanzplanung bis hin zur Optimierung von Netzwerken in der Telekommunikation. Sie ermöglicht die Lösung komplexer Entscheidungsfindungsprozesse, bei denen sowohl diskrete als auch nichtlineare Aspekte berücksichtigt werden müssen.

Die akademische Forschung in diesem Bereich konzentriert sich auf die Entwicklung neuer Algorithmen, mathematischer Modelle und Techniken, um die Leistungsfähigkeit der ganzzahligen nichtlinearen Optimierung zu verbessern und die Lösung komplexer realer Probleme zu erleichtern. Dieses Forschungsfeld spielt eine wichtige Rolle bei der Lösung realer Herausforderungen in Wissenschaft und Industrie, insbesondere, wenn diskrete Entscheidungen in nichtlineare Modelle integriert werden müssen. [13]

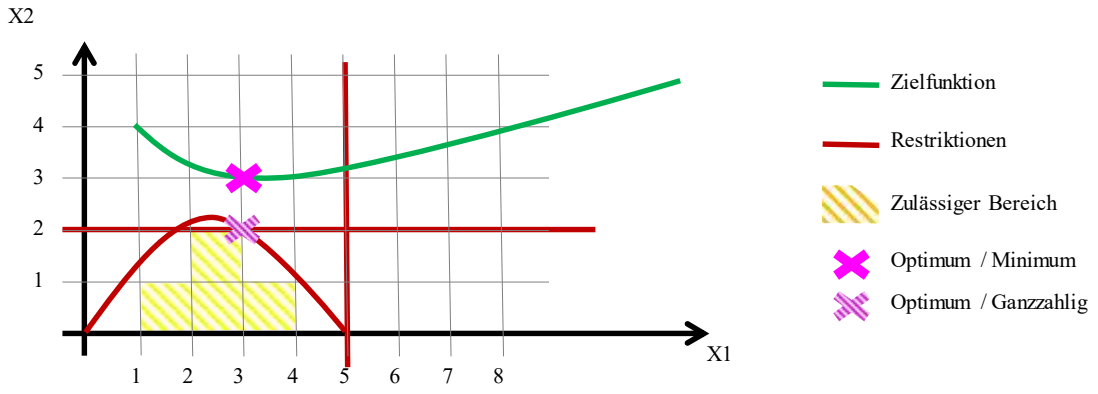


Abbildung 44: Schema gemischt ganzzahlige nichtlineare Optimierung

3.2 Struktur und Ablauf des Optimierungswerkzeugs ENOS

Das Optimierungswerkzeug ENOS kann sowohl zur Entwicklung und Bewertung während der Planungsphase einer Kälteversorgungsanlage („Offline“) als auch zur Optimierung des aktuellen Betriebs („Online“) eingesetzt werden.

Das Herzstück des ENOS bildet ein Gleichungslöser (Solver) zur Lösung der Optimierungsaufgabe. Dieser Solver wird durch diverse Eingabedaten gespeist. Die Struktur und Wirkung der mathematischen Elemente des ENOS werden in den folgenden Kapiteln genauer beschrieben. Einen ersten Überblick gibt Abbildung 45.

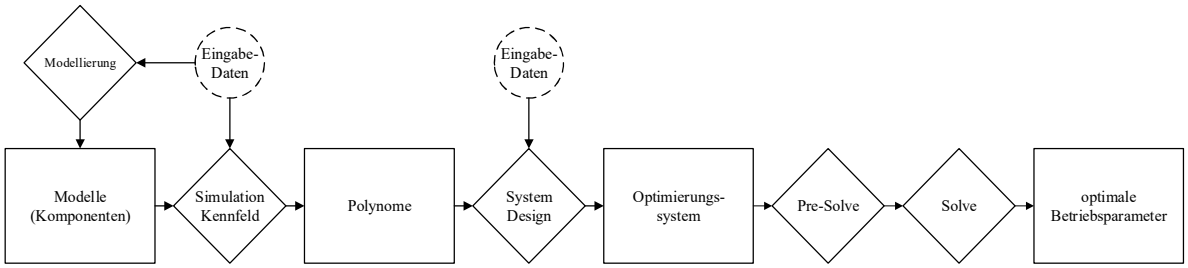


Abbildung 45: Workflow ENOS

Die Ablaufdiagramme in Abbildung 46 (Offline-Betrieb) und Abbildung 47 (Online-Betrieb) zeigen das Zusammenwirken der Programmmodule in den beiden Betriebsarten des ENOS. Die Programmmodule erfüllen dabei im Wesentlichen die folgenden Aufgaben:

Systemkomponenten

Das Funktionsmodul Systemkomponenten beinhaltet die für die Abbildung der Systemcharakteristiken notwendigen thermodynamischen Modelle (Kältemaschinen, Rückkühlwerke und Pumpen).

Systemkonfiguration

In der Systemkonfiguration werden unter anderem die Anordnung und hydraulische Verschaltung der Systemkomponenten und die Einsatzgrenzen des Systems abgebildet.

Aktueller Betrieb

Bei einem „offline“ Einsatz des ENOS werden die aktuellen Betriebszustände (z.B. aktueller Kältebedarf oder aktuelle Randbedingungen wie der Speicherfüllstand) aus dem vorherigen Zeitschritt übergeben. Bei einem „online“ Einsatz des ENOS werden die aktuellen Betriebszustände hingegen durch die zentrale Leittechnik übergebenen.

Energiebezugskosten

Um auf sich verändernde Energiebezugskosten zu reagieren und einen zeitlich flexiblen Einsatz des Kälteversorgungssystems realisieren zu können, kann es notwendig sein, den zeitlichen Verlauf der Bezugskosten abzubilden und mit in die Optimierung einzuspeisen.

Bedarfsprognose

Eines der wichtigsten Funktionsmodule ist die Bedarfsprognose. Die Bedarfsprognose entsteht aus der Regression historischer Daten und stellt somit einen funktionalen Zusammenhang mit den bestimmenden Größen (z.B. Außentemperatur, Wochentag, Uhrzeit) her. Ausgehend von einer Wettervorhersage werden die ermittelten Korrelationen zur Prognose des zu erwartenden Lastgangs für den betrachteten Zeitraum eingesetzt.

Funktionsanalyse

Die Funktionsanalyse ist ein Funktionsmodul welches nur im „Onlinebetrieb“ zur Verfügung steht, da sie aktuelle Betriebsdaten aus dem System benötigt. Die bei der Inbetriebnahme eingesetzten physikalischen Modelle zeigen die prinzipiellen Zusammenhänge. Anhand der im laufenden Betrieb gesammelten Praxisdaten werden die Kennlinien dann justiert.

Weiter können mit Hilfe einer „Predictive Maintenance Funktion“ Veränderungen der Betriebscharakteristiken der Systemkomponenten (z.B. „Fouling“ an den Wärmeübertragern) detektiert werden, so dass frühzeitig entsprechende Maßnahmen ergriffen werden können.

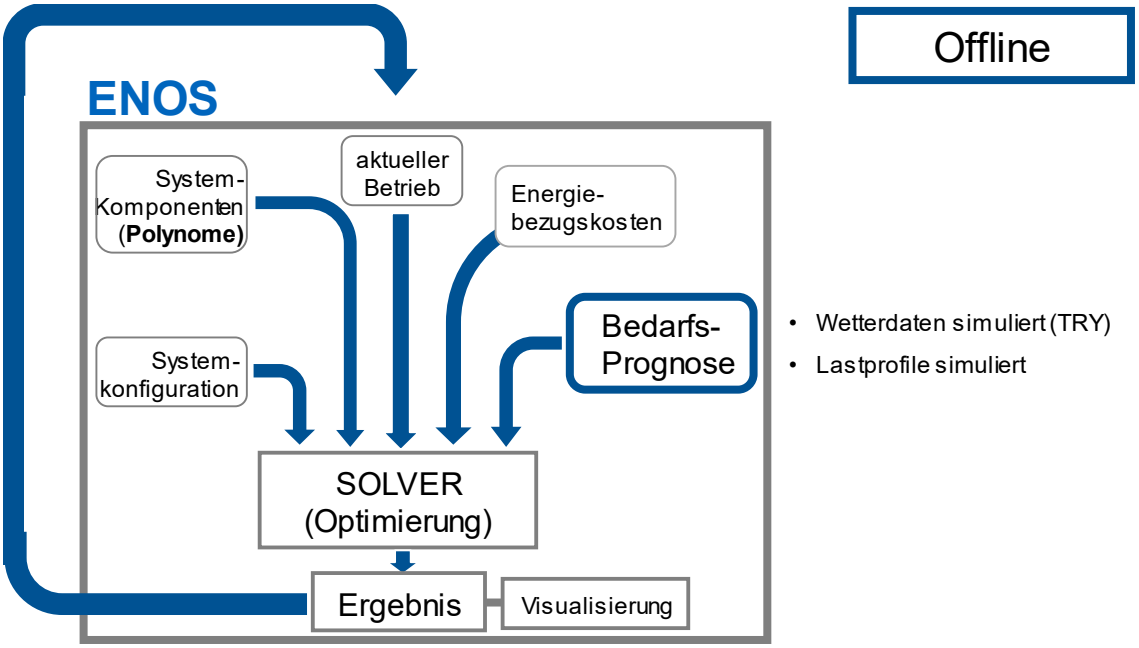


Abbildung 46: Übersicht ENOS Funktionen in Offline-Betrieb

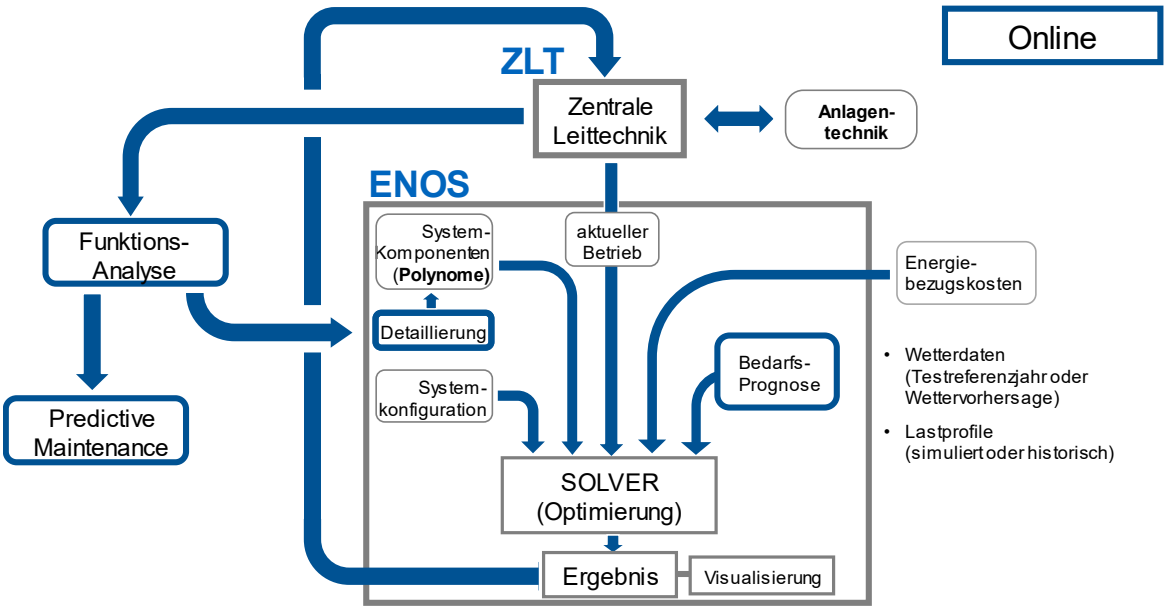


Abbildung 47: Übersicht ENOS Funktionen in Online-Betrieb

3.3 Mathematische Formulierung

Entsprechend der Charakterisierung der verschiedenen mathematischen Optimierungsverfahren in Abschnitt 3.1 wurde für die Darstellung des Kälteversorgungssystems, bestehend aus mehreren flexibel schaltbaren Erzeugereinheiten, eine Gemischt Ganzzahlige Nichtlineare Optimierung (GGNLP) mit der allgemeinen Form (VI-59) gewählt. Damit können die Ein- und Ausschaltzustände, sowie das nichtlineare Verhalten der Systemkomponenten berücksichtigt werden. Der mathematische Ansatz kann abstrakt wie folgt dargestellt werden:

$$\begin{aligned} min \quad & f(x,y) \\ subject\ to \quad & g(x,y) \leq 0 \\ & x \in X \\ & y \in Y\ integer \end{aligned} \qquad \text{(VI-59)}$$

Die Funktion f ∈ R ist eine nichtlineare Zielfunktion und g ∈ R sind nichtlineare Randbedingungen. Die meisten Optimierungsalgorithmen erfordern, dass die Funktionen f und g stetig und differenzierbar sind. Aber einige wenige Gleichungslöser wie der Baron-Solver [14] bieten auch Algorithmen welche Ausnahmen zulassen. Die Variablen x und y sind die Entscheidungsvariablen, wobei y auch einen ganzzahligen Wert haben darf. Die Mengen X ∈ R und Y ∈ Z sind Beschränkungen für die Variablen. Wie gut das vorliegende Gleichungssystem zu lösen ist, hängt maßgeblich davon ab, ob die Funktionen $f(x,y)$ und $g(x,y)$ konvex sind oder nicht.

3.3.1 Zielfunktion

Ziel der Optimierung ist die Minimierung des Energieeinsatzes des Referenzsystems Abbildung 64 über alle vorgesehenen Zeitschritte n_T, wie in folgender Gleichung (VI-60) formuliert. Der gesamte

Energieeinsatz wird durch die Summe aller elektrischen Verbraucher ausgedrückt. Es wird eine quasi-statische Betrachtung des Energiesystems zugrunde gelegt, d.h. die Länge des Betrachtungszeitraums resultiert aus der Anzahl der Zeitschritte n_T multipliziert mit der Länge der Zeitschritte ΔT.

$$\min\ W_{el,total} = \sum_{i=1}^{n_T} P_{el}(t_i) * \Delta T \qquad \text{(VI-60)}$$

Der aktuelle Gesamtleistungsbedarf P_(el,t) besteht aus drei verschiedenen Verbrauchergruppen (VI-61),

$$P_{el} = \sum_{i=1}^{I} P_{el_ch,i} + \sum_{j=1}^{J} P_{el_ct,j} + \sum_{k=1}^{K} P_{el_pu,k} \qquad \text{(VI-61)}$$

dabei bildet $\sum_{i=1}^{I} P_{el_ch,i}$ die Summe der elektrischen Leistung der Kältemaschinen im System ab, $\sum_{j=1}^{J} P_{el_pu,j}$ repräsentiert alle aktiven Wärmeabfuhrkomponenten und $\sum_{k=1}^{K} P_{el_pu,k}$ die gesamte elektrische Leistungsaufnahme der Pumpen. Die Summation erfolgt jeweils bis zu den durch die Anzahl der Komponenten vorgegebenen Grenzen (I = Anzahl Kältemaschinen =, J = Anzahl Rückkühlwerke und K = Anzahl Pumpen).

Einen Überblick über alle verwendeten mathematischen Größen geben die Tabellen 9 bis 11 am Ende dieses Abschnitts. Tabelle 9 beinhaltet die durch diskrete Variablen bestimmten dynamischen Polynome, die als vollständiger Gleichungssatz die Zielfunktion bilden. In Tabelle 9 sind die Optimierungsvariablen und die fest vorgegebenen Betriebsparameter aufgeführt. Die Optimierungsvariablen stellen die Freiheitsgrade des Systems dar. Das Optimierungsverfahren bestimmt die optimalen Werte dieser Optimierungsvariablen für den durch die Betriebsparameter festgelegten Betriebszustand. Des Weiteren enthält Tabelle 10 Beschränkungen (Constraints), die bei der Suche nach dem Optimum zu berücksichtigen sind. In Tabelle 11 finden sich die Entscheidungsvariablen x, mit deren Hilfe das diskrete Schalten der Komponenten oder der Wechsel der einzelnen Betriebsmodi ausgedrückt wird.

In einem typischen Kälteversorgungssystem wird der Energiebedarf durch die elektrische Leistungsaufnahme der Kältemaschinen P_{el_ch} ((VI-62) dominiert - im vorliegenden Fall (Bild 1) bestimmt durch die Summe der Leistungswerte der beiden Kältemaschinen $P_{el_ch_1}$ und $P_{el_ch_2}$. Die Stromversorgung der Kältemaschinen wird nur während des aktiven Kühlbetriebs (x_i = 1) eingeschaltet. Im Freie-Kühlung-Modus wird die Leistungsaufnahme der Kälteerzeuger durch die Entscheidungsvariable x_i eliminiert. Ansonsten muss entschieden werden, ob nur eine Kältemaschine aktiviert werden soll x_j oder ob beide Kältemaschinen gleichzeitig aktiv sind x_j. Ist nur eine Kältemaschine aktiv, dient die Entscheidungsvariable x_k zur Auswahl von KM 1 oder 2, wobei zu berücksichtigen ist, dass beide Kaltwassersätze unterschiedliche Betriebseigenschaften haben können.

$$P_{el_ch} = x_i \cdot (x_j \cdot (x_k \cdot P_{el_ch_1} + (1 - x_k) \cdot P_{el_ch_2}) + (1 - x_j) \cdot (P_{el_ch_1} + P_{el_ch_2})) \qquad \text{(VI-62)}$$

Nach der Auswahl der Kaltwassersätze wird bei zweistufigen Geräten der Entscheidungsprozess mit der Auswahl der Verdichter innerhalb der Kaltwassersätze (VI-1) fortgesetzt. Dies ist notwendig, da die Kompressoren selbst auch unterschiedliche Betriebseigenschaften aufweisen können. Auch hier umfassen die Systemzustände den Betrieb von einem (x_l bzw. x_n= 1) oder zwei (x_l bzw. x_n= 0) Verdichtern. Wie bereits erwähnt, wird die Leistung aller Komponenten, d. h. in diesem Fall der elektrische Leistungsbedarf der Kältemaschinen $P_{el_ch_{x,x}}$, durch Polynome dargestellt. Eine vollständige Liste aller Polynome zeigt Tabelle 1. Die beteiligten Variablen und Parameter sind in Tabelle 10 aufgeführt.

$$P_{el_ch_1} = x_l \cdot (x_m \cdot P_{el_ch_{1,1}} + (1 - x_m) \cdot P_{el_ch_{1,2}}) + (1 - x_l) \cdot (P_{el_ch_{1,1/1,2}}) \qquad \text{(VI-63)}$$

$$P_{el_ch_2} = x_n \cdot (x_o \cdot P_{el_ch_{1,1}} + (1 - x_o) \cdot P_{el_ch_{1,2}}) + (1 - x_n) \cdot (P_{el_ch_{1,1/1,2}}) \qquad \text{(VI-64)}$$

Im nächsten Schritt (VI-65) wird die Leistungsaufnahme des Rückkühlwerks P_{el_ct} beschrieben. Im hier dargestellten Beispiel wird ein Hybrid-Kühlturm eingesetzt. Die Lüfter zur Förderung des für die Kühlung notwendigen Luftstroms sind hier die zweiten wichtigen Stromverbraucher im System. Auch für das hybride Rückkühlwerk ist ein Entscheidungsbaum implementiert. Mit Hilfe der Entscheidungsgröße xp wird gewählt, ob die Anlage trocken (x_p= 1) oder nass (x_p=0) betrieben wird.

$$P_{el_ct} = x_p \cdot P_{el_ct_{dry}} + (1 - x_p) \cdot P_{el_ct_{wet}} \qquad \text{(VI-65)}$$

Die Betriebsarten trocken $P_{el_ct_{dry}}$ und nass $P_{el_ct_{wet}}$ weisen ebenfalls deutlich unterschiedliche Eigenschaften auf und werden daher durch einzelne Ausdrücke ((VI-66 und (VI-67) modelliert. Durch Permutationen der Entscheidungsgrößen x_q und x_r für den Trockenbetrieb und xs und xt für den Nassbetrieb ist es möglich zu entscheiden, ob ein $P_{ct_{dry,1}}$, zwei $P_{ct_{dry,2}}$, oder drei $P_{ct_{dry,3}}$ Lüfter aktiv sein sollen.

$$P_{el_ct_{dry}} = x_q \cdot x_r \cdot P_{ct_{dry,1}} + (1 - x_q) \cdot x_r \cdot P_{ct_{dry,2}} + (x_q \cdot (1 - x_r) \cdot P_{ct_{dry,3}} \qquad \text{(VI-66)}$$

$$P_{el_ct_{wet}} = x_s \cdot x_t \cdot P_{ct_{wet,1}} + (1 - x_s) \cdot x_t \cdot P_{ct_{wet,2}} + (x_s \cdot (1 - x_t) \cdot P_{ct_{wet,3}} \qquad \text{(VI-67)}$$

Die Pumpen des Systems P_{el_pu} sind in drei Gruppen ((VI-68) gruppiert. Sie umfassen die Pumpen für die Kaltwassersätze $P_{el_pu_{ch}}$, die Pumpen für den Freikühlbetrieb $P_{el_pu_{fc}}$ und die Pumpen für die Versorgung der Verbraucher $P_{el_pu_{supply}}$. Die Pumpen für die Kaltwassersätze und die freie Kühlung wechseln sich mit der Entscheidungsvariable xi ab. Die Versorgungspumpen sind immer aktiv.

$$P_{el_pu} = x_i \cdot P_{el_pu_{ch}} + (1 - x_i) \cdot P_{el_pu_{fc}} + P_{el_pu_{supply}} \qquad \text{(VI-68)}$$

Die Pumpen für die Kältemaschinen $P_{el_pu_{ch}}$ werden gleichzeitig mit den jeweiligen Kältemaschinen geschaltet, ausgedrückt durch ihre Entscheidungsvariablen (x_j, x_k) ((VI-69). Der in Gleichung ((VI-69)

formulierte elektrische Bedarf der Pumpen für jede Kältemaschine $P_{el_pu_{ch1}}$ und $P_{el_pu_{ch2}}$ wird durch Polynome für die Kaltwasserpumpen $P_{el_pu_{chw,x}}$ und die Kühlwasserpumpen $P_{el_pu_{cw,x}}$ abgebildet, wie in Gleichungen ((VI-70) und ((VI-71) dargestellt.

$$P_{el_pu_{ch}} = x_j \cdot (x_k \cdot P_{el_pu_{ch1}} + (1 - x_k) \cdot P_{el_pu_{ch2}}) + (1 - x_j) \cdot (P_{el_pu_{ch1}} + P_{el_pu_{ch2}}) \quad \text{(VI-69)}$$

$$P_{el_pu_{ch1}} = P_{el_pu_{chw,1}} + P_{el_pu_{cw1}} \quad \text{(VI-70)}$$

$$P_{el_pu_{ch2}} = P_{el_pu_{chw,2}} + P_{el_pu_{cw,2}} \quad \text{(VI-71)}$$

Die Pumpen $P_{el_pu_{fc}}$ ((VI-72) für den Freikühlbetrieb sind nur bei Freikühlbetrieb aktiv. Dann werden die Polynome $P_{el_pu_{chw,fc}}$ und $P_{el_pu_{cw,fc}}$ für die Kaltwasserpumpe bzw. die Kühlwasserpumpe berücksichtigt.

$$P_{el_pu_{fc}} = P_{el_pu_{chw,fc}} + P_{el_pu_{cw,fc}} \quad \text{(VI-72)}$$

Für die Kaltwasserversorgung des Verbrauchers wird ein redundantes Pumpenpaar mit Strombedarf $P_{el_pu_{supply}}$ wie in ((VI-73) beschrieben, eingesetzt. Die Polynome $P_{el_pu_{supply,1}}$ und $P_{el_pu_{supply,2}}$ werden mit der Entscheidungsvariablen x_u ausgewählt. Das Schalten dieser Pumpen ist keine Frage der Effizienz, sondern erfolgt unter Berücksichtigung der Betriebsstunden oder Verfügbarkeit der Komponenten.

$$P_{el_pu_{supply}} = x_u \cdot P_{el_pu_{supply,1}} + (1 - x_u) \cdot P_{el_pu_{supply,2}} \quad \text{(VI-73)}$$

3.3.2 Zusätzliche Randbedingungen (Expressions)

Die vollständige physikalische Beschreibung des Systems erfordert eine Bestimmung weiterer Größen ((VI-74 bis (VI-77) welche mit in die Zielfunktion eingehen. Diese Gleichungen sind beispielsweise für die Beschreibung des Kaltwasserspeichers wesentlich.

Zunächst muss der Kaltwasserdurchfluss $\dot{V}_{stor}$ durch den Speicher berechnet werden. Dies erfolgt durch Berechnung der Differenz zwischen dem von den Kaltwassersätzen bereitgestellten Kaltwasservolumenstrom $\dot{V}_{chw}$ und dem Kaltwasserstrom zum Kunden $\dot{V}_{supply}$ ((VI-74). Dabei ist $\dot{V}_{chw}$ konstant und $\dot{V}_{supply}$ variiert je nach Last. Mit diesen Informationen lässt sich die Kühllast $\dot{Q}_{0,store}$ ermitteln, die an den Speicher ((VI-75) übergeben wird. Dabei beschreiben die Konstanten CP_{chw} und RHO_{chw} die spezifische Wärmekapazität und Dichte des Wärmeträgers, der Parameter T_{chws} gibt die Vorlauftemperatur des Kaltwasserkreislaufs an und die Rücklauftemperatur T_{chwr} wird als Variable zur Erfüllung der Energiebilanz, wie in ((VI-75) angegeben, bestimmt. Schließlich wird die von den Kältemaschinen zu produzierende Gesamtkühlenergie bestimmt ((VI-76). $\dot{Q}_{0,produce}$ ergibt sich aus der Summe der dem Kunden zugeführten Kühlenergie $\dot{Q}_{0,supply}$ und der in den Speicher geladenen bzw.

entladenen Kühlenergie $\dot{Q}_{0,store}$. Mit diesem Ergebnis wird die Abwärme $\dot{Q}_1$ des Systems durch die Summe der erzeugten Kühllast $\dot{Q}_{0,produce}$ und der elektrischen Leistungsaufnahme der Kältemaschinen P_{el_ch} ausgedrückt ((VI-77).

$$\dot{V}_{stor} = \dot{V}_{chw} - \dot{V}_{supply} \tag{VI-74}$$

$$\dot{Q}_{0,store} = \dot{V}_{stor} \cdot CP_{chw} \cdot RHO_{chw} \cdot (T_{chwr} - T_{chws}) \tag{VI-75}$$

$$\dot{Q}_{0,produce} = \dot{Q}_{0,supply} + \dot{Q}_{0,store} \tag{VI-76}$$

$$\dot{Q}_1 = \dot{Q}_{0,produce} + P_{el_ch} \tag{VI-77}$$

3.3.3 Nebenbedingungen (Constraints)

Um die zugrundeliegenden physikalischen Prinzipien und die betrieblichen Anforderungen zu erfüllen, ist es notwendig, Beschränkungen für die Optimierung der Betriebsvariablen des Systems einzuführen. Im Fall des gegebenen Beispiels eines modularen Kühlsystems können Einschränkungen in zwei Gruppen eingeteilt werden. Die allgemeinen Beschränkungen enthalten Vorgaben, die immer aktiv sind. Für Einschränkungen, die nur unter bestimmten Umständen gültig sind, werden sogenannte Verzweigungen (Disjunctions) verwendet.

Eine prominente Einschränkung ist die Begrenzung der Kühlwasserrücklauftemperatur T_{cwr} ((VI-78), die direkt an die Umgebungslufttemperatur T_{amb} gebunden ist. Ihre Optimierung wirkt sich stark auf die Effizienz des Gesamtsystems aus. Um die untere Grenze von T_{cwr} zu erhalten, muss die minimale nächste Annäherungstemperatur ΔT_{ct} des Rückkühlers berücksichtigt werden, die aus der Übertragungscharakteristik abgeleitet werden kann.

$$T_{cwr} \geq T_{amb} + \Delta T_{ct} \tag{VI-78}$$

Die in ((VI-79 und (VI-80) dargestellten Randbedingungen stellen die Energiebilanz der Kaltwasser- und Kühlwasserkreisläufe sicher. Dabei ist T_{chws} der vorgegebene Sollwert für die Kaltwasservorlauftemperatur und T_{chwr} die optimierte Kaltwasserrücklauftemperatur. Für jeden Zeitschritt liefert die Optimierung ein konsistentes Ergebnis für T_{chwr} und $\dot{V}_{chw}$, basierend auf aktuellen Werten des Parameters $\dot{Q}_{0,supply}$. Die Fluideigenschaften cp_{chw} und rho_{chw} spielen dabei eine untergeordnete Rolle. Das gleiche Verfahren wird für die Kühlwasservorlauftemperatur T_{cwr} angewendet.

$$T_{chwr} = T_{chws} + \frac{\dot{Q}_{0,supply}}{\dot{V}_{chw} \cdot cp_{chw} \cdot rho_{chw}} \tag{VI-79}$$

$$T_{cwr} = T_{cws} + \frac{\dot{Q}_1}{\dot{V}_{cw} \cdot cp_{cw} \cdot rho_{cw}} \tag{VI-80}$$

3.3.4 Verzweigungen (Disjunctions)

Verzweigungen enthalten die Einschränkungen, welche nur unter bestimmten Umständen aktiv sind. [15] Sie werden organisiert, indem nummerierte Zweige (Disjuncts) definiert werden, welche die verschiedenen Alternativen (Disjunctions) enthalten.

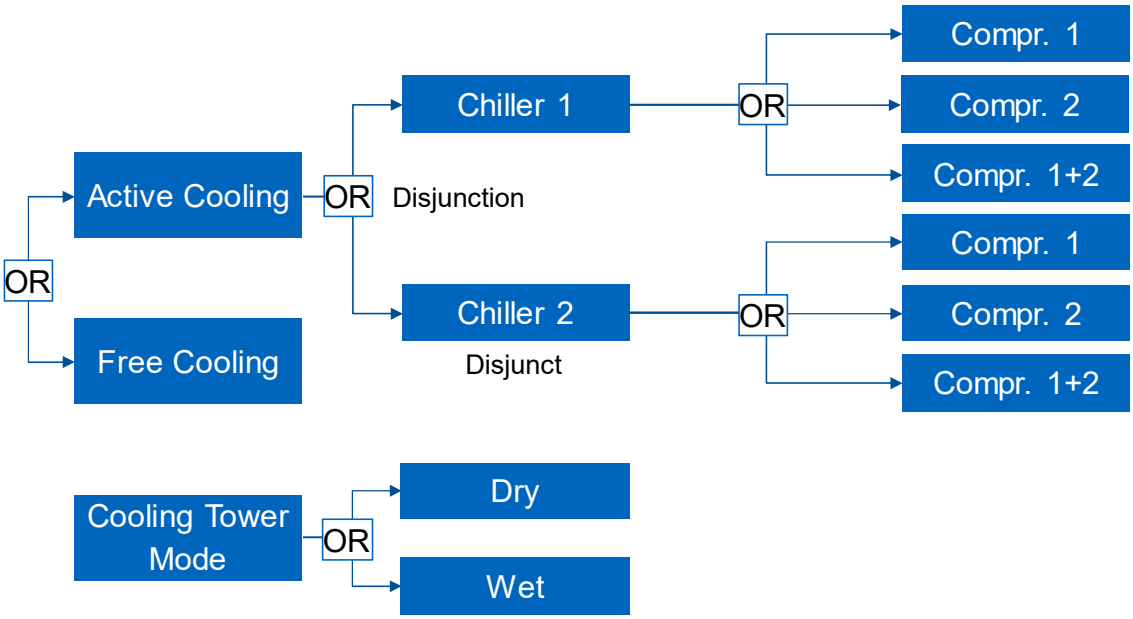


Abbildung 48: Verzweigungen innerhalb des Optimierungsmodells

Abbildung 48 zeigt die Verwendung der „Disjunctions“ im hier vorgestellten Anwendungsbeispiel. Disjunktion 1 enthält die verschiedenen Randbedingungen für aktive Kühlung („Active Cooling“, Zweig 1) und freie Kühlung („Free Cooling“, Zweig 2). In ((VI-62) wird die Entscheidungsvariable x_i auf „wahr“ gesetzt, um den aktiven Kühlbetrieb festzulegen. Dazu wird in ((VI-63) eine untere Grenze für (Tcws) unter Berücksichtigung des minimalen Temperaturhubs der Kältemaschine ΔT_{Lift}, abhängig vom Druckverhältnis $\frac{P_1}{P_0}$ der Kältemaschine angegeben wird. In ((VI-64) wird zur Umschaltung in die freie Kühlung die Entscheidungsvariable xi auf „false“ gesetzt, wodurch die Kaltwasservorlauftemperatur T_{chws} gleich der Kühlwasserrücklauftemperatur (T_{cwr}) in ((VI-65) plus einer Temperaturdifferenz von ΔT_{fc} festgelegt wird. In diesem Free-Cooling-Modus deckt das Rückkühlwerk die Kühllast des Kunden ohne Beitrag der aktiven Kühlung. ΔT_{fc} stellt die treibende Temperaturdifferenz für den Wärmeübergang zwischen Kühlwasser und Kaltwasser im trennenden Wärmeübertrager dar.

3.3.5 Variablen und Polynome

Eine allgemeine Schreibweise für die Polynome aus Tabelle 9 ist in Gleichung ((VI-81) dargestellt. Hierbei sind die Polynome p von d Variablen x und Grad n = (n_1,⋯, n_d) Linearkombinationen von Monomen, mit Koeffizienten $c_k \in \mathbb{R}$ und $c_n \neq 0$. Das Polynom stellt eine Summe über die Multiindizes k (nicht-negative ganzzahlige Vektoren) dar.

$$p(x) = \sum_{k \leq n} c_k x^k \quad with\ x^k = x_1^{k_1} \cdots x_d^{k_d} \tag{VI-81}$$

Tabelle 10: Liste der Polynome und Variablen

Polynome	freie Variablen	Grad
$P_{el_ch_i}$	$T_{chws}, T_{cws}, \dot{V}_{chw}, \dot{V}_{cw}, \dot{Q}_0$	2nd
$P_{el_ct_i}$	$T_{cws}, T_{amb}, RH_{amb}, \dot{V}_{cw}, \dot{Q}_1$	3rd
$P_{el_pu_{chw,i}}$	$\dot{V}_{chw}$	3rd
$P_{el_pu_{cw,i}}$	$\dot{V}_{cw}$	3rd
$P_{el_pu_{supply,i}}$	$\dot{V}_{supply}$	3rd

Tabelle 11: Stetige Variablen, Parameter und Ausdrücke

Name	Beschreibung	Einheit	Typ
Optimierungsvariablen (Freiheitsgrade)			
T_{chwr}	Temperatur Kaltwasserrücklauf	°C	var
T_{cws}	Temperatur Kühlwasservorlauf (Eintritt Rückkühler)	°C	var
T_{cwr}	Temperatur Kühlwasserrücklauf (Austritt Rückkühler)	°C	var
$\dot{V}_{cw}$	Volumenstrom Kühlwasser	m³/h	var
$\dot{V}_{suppy}$	Volumenstrom Verbraucher	m³/h	var
Parameter für die Optimierung: Eingabeparameter, die den Bedarf und die gegebene Betriebssituation definieren			
$\dot{Q}_{0,supply}$	tatsächliche Kälteversorgung des Verbrauchers mit Energie	kW	param
T_{chws}	Temperatur Kaltwasserversorgung	°C	param

$\dot{V}_{chw}$	Volumenstrom Kaltwasser	m³/h	param
T_{amb}	Temperatur Umgebungsluft	°C	param
RH_{amb}	relative Luftfeuchtigkeit Umgebungsluft	-	param
Einschränkungen (Grenzen für die Variation optimierter Variablen)			
p_1/p_0	minimales Druckverhältnis für die KM	-	param
ΔT_{ct}	Wärmeabfuhr, nächste Annäherungstemperatur:	K	param
ΔT_{fc}	Temperaturdifferenz über Wärmeübertrager der freien Kühlung	K	param
Ausdrücke, abhängig von Variablen			
$\dot{V}_{stor}$	Volumenstrom durch Speicher	m³/h	expr
$\dot{Q}_{0,produce}$	tatsächlich produzierte Kälteversorgung	kW	expr
$\dot{Q}_{0,stor}$	tatsächlicher Kälteenergie gespeichert	kWh	expr
$\dot{Q}_1$	tatsächliche Wärmeabgabeleistung	kW	expr
$P_{el_ch_1}$	elektrische Leistungsaufnahme der KM 1	kW	expr
$P_{el_ch_2}$	elektrische Leistungsaufnahme der KM 2	kW	expr
P_{el_ct}	Stromverbrauch des Kühlturms	kW	expr
P_{pu_ch1}	elektrische Leistungsaufnahme der Pumpen für KM 1	kW	expr
P_{pu_ch2}	elektrische Leistungsaufnahme der Pumpen für KM 2	kW	expr
P_{pu_fc}	elektrische Leistungsaufnahme von Pumpen für freie Kühlung	kW	expr
P_{pu_supply}	elektrische Leistungsaufnahme von Verbraucherpumpen	kW	expr

Tabelle 12: diskrete Variablen und Parameter

Name	Beschreibung	Type
x_i	Umschalten zwischen Free-Cooling und Active-Cooling	var
x_j	Umschalten zwischen Betrieb von 1 oder 2 Kältemaschinen	param
x_k	Umschalten zwischen KM 1 und KM 2	param
x_l	Umschalten zwischen 1- oder 2-Kompressor-Betriebsmodus der KM 1	param
x_m	Umschalten zwischen Verdichter 1 und Verdichter 2 von KM 1	param

x_n	Umschalten zwischen 1 oder 2 Verdichterbetrieb der KM 2	param
x_o	Umschalten zwischen Verdichter 1 und Verdichter 2 von KM 2	param
x_p	Umschalten zwischen Trocken- und Nassbetrieb des Kühlturms	var
x_q, x_r	Umschalten zwischen 1, 2 oder 3 Ventilatoren im Trockenbetrieb	param
x_s, x_t	Umschalten zwischen 1, 2 oder 3 Ventilatoren im Nassbetrieb	param
x_u	Umschalten zwischen beiden Verbraucher-Versorgungspumpen	param

3.4 Vorverarbeitung und Lösung

Das Optimierungsverfahren wird mit Hilfe der mathematischen Tool-box Pyomo [7][8] implementiert und das resultierende Optimierungsmodell mit dem Baron Solver [14] gelöst. Pyomo [16] unterstützt die Formulierung und die Analyse mathematischer Modelle für komplexe Optimierungsanwendungen. Für diesen Zweck werden üblicherweise kommerzielle algebraische Modellierungssprachen (AMLs) wie AIMMS, AMPL und GAMS in Verbindung eingesetzt. Pyomo bietet eine Vielzahl von Modellierungs- und Analysefunktionen und bietet Zugriff auf diese Funktionen in Python, einer höheren Programmiersprache mit einer großen Anzahl unterstützender Bibliotheken.

Der Branch-And-Reduce Optimization Navigator (BARON) ist ein Rechensystem zur globalen Lösung algebraischer nichtlinearer Programme (NLPs) und gemischt-ganzzahliger nichtlinearer Programme (MINLPs).

Während traditionelle NLP- und MINLP-Algorithmen nur unter bestimmten Konvexitätsannahmen eine Garantie für globale Optima bieten, implementiert BARON deterministische globale Optimierungsalgorithmen des Branch-and-Bound-Typs, die unter relativ allgemeinen Annahmen garantiert globale Optima liefern. Diese Annahmen umfassen die Existenz von endlichen unteren und oberen Schranken für nichtlineare Ausdrücke in den zu lösenden NLPs oder MINLPs.

BARON implementiert Algorithmen des Branch-and-Bound-Typs und erweitert diese durch eine Vielzahl von Techniken zur Einschränkungspropagation und Dualität zur Reduzierung der Variablenbereiche im Verlauf des Algorithmus.

Vor der endgültigen Lösung durch den Baron-Solver wird ein sogenannter Pre-Solve-Prozess durchgeführt. Für gegebene Optimierungsaufgabe wird das Modul der allgemeinen disjunktiven Programmierung (GDP) [17] verwendet. Hier werden die Verzweigungen im Modell in stetige mathematische Formulierungen umgewandelt. Dies wird von Pyomo mit einer Big-M-Methode [18] durchgeführt. Die Big-M-Methode geht das Problem an, indem sie das ursprüngliche Problem durch Hinzufügen zusätzlicher Hilfsvariablen transformiert, um die Existenz einer mathematisch zulässigen Lösung zu garantieren. Da diese Hilfsvariablen jedoch nicht Teil des ursprünglichen Problems sind, müssen schließlich alle Hilfsvariablen

in der optimalen Lösung des modifizierten Problems gleich Null sein. Um den Optimierer zu dieser Annihilation zu führen, fügt die Big-M-Methode die Hilfsvariablen zur Zielfunktion hinzu und gewichtet sie mit einem hohen Wert des sogenannten Penalty-Faktors M („big-M“).

Das vorgelöste Modell wird dann in die AML übertragen, die vom Baron-Solver verarbeitet werden kann. Anschließend wird das Modell an den Baron-Solver übergeben und dann nach einer gefundenen Lösung wieder an Pyomo zurückgeschickt. Die Lösung kann dann weiterverarbeitet und untersucht werden, wie im folgenden Abschnitt dargestellt.

3.5 Programmstruktur ENOS

Für die Durchführung der beschriebenen Optimierungsprozeduren wurde eine Software-Struktur mit Hilfe der Programmiersprache Python entwickelt.

Den zentralen Einstiegspunkt für die Ausführung des Codes des ENOS-Programm stellt die main-Funktion dar. Wie in vielen anderen Programmiersprachen, wie beispielsweise C, C++, Java, beginnt auch in Python die Programmlogik immer mit dem Aufruf dieser Funktion. Sie dient als Startpunkt, von dem aus der Programmfluss gesteuert wird, indem andere Funktionen aufgerufen und die im Konfigurationsfile definierten Variablen initialisiert werden. Darüber hinaus kann die main-Funktion Parameter empfangen, wie etwa Kommandozeilenargumente, die es ermöglichen, Benutzereingaben zu verarbeiten und an das Programm weiterzuleiten. Der Rückgabewert der Funktion informiert das Betriebssystem darüber, ob das Programm erfolgreich ausgeführt wurde oder ob Fehler aufgetreten sind. Im Normalfall gibt die main-Funktion bei erfolgreicher Ausführung den Wert 0 zurück, während andere Werte auf Fehler hinweisen. Diese Struktur stellt sicher, dass das Programm geordnet abläuft und jederzeit nachvollziehbar ist, wo der Startpunkt der Ausführung liegt.

Im ENOS-Projekt sind zwei main-Funktionen im Einsatz. Das Hauptprogramm main-lokal (Abbildung 49) beinhaltet alle Grundfunktionen des ENOS. Für die Kommunikation mit dem realen Kältesystem und die Ausführung der Optimierungsfunktion dient das Programm main-remote (Abbildung 50), das als Hintergrunddienst auf einem virtuellen Server ausgeführt wird. Diese beiden main-Funktionen rufen die für den Optimierungsablauf erforderlichen Unterprogramme (Abbildung 51 bis Abbildung 62) auf, in denen wiederum Aufrufe weiterer Unterprogramme erfolgen. Diese Abhängigkeiten (Programmaufrufe) sind jeweils mit geschweiften Klammern innerhalb der Darstellungen der Programmmodule gekennzeichnet.

ENOS main-lokal {1}

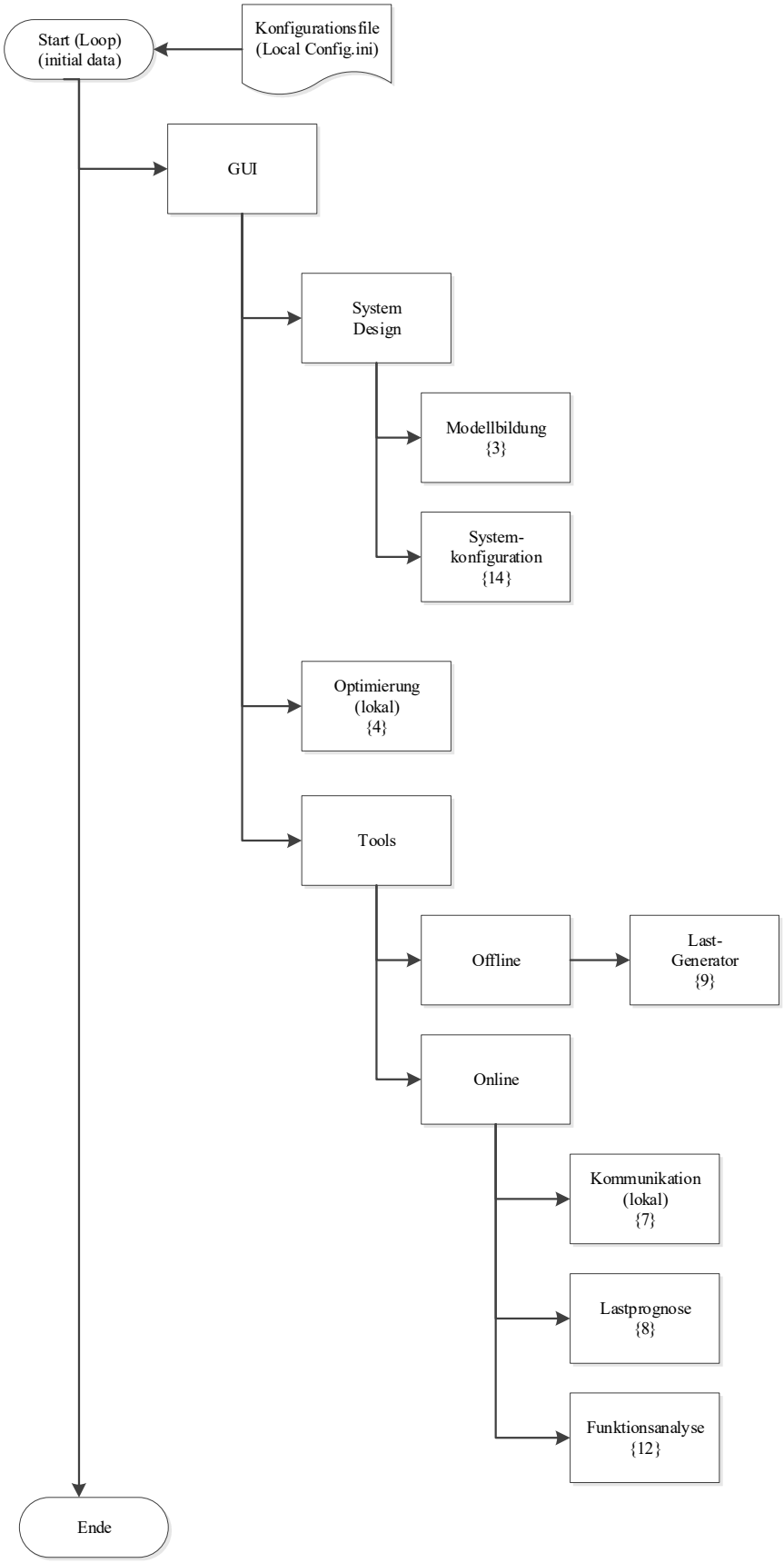


Abbildung 49: Programmstruktur main-lokal

ENOS main-remote {2}

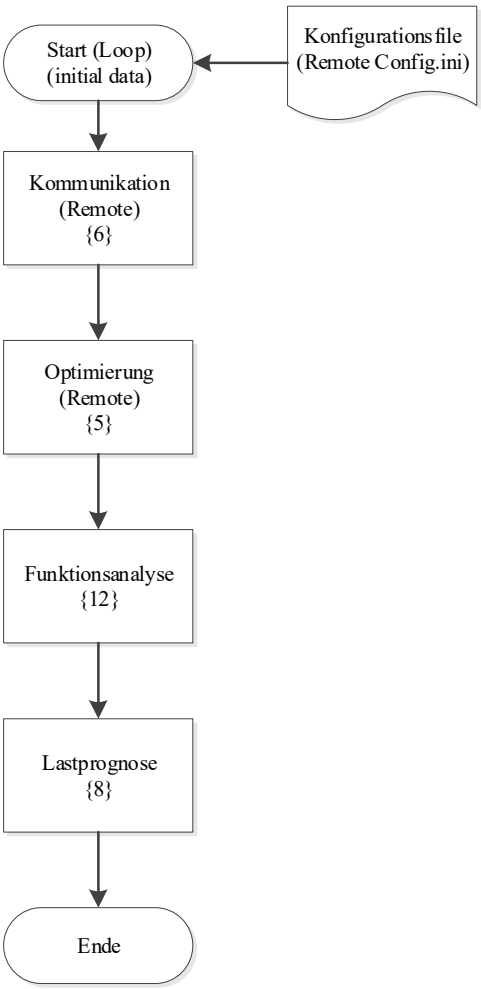


Abbildung 50: Programmstruktur main-remote

Modellbildung {3}

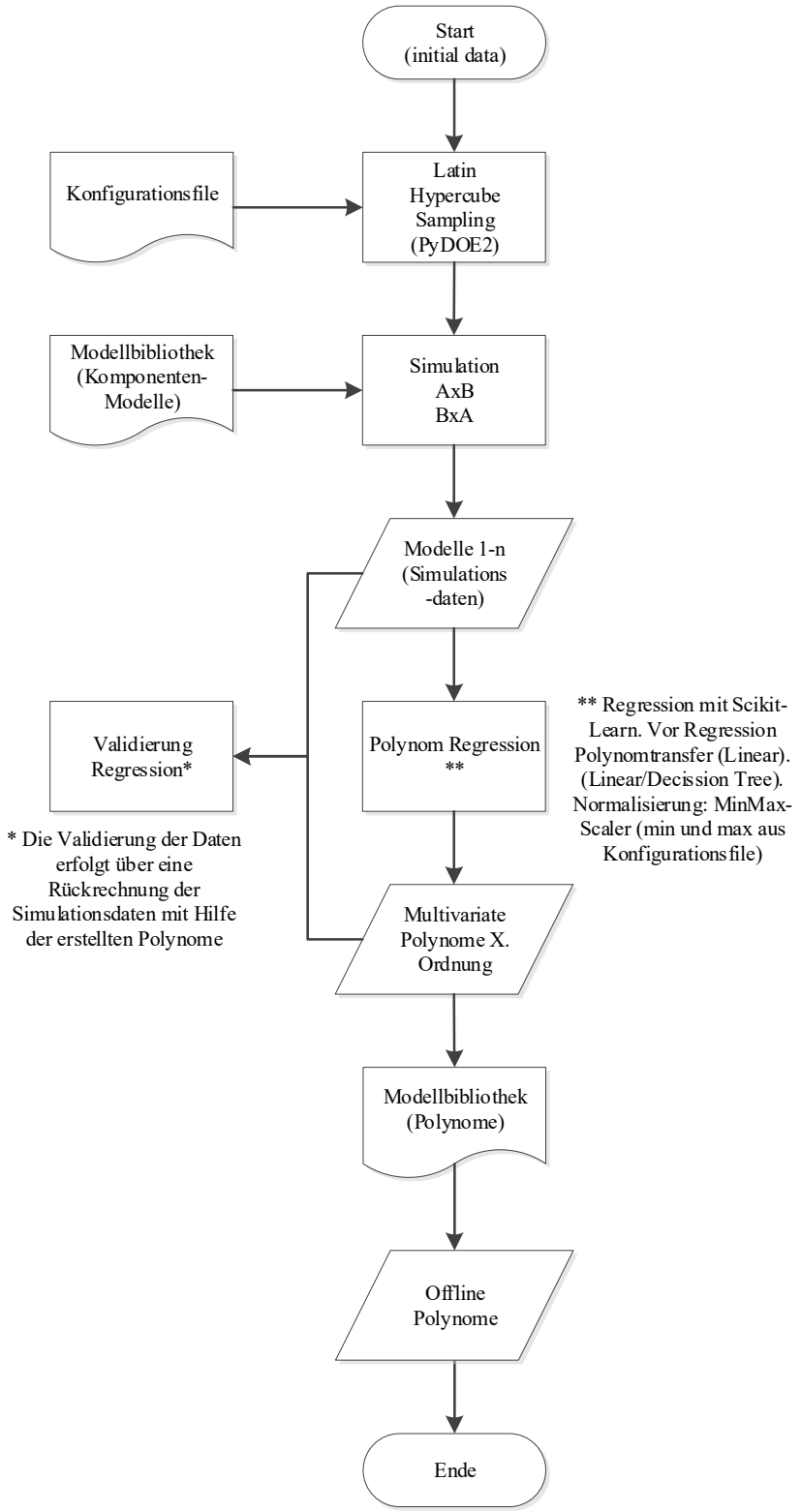


Abbildung 51: Programmstruktur Modellbildung

Optimierung-lokal {4}

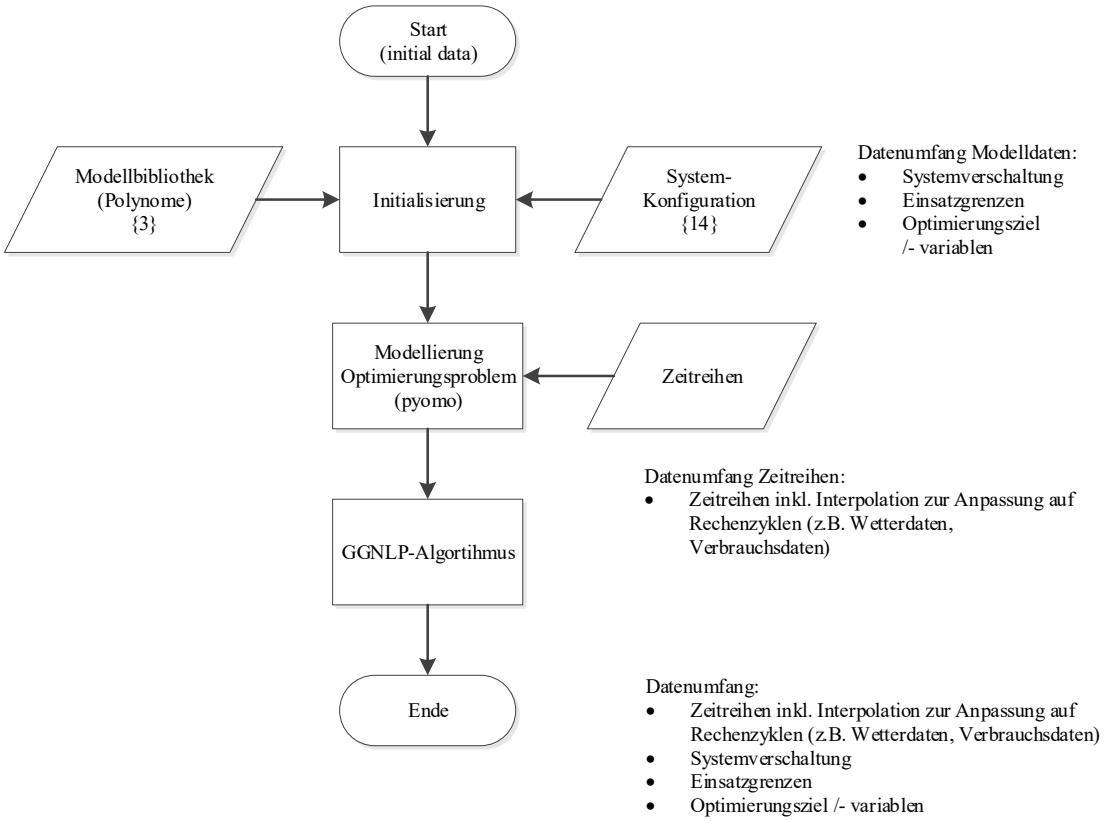


Abbildung 52: Programmstruktur Optimierung-lokal

Optimierung-remote {5}

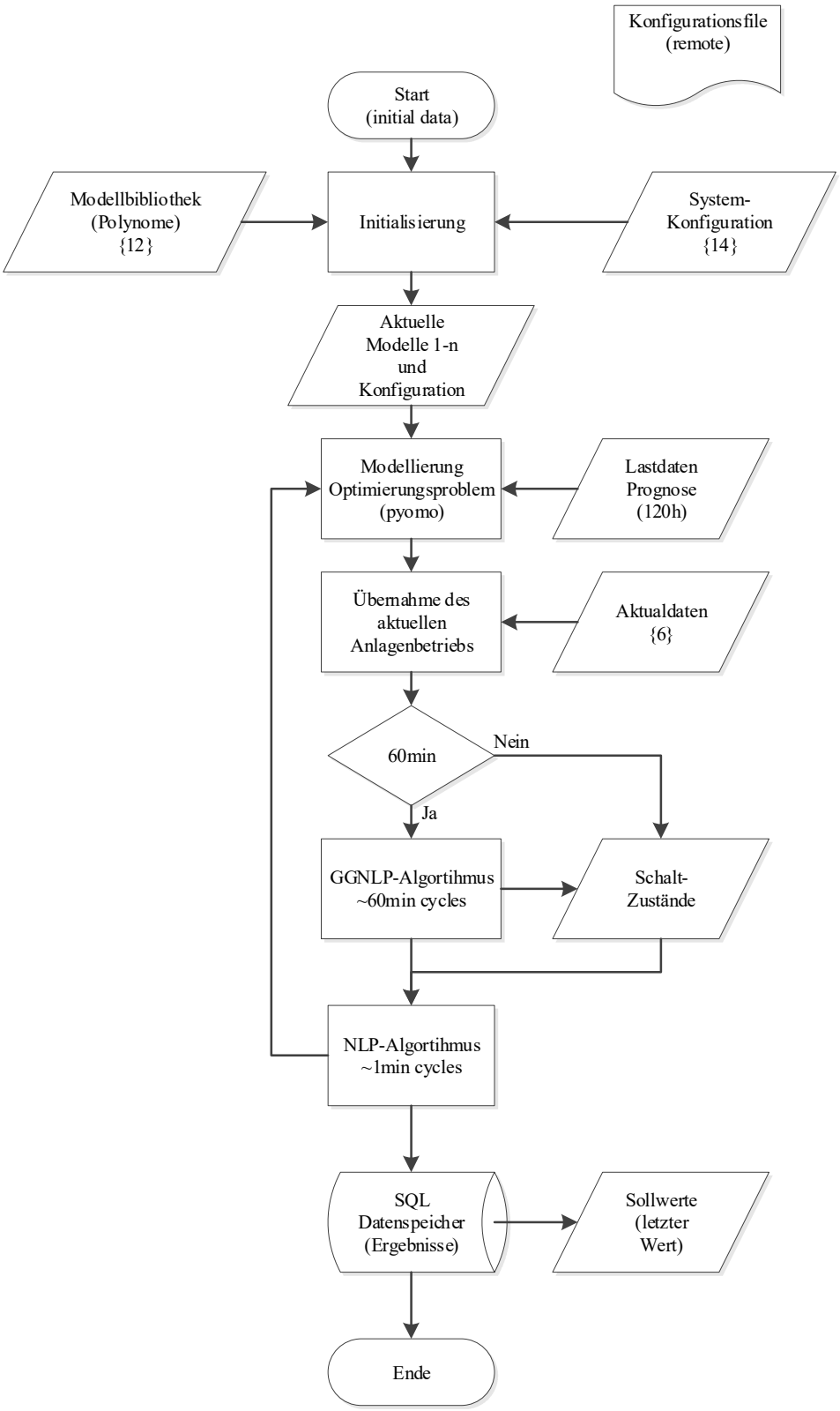


Abbildung 53: Programmstruktur Optimierung-remote

Kommunikation-remote {6}

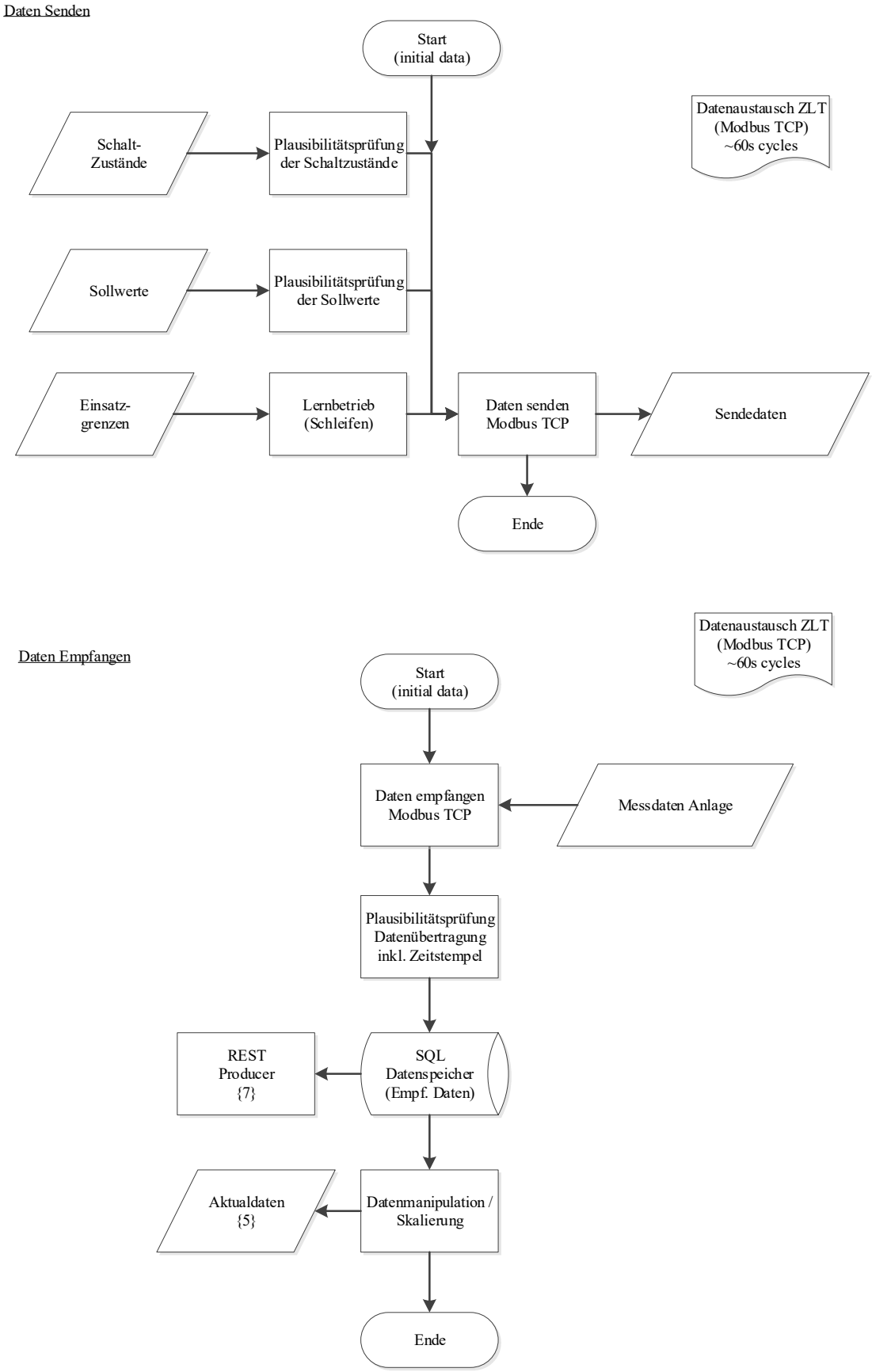


Abbildung 54: Programmstruktur Kommunikation-remote

Kommunikation-lokal {7}

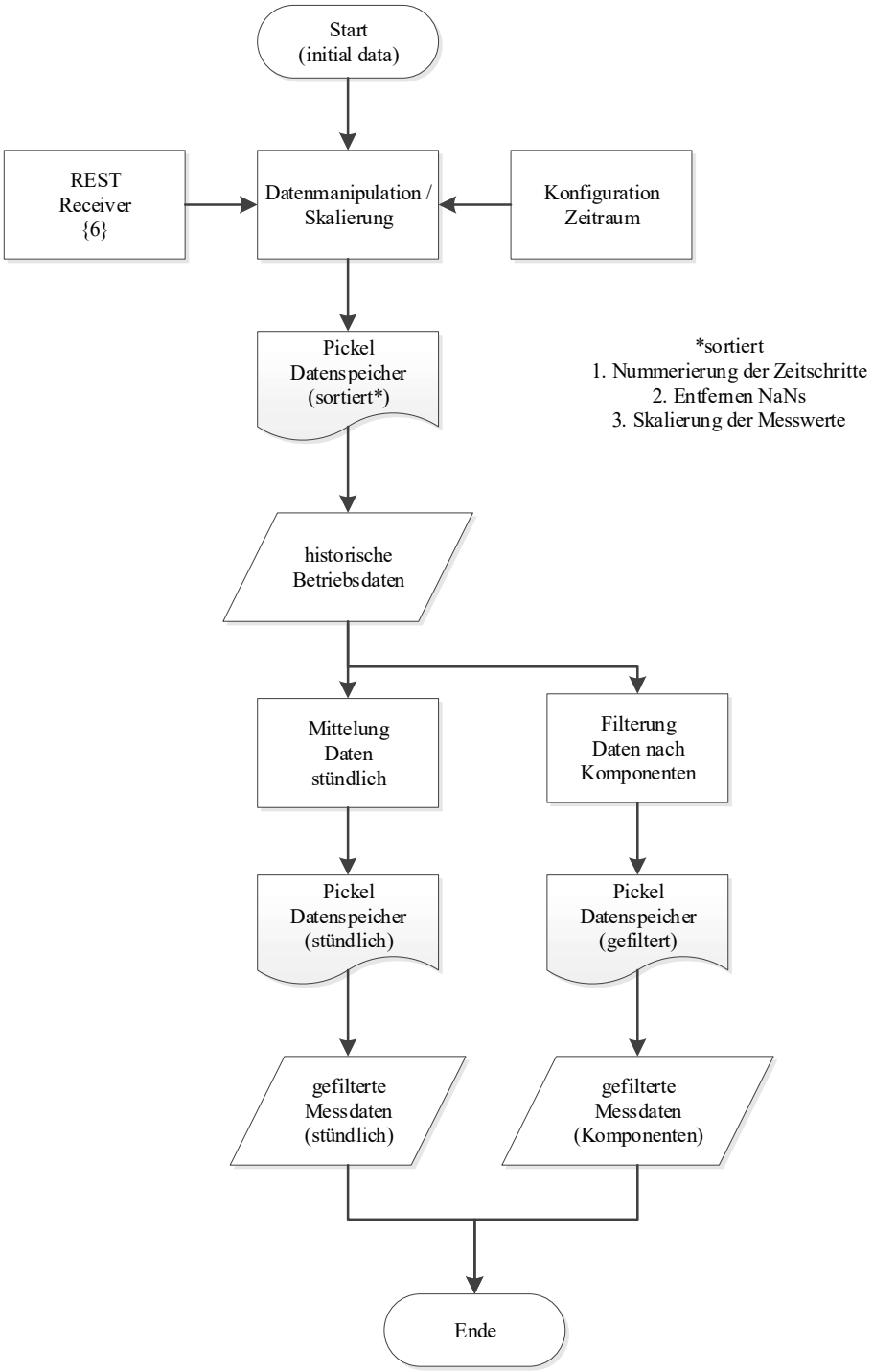


Abbildung 55: Programmstruktur Kommunikation-lokal

Lastprognose {8}

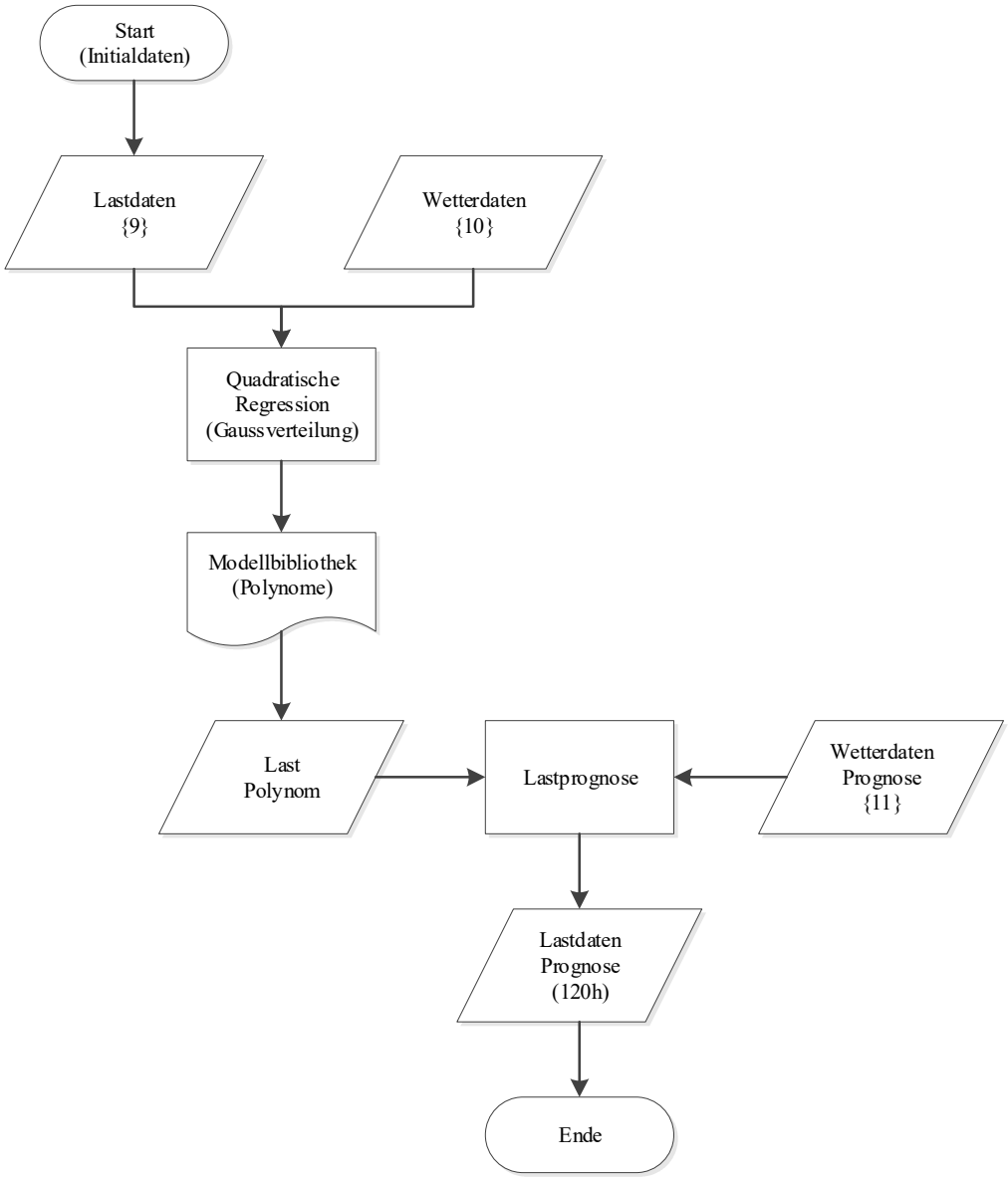


Abbildung 56: Programmstruktur Lastprognose

Lastdaten {9}

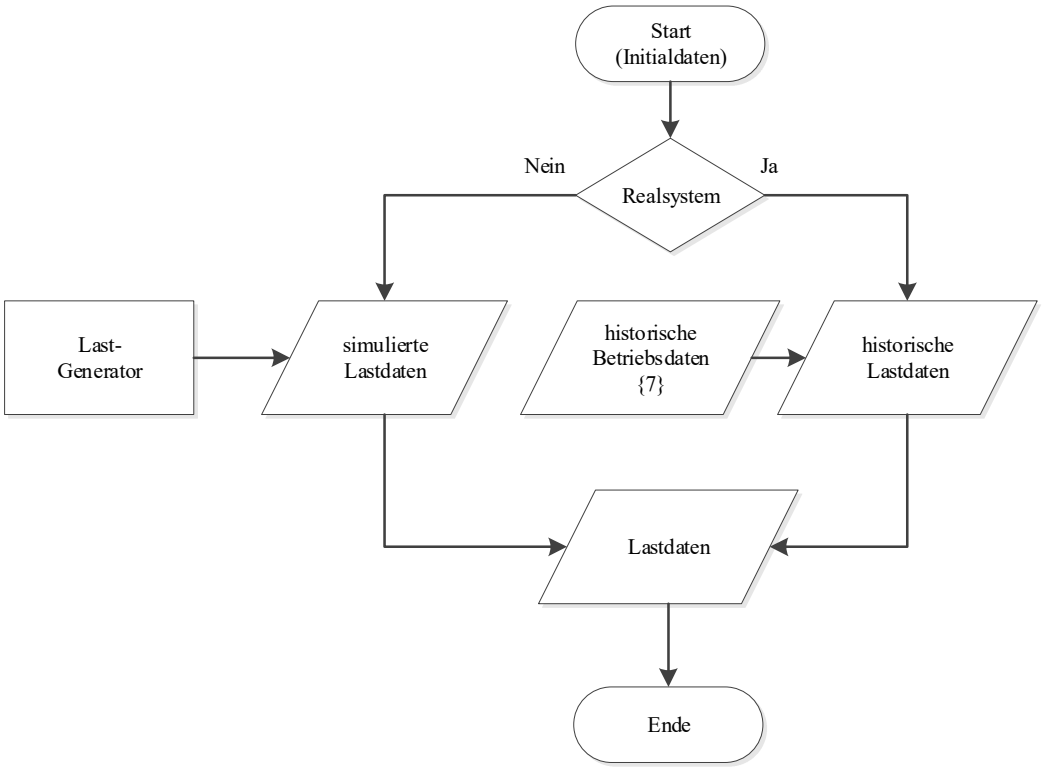


Abbildung 57: Programmstruktur Lastdaten

Wetterdaten {10}

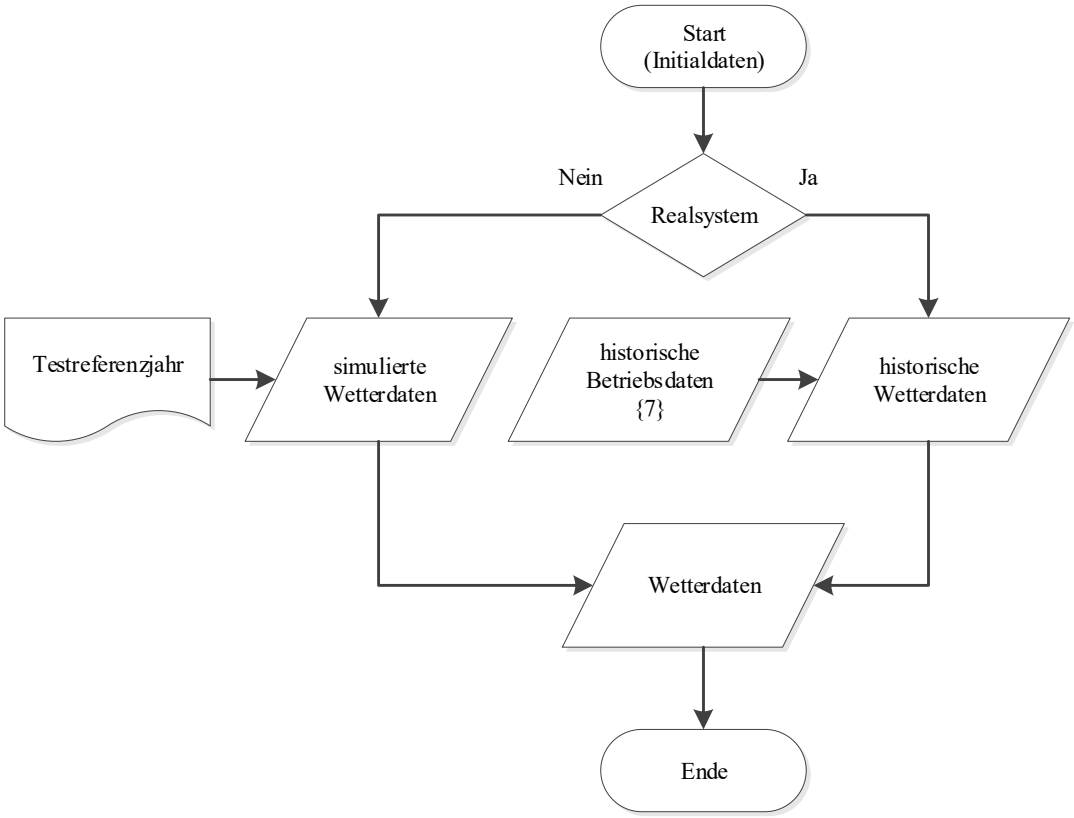


Abbildung 58: Programmstruktur Wetterdaten

Wetterprognose-remote {11}

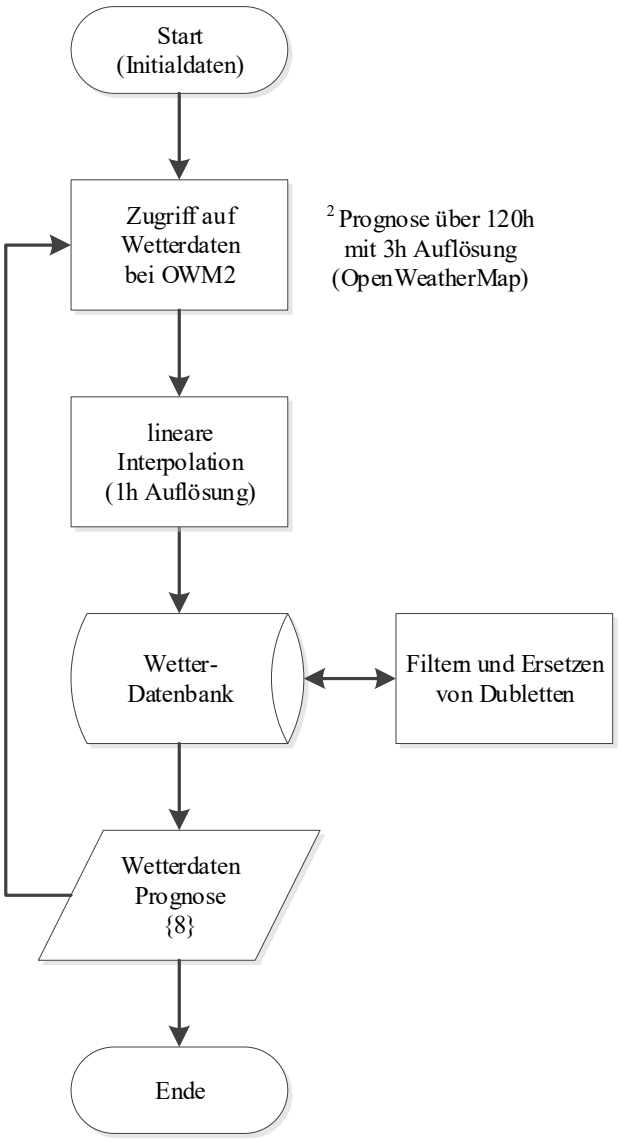


Abbildung 59: Programmstruktur Wetterprognose-remote

Funktionsanalyse {12}

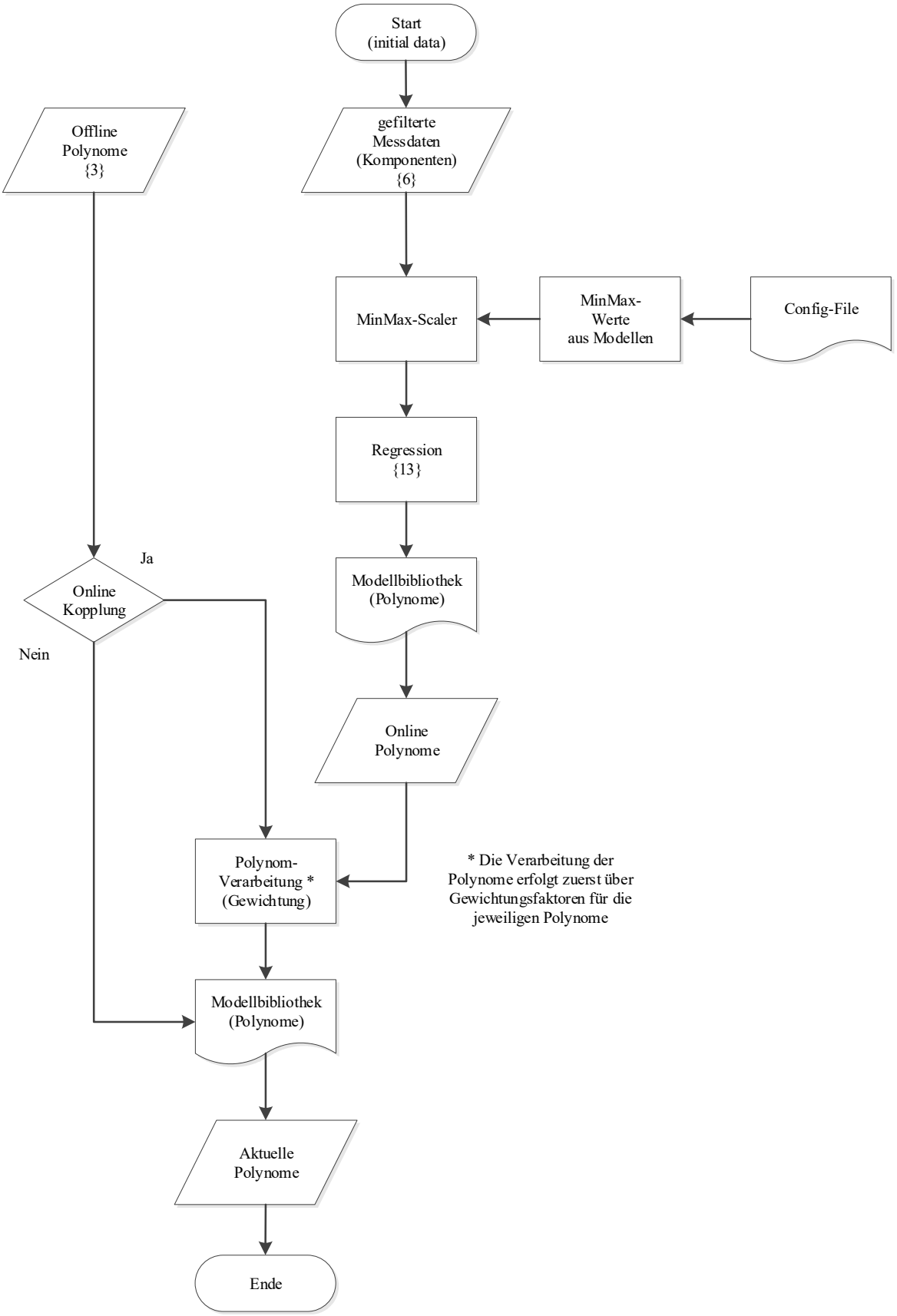


Abbildung 60: Programmstruktur Funktionsanalyse

Regression {13}

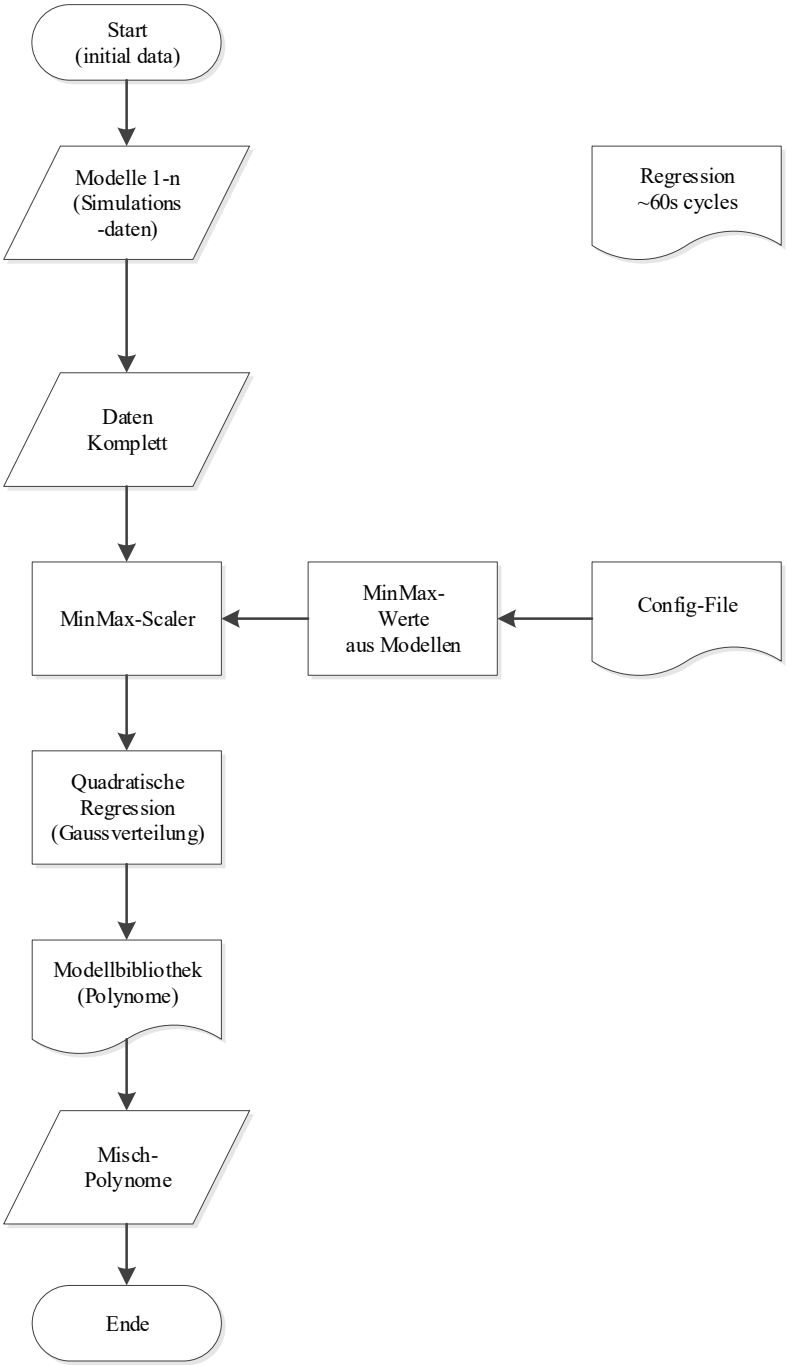


Abbildung 61: Programmstruktur Regression

Systemdesign {14}

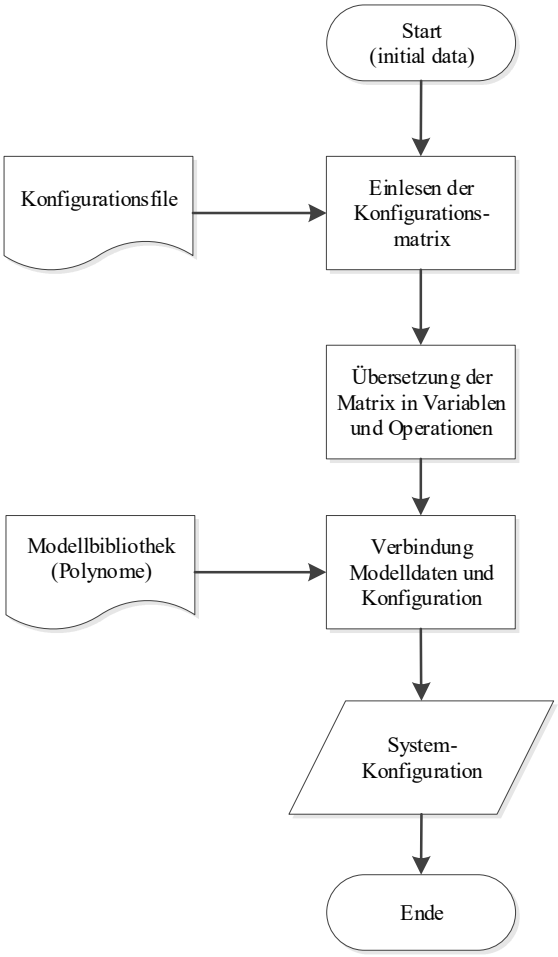


Abbildung 62: Programmstruktur Systemdesign

3.6 Generierung der Komponentenmodelle in Polynomialform

Die in den vorangehenden Abschnitten vorgestellte Optimierungsprozedur geht von der Beschreibung der technischen und wirtschaftlichen Zusammenhänge mit Hilfe von Polynomfunktionen aus.

Für die Anwendung des ENOS als Planungsinstrument, bei der in der Regel noch keine umfangreichen Betriebsdaten der betrachteten Anlagen zur Verfügung stehen, wird die benötigte Charakteristik der verschiedenen energietechnischen Komponenten aus den im Abschnitt 2.2.2 beschriebenen vereinfachten physikalischen Modellansätzen abgeleitet. Diese besitzen jedoch nicht die erforderliche Form einer Polynomfunktion. Daher werden diese vereinfachten Komponentenmodelle nach ihrer Validierung für das Aufstellen künstlicher Betriebskennfelder der einzelnen Komponenten eingesetzt, die das Betriebsverhalten für alle in Betracht kommenden Anforderungen und Betriebsbedingungen darstellen. Diese Erzeugung repräsentativer Modellwerte erfolgt mit Hilfe der nachfolgend beschriebenen Methode des „Latin Hypercube

Sampling“. Die erzeugten Modellwerte werden anschließend unter Anwendung eines geeigneten Regressionsverfahrens in eine für die Anwendung innerhalb des Optimierungswerkzeugs ENOS geeignete Polynomialform überführt, wie im folgenden Abschnitt 3.6.2 beschrieben.

3.6.1 Design of Experiments (DoE)

Design of Experiments (DoE) ist eine systematische Methode zur Planung, Durchführung und Analyse von Experimenten. Sie zielt darauf ab, den Einfluss verschiedener Faktoren auf ein Ergebnis effizient zu untersuchen, um Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zu identifizieren und Optimierungen vorzunehmen. Dabei werden Faktoren, wie Temperatur oder Druck, in unterschiedlichen Ausprägungen getestet, um deren Einfluss auf die Ergebnisse zu bewerten.

Es gibt verschiedene Experimentdesigns, darunter vollfaktorielle Designs, bei denen alle möglichen Kombinationen von Faktoren getestet werden, und teilfaktorielle Designs, die den Aufwand reduzieren, indem nur ausgewählte Kombinationen untersucht werden. DoE ermöglicht es, nicht nur die Haupteffekte der Faktoren zu bestimmen, sondern auch deren Interaktionen zu erfassen. So können Prozesse optimiert, Variabilitäten minimiert und Ressourcen gespart werden.

DoE findet breite Anwendung in der Industrie und Wissenschaft. Es hilft, Produktionsprozesse zu verbessern und Experimente effizienter zu gestalten. Mit DoE können präzise Ergebnisse erzielt werden, ohne unnötig viele Experimente durchführen zu müssen. [19]

Latin Hypercube Sampling

Im Rahmen der experimentellen Versuchsplanung, auch bekannt als "Design of Experiments" (DoE), ist die Latin Hypercube Sampling (LHS) Methode ein fortgeschrittenes Verfahren zur Erzeugung von Stichproben aus einem mehrdimensionalen Verteilungsraum. Die Kernidee des LHS ist es, den Stichprobenraum so aufzuteilen, dass eine gleichmäßige und repräsentative Abdeckung aller möglichen Werte erreicht wird.

Beim traditionellen DoE werden Faktoren oft nach einem „vollfaktoriellen“ Ansatz oder mittels „fraktioneller faktorieller Designs“ variiert. Dies bedeutet, dass alle Kombinationen der betreffenden diskreten Faktorwerte betrachtet werden, was in einer sehr starken Zunahme der erforderlichen Experimente mit jeder hinzugefügten Faktorstufe resultiert. Für hochdimensionale Probleme oder solche mit kontinuierlichen Variablen kann dies schnell zu einer unüberschaubaren Anzahl von Experimenten führen. [20]

Das Latin Hypercube Sampling (LHS) stellt eine Verfeinerung des Monte-Carlo-Sampling-Ansatzes dar und findet in zahlreichen wissenschaftlichen Disziplinen Anwendung, wo es aufgrund seiner Effizienz bei der Erzeugung von Stichproben aus multivariaten Verteilungen geschätzt wird. Im akademischen Kontext wird das LHS insbesondere für die Erzeugung von Inputparametern in computergestützten Simulationen und zur Unterstützung des Designs komplexer Experimente eingesetzt. Der methodische Rahmen des Latin Hypercube Sampling kann in die folgenden Schritte unterteilt werden:

Definition des Parameterraums: Zunächst werden die Grenzen und die Wahrscheinlichkeitsverteilung für jede Variable, die in das Sampling einfließen soll, festgelegt. Die Verteilungen können uniform, normal, lognormal sein oder anderen geeigneten Verteilungen entsprechen, je nach dem spezifischen Kontext und den Annahmen der Studie.

Stratifizierung des Raumes: Der Wertebereich jeder Variable wird in eine festgelegte Anzahl von N Strata unterteilt, wobei jedes Stratum über eine gleiche Wahrscheinlichkeit verfügt. Diese Stratifizierung führt dazu, dass der Stichprobenraum in diskrete, nicht überlappende Segmente aufgeteilt wird.

Probenahme: Aus jedem Stratum wird dann eine Stichprobe gezogen. Um die Stichprobenunabhängigkeit zu gewährleisten, wird üblicherweise ein Zufallsprinzip angewendet, wobei jede Probe zufällig, aber genau einmal aus jedem Stratum entnommen wird.

Permutationsverfahren: Die ausgewählten Werte aus jedem Stratum werden anschließend permutiert. Für jede Variable wird eine unabhängige Permutation durchgeführt, um Korrelationen zwischen den Variablen in der Stichprobenpopulation zu minimieren.

Kombination der Stichproben: Die permutierten Stichproben werden dann zu mehrdimensionalen Stichprobenpunkten kombiniert, wodurch sichergestellt wird, dass jede Probe eine einzigartige Kombination von Variablenwerten aufweist.

Die Anwendung des LHS in akademischen Forschungen ermöglicht es, die notwendige Anzahl von Simulationen zu reduzieren, ohne dabei die statistische Robustheit zu beeinträchtigen. Die resultierende Stichprobenpopulation charakterisiert den multivariaten Eingaberaum auf eine Weise, die sowohl repräsentativ als auch effizient in Bezug auf die notwendige Stichprobengröße ist.

Ein weiterer Vorzug des Latin Hypercube Sampling liegt in der Möglichkeit, eine höhere Auflösung in Bereichen des Eingaberaums zu erzielen, von denen angenommen wird, dass sie sensitiver auf die Ausgabevariablen wirken. Diese Anpassungsfähigkeit macht das LHS zu einem bevorzugten Instrument in der statistischen Versuchsplanung, insbesondere wenn eine Analyse komplexer Systeme mit nichtlinearen oder unbekannten Beziehungen zwischen den Eingangs- und Ausgangsvariablen durchgeführt wird.

Für die praktische Umsetzung können Forschende auf eine Vielzahl von statistischen Softwarepaketen und Programmiersprachen wie R, Python oder MATLAB zurückgreifen, die Routinen für das Latin Hypercube Sampling enthalten und so die Anwendung dieser Methode in akademischen Untersuchungen erleichtern.

Abbildung 63 zeigt beispielhaft den Vergleich zwischen einer linearen und einer LHS („Latin Hpyercube Sampling“) Verteilung. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Stichprobenverteilungen deutliche Unterschiede aufweisen. Die lineare Verteilung eignet sich für einfache und deterministische Probleme, bei denen eine gleichmäßige Verteilung ohne zufällige Faktoren ausreicht. Im Gegensatz dazu bietet LHS eine effiziente Möglichkeit, komplexere, hochdimensionale oder stochastische Probleme zu lösen, indem es Zufall und Gleichmäßigkeit kombiniert, um eine repräsentative Stichprobenverteilung zu gewährleisten.

Die Wahl zwischen den beiden hängt von der Art des Problems, den Anforderungen an die Simulation und der Notwendigkeit einer effizienten Stichprobenverteilung ab.

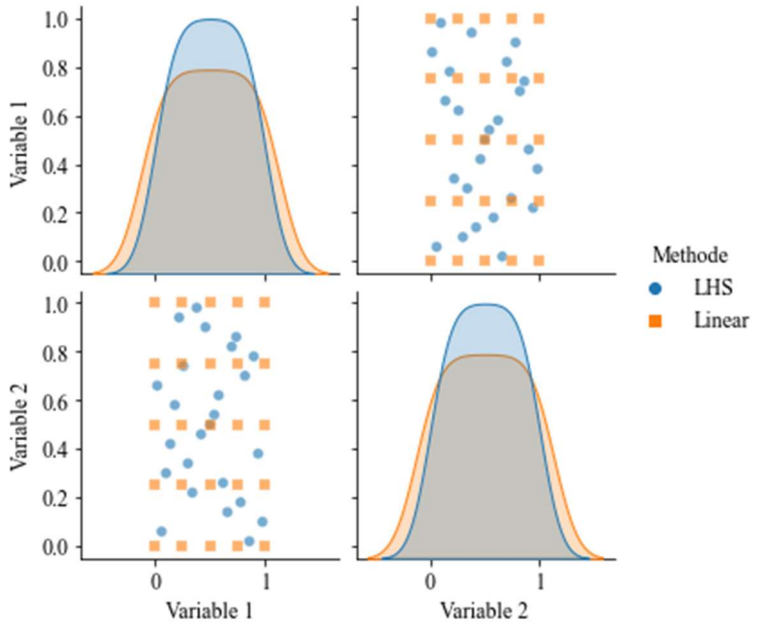


Abbildung 63: Vergleich zwischen LHS und linearem Gitter

3.6.2 Regression

Regression ist eine statistische Methode, die dazu dient, die Beziehungen zwischen einer abhängigen Variablen - oftmals als Zielvariable bezeichnet - und einer oder mehreren unabhängigen Variablen - den sogenannten Prädiktoren - zu modellieren und zu analysieren. Ziel ist es, die Form dieser Beziehungen zu quantifizieren und Vorhersagen oder Einsichten zu ermöglichen.

Es gibt mehrere Regressionstechniken, die je nach Art der Daten und der spezifischen Analyseziele eingesetzt werden können. Die grundsätzlichen Eigenschaften werden im Folgenden nach [21] kurz beschrieben:

Lineare Regression: Bei dieser Methode wird angenommen, dass eine lineare Beziehung zwischen den unabhängigen Variablen und der abhängigen Variablen besteht. Die einfache lineare Regression verwendet nur eine unabhängige Variable, während die multiple lineare Regression zwei oder mehr unabhängige Variablen berücksichtigt.

Polynomiale Regression: Hierbei wird eine polynomiale Beziehung zwischen den unabhängigen Variablen und der abhängigen Variablen angenommen. Dies ermöglicht die Modellierung von nichtlinearen Beziehungen innerhalb des linearen Regressionsansatzes.

Logistische Regression: Wird verwendet, um die Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Ereignisses vorherzusagen, insbesondere bei dichotomen abhängigen Variablen (z.B. Erfolg/Misserfolg, Ja/Nein).

Ridge-Regression (Tikhonov-Regularisierung): Eine Erweiterung der linearen Regression, die Regularisierung einführt, um Multikollinearität zu vermeiden und Überanpassung zu reduzieren, indem sie eine Strafterm zur Verlustfunktion hinzufügt.

Lasso-Regression (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator): Diese Methode ähnelt der Ridge-Regression, verwendet jedoch eine andere Art von Strafterm, der einige Koeffizientenschätzungen auf null setzen kann, was eine Art von Variablenauswahl ermöglicht.

Elastic Net: Kombiniert die Strafterme der Ridge- und Lasso-Regression, um die Vorteile beider Methoden zu nutzen, insbesondere bei Problemen, bei denen mehrere korrelierte Features vorhanden sind.

Quantilsregression: Während die gewöhnliche lineare Regression den mittleren Effekt der unabhängigen Variablen auf die abhängige Variable schätzt, schätzt die Quantilsregression den medianen Effekt oder andere Quantile, was nützlich sein kann, um die Auswirkungen auf verschiedene Punkte in der Verteilung der abhängigen Variablen zu untersuchen.

Cox-Regression (Proportional-Hazards-Modell): Wird häufig in der Überlebensanalyse verwendet, um die Zeit bis zum Eintritt eines Ereignisses zu modellieren, und berücksichtigt dabei sowohl Zeit als auch Ereignisse.

Generalisierte additive Modelle (GAM): Ermöglichen die Modellierung komplexer Beziehungen durch die Verwendung nichtlinearer Funktionen für die unabhängigen Variablen.

Diese Methoden unterscheiden sich in ihrer Komplexität, den Annahmen, die sie über die Daten machen, und ihrer Anfälligkeit für bestimmte Arten von Datenproblemen, wie z.B. Überanpassung, Heteroskedastizität oder Multikollinearität. Die Auswahl der angemessenen Regressionsmethode hängt von der Art der verfügbaren Daten, dem Umfang und der Zielsetzung der Analyse ab.

Die Anforderungen an Regressionsmethoden variieren je nach Art der Regression (linear, logistisch, nichtlinear, etc.), aber es gibt einige allgemeine Grundsätze, die beachtet werden sollten:

1. Korrekte Spezifikation des Modells:

Bei einer linearen Regression wird beispielsweise eine lineare Beziehung zwischen den unabhängigen Variablen und der abhängigen Variable angenommen. Nur relevante Variablen sollten im Modell enthalten sein, und es sollten alle wichtigen Variablen berücksichtigt werden, um Verzerrungen zu vermeiden.

2. Unabhängigkeit der Beobachtungen:

Die Residuen (die Unterschiede zwischen den beobachteten und durch das Modell vorhergesagten Werten) sollten unabhängig sein. Insbesondere in Zeitreihendaten ist dies eine wichtige Annahme.

3. Homoskedastizität:

Die Varianz der Residuen sollte über alle Werte der unabhängigen Variablen konstant sein. Heteroskedastizität kann zu ineffizienten Schätzungen und ungültigen Inferenzstatistiken führen.

4. Keine Multikollinearität:

Die unabhängigen Variablen sollten nicht perfekt oder hochgradig miteinander korreliert sein, da dies die Schätzungen der Regressionskoeffizienten instabil machen kann.

5. Normalverteilung der Fehlerterme:

Für viele inferenzstatistische Tests ist es erforderlich, dass die Residuen normalverteilt sind, insbesondere bei kleineren Stichprobengrößen.

6. Fehlen von einflussreichen Datenpunkten:

Extremwerte in den Daten können die Regressionsergebnisse stark verzerren. Solche Werte sollten identifiziert und angemessen behandelt werden.

7. Messgenauigkeit:

Die verwendeten Daten sollten genau und zuverlässig sein, um Verzerrungen im Modell zu vermeiden.

8. Theoretische Grundlagen:

Die ausgewählten unabhängigen Variablen sollten aufgrund theoretischer Überlegungen oder früherer Forschungsergebnisse eine plausible Erklärung für die Variation der abhängigen Variable bieten.

9. Skalierung und Transformationen:

Die Skalierung der Variablen sollte berücksichtigt werden, da sie die Interpretation der Koeffizienten beeinflussen kann. Manchmal können Transformationen von Variablen (wie Logarithmierung oder Quadrierung) erforderlich sein, um den Annahmen der Regression besser zu entsprechen.

10. Modellvalidierung:

Das Modell sollte anhand von Daten, die nicht zur Schätzung verwendet wurden, validiert werden, um die Generalisierbarkeit des Modells zu testen. Statistiken wie das Bestimmtheitsmaß 2R und der F-Test können verwendet werden, um die Anpassungsgüte des Modells zu bewerten.

Die Einhaltung dieser Anforderungen hilft dabei, die Validität und Zuverlässigkeit der Regressionsergebnisse zu gewährleisten. Es ist wichtig zu beachten, dass die spezifischen Anforderungen und Prüfmethoden je nach Art der Regression und den Eigenschaften der Daten variieren können.

Für die Erstellung der Komponentenmodelle zur Verwendung im Optimierungswerkzeug ENOS wurde die Polynomregression gewählt. Sie entspricht der gegebenen Situation nicht-linearer Zusammenhänge in der Betriebscharakteristik der energietechnischen Geräte.

Polynomregression ist ein Typ der Regressionsanalyse, bei dem die Beziehung zwischen einer unabhängigen Variablen x und einer abhängigen Variablen y als ein Polynom n-ten Grades in x modelliert wird. Im Gegensatz zur linearen Regression, die lediglich eine lineare Korrelation zwischen x und y

unterstellt, kann die Polynomregression komplexere Beziehungen darstellen, indem sie höhere Potenzen von x einschließt und damit die Kurvenanpassung an die Daten verbessert.

Mathematisch wird die Polynomregression durch eine Gleichung der Form (VI-82)

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \cdots + \beta_x x^n + \varepsilon \qquad \text{(VI-82)}$$

ausgedrückt, wobei β die zu schätzenden Koeffizienten sind und ε den Fehlerterm darstellt, welcher die Abweichungen der Beobachtungswerte von der Modellvorhersage repräsentiert.

Bei der Anpassung eines Polynommodells an Daten wird häufig die Methode der kleinsten Quadrate verwendet, um die Koeffizienten β_i so zu schätzen, dass die Summe der quadrierten Residuen, also der Unterschiede zwischen den beobachteten Werten und den durch das Modell vorhergesagten Werten, minimiert wird.

Die Wahl des Grades n des Polynoms ist von entscheidender Bedeutung, da ein Polynom, dessen Grad zu niedrig gewählt wird, möglicherweise nicht in der Lage ist, die Struktur der Daten angemessen abzubilden (Unteranpassung), während ein zu hoch gewähltes Polynom zu einer Überanpassung führen kann, bei der das Modell zwar die Trainingsdaten sehr genau beschreibt, aber schlecht auf neue, nicht gesehene Daten generalisiert.

Die Polynomregression findet Anwendung in vielen Bereichen wie der Ökonometrie, der Biostatistik und der Ingenieurwissenschaften, wo nichtlineare Muster innerhalb der Daten existieren. Bei der Modellierung solcher nichtlinearen Beziehungen ermöglicht sie eine flexible Anpassung und kann zur Prognose, zur Schätzung von Trends oder zur Erforschung von Kausalbeziehungen verwendet werden.

Es ist jedoch zu beachten, dass die Polynomregression empfindlich auf die Wahl des Modellgrades und auf Ausreißer in den Daten reagieren kann, was zu einer Über- oder Unteranpassung des Modells führen kann. Darüber hinaus erhöhen höhere Polynomgrade die Multikollinearität zwischen den bestimmenden Variablen, was die Schätzung der Koeffizienten instabil machen kann. Deshalb ist eine sorgfältige Modellvalidierung und -diagnostik von entscheidender Bedeutung, um die Zuverlässigkeit der Regressionsergebnisse zu gewährleisten.

4 Anwendung des ENOS in einem Pilotsystem

4.1 Beschreibung des kältetechnischen Systems

Das Optimierungswerkzeug ENOS wurde an einem realen Kälteversorgungssystem in einem Klinikgebäude in München-Großhadern erprobt. Der Aufbau des Pilotsystems ist in Abbildung 64 schematisch dargestellt. Die Hauptbestandteile sind die beiden Kältemaschinen mit jeweils zwei Kältemittelverdichtern, das hybride Rückkühlwerk, der Wärmetauscher zur freien Kühlung und die hydraulische Weiche/Pufferspeicher mit einem Fassungsvermögen von 23.400 L. Die zweikreisigen Kältemaschinen mit ca. 800kW Kälteleistung weisen durch die Verwendung von jeweils zwei frequenzgeregelten Schraubenverdichtern eine sehr gutes Teillastverhalten auf. Dieses effiziente Teillastverhalten der Kältemaschinen in Form einer nichtlinearen Charakteristik ist bei der Ermittlung des besten Betriebszustandes bzw. der Leistungsvorgabe für die einzelnen Aggregate zu berücksichtigen. Das Zusammenspiel zwischen der nichtlinearen Temperaturabhängigkeit der Kältemaschinen und der ebenfalls nichtlinearen Charakteristik des Rückkühlwerkes und der eingesetzten frequenzgeregelten Ventilatoren macht auch hier eine mathematische Optimierung des Anlagenbetriebs erforderlich. Darüberhinaus sind alle Pumpen mit frequenzgeregelten Antrieben ausgerüstet, so dass zusätzliche eine Optimierung der Volumenströme möglich ist.

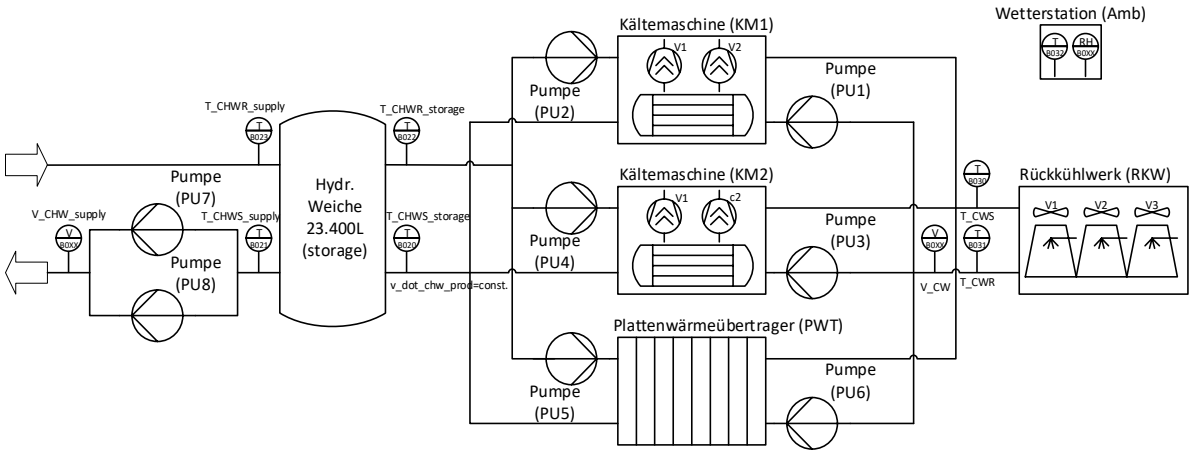


Abbildung 64: Übersicht Kälteversorgungssystem

4.2 Bedarfsprognose

Die Bedarfsprognose setzt sich im Wesentlichen aus der Lastprognose und der Wetterprognose zusammen. Bei der Lastprognose wird auf der Grundlage historischer Daten die tatsächliche Leistungsanforderung der Verbraucher, die durch das Kälteversorgungssystem gedeckt werden soll, analysiert und in ein Modell transferiert, um den zu erwartenden Lastverlauf in Abhängigkeit der relevanten Variablen vorhersagen zu können. Die Wetterprognose greift auf einen „Wetterbericht“ zu und liefert eine Aussage über die für den kommenden Betriebszeitraum zu erwartenden Umgebungsbedingungen. Dies bildet den Ausgangspunkt der Bedarfsprognose.

4.2.1 Lastprognose

Für die Entwicklung und Validierung der Lastprognose-Funktion wurden reale Betriebsdaten des Klinikgebäudes des Klinikums Großhadern, Max-Lebsche-Platz 30-32 in München, verwendet. In diesem Gebäude wurde anschließend das ENOS-Werkzeug für die Betriebsoptimierung des Kältesystems eingesetzt und erprobt.

Das Lastprofil des Klinikums wird in Abhängigkeit der verschiedenen Einflussparameter, insbesondere der Außentemperatur, betrachtet. Die Differenzierung zwischen Raum- und Prozesskälte ist dabei von besonderer Bedeutung. Die gemessene Außentemperatur beeinflusst maßgeblich die Raumkälte, während der Betriebsplan des Klinikums sich größtenteils auf die Prozesskälte auswirkt.

Um die Kältelast in Raum- und Prozesskälte aufteilen zu können, wurde der Einfluss der Außentemperatur auf die Kälteleistung quantifiziert. Für die Bestimmung wurden Messwerte aus dem Zeitraum Januar bis August 2021 verwendet.

In Abbildung 65 sind für eine erste Einschätzung die wöchentlichen Mittelwerte der Kältelast und der Außentemperatur des Betrachtungszeitraums visualisiert. Es zeigt sich, dass ab einer mittleren Aussentemperatur von etwa 10 °C eine deutliche Abhängigkeit der Kältelast von den Umgebungsbedingungen auftritt.

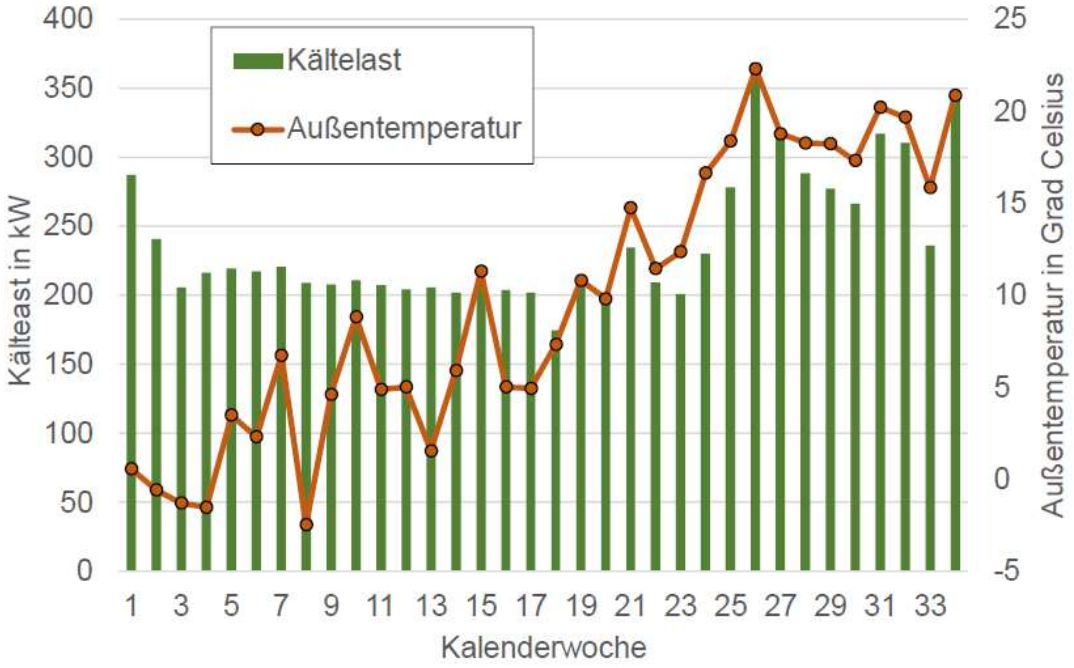


Abbildung 65: Wöchentliche Mittelwerte von Kältelast und Außentemperatur

Die Prozesskälte ist direkt von den Betriebszuständen der medizinischen Geräte und sonstigen direkt am Kaltwasserkreislauf angeschlossenen Verbraucher abhängig. Sie bildet die Kältegrundlast in Höhe von etwa 200 kW, die unabhängig von der herrschenden Aussentemperatur, gedeckt werden muss.

Als zweites Kriterium zur Vorhersage der Kältelast wird der zeitliche Verlauf während des Betriebstages betrachtet. Das betrachtete Klinikgebäude wird von mehreren medizinischen Einrichtungen genutzt(Radiologie München Großhadern, das Europäische Radiochirurgie Centrum München - Cyberknife und das Forschungslabor ELLF für Experimentelle Leukämie und Lymphom-Forschung der Ludwigs-Maximilians-Universität).Da die Verbrauchsdaten der Kälteenergie zur Kühlung der medizinischen Geräte und zur Raumkälte nicht einzeln messtechnisch erfasst werden, konnten die Verbrauchsdaten nicht zu den Betriebszeiten der Klinikeinrichtungen in Beziehung gesetzt werden. Es konnte daher nur eine Lastanalyse in Bezug auf die folgenden Parameter durchgeführt werden:

-Werktag/Wochenende
-Uhrzeit
-Außentemperatur

Für die genauere Charakterisierung der Lastsituation wurde eine Korrelationsanalyse durchgeführt. Dabei wurden die relevanten Korrelationsfaktoren ermittelt, die die statistische Abhängigkeit eines Funktionswerts von einer bestimmten Eingangsvariablen ausdrücken. Die Genauigkeit dieser Analyse wird durch den Umfang der zur Verfügung stehenden Daten definiert. Zu diesem Zweck wurden für den Beobachtungszeitraum von Januar bis August 2021 alle Last- und Außentemperaturwerte für die gleichen Tageszeiten, getrennt nach Werktagen und arbeitsfreien Tage, zusammengefasst. Für jede dieser 48 Datenmengen wurde anschließend ein Korrelationsfaktor bestimmt, der den Einfluss der Aussentemperatur auf die Kältelast ausdrückt. In Abbildung 66 sind diese Faktoren für jede Stunde und beide Tagestypen dargestellt.

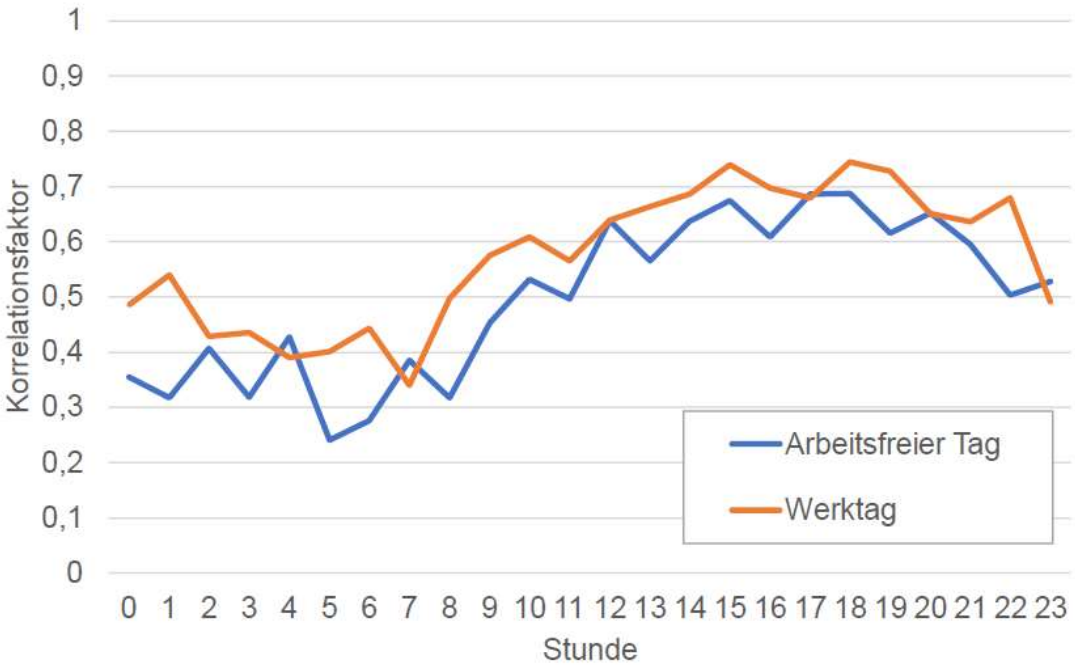


Abbildung 66: Korrelationsfaktor nach Tageszeit und Tagestyp

Der Korrelationsfaktor folgt dem generellen Verlauf der Außentemperatur über einen Tag. Die höchsten Werte des Korrelationsfaktors treten nachmittags und damit in den wärmsten Stunden des Tages auf. An Feiertagen sinkt der Einfluss der Außentemperatur aufgrund geringerer Nutzung in Teilen des Gebäudes und resultiert in einem geringeren Raumkältebedarf als an Wochentagen.

Wie beschrieben, verändert sich der Einfluss der Außentemperatur mit ihrem Temperaturniveau. Je höher die Außentemperatur, desto signifikanter beeinflusst sie die Kältelast des Klinikums. Dieses Verhalten wird durch eine Darstellung der monatlichen Korrelationsfaktoren und der Monatsmittelwerte der Außentemperatur über den Beobachtungszeitraum in Abbildung 67 ersichtlich.

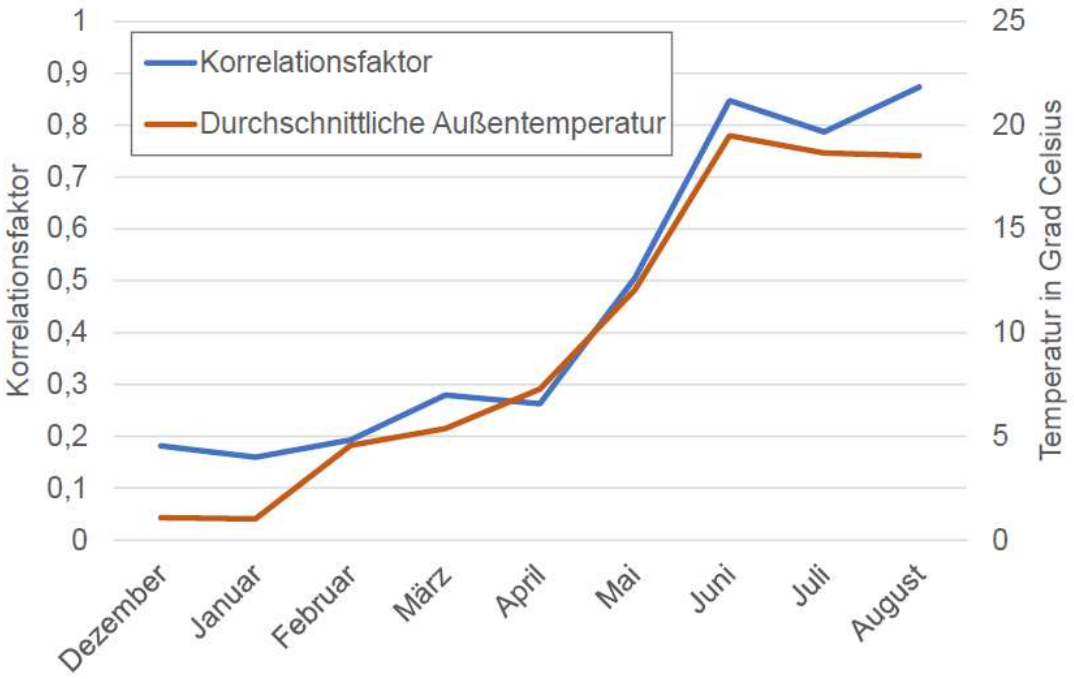


Abbildung 67: Korrelationsfaktoren und Außentemperaturen

Der Korrelationsfaktor quantifiziert den Einfluss der Außentemperatur auf die Kältelast. Es wird angenommen, dass sich die restliche Kältelast aus der Abwärme der medizinischen Geräte ergibt.

4.2.2 Regressionsanalyse

Für die Erstellung der Prognosefunktion wurde eine Regressionsanalyse auf Basis der zur Verfügung stehenden realen Betriebsdaten durchgeführt. Ziel der Regressionsanalyse war die Identifikation einer geeigneten mathematischen Form der Prognosefunktion und die Bestimmung der Koeffizienten zur bestmöglichen Darstellung der Funktionswerte in Abhängigkeit der Eingangsvariablen (Wochentag, Stunde und Aussentemperatur).

Die angewandte Methode der multiplen Regression beinhaltet eine Analyse der Multikollinearität. Eine Multikollinearität liegt vor, wenn die Regressoren (Einflussparameter) untereinander korrelieren. Durch die gegenseitige Abhängigkeit der Parameter erhöht sich die Komplexität der Regressionsanalyse signifikant. In diesem Fall müßte eine Regressionsfunktion mit zusätzlichen Interaktionstermen formuliert werden, die den gekoppelten Einfluss der Parameter ausdrücken.

Es konnte für Datensatz der betrachteten Regressoren gezeigt werden, dass nur eine sehr geringe Korrelation zwischen den Variablen besteht. Der Wochentag beeinflusst weder die Temperatur noch die Stunde und ist deswegen unabhängig. Die Außentemperatur ist maßgeblich von der Jahreszeit und von den kurzfristig auftretenden Wetterereignissen abhängig. Die Tagesstunde besitzt einen kleinen Einfluss auf die Außentemperatur.

Im Falle einer multiplen linearen Regressionsanalyse sind die Zusammenhänge zwischen den Regressoren und dem Regressand linear. Nichtlineare Zusammenhänge müssen gegebenenfalls durch verschiedene Rechenoperation wie Logarithmieren oder Potenzieren linearisiert werden. Hierfür wird zuerst der Zusammenhang zwischen den einzelnen Regressoren und dem Regressand anhand von Streudiagrammen visualisiert und analysiert.

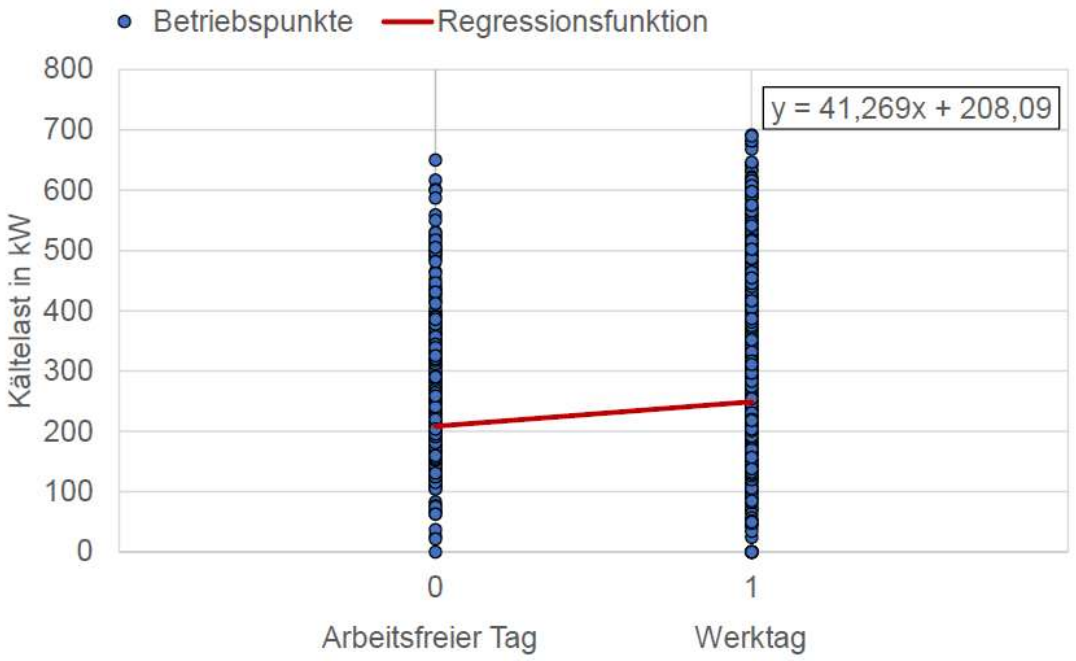


Abbildung 68: Streudiagramm der Kältelast mit Unterscheidung von Arbeitsfreier Tag und Werktag

In Abbildung 68 ist die lineare Regressionsgerade für die Korrelation zwischen dem Tagestyp und der Kältelast dargestellt. Die Steigung der linearen Regressionsfunktion von 41,3 spiegelt den durchschnittlichen Unterschied der Kältelast zwischen den Tageskategorien wider.

Eine weitere Möglichkeit des Einbezuges der Wochentage ist eine sich wiederholende Zahlensequenz von 1 bis 7 für die Wochentage von Montag bis Sonntag. Der Tagestyp würde in diesem Fall indirekt im Regressionsmodell berücksichtigt werden. Eine Streuverteilung dieser Klassifizierungt ist in Abbildung 69 dargestellt.

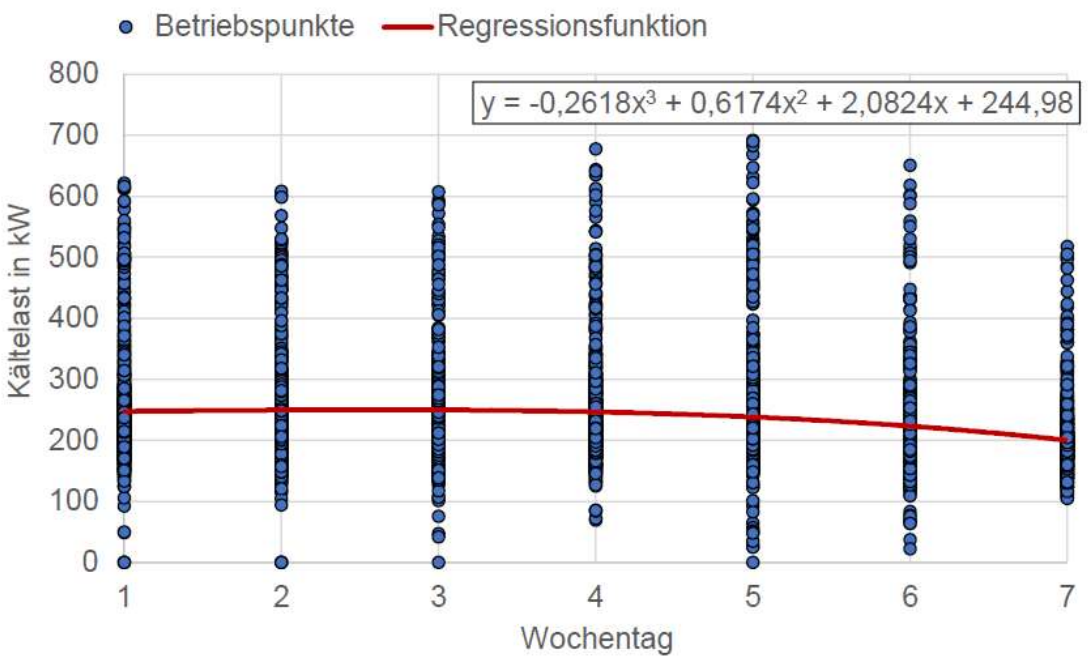


Abbildung 69: Streudiagramm der Kältelast bei Unterscheidung der sieben Wochentage

Zum Vergleich wurden beide Methoden zur Erstellung der Regressionsfunktion angewendet. Es zeigte sich, dass beide Verfahren annähernd identische Ergebnisse liefern. Die binäre Variante liefert sogar eine geringfügig höhere Genauigkeit. Zusätzlich basiert sie durch ihre Linearität auf einer einfacheren Rechenoperation und benötigt daher im Vergleich zu den polynomialen Funktionen der anderen Methode weniger Rechenleistung. Dazu wurden versuchsweise Polynome maximal sechsten Grades verwendet.

4.2.3 Ergebnis: Lastprognose

Das Ergebnis der Regressionsanalyse stellt die folgende Regressionsfunktion dar:

$$Q_{Kälte\ Prog.} = 165{,}396 + 38{,}532 * d + 0{,}563 * h^2 - 0{,}026 * h^3 - 1{,}534 * \vartheta_{AMB} - 0{,}145 * \vartheta_{AMB}^2 + 0{,}021 * \vartheta_{AMB}^3$$

Versuchsweise wurde eine Regression mit Interaktionsthermen zur Berücksichtigung der gegenseitigen Abhängigkeit der Einflussparameter durchgeführt.

Die entsprechende Gleichung der Regressionsfunktion mit Interaktionstermen lautet:

$$Q_{Kälte\ Prog.} = 208{,}243 - 11{,}573 * d - 7{,}459 * h - 2{,}178 * \vartheta_{AMB} - 11{,}573 * d^2 + 6{,}248 * d * h + 0{,}549 * d * \vartheta_{AMB} + 0{,}834 * h^2 + 0{,}002 * h * \vartheta_{AMB} - 0{,}154 * \vartheta_{AMB}^2 - 11{,}573 * d^3 + 6{,}248 * d^2 * h + 0{,}549 * d^2 * \vartheta_{AMB} - 0{,}467 * d * h^2 - 0{,}042 * d * h * \vartheta_{AMB} + 0{,}048 * d * \vartheta_{AMB}^2 - 0{,}024 * h^3 + 0{,}001 * h^2 * \vartheta_{AMB} - 0{,}005 * h * \vartheta_{AMB}^2 + 0{,}022 * \vartheta_{AMB}^3$$

Zum Vergleich der Ergebnisse der Regression – ohne bzw. mit Interaktionstermen – wurde die jeweilige Abweichung der Modellwerte von den tatsächlichen Lastdaten ermittelt. Das Ergebnis (**Abbildung 70**)

zeigt, dass beide Modelle annähernd dieselbe Genauigkeit aufweisen. Dies bestätigt, dass nur eine geringe Abhängigkeit zwischen den Parametern besteht.

Bei der Regression mit Interaktionstermen beträgt die durchschnittliche Abweichung der Regressanden zu den Messwerten 29,2 kW. Das entspricht einer Verbesserung der Prognose von etwa 5,2 % zur Regressionsfunktion ohne Interaktionstermen. Das Bestimmtheitsmaß der Regressionsfunktion ohne Interaktionstermen liegt bei 0,74 und das der Regressionsfunktion mit Interaktionstermen bei 0,77.

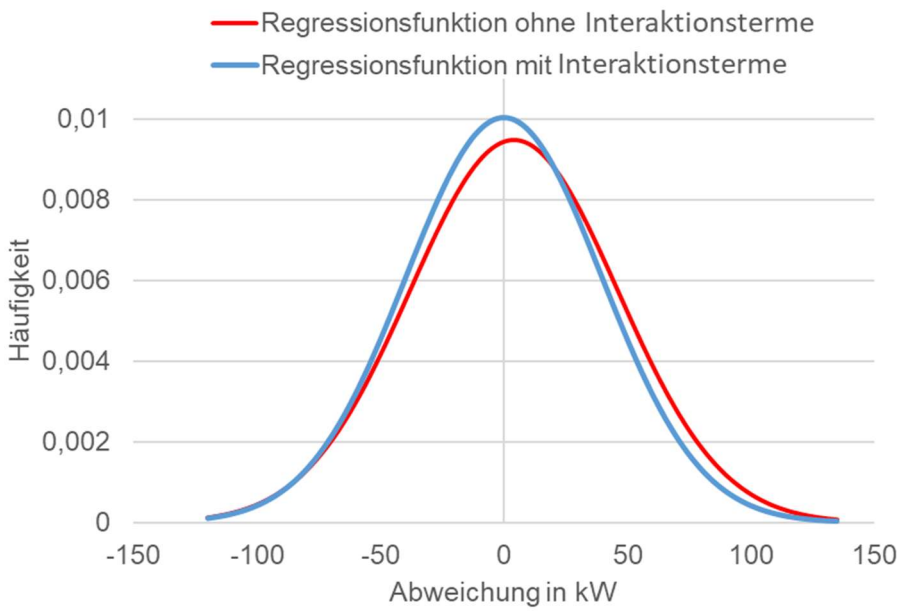


Abbildung 70: Glockenkurve Genauigkeit ohne/mit Interaktionstermen

Die nachfolgende Abbildung 71 zeigt das Ergebnis der Modellbildung für die Lastprognose am Beispiel einer vierwöchigen Betriebsphase im Juni 2021. Die Modellwerte bilden sehr genau den tatsächlichen Lastverlauf nach. Dabei werden Lastschwankungen unterdrückt, die gerade im Schwachlastbetrieb durch das Takten der Kälteerzeuger und die damit verbundenen Mischeffekte in der hydraulischen Weiche, die die Schnittstelle zwischen den Kälteerzeugern und den Kälteverbrauchern bildet, auftreten.

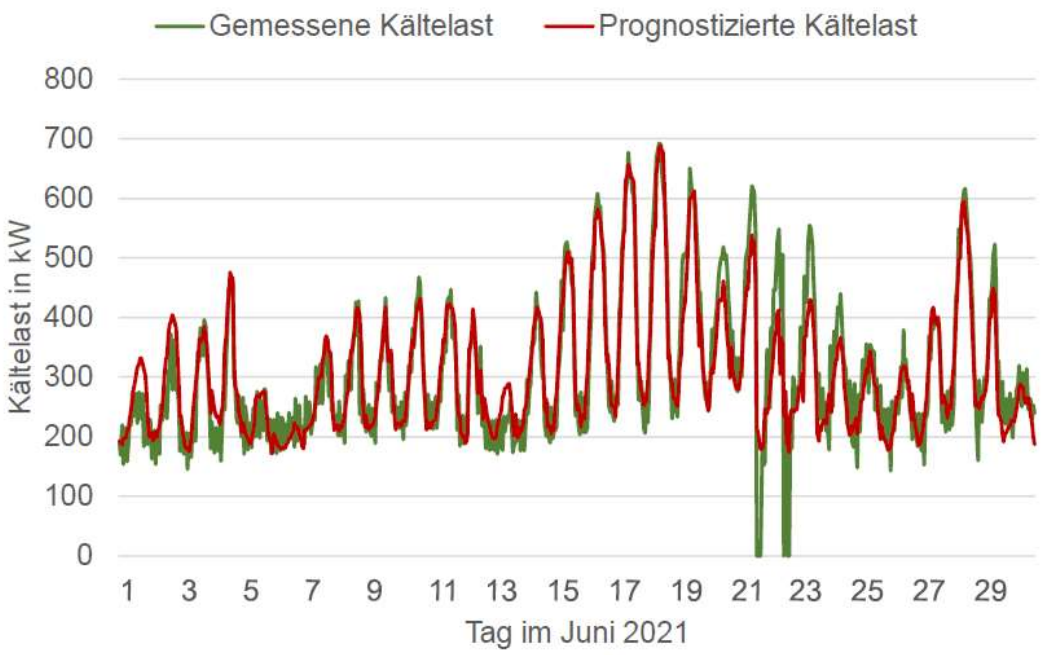


Abbildung 71: Vergleich zwischen dem Vorhersagewert für die zu erwartende Kältelast (Regressand) und Messdaten, Juni 2021

4.2.4 Ergebnis: Bedarfsprognose

Wie am Anfang dieses Abschnitts erläutert, nutzt die Bedarfsprognose eine Wettervorhersage als Ausgangspunkt, die die Eingangswerte für die Lastprognose liefert.

Speziell beim Einsatz von Energiespeichern ist eine möglichst exakte Vorhersage der Lastbedingungen und Einflussfaktoren des Systems von entscheidender Bedeutung. Je nach Speichergröße variiert der notwendige Betrachtungshorizont. Das ENOS bietet die Möglichkeit einen Betrachtungshorizont von 7 Tagen (maximaler Vorhersagehorizont der Schnittstelle für das Wetter) anzuwenden. Jedoch erwies sich ein Betrachtungshorizont von einem Tag am Beispiel des Klinikums Großhadern aufgrund der geringen Speichergröße als ausreichend. Abbildung 72 zeigt eine Lastprognose anhand von zwei typischen Betriebstagen.

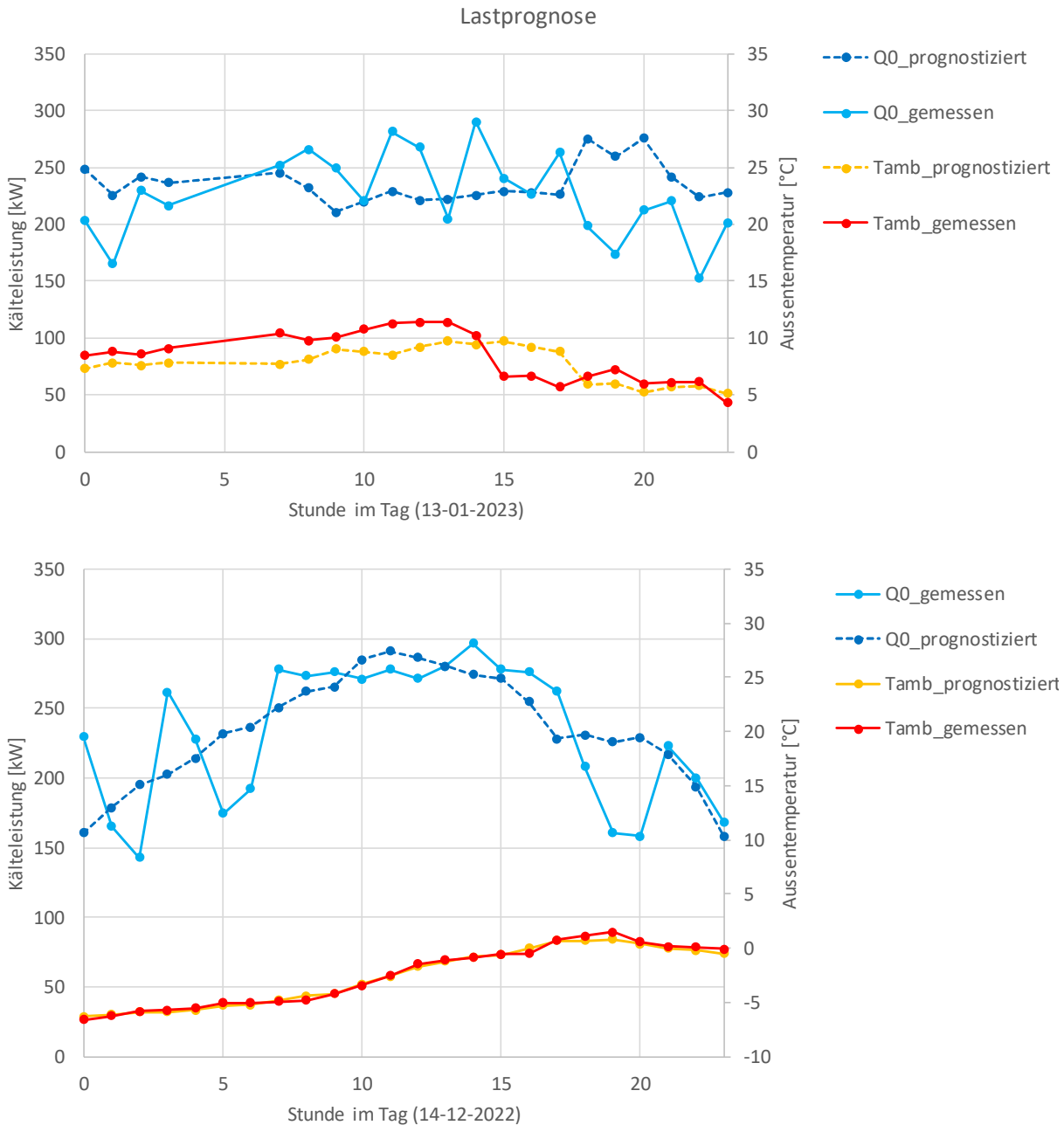


Abbildung 72: Lastprognose für zwei Beispieltage

Das Prognosemodul für die Wettervorhersage geht von einer allgemeinen Vorhersage für die Region München aus und führt anschließend eine Präzisierung unter Berücksichtigung der exakten geografischen Lage (Zentrum/Stadtrand Lage und geodätische Höhe) durch. An beiden Beispieltagen lagen die vorhergesagten Außentemperaturen (gelb) sehr nahe an den gemessenen Außentemperaturen (rot) am Standort des Klinikums in Großhadern.

Das Modul der Lastprognose berücksichtigt neben der Außentemperatur insbesondere die Uhrzeit und den Wochentag. Die Uhrzeit stellt eine wichtige Eingangsgröße dar, da sie vor allem die Tag-Nacht-Wechsel und die Betriebszeiten einzelner Nutzungsbereiche des Klinikgebäudes abbilden kann. Der Wochentag ist

hauptsächlich für die Berücksichtigung des Wochenendes entscheidend. Der Vergleich der Prognosewerte (dunkelblau) mit den gemessenen Betriebswerten (hellblau) zeigt, dass der Absolutwert und der grundlegende zeitliche Verlauf des Kältebedarfs zuverlässig vorhergesagt werden. Statistisch auftretende Abweichungen infolge spezieller Bedarfssituationen können durch das Prognosemodul naturgemäß nicht vorhergesagt werden.

4.3 Modellvalidierung

Zur Überprüfung der entwickelten Komponentenmodelle werden im Folgenden exemplarisch die Betriebsdaten einer Kältemaschine des Pilotsystems anhand eines typischen Betriebsphase mit taktendem Betrieb (Aus-Ein-Aus) untersucht und mit den Ergebnissen der Modellrechnung verglichen. Diese Validierung der Komponetenmodelle bildet die Grundlage für die Auswertung der Energieeffizienz sowohl im Referenzbetrieb als auch im optimierten Betrieb. Aus dem Vergleich der Ergebnisse für Referenzbetrieb und optimierten Betrieb kann schließlich eine Aussage über die erzielte Optimierung des Anlagenbetriebs getroffen werden.

Abbildung 73 zeigt die gelieferte Kälteleistung Q_0 (rot) und die benötigte elektrische Leistung P_{el} (orange). Der Verlauf ist typisch und beginnt mit einer erhöhten „Kälteproduktion“ direkt nach dem Maschinenstart. Die abgegebene Kälteleistung passt sich dann im weiteren Verlauf an die Anforderung an und schwingt sich ein. Die angezeigte Stufigkeit der Kälteleistung ist auf die begrenzte Auflösung der Temperaturmessung, die über die Gerätesteuerung der Kältemaschinen erfolgte, zurückzuführen.

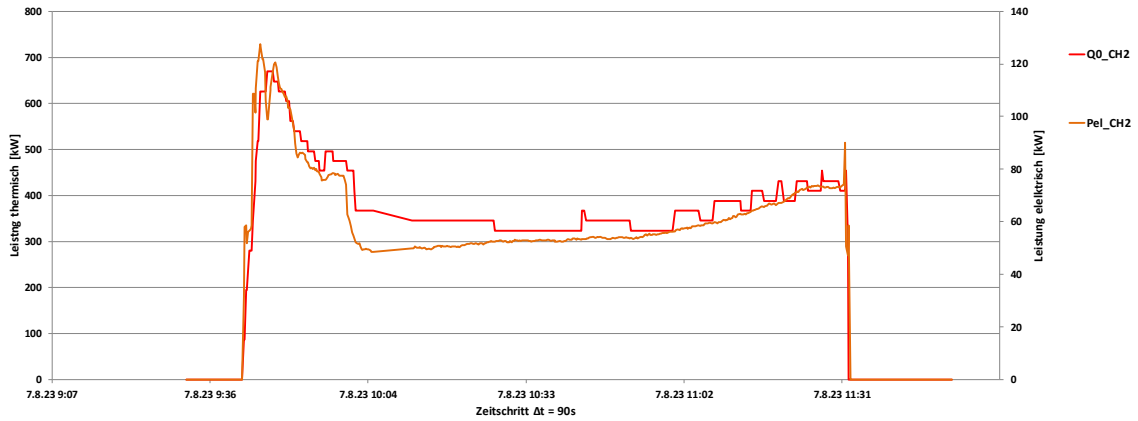


Abbildung 73: Leistungen

Abbildung 74 zeigt die Messwerte der Verdampferseite der Kältemaschine 2 (CH2) Kaltwasservorlauf: (T_CHWS), interne Verdampfungstemperatur (T0_CH2), Kaltwasservolumenstrom (V_CHW) sowie die durch die Modellrechnung ermittelte Verdampfungstemperatur (T0_modell). Auch hier ist das Einschwingverhalten zu Beginn des Zyklus deutlich zu erkennen. Im eingeschwungenen Zustand zeigt sich eine sehr gute Übereinstimmung der internen Prozesstemperaturen, ermittelt durch Messung (T0_CH2) bzw. Modellrechnung (T0_modell).

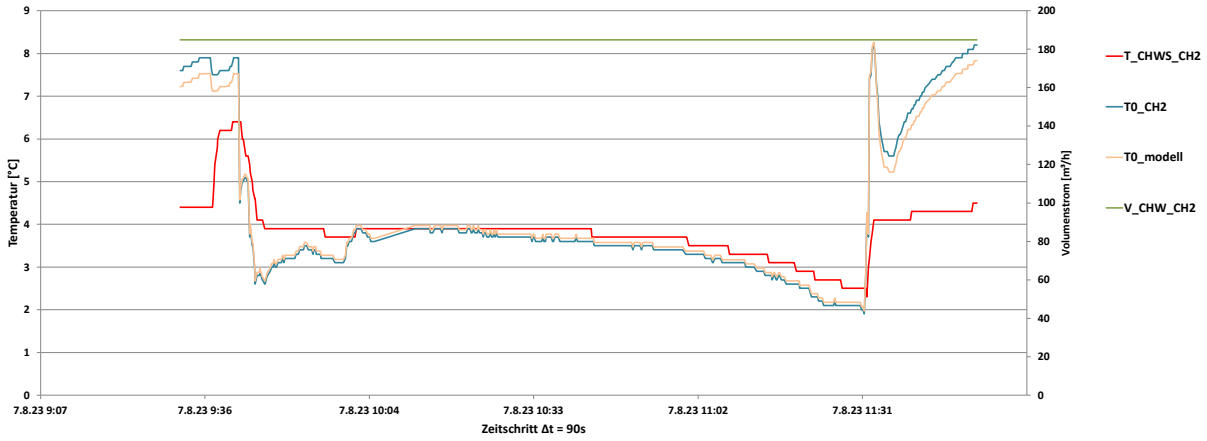


Abbildung 74: Temperaturverläufe Kaltwasserseite

Abbildung 75 zeigt analog zur Darstellung der Situation am Verdampfer die Temperaturverläufe der Kühlwasserseite (Messwerte der Kühlwassereintrittstemperatur T_CWS und der Kondensationstemperatur TI_CH2) und den variablen Kühlwasservolumenstrom V_CW, auf welchen auch die kontinuierlichen Schwingungen zurückzuführen sind. Auch hier zeigt sich eine gute Übereinstimmung der internen Prozesstemperatur gemäß Messung (T1_CH2) und Modellrechnung (T1_em).

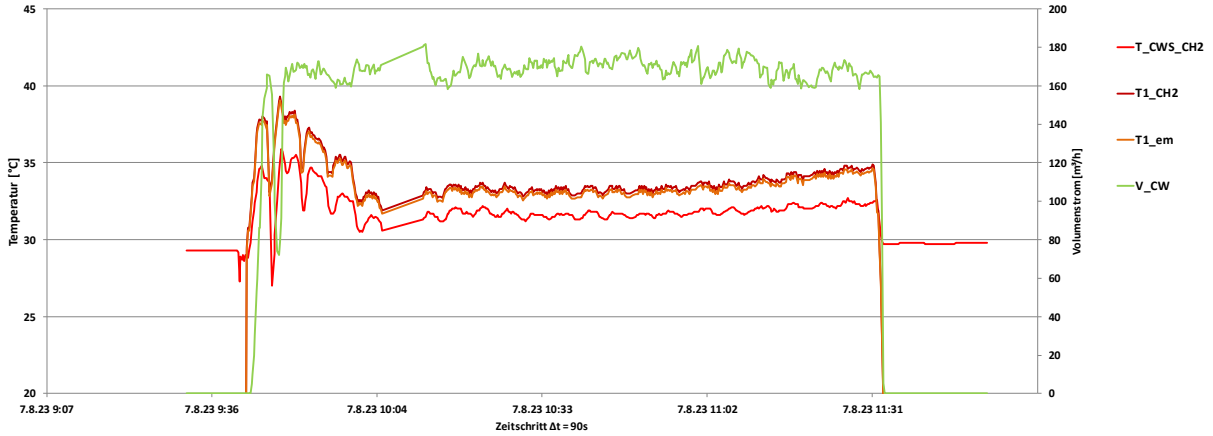


Abbildung 75: Temperaturverläufe Kühlwasserseite

Die beschriebene Betriebssituation der Kältemaschine resultiert in den in Abbildung 76 gezeigten EER-Werten. Als Ergebnis der Modellrechnung erreicht erwartungsgemäß der EER_{rev} den höchsten Wert (blau) aufgrund der verlustfreien Betrachtung des Prozesses. Gefolgt von EER_{endo} (rot), der um die Effizienz der Wärmeübertragung reduziert ist. Die niedrigsten Werte zeigt der EER_{real}, welcher sowohl die Verluste der Wärmeübertragung, als auch die internen Verluste (z.B. Verdichter) abbildet. Das Ergebnis der Modellrechnung (EER_real) stimmt sehr gut mit dem aus den realen Betriebsdaten ermittelten EER_gemessen (gelb) überein.

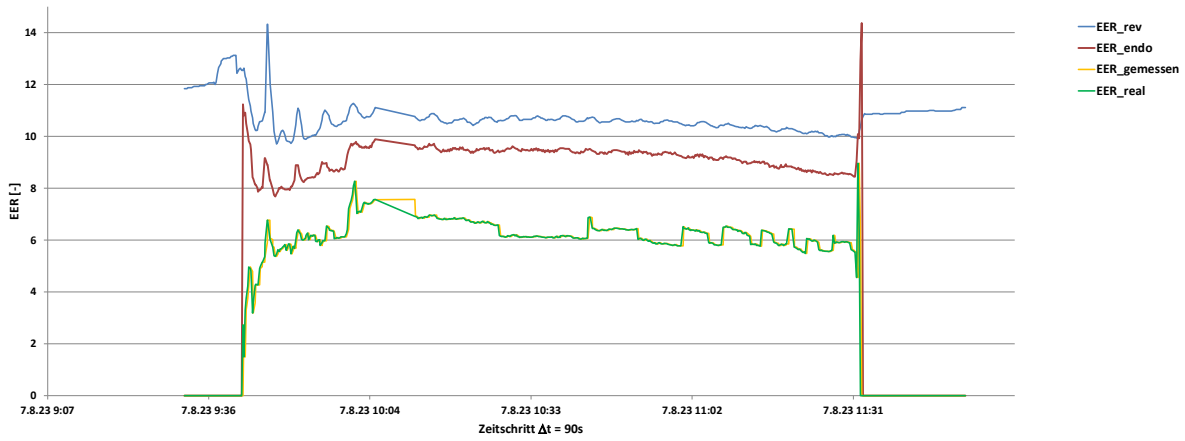


Abbildung 76: EER-Werte

Das Zustandekommen der unterschiedlichen EER-Werten lässt sich auch mit Hilfe der in 2.2.4 eingeführten Gütegrade eta_i/o (blau), eta_endo (rot) und eta_ges (grün) ausdrücken. Siehe Abbildung 77. Zusätzlich zu den Gütegraden des Kreislaufs werden auch der Wirkungsgrad des Verdichters eta_comp (gelb) sowie die logarithmischen Temperaturdifferenzen (LMTD) für die Wärmeübertragung am Verdampfer (rot-gestrichelt) und am Kondensator (blau-gestrichelt) dargestellt. Beim Betrieb mit höherer Kälteleistung am Beginn und gegen Ende der dargestellten Betriebsphase zeigt sich zum einen eine höhere Verdichtergüte und zum anderen sind größere treibende Temperaturdifferenzen (LMTD) an den Wärmeübertragern erforderlich. Beide Aspekte spiegeln sich im Verlauf der Gütegrade eta_i/o und eta_endo wider.

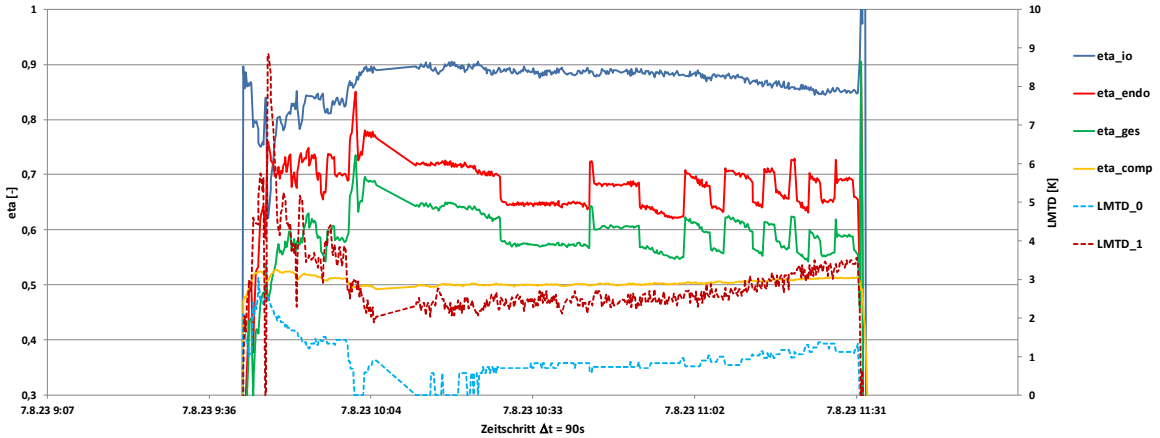


Abbildung 77: Wirkungsgrade

4.4 Anwendung des Optimierungswerkzeugs: Optimierungsergebnis

Bei der Untersuchung des in dieser Arbeit vorliegenden Kälteversorgungssystems wurden insgesamt sechs Freiheitsgrade identifiziert:

- Umschaltung zwischen freier Kühlung und aktiver Kälteerzeugung
- Einsatz und Interaktion der Kälteerzeuger
- Kühlwassertemperatur

- Volumenstrom des Kühlwassers
- Nutzung der Speichereffekte der hydraulischen Weiche
- , die Umschaltung zwischen trockenem und nassem Betrieb des Rückkühlwerks.

In der praktischen Erprobung konnten jedoch nicht alle Freiheitsgrade angewandt werden, da ein Eingriff in die interne Steuerung des Rückkühlwerks nicht möglich war. Dementsprechend konnte die Umschaltung des hybriden Rückkühlers nicht beeinflusst werden und erfolgte entsprechend den fest in der Kühlturmregelung hinterlegten Kriterien. Dementsprechend bezog sich die Erprobung des Optimierungswerkzeugs ENOS auf den geregelten Einsatz der Kälteerzeuger, die Variation der Kühlwassertemperatur und des Kühlwasservolumenstroms und die Nutzung der Speichereffekte. Um das Optimierungspotenzial, das durch Nutzung jedes einzelnen Freiheitsgrads erschlossen werden kann, zu bestimmen, wurden zunächst Optimierungsrechnungen mit nur jeweils einem Freiheitsgrad durchgeführt. Anschließend erfolgte – entsprechend dem vorgesehenen Einsatz des Optimierungswerkzeugs – eine globale Optimierung mit gleichzeitiger Variation aller zur Verfügung stehenden Freiheitsgrade. Die Ergebnisse werden am Beispiel einer typischen Betriebsphase im Mai 2022 dargestellt. Die Analyse beruht auf einem Vergleich von Modellrechnungen für den optimierten Betrieb, d.h. mit frei durch den Optimierer wählbaren Parameterwerten (Freiheitsgraden), mit einer Modellrechnung mit fest eingestellten Parameterwerten, die den Zustand des Kältesystems ohne Anwendung der ENOS-Optimierung nachbildet. Das Ergebnis liefert somit eine Aussage über das theoretische Einsparpotenzial durch Anwendung der Optimierung.

Abbildung 78 zeigt die elektrischen Leistungsaufnahme der Kältemaschine (Pel KM) und des Rückkühlwerks (Pel RKW) sowie des Summenwerts (Pel) zusammen mit dem Verlauf der Kühlwassertemperatur (T CWR) im optimierten (variable Kühlwassertemperatur) und nicht optimierten Betrieb (konstante Kühlwassertemperatur). Es ist deutlich zu erkennen, dass durch die konsequente Senkung der Kühlwassertemperatur eine erhebliche Energieeinsparung erreicht wurde. Die Senkung der Kühlwassertemperatur hat zwar zur Folge, dass mehr elektrische Energie für den Betrieb des Rückkühlwerks aufgewendet werden muss, aber dafür kann die Kältemaschine deutlich effizienter betrieben werden. Durch die Nutzung dieses Freiheitsgrades konnte der Energieverbrauch von 11,88 MWh auf 10,58 MWh reduziert und somit der System EER (Energie Efficiency Ratio) von 3,27 auf 3,67 erhöht werden. Das entspricht einer Energieeinsparung von 15%.

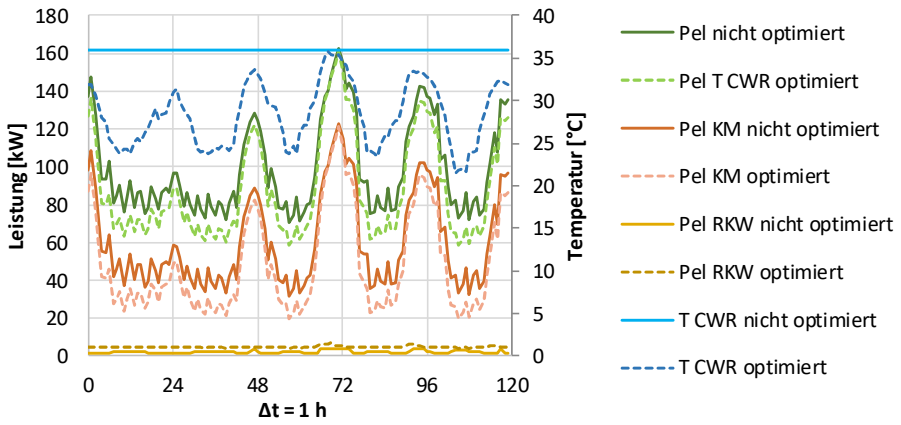


Abbildung 78: Optimierung der Kühlwassertemperatur

In Abbildung 79 sind die Optimierungsergebnisse bei Variation des Kühlwasservolumenstroms dargestellt. Das Ergebnis zeigt, dass durch die Reduzierung des Volumenstroms zwar das Wärmeübertragungsverhalten geringfügig verschlechtert und somit der Energiebedarf der Kältemaschinen erhöht wird, aber dafür erheblich Pumpenergie eingespart werden kann. So konnte der Energieverbrauch von 11,88 MWh auf 11,31 MWh reduziert und somit der System EER von 3,27 auf 3,44 erhöht werden. Das entspricht einer Einsparung von 6%.

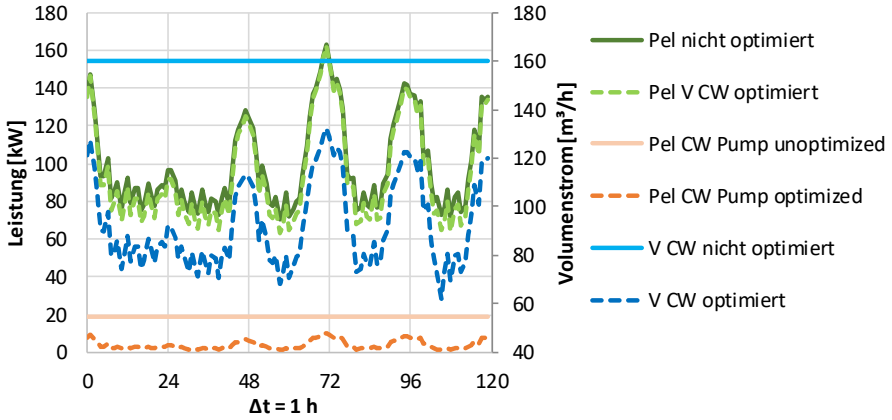


Abbildung 79: Optimierung des Kühlwasservolumenstroms

Abbildung 80 zeigt die optimierte Nutzung der Speichereffekte an der hydraulischen Weiche (Speichervolumen 23,4m^3 / 165,1 kWh). Den größten Effekt hatte hierbei die Nutzung der kühlen Außentemperatur in der Nacht zur Ladung des Speichers. Entladen wurde der Speicher dann bei hohen Außentemperaturen am Tag. Hiermit konnte der Energieverbrauch von 11,88 MWh auf 11,70 MWh reduziert und somit der System EER von 3,27 auf 3,32 gesteigert werden. Das entspricht einer Einsparung von 2%.

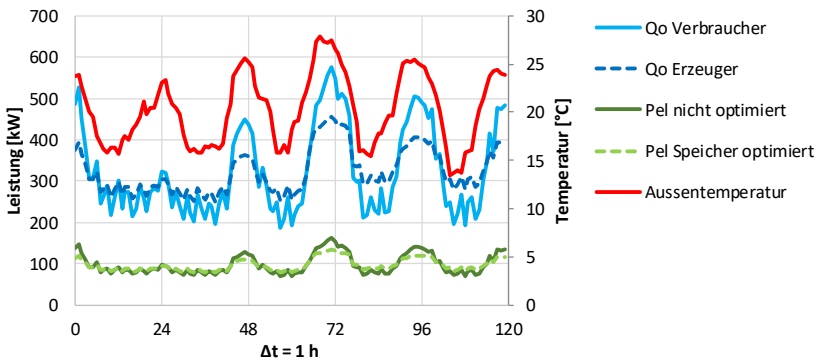


Abbildung 80: Optimierte Nutzung der Speichereffekte

Abbildung 81 zeigt die globale Optimierung, bei der alle oben einzeln untersuchten Freiheitsgrade gleichzeitig variiert wurden. Deutlich zu erkennen sind die Temperaturunterschiede bei Tag und bei Nacht und deren Einfluss auf den Verlauf der Kälteanforderung mit deutlichen Lastspitzen. Durch die globale Optimierung konnte der Energieverbrauch von 11,88 MWh auf 9,57 MWh (-27%) reduziert werden. Das entspricht einer Erhöhung des System EER von 3,27 auf 4,01.

Hierbei ist besonders hervorzuheben, dass die mögliche Energieeinsparung bei globaler Optimierung – also bei gleichzeitiger Nutzung aller Freiheitsgrade - die Summe der einzelnen Optimierungspotentiale übertrifft. Dieser Effekt kommt durch die gegenseitige Abhängigkeit der zur Verfügung stehenden Freiheitsgrade zu Stande, so dass der Gleichungslöser (Solver) in jedem Zeitschritt eine Optimalkonstellation finden kann, die der Lösung bei separater Optimierung überlegen ist.

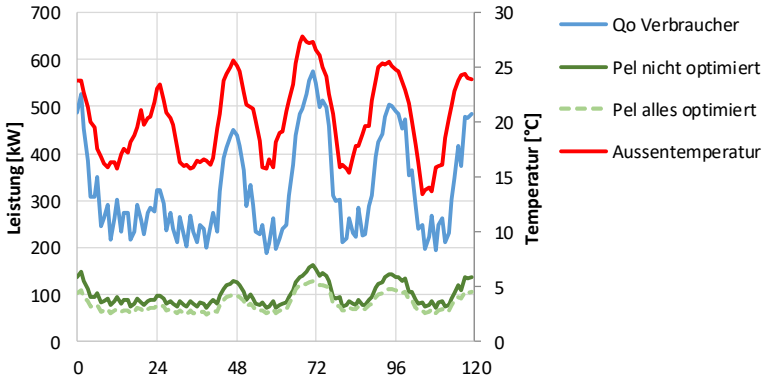


Abbildung 81: Globale Optimierung aller Freiheitsgrade

Wie schon in Abschnitt 6.4.3.1.1 erwähnt, konnten nicht alle vorgestellten Freiheitsgrade angewandt werden, da sich entweder keine Schnittstelle zu den entsprechenden Komponenten ergab oder das Kälteversorgungssystem keinen Eingriff in die Regelung erlaubt. Daher sind nachfolgend nur die Optimierungsergebnisse bei Variation der Kühlwassertemperatur, des Kühlwasservolumenstroms und bei der Nutzung der Speichereffekte am Beispiel einer Referenzwoche im Mai 2022 dargestellt. Um die einzelnen Optimierungspotentiale durch die Nutzung der Freiheitsgrade untersuchen zu können, wurden diese zuerst unabhängig voneinander und anschließend gemeinsam optimiert.

Zur Darstellung der möglichen Energieeinsparung im laufenden Betrieb zeigt die folgende Analyse eine Gegenüberstellung aktueller Betriebsdaten mit der durch die ENOS-Optimierung vorgeschlagenen Fahrweise. Als Beispiel dient eine typische Betriebssituation in der Übergangszeit mit vergleichsweise niedriger Umgebungstemperatur. Die rote Linie (EER aktueller Betrieb, Abbildung 82, oben) zeigt den gemessenen EER-Wert des Kälteversorgungssystems („Measured actual data“). Die Werte der Optimierungsvariablen sind in diesem Zeitabschnitt durch die Simulation konstant gehalten (Tcw = 28°C / Vcw = 100%). Die durch die Optimierung ermittelten EER-Ergebnisse liegen deutlich unter den gemessenen Werten. Die Energieeinsparung beruht in erster Linie auf der Wahl einer niedrigeren Kühlwassertemperatur. Weiter ist deutlich zu erkennen, dass die Optimierung selbst auch auf kleine Änderungen der Umgebungsbedingungen reagieren kann.

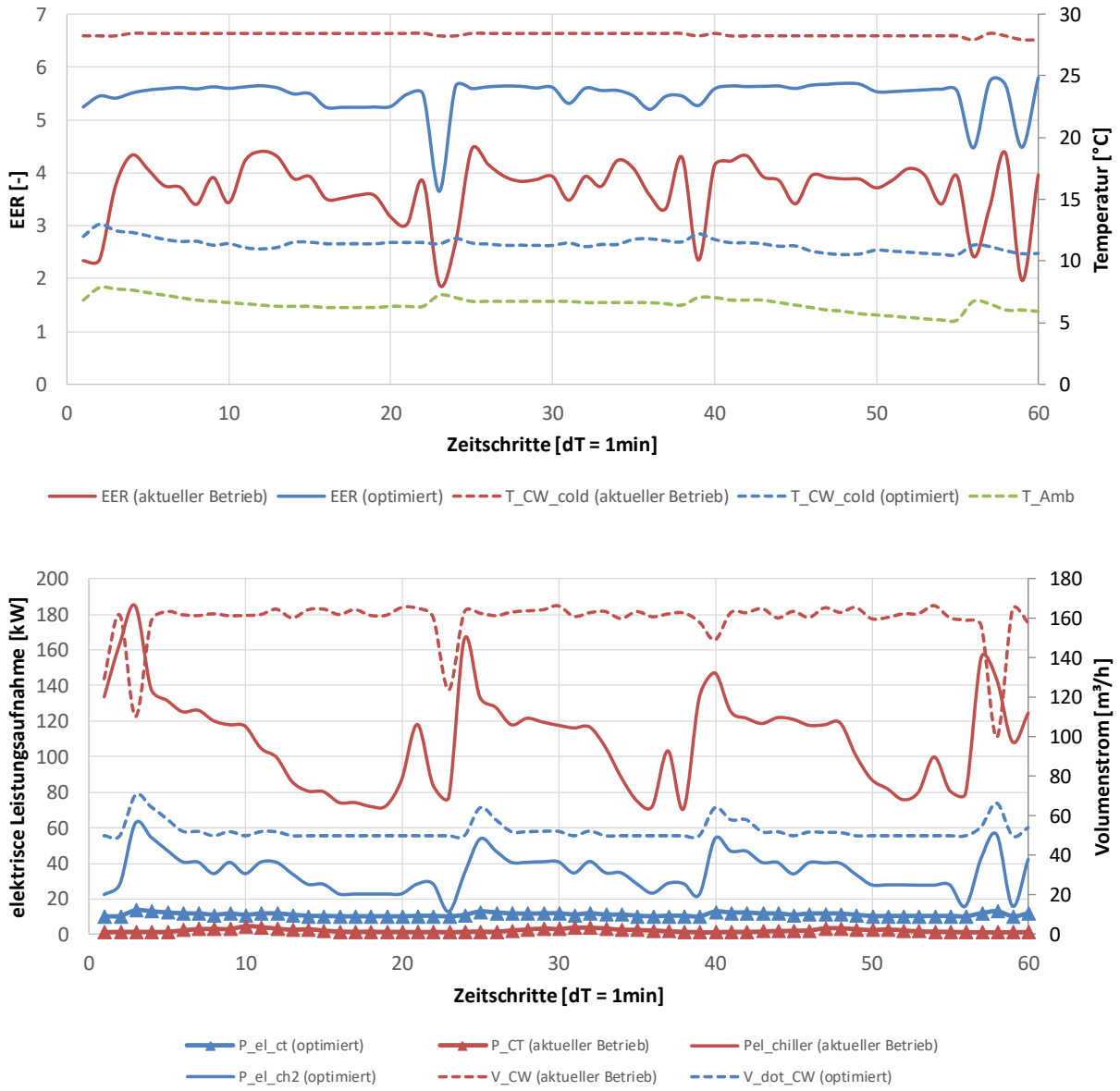


Abbildung 82: Optimierungsergebnisse: EER, Kühlwassertemperatur (oben), Leistungen der elektrischen Verbraucher (unten)

Abbildung 82, unten, zeigt die elektrische Leistungsaufnahme der einzelnen Verbraucher: Kältemittelverdichter, Rückkühler und Umwälzpumpen für Kühl- und Kaltwasser. Es ist erkennbar, dass die Veränderung der Kühlwassertemperatur eine deutliche Verringerung der Leistungsaufnahme des Verdichters bei nur geringfügiger Erhöhung des Strombedarfs des Rückkühlers bewirkt. Ein weiterer Einspareffekt ergibt sich aus der Veränderung des Kühlwasservolumenstromes. Auch dieser wird durch die Optimierung deutlich reduziert, so dass der Strombedarf der Umwälzpupen deutlich verringert werden kann.

5 Zusammenfassung

Im Rahmen des Vorhabens wurde ein Softwarewerkzeug entwickelt und erprobt, welches für die Planung und die Optimierung von Kälteversorgungssystemen im laufenden Betrieb eingesetzt werden kann.

Das Optimierungsverfahren fußt auf einer praxisgerechten Modellierung der eingesetzten Systemkomponenten. Die Komponentenmodelle werden zu einer konsistenten Beschreibung des Gesamtsystems zusammengeführt und als Optimierungsaufgabe an einen mathematischen Algorithmus übergeben, der als Ergebnis einen Vorschlag für den optimalen Einsatz des Kälteversorgungssystems liefert.

Modellierung:

Der Optimierungsprozess beginnt mit der Modellierung und Simulation der Systemkomponenten basierend auf den zugrundeliegenden wärmetechnischen Funktionsprinzipien. Dabei wurde die Komplexität der Modelle, ausgehend von exakten physikalisch basierten Ansätzen, so weit wie möglich reduziert, um den Konfigurationsaufwand zu begrenzen und gleichzeitig eine ausreichend genaue Abbildung der Betriebscharakteristik zu gewährleisten. Mit Hilfe einer Simulation der Anlagenfunktion unter unterschiedlichen Betriebsbedingungen werden die Modelle dann in eine Polynomialrepräsentation überführt, welche leichter vom Optimierungskern verarbeitet werden kann und eine spätere automatisierte Anpassung an die reale Betriebscharakteristik ermöglicht.

Rechenkern zur Durchführung der Betriebsoptimierung:

Zur Lösung der Optimierungsaufgabe wird ein gemischt-ganzzahliger nichtlinearer Optimierungskern eingesetzt, der sowohl neben kontinuierlich variierenden Betriebswerten auch diskrete Schaltzustände verarbeiten kann. Die Abbildung diskreter Schaltvorgänge stellt eine besondere Anforderung dar, um beispielsweise den Betrieb eines modularen Kälteversorgungssystems mit mehreren Kälteerzeugern behandeln zu können. Zu diesem Zweck wird vor der endgültigen Lösung des Optimierungsproblems ein sogenannter Pre-Solve-Prozess durchgeführt, basierend auf dem Verfahren der allgemeinen disjunktiven Programmierung (GDP). Damit werden Verzweigungen im Modell mit Hilfe der sog. Big-M-Methode in stetige mathematische Formulierungen umgewandelt. Dabei wird das ursprüngliche Problem durch Hinzufügen zusätzlicher Hilfsvariablen transformiert, um die Existenz einer mathematisch zulässigen Lösung zu garantieren. Da diese Hilfsvariablen jedoch nicht Teil des ursprünglichen Problems sind, müssen

schließlich alle Hilfsvariablen in der optimalen Lösung des modifizierten Problems gleich Null sein. Um den Optimierer zu dieser Annihilation zu führen, fügt die Big-M-Methode die Hilfsvariablen zur Zielfunktion hinzu und gewichtet sie mit einem hohen Wert des sogenannten Penalty-Faktors M („big-M“).

Anwendung, Optimierungsergebnis:

Das Optimierungswerkzeug kann sowohl für die Planung von Versorgungssystemen als auch für die Betriebsoptimierung im laufenden Betrieb eingesetzt werden.

Im Offline-Modus kann durch Anwendung der Optimierungswerkzeugs und Vergleich mit den realen Betriebsdaten das Betriebsverhalten des Systems genau untersucht werden. So können a priori Optimierungspotentiale aufgezeigt werden, die durch eine Veränderung der Betriebsstrategie erschlossen werden können. Im laufenden Betrieb des Kälteversorgungssystems verarbeitet der Optimierungskern die aktuellen Systemdaten und liefert als Optimierungsergebnis Vorgaben für Schaltzyklen und Sollwerte, mit welchen für jeden Zeitschritt der effizienteste Betriebszustand eingestellt werden kann. Die Wirkung des Optimierungssystems ENOS wurde im laufenden Betrieb eines Kälteversorgungssystems eines Klinikgebäudes in München-Großhadern erprobt. Dabei konnte der angestrebte Effekt zur Optimierung des Energieeinsatzes nachgewiesen werden.

VII. Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

1 Hochschule München

Pos.		2019	2020	2021	2022	2023	Gesamt
0812	Personal E12-15	74.345,32	79.244,08	80.429,41	164.164,93	132.355,00	530.538,74
0817	Personal E1-11		20.806,87	36.206,69			57.013,56
0822	Beschäftigungsentgelte	1.565,19	3.042,28	1.440,00			6.047,47
0831	Material				196,63		196,63
0835	Aufträge	687,59		131,61			819,20
0846	Reisen	404,50	393,40		499,80	748,70	2.046,40
	Summe Ausgaben	**77.002,60**	**103.486,63**	**118.207,71**	**164.861,36**	**133.103,70**	**596.662,00**
	Zuwendung						**576.662,00**

2 Trane Roggenkamp

Pos.		2019	2020	2021	2022	2023	**Gesamt**
0813	Material	11.093,78	37.918,84	12.439,22	51.840,02	14.221,56	**127.513,42**
0837	Personalkosten	25.274,18	46.933,19	20.846,83	8.643,76	14.678,27	**116.376,23**
0838	Reisekosten	275,22	2.009,68	391,20	1.621,80	1.031,06	**5.328,96**
0847	AFA	4.179,17	10.195,20	10.350,98	10.350,98	10.350,98	**45.427,31**
0850	sonst. Kosten			2.182,15	52.236,72	37.433,77	**91.852,64**
	Summe	**40.822,35**	**97.056,91**	**46.210,38**	**124.693,28**	**77.715,64**	**386.498,56**
	55% Zuwendung	22.452,29	53.381,30	25.415,71	68.581,30	42.743,60	**212.574,21**
	Eigenanteil						**173.924,35**

VIII. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Im Vorhaben wurde das Optimierungswerkzeug ENOS für die Betriebsoptimierung von Kälteversorgungssystemen entwickelt. Als praktisches Anschauungsobjekt wurde ein bestehendes Kälteversorgungssystem in einem Klinikgebäude in München-Großhadern zur Erfüllung der Projektaufgaben ertüchtigt. Diese Installation lieferte die erforderlichen Praxisdaten und ermöglichte die Erprobung des Optimierungswerkzeugs in einer realen Einsatzsituation.

Auf Grund von Verzögerungen während der Projektausführung – infolge technischer Schwierigkeiten sowie wegen der besonderen Einschränkungen während der Corona-Pandemie - wurde das Vorhaben gegenüber der ursprünglichen Planung um zwei Jahre kostenneutral verlängert. Damit ergab sich eine Projektlaufzeit von fünf Jahren, von Januar 2019 bis Dezember 2023.

Das Vorhaben wurde an der Hochschule München durchgängig durch einen wissenschaftlichen Mitarbeiter federführend bearbeitet. Dies umfasste alle energietechnischen Fragestellungen sowie die konzeptionelle Entwicklung des Optimierungswerkzeugs. Unterstützend kam ab Mitte 2020 ein Softwareingenieur/Informatiker hinzu, der im Umfang von etwa 24 Personenmonaten speziell bei der Erstellung des Software-Konzepts und der programmtechnischen Umsetzung der Berechnungsmodule mitwirkte. Der Großteil der Projektausgaben der Hochschule München wurde für die Beschäftigung der eingesetzten Mitarbeiter verwendet. In sehr geringem Umfang wurden Mittel für die Beschaffung von Software und zur Durchführung von Reisen eingesetzt.

Der Projektpartner Trane Roggenkamp war neben den Beiträgen zur Entwicklung der Betriebsoptimierung insbesondere für die mess- und regelungstechnische Ausrüstung der Demonstrationsanlage in München-Großhadern sowie die Betreuung des Anlagenbetriebs einschließlich der Erprobung des Optimierungswerkzeugs verantwortlich. Die Projektausgaben entfielen zu etwa einem Drittel auf Personalkosten und zu zwei Dritteln auf Materialkosten und Abschreibungen für die eingesetzten Geräte.

IX. Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Im Vorhaben wurden bei der Entwicklung des Optimierungswerkzeugs ENOS folgende wissenschaftlich-technisch bedeutsame Neuerungen erzielt:

- detaillierte wärmetechnische Modellierung der Systemkomponenten innerhalb der Optimierungsprozedur unter Berücksichtigung aller maßgeblichen physikalischen Parameter: Volumenströme, Temperaturen, Leistungen.
- selbstlernende Parametrisierung der Gerätekennfelder
- direkte Kopplung des Optimierungswerkzeugs ENOS mit der zentralen Leittechnik

Das Software-Werkzeug kann zum einen als Planungsinstrument und zum anderen als Ergänzung von Systemsteuerungen zur Durchführung der Betriebsoptimierung im laufenden Betrieb eingesetzt werden.

Durch die Anwendung der Optimierungsrechnung können beim Ausarbeiten von Systemkonzepten, die als Versorgungslösung zur Beantwortung entsprechender Kundenanfragen angeboten werden, vorteilhafte Systemkonfigurationen identifiziert werden, die sich klar von konkurrierenden Lösungen abheben. Ein zusätzlicher Wettbewerbsvorteil gegenüber anderen Anbietern ergibt sich zudem durch die Qualität der technischen Darstellung einschließlich der darauf aufbauenden wirtschaftlichen Bewertung des Systemvorschlags.

Bei der Anwendung zur Betriebsoptimierung im laufenden Betrieb von Versorgungssystemen können durch den Einsatz des Optimierungswerkzeugs ENOS der Energie- und Medieneinsatz optimiert und dadurch Kostenvorteile erschlossen werden. Für die wirtschaftliche Verwertung können Software-Lösungen angeboten werden, die mit herkömmlichen Leittechniksystem gekoppelt werden. Eine weitere Möglichkeit besteht im Angebot von Energie-Service-Dienstleistungen, beispielsweise in Form eines Energieeinspar-Contractings, bei dem der Investitionsaufwand für eine Verbesserung der energietechnischen Anlage durch die erzielte Einsparung im Betrieb amortisiert wird.

Das Vorhaben zielte darauf ab, ein Energieoptimierungssystem (ENOS) zu entwickeln und verfügbar zu machen, das mit geringem Konfigurationsaufwand für die Entwicklung und den Betrieb von Energieversorgungssystemen – speziell zur Kälteversorgung - eingesetzt werden kann. Dabei wurden unterschiedliche mathematische Verfahren für die Optimierungsrechnung und Parameteridentifikation untersucht und hinsichtlich Genauigkeit, Zuverlässigkeit, Komplexität und Rechenaufwand erprobt. Auf dieser Grundlage können geeignete Optimierungswerkzeuge auch für andere Anwendungsfelder entwickelt werden. Die gewonnenen Erkenntnisse können somit für weitere Aktivitäten im Bereich der Konzeption und dem Betrieb effizienter Energiesysteme genutzt werden.

Aufbauend auf den Aktivitäten im Vorhaben „ENOS“ führen die Projektpartner Hochschule München und Trane Roggenkamp aktuell folgende Forschungsvorhaben durch, in denen die Optimierung des Betriebs

von Energiesystemen eine zentrale Rolle spielt. Wesentliche Bestandteile des Optimierungswerkzeugs „ENOS“ kommen dabei zum Einsatz und werden für die jeweilige Situation weiterentwickelt:

OpENEnD - Optimale Erzeugung und Nutzung von Energie in dezentralen Systemen in Gewerbe und Industrie

Projektpartner: Hochschule München, SE Sustainable Exergy GmbH,
Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH

Projektlaufzeit: 04/2022 bis 03/2025

Fördergeber/Förderprogramm:
Bayerisches Verbundforschungsprogramm (BayVFP) des Freistaates Bayern, Förderlinie "Digitalisierung"

Ziel des Vorhabens ist die Erstellung eines integralen Software-Werkzeugs für die ganzheitliche Konzeption und die Optimierung von Produktionsanlagen in Gewerbe und Industrie im Verbund mit der energietechnischen Versorgung. Dabei sollen modell- und daten-basierte (Maschinelles Lernen) Algorithmen eingesetzt werden.

TrafoWaermeNetz - Einsatz von Wärmepumpen für die Transformation von Wärmenetzen - Energiewirtschaftliche Bewertung, Planung, Umsetzung und Betrieb

Projektpartner: Hochschule München, Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE, Danpower GmbH, Drees & Sommer SE, Stadtwerke Pfaffenhofen a. d. Ilm, Stadtwerk am See GmbH

Projektlaufzeit: 01/2024 bis 12/2027

Fördergeber/Förderprogramm:
Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz, FKZ 03EN3093 A bis F

Innerhalb des Vorhabens sollen für typische Bestandswärmenetze Transformationsstrategien und Lösungen identifiziert, systematisiert und hinsichtlich technischer Machbarkeit, CO2-Minderung, und energiewirtschaftlicher Umsetzbarkeit bewertet werden.
Es soll ein Planungswerkzeug erstellt werden, das das Zusammenspiel einer Vielzahl von Verbrauchern unter Berücksichtigung der Randbedingungen ihrer gekoppelten Versorgung über ein zusammenhängendes Wärmeverteilnetz und die Wärmebereitstellung durch eine monoenergetische oder hybride Erzeugeranlage ganzheitlich und dynamisch betrachtet. Die Ergebnisse werden hinsichtlich Kosten, Ressourcenschonung und Emission analysiert und dargestellt. Das Planungswerkzeug soll zur Unterstützung aller Schritte bis zum Abschluss der Entwurfsplanung und Festlegung der technischen Systemlösung eingesetzt werden und dient als Grundlage für die Erstellung der Systemsteuerung und die Optimierung der Betriebsführung.

Innerhalb des Vorhabens wurde das Energieoptimierungssystem ENOS als plattform-unabhängiges Werkzeug erstellt. Somit ist eine Kopplung mit unterschiedlichen in der Gebäudeleittechnik eingesetzten Systemen möglich. Dies bildet die Grundlage für eine breite Anwendung der Projektergebnisse. Neben Anwendungen des Optimierungswerkzeugs, bei denen die Optimierungsfunktion an herkömmliche

Leittechniksysteme angekoppelt wird, ist auch eine direkte Integration in etablierte Systemsteuerungsplattformen denkbar.

X. Während der Durchführung bekannt gewordene Leistungen anderer Stellen

1 Energie-Optimierungssoftware der ENBW

Das EnBW Energieoptimierungssystem koppelt Energieanlagen durch den Aufbau eines cyber-physischen-Systems in Echtzeit mit dem Energiemarkt. Dabei fließen alle relevanten, technischen, wirtschaftlichen und regulatorischen Einflussfaktoren in eine mehrdimensionale lineare Programmierung ein. Auf diese Weise können auch komplexe Energiesysteme abgebildet werden und die Erzeugungsanlage kann schnell und automatisiert auf geänderte Last- und Marktbedingungen reagieren. Jedoch erfolgt die Energieoptimierung mit Hilfe von linearen Modellen, sodass grundsätzlich ein anderer Ansatz als bei ENOS gewählt wurde.

https://energyfactory.de/energieoptimierung/

2 KBR EnergyManagement

Das Energieoptimierungssystem multimax überwacht das Energiebezugsverhalten von Stromverbrauchern. Dieses dynamische Lastmanagement berechnet zudem den Optimierungsbedarf in Echtzeit und steuert so aktiv die Energieflüsse. Dadurch können die Leistungsspitzen im Betrieb reduziert und langfristig Kosten eingespart werden. Auch die KBR-Software folgt einem linearen Ansatz und wurde mit dem Ziel der Lastspitzenglättung entwickelt. Für die Betriebsoptimierung von Kälteversorgungssystemen eignet sich die Software nicht.

https://www.kbr.de/produkte-loesungen/energieoptimierung/

3 Energy Pro

Energy Pro ist eine professionelle Softwarelösung, die hauptsächlich in der Energiewirtschaft eingesetzt wird, um komplexe Energiesysteme zu planen, zu simulieren und zu optimieren. Die Software ermöglicht es Nutzern, Szenarien für die Energieerzeugung, -speicherung und -verteilung zu modellieren, insbesondere unter Berücksichtigung von erneuerbaren Energien, Kraftwerken und Speichersystemen. Energy Pro wird häufig von Energieversorgern, Projektentwicklern, Ingenieurbüros und Forschungseinrichtungen genutzt, um die Planung und Optimierung von Energiesystemen zu verbessern und gleichzeitig die Wirtschaftlichkeit und Nachhaltigkeit von Energieprojekten zu maximieren.

https://www.emd-international.com/de/energypro/

XI. Veröffentlichungen der Ergebnisse

Qualifizierung des wissenschaftlichen Nachwuchses

In die Entwicklungsarbeiten wurden Studierende in Form von Abschlussarbeiten oder als studentische Hilfskraft mit eingebunden. Folgende Themen wurden unter Anleitung des Projektleiters und der wissenschaftlichen Mitarbeiter im Berichtszeitraum bearbeitet:

- Onik Md Islam: Erstellung von kältetechnischen Modellen in Python. (stud. Hilfskraft, Studiengang Master „Micro- und Nanotechnik“)
- Florian Mayer: Erstellung einer Last- und Wetterprognose in Python. (Projektarbeit, Studiengang „Master Applied Research in Engineering Sciences“)
- Dominic Baron: Konzepterstellung und Implementierung eines Ansatzes zur Predictive Maintenance mithilfe von Deep Learning Modellen für ein Kälteversorgungssystem (Masterand, Studiengang Informatik)
- Andreas Gaugenrieder: Planung und Optimierung einer Wärmepumpenanlage. (Masterand, Studiengang “Physikalische Technik”)
- Florian Mayer: Analyse des Betriebs eines Kälteversorgungssystems. (Masterarbeit, , Studiengang „Master Applied Research in Engineering Sciences“)

Wissenschaftlicher Diskurs und Veröffentlichung der Projektergebnisse

Publikationen

[1] J. Bentz, J. Klüglich, C. Schweigler: Effizienzsteigerung von Kälteversorgungssystemen - Entwicklung eines modell-basierten Optimierungswerkzeugs Deutsche Kälte- und Klimatagung 2022, Magdeburg, Tagungsband

[2] J. Bentz, T. Hamacher, C. Schweigler: Algorithm-Based Optimization for Energy-Efficient Operation of Refrigeration Systems – Coding and Solving. Heat Powered Cycles Conference 2021, Bilbao, conference proceedings

[3] J. Bentz, C. Schweigler: Algorithm-based optimization for energy-efficient operation of refrigeration systems – modeling and simulation. 10th IIR Conference on Compressors and Refrigerants 2021, Online, DOI: 10.18462/iir.compr.2021, conference proceedings

[4] J. Bentz: Die Software ENOS spart Energie und verbessert die CO2-Bilanz. Technik in Bayern 04/2020

[5] J. Bentz, F. Loistl, C. Schweigler: Algorithmus-gestützte Betriebsoptimierung von Kälteversorgungssystemen. Deutsche Kälte- und Klimatagung 2019, Ulm, Tagungsband

[6] J. Bentz, F. Loistl, C. Schweigler: Modell-basierte Optimierung von Kälteversorgungssystemen. Deutsche Kälte- und Klimatagung 2018, Aachen, Tagungsband

Vorträge / Tagungsbeiträge

[7] J. Bentz: Betriebsoptimierung von Energieversorgungssystemen - Ein Vergleich von integralen, gleichungsbasierten und datengetriebenen Methoden. VDI – IDV Programm 2022, VDI Bezirksverein München, Vortrag

[8] J. Bentz: Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen – Das Energieoptimierungssystem ENOS. 11. Projektleitertreffen der Forschungsinitiative Energiewendebauen 2022, Online, Vortrag

[9] J. Bentz: Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen. Energie Vernetzt 2019, Kontaktmesse für EGT, Hochschule München, Vortrag

[10] J. Bentz: Betriebsoptimierung von Kälteversorgungssystemen am Beispiel einer Kältemaschine mit Wasser als Kältemittel. VDI – IDV Programm 2018, VDI Bezirksverein München, Vortrag

[11] J. Bentz, C. Schweigler: Model-Based Optimization of Refrigeration Systems. iSEnEC - Integration of Sustainable Energy Conference 2018, Nürnberg, Abstract und Vortrag

[12] J. Bentz: Model-Based Optimization of Refrigeration Systems. Kolloquium der Munich School of Engineering 2018, TU München, Abstract, Poster und Vortrag

[13] J. Bentz, C. Schweigler: Modell-basierte Optimierung von Kälteversorgungssystemen.15. Symposium Energieinnovation 2018, TU Graz, Abstract und Vortrag

[14] J. Bentz: Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen. Energie Vernetzt 2017, Kontaktmesse für EGT, Hochschule München, Vortrag

[15] J. Bentz: Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen. Kolloquium der Munich School of Engineering 2016, TU München, Abstract, Poster und Vortrag

XII. Literaturangaben

[1] Umweltbundesamt: Nachhaltige Kälteversorgung in Deutschland an den Beispielen Gebäudeklimatisierung und Industrie

[2] Kälte 2017. Planung, Ausführung und Betrieb der Kälteanlagen in öffentlichen Gebäuden, AMEV, 2017

[3] Hartmann, K.: Vergleich der charakteristischen Teillastwirkungsgrade von Schrauben und Turboverdichtern. Die Kälte & Klimatechnik 2007 (2007) 2/2007, S. 26–32

[4] Bitzer Kühlmaschinenbau GmbH: https://www.bitzer.de/websoftware/. 2024

[5] AHRI-540:2015. *ANSI-AHRI-540 Performance Rating Of Positive Displacement Refrigerant Compressors and Compressor Units*

[6] EN 12900:2013. *Kältemittel-Verdichter - Nennbedingungen, Toleranzen und Darstellung von Leistungsdaten des Herstellers*

[7] VDI-Wärmeatlas. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg 2013

[8] Kaup, C.: Näherungsgleichung zur k-Zahl-Berechnung. TGA Fachplaner 2014 (2014) 03.2014

[9] Butenko, S., Pardalos, P. M. u. Shylo, V. (Hrsg.): Optimization methods and applications. In honor of Ivan V. Sergienko's 80th birthday. Springer optimization and its applications, Volume 130. Cham: Springer 2018

[10] Pearce, C. u. Hunt, E.: Optimization. Structure and applications. Springer optimization and its applications, Bd. 32. Dordrecht, New York: Springer 2009

[11] IBM Research Report. An Algortihmic Framework for Convex Mixed Integer Nonlinear Programs, Bonami, P., Biegler, L. T., Conn, A. R., Cornuéjols, G., Grossmann, I. E., Laird, C. D., Lee, J., Lodi, A., Margot, F., Sawaya, N. u. Wächter, A., 2005

[12] Lange, K.: Optimization. Springer texts in statistics, Bd. 95. New York: Springer 2013

[13] Mixed-Integer Nonlinear Optimization ANL/MCS-P3060-1112, Belotti, P., Kirches, C., Leyffer, S., Linderoth, J., Luedtke, J. u. Mahajan, A., Argonne, Illinois 60439 2012

[14] Sahinidis, N.: BARON: UsersManual. The Optimization Firm 2019

[15] Chen, Q., Johnson, E. S., Siirola, J. D. u. Grossmann, I. E.: Pyomo.GDP. Disjunctive Models in Python. Proceedings of the 13thInternational Symposium on Process Systems Engineering - PSE 2018 2018 (2018)

[16] Bynum, M. L., Hackebeil, G. A., Hart, W. E., Laird, C. D., Nicholson, B. L., Siirola, J. D., Watson, J.-P. u. Woodruff, D. L.: Pyomo — Optimization Modeling in Python, Bd. 67. Cham: Springer International Publishing 2021

[17] Chen, Q. u. Grossmann, I.: Modern Modeling Paradigms Using Generalized Disjunctive Programming. Processes 7 (2019) 11, S. 839

[18] Cococcioni, M. u. Fiaschi, L.: The Big-M method with the numerical infinite M. Optimization Letters 15 (2021) 7, S. 2455–2468

[19] Montgomery, D. C.: Design and analysis of experiments. Hoboken, NJ: Wiley 2013

[20] Tang, B.: Orthogonal Array-Based Latin Hypercubes. Journal of the American Statistical Association 88 (1993) 424, S. 1392

[21] McRoberts, C.: Polynomial and Multiple Regression