DKV - Peer Review

Eingegangen am 26.08.2022
Geprüft am 29.09.2022
Angenommen am 29.09.2022

Von Experten aus Forschung und Industrie

Effizienzsteigerung von Kälteversorgungssystemen
Entwicklung eines modell-basierten Optimierungswerkzeugs

Jörg Bentz*[1], Johannes Klüglich[2], Christian Schweigler[1]

[1]Hochschule München,
CENERGIE –Forschungsinstitut für energieeffiziente Gebäude und Quartiere
Lothstraße 34, 80335 München
joerg.bentz@hm.edu

[2]Trane Klima- und Kältetechnisches Büro GmbH,
Pionierstraße 3, 82152 Krailling

* Korrespondenzautor

Kurzfassung

Steigende Energiepreise bedeuten höhere Kosten für den Betrieb von Energieversorgungssystemen. Hersteller von Systemkomponenten arbeiten unter Nachdruck daran die Effizienz ihrer Geräte zu steigern und gleichzeitig für einen flexiblen Einsatz vorzubereiten. Ein abgestimmter Einsatz der Systemkomponenten mit Blick auf die Effizienz des gesamten Anlagenverbundes ist entscheidend, um die Betriebskosten des Systems zu reduzieren.

Um alle Optimierungspotentiale eines Kälteversorgungssystems ausschöpfen zu können, ist es wichtig, die Betriebscharakteristiken der Komponenten zu kennen und mit Hilfe theoretischer Modelle zu beschreiben. Damit kann das Zusammenspiel der Komponenten im System simuliert und darauf aufbauend optimiert werden. Dieses Vorgehen erfordert jedoch eine eingehende Analyse der eingesetzten Anlagentechnik zur Entwicklung der theoretischen Modelle, so dass die Betriebsoptimierung speziell in kleineren Kälteversorgungssystemen nicht zur Anwendung kommt.

In dieser Arbeit wird die Entwicklung des Softwarewerkzeugs ENOS vorgestellt, mit welchem die Optimierung von Kälteversorgungssystemen im laufenden Betrieb erheblich erleichtert werden kann. Die Software beinhaltet eine umfangreiche Modellbibliothek mit den typischen Systemkomponenten, eine Softwareumgebung zur schnellen Modellierung des Anlagenaufbaus und einen Rechenkern zur Durchführung der Betriebsoptimierung. Der Optimierungsprozess beginnt mit der Modellierung und Simulation der Systemkomponenten basierend auf den zugrundeliegenden wärmetechnischen Funktionsprinzipien. Dabei wurde die Komplexität der Modelle so weit wie möglich reduziert, um den Konfigurationsaufwand zu reduzieren 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.

Durch Anwendung der Modelle innerhalb der Simulation und Vergleich mit den realen Betriebsdaten ist es dann möglich das Betriebsverhalten des Systems genau zu untersuchen und a priori Optimierungspotentiale aufzuzeigen, 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. Hierfür wird ein gemischt-ganzzahliger nichtlinearer Optimierungskern eingesetzt, der sowohl diskrete Schaltzustände als auch kontinuierlich gemessene Betriebswerte verarbeiten kann. Die Wirkung des Optimierungssystems ENOS wird anhand von Betriebsergebnissen eines Kälteversorgungssystems eines Klinikgebäudes vorgestellt.

Stichwörter:
Kälteversorgung, Betriebsoptimierung, Modellierung, Simulation

1 Einleitung

Eine wichtige Säule der Energiewende ist eine deutliche Erhöhung der Energieeffizienz. Hersteller von Systemkomponenten arbeiten unter Nachdruck daran die Effizienz ihrer Geräte zu steigern und gleichzeitig für einen flexiblen Einsatz vorzubereiten. Für die Erhöhung der Energieeffizienz eines Systems spielt neben der Verbesserung der Einzelkomponenten jedoch auch das Zusammenspiel der Komponenten eine wichtige Rolle. So auch bei Kälteversorgungssystemen. Denn beim Betrieb von Kältemaschinen in Verbindung mit ihren Peripheriegeräten wie Rückkühlwerken, Wärmeübertragern, Pumpen und anderen Kälteaggregaten treten mehrere Abhängigkeiten auf. Ein Beispiel für ein solches Kälteversorgungssystem ist in **Bild 1** dargestellt.

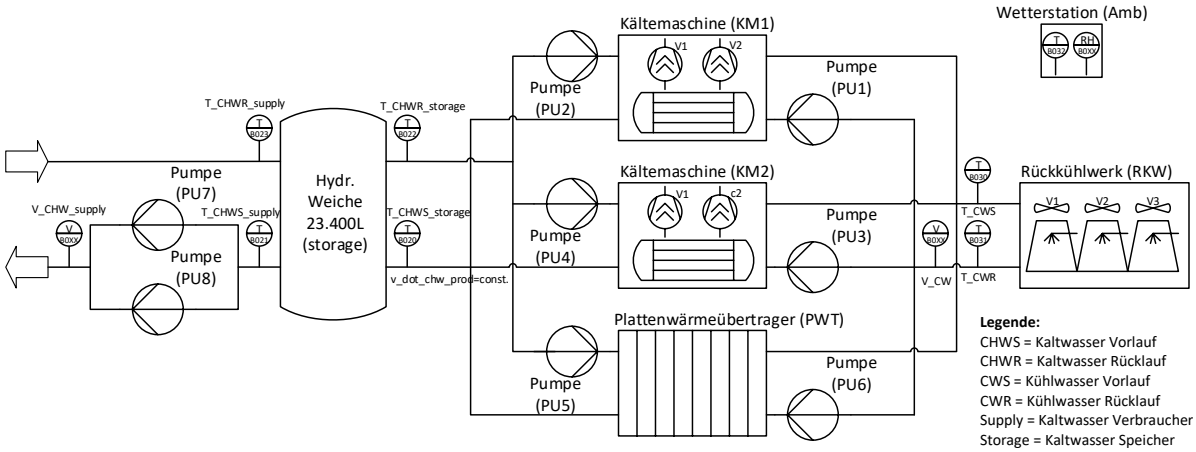

Bild 1: Beispiel eines Kälteversorgungssystems

Der effizienteste Betriebspunkt wird durch einen optimalen Satz von Betriebsparametern erreicht und resultiert in einer Reduzierung des Stromverbrauchs. Aktuell werden diese Parameter meist mit vereinfachten Methoden abgeschätzt und auf veränderliche Randbedingungen mit einfachen Regelungen reagiert [1]. Um das System im laufenden Betrieb kontinuierlich im optimalen Betriebszustand zu halten, ist ein mathematisches Optimierungsverfahren erforderlich [2]. Während des letzten Jahrzehnts sind leistungsstarke Optimierungswerkzeuge verfügbar geworden, die auf nichtlinearen Korrelationen basieren und eine angemessene Beschreibung der Komponenten ermöglichen [3]. Insgesamt muss für die Auslegung und Anwendung einer mathematischen Optimierung für komplexe Kälteversorgungssysteme ein erheblicher Aufwand betrieben werden. Beispiele wurden von [4] und [5] gegeben.

2 Modell-basierte Optimierung

2.1 Funktionsumfang ENOS (Zielsetzung)

Im Rahmen des durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderten Verbundprojekts „ENOS - Dynamische Optimierung von Kälteversorgungssystemen“ entsteht ein Softwaretool, in dem die für Durchführung einer mathematischen Optimierung eines Kälteversorgungssystems notwendigen Methoden gebündelt werden. Siehe **Bild 2**.

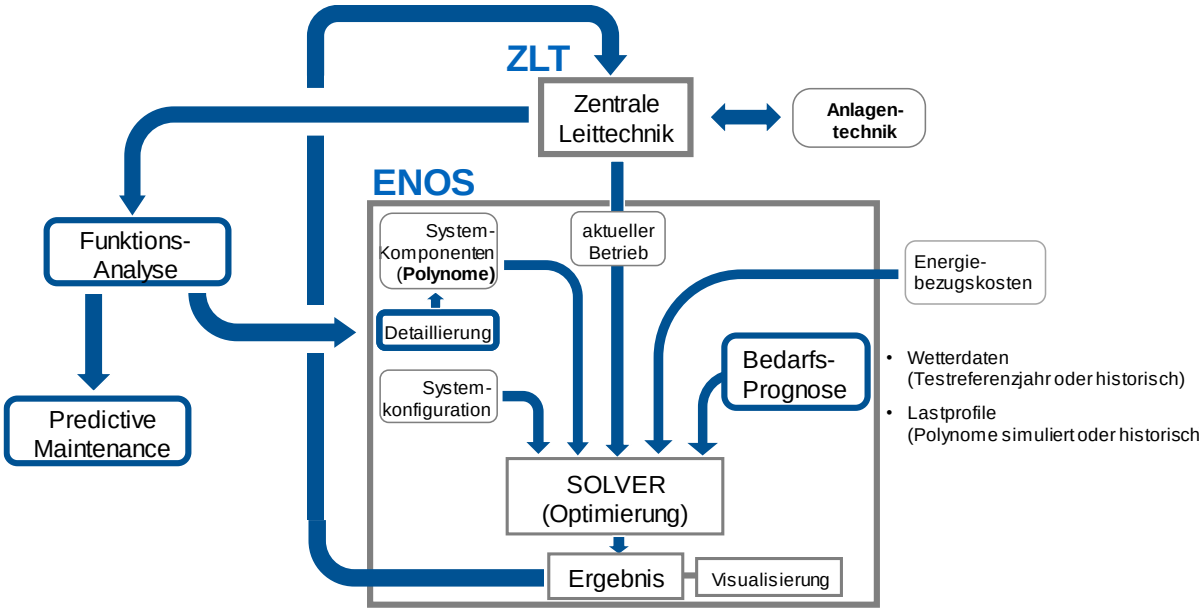

Bild 2: Funktionsübersicht ENOS

Das Herzstück des Softwaretools ENOS bildet ein Gleichungslöser (Solver) zur Lösung der Optimierungsaufgabe. Der Ablauf der Optimierungsprozedur wird in Abschnitt 2.3 genauer beschrieben. Um die Optimierungsaufgabe lösen zu können, wird dieser Solver durch diverse Eingabedaten gespeist.

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 dem „Predictive Maintenance“ starke Schwankungen in den Betriebscharakteristiken der Systemkomponenten (z.B. „Fouling“ an den Wärmeübertragern) detektiert werden, so dass frühzeitig entsprechende Maßnahmen ergriffen werden können.

2.2 Modelle / Polynome

Als Grundlage für die modell-basierte Optimierung des Kälteversorgungssystems (**Bild 1**) wurden die einzelnen Komponenten mit stark vereinfachten physikalischen Modellen abgebildet [6]. Diese vereinfachten Komponentenmodelle wurden sowohl mit Bezug auf exakte physikalische Modelle als auch mit realen Betriebsdaten validiert. Mit Hilfe der validierten Modelle wurden die einzelnen Komponenten über ihren gesamten Betriebsbereich simuliert und somit ein künstliches Betriebskennfeld erzeugt. Mit Hilfe dieser Simulationsdaten konnten durch lineare Regressionen Polynome (siehe auch Abschnitt 2.3) erstellt werden, welche die Betriebscharakteristiken aller Komponenten abbilden. Aufgrund ihrer einfachen mathematischen Struktur eignen sich diese Polynome gut zur Implementierung innerhalb eines gleichungsbasierten Optimierungsalgorithmus. Die Polynomdarstellung bietet zwei wesentliche Vorteile: Einerseits kann Gegenüber der Anwendung exakter physikalischer Modelle, beispielsweise unter Einbezug von thermophysikalischen Beziehungen für die Darstellung der Zustandspunkte der eingesetzten Stoffe, enorm Rechenaufwand eingespart werden und andererseits lassen sich die Koeffizienten der Polynome sehr einfach durch den Vergleich mit realen Betriebsdaten anpassen.

2.3 Optimierung

Eine Gemischt Ganzzahlige Nichtlineare Optimierung (GGNLP) mit der allgemeinen Form (1) wurde gewählt, um die Ein- und Ausschaltzustände, sowie das nichtlineare Verhalten der Systemkomponenten zu berücksichtigen. Der mathematische Ansatz kann abstrakt wie folgt dargestellt werden:

$$\begin{aligned} &min \quad f(x,y) \\ &subject\ to \quad g(x,y) \leq 0 \\ &\qquad x \in X \\ &\qquad y \in Y\ integer \end{aligned} \tag{1}$$

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 [7] 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.

<u>Zielfunktion</u>

Ziel der Optimierung ist die Minimierung des Energieeinsatzes des Referenzsystems (**Bild 1**) über alle vorgesehenen Zeitschritte n_T, wie in folgender Gleichung (2) formuliert. Der gesamte Energieeinsatz wird durch die Summe aller elektrischen Verbraucher ausgedrückt. Die Länge des Betrachtungszeitraums resultiert aus der Anzahl der Zeitschritte n_T multipliziert mit der Länge der Zeitschritte ΔT.

$$\min\ W_{el,total} = \sum_{i=1}^{n_T} P_{el}(t_i) * \Delta T \tag{2}$$

Der aktuelle Gesamtleistungsbedarf $P_{el,t}$ besteht aus drei verschiedenen Verbrauchergruppen (3),

$$P_{el} = \sum_{i=1}^{I} P_{el_ch,i} + \sum_{j=1}^{J} P_{el_ct,j} + \sum_{k=1}^{K} P_{el_pu,k} \tag{3}$$

dabei bildet $\sum_{i=1}^{I} P_{el_ch,i}$ die Summe der elektrischen Leistung der Kältemaschinen im System ab, $\sum_{j=1}^{J} P_{el_ct,j}$ repräsentiert alle aktiven Wärmeabfuhrkomponenten und $\sum_{k=1}^{K} P_{el_pu,k}$ die gesamte elektrische Leistungsaufnahme der Pumpen. Die Summentherme laufen jeweils bis zu ihren entsprechenden Grenzen (I = Anzahl Kältemaschinen =, J = Anzahl an Rückkühlwerken und K = Anzahl an Pumpen).

Einen Überblick über alle verwendeten mathematischen Größen geben die **Tabellen 1 bis 3** am Ende dieses Abschnitts. **Tabelle 1** beinhaltet die durch diskrete Variablen bestimmten dynamischen Polynome, die als vollständiger Gleichungssatz die Zielfunktion bilden. In **Tabelle 2** 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 2** Beschränkungen (Constraints), die bei der Suche nach dem Optimum zu berücksichtigen sind. In **Tabelle 3** 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} (4) 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 durch die Entscheidungsvariable ($x_i = 0$) eliminiert. Weiterhin muss entschieden werden, ob nur eine Kältemaschine aktiviert werden soll ($x_j = 1$) oder ob beide Kältemaschinen gleichzeitig aktiv sind ($x_j = 0$). 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.

$$P_{el_ch} = x_i \cdot (x_j \cdot (x_k \cdot P_{el_ch_1} + (1 - x_k) \cdot P_{el_ch_2}) + (1 - x_j) \cdot (P_{el_ch_1} + P_{el_ch_2})) \tag{4}$$

Nach der Auswahl der Kaltwassersätze wird bei zweistufigen Geräten der Entscheidungsprozess mit der Auswahl der Verdichter innerhalb der Kaltwassersätze (5-6) 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 2** aufgeführt.

$$P_{el_ch_1} = x_l \cdot (x_m \cdot P_{el_ch_{1,1}} + (1 - x_m) \cdot P_{el_ch_{1,2}}) + (1 - x_l) \cdot (P_{el_ch_{1,1/1,2}}) \tag{5}$$

$$P_{el_ch_2} = x_n \cdot (x_o \cdot P_{el_ch_{1,1}} + (1 - x_o) \cdot P_{el_ch_{1,2}}) + (1 - x_n) \cdot (P_{el_ch_{1,1/1,2}}) \tag{6}$$

Im nächsten Schritt (7) wird die Leistungsaufnahme des Rückkühlwerks (P_{el_ct}) beschrieben. Die Lüfter zur Versorgung des für die Kühlung notwendigen Luftstroms sind hier die zweiten wichtigen Stromverbraucher im System. Auch für das Rückkühlwerk ist ein Entscheidungsbaum implementiert. Mit Hilfe der Entscheidungsgröße x_p wird gewählt, ob die Anlage trocken ($x_p = 1$) oder nass ($x_p = 0$) betrieben wird.

$$P_{el_ct} = x_p \cdot P_{el_ct_{dry}} + (1 - x_p) \cdot P_{el_ct_{wet}} \tag{7}$$

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 (8-9) modelliert. Durch Permutationen der Entscheidungsgrößen x_q und x_r für den Trockenbetrieb und x_s und x_t 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.

$$P_{el_ct_{dry}} = x_q \cdot x_r \cdot P_{ct_{dry,1}} + (1 - x_q) \cdot x_r \cdot P_{ct_{dry,2}} + (x_q \cdot (1 - x_r) \cdot P_{ct_{dry,3}} \tag{8}$$

$$P_{el_ct_{wet}} = x_s \cdot x_t \cdot P_{ct_{wet,1}} + (1 - x_s) \cdot x_t \cdot P_{ct_{wet,2}} + (x_s \cdot (1 - x_t) \cdot P_{ct_{wet,3}} \tag{9}$$

Die Pumpen des Systems (P_{el_pu}) sind in drei Gruppen (10) gruppiert. 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 x_i ab. Die Versorgungspumpen sind immer aktiv.

$$P_{el_pu} = x_i \cdot P_{el_pu_{ch}} + (1 - x_i) \cdot P_{el_pu_{fc}} + P_{el_pu_{supply}} \tag{10}$$

Die Pumpen für die Kältemaschinen ($P_{el_pu_{ch}}$) werden gleichzeitig mit den jeweiligen Kältemaschinen geschaltet, ausgedrückt durch ihre Entscheidungsvariablen (x_j, x_k) (11). Der in Gleichung (11) 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 (12) und (13) dargestellt.

$$P_{el_pu_{ch}} = x_j \cdot (x_k \cdot P_{el_pu_{ch1}} + (1 - x_k) \cdot P_{el_pu_{ch2}}) + (1 - x_j) \cdot (P_{el_pu_{ch1}} + P_{el_pu_{ch2}}) \tag{11}$$

$$P_{el_pu_{ch1}} = P_{el_pu_{chw,1}} + P_{el_pu_{cw1}} \tag{12}$$

$$P_{el_pu_{ch2}} = P_{el_pu_{chw,2}} + P_{el_pu_{cw,2}} \tag{13}$$

Die Pumpen ($P_{el_pu_{fc}}$) (14) 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.

$$P_{el_pu_{fc}} = P_{el_pu_{chw,fc}} + P_{el_pu_{cw,fc}} \tag{14}$$

Für die Kaltwasserversorgung des Verbrauchers wird ein redundantes Pumpenpaar mit Strombedarf ($P_{el_pu_{supply}}$) wie in (15) 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.

$$P_{el_pu_{supply}} = x_u \cdot P_{el_pu_{supply,1}} + (1 - x_u) \cdot P_{el_pu_{supply,2}} \tag{15}$$

<u>Zusätzliche Randbedingen (Expressions)</u>

Die vollständige physikalische Beschreibung des Systems erfordert eine Bestimmung weiterer Größen (16-19) 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 ($\dot{V}_{supply}$) (16). Dabei ist $\dot{V}_{chw}$ konstant und $\dot{V}_{supply}$ variiert je nach Last. Mit diesen Informationen lässt sich die Kühllast ($\dot{Q}_{0,stor}$) ermitteln, die an den Speicher (17) 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 (21) angegeben, bestimmt. Schließlich wird die von den Kältemaschinen zu produzierende Gesamtkühlenergie bestimmt (18). ($\dot{Q}_{0,produce}$) 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 (19).

$$\dot{V}_{stor} = \dot{V}_{chw} - \dot{V}_{supply} \tag{16}$$

$$\dot{Q}_{0,store} = \dot{V}_{stor} \cdot CP_{chw} \cdot RHO_{chw} \cdot (T_{chwr} - T_{chws}) \tag{17}$$

$$\dot{Q}_{0,produce} = \dot{Q}_{0,supply} + \dot{Q}_{0,store} \tag{18}$$

$$\dot{Q}_1 = \dot{Q}_{0,produce} + P_{el_ch} \tag{19}$$

Beschränkungen (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. Es werden sogenannte Verzweigungen (Disjunctions) verwendet, um die Einschränkungen zu spezifizieren, die nur unter bestimmten Umständen gültig sind.

Allgemeine Beschränkungen (Constraints)

Eine prominente Einschränkung ist die Begrenzung der Kühlwasserrücklauftemperatur (T_{cwr})(20), 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.

$$T_{cwr} \geq T_{amb} + \Delta T_{ct} \tag{20}$$

Die in (21-22) dargestellten Randbedingungen stellen die Energiebilanz der Kaltwasser- und Kühlwasserkreisläufe sicher. Dabei ist (T_{chws}) der vorgegebene Sollwertparameter 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 ($\dot{Q}_{0,supply}$) und Fluideigenschaften (cp_{chw}) und (rho_{chw}). Das gleiche Verfahren wird für die Kühlwasservorlauftemperatur (T_{cws}) angewendet.

$$T_{chwr} = T_{chws} + \frac{\dot{Q}_{0,supply}}{\dot{V}_{chw} \cdot cp_{chw} \cdot rho_{chw}} \tag{21}$$

$$T_{cws} = T_{cwr} + \frac{\dot{Q}_1}{\dot{V}_{cw} \cdot cp_{cw} \cdot rho_{cw}} \tag{22}$$

Verzweigungen (Disjunctions)

Wie bereits oben erwähnt, enthalten die Verzweigungen die Einschränkungen, die nur unter bestimmten Umständen aktiv sind. Sie werden organisiert, indem nummerierte Zweige (Disjuncts) definiert werden, welche die verschiedenen Alternativen (Disjunctions) enthalten.
Disjunktion 1 enthält die verschiedenen Randbedingungen für aktive Kühlung (Zweig 1) (23-24) und freie Kühlung (Zweig 2) (25-26). In (23) wird die Entscheidungsvariable (x_i) auf „wahr“ gesetzt, während in (24) eine untere Grenze für (T_{cws}) unter Berücksichtigung des minimalen Temperaturhubs der Kältemaschine ΔT_{Lift}, abhängig vom Druckverhältnis (p_1/p_0) der Kältemaschine angegeben wird. In (25) wird die Entscheidungsvariable x_i auf „false“ gesetzt, wodurch die Kaltwasservorlauftemperatur (T_{chws}) gleich der Kühlwasserrücklauftemperatur (T_{cwr}) in (26) 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.

Verzweigung 1: Zweig 1

$$x_i = true \text{ (aktive Kälteerzeugung)} \tag{23}$$

$$T_{cws} \geq T_{chws} + \Delta T_{Lift} \tag{24}$$

Verzweigung 1: Zweig 2

$$x_i = false \text{ (freie Kühlung)} \tag{25}$$

$$T_{cwr} = T_{chws} - \Delta T_{fc} \tag{26}$$

Die Verzweigung 2 übernimmt die Umschaltung zwischen dem Trockenbetrieb (Zweig 1) ($x_i = true$) (27) und dem Nassbetrieb (Zweig 2) ($x_i = false$) (28) des hybriden Rückkühlwerks. Diese Trennung ist notwendig, da bei Umgebungstemperaturen (T_{amb}) unter 5°C unbedingt ein Frostschutz gewährleistet sein muss. Dies geschieht durch eine Zwangsabschaltung (29).

Verzweigung 2: Zweig 1

$$x_i = true \text{ (Trockenbetrieb)} \tag{27}$$

Verzweigung 2: Zweig 2

$$x_i = false \text{ (Befeuchtung)} \tag{28}$$

$$If\ T_{amb} < 5°C\ Then\ Zweig\ 2 = \ deaktivated \tag{29}$$

<u>Variablen und Polynome</u>

Eine allgemeine Schreibweise für die Polynome aus Tabelle 1 ist in Gleichung (30) dargestellt. Hierbei sind die Polynome *p* von *d* Variablen *x* und Grad n = $(n_1, \cdots, n_d)$ 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.

$$p(x) = \sum_{k \leq n} c_k x^k \quad with\ x^k = \ x_1^{k_1} \cdots x_d^{k_d} \tag{30}$$

Tabelle 1: 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 2: 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 3: 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

Vorverarbeitung und Lösung

Bild 3 zeigt den Ablauf der Optimierungsprozedur von der Modellierung (Abschnitt 2.2) bis hin zur Anwendung des eigentlichen Optimierungsverfahrens. Das Optimierungsverfahren wird mit Hilfe der mathematischen Toolbox Pyomo [7][8] implementiert und das resultierende Optimierungsmodell mit dem Baron Solver [9] gelöst. Pyomo 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.

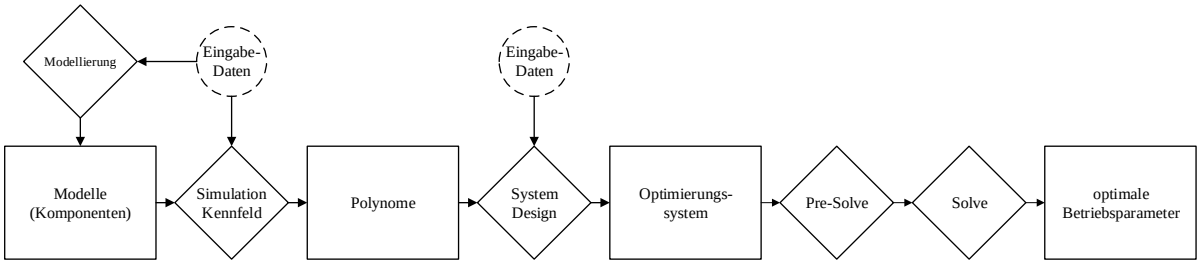

Bild 3: Ablaufdiagramm einer Optimierungsprozedur

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) [10] verwendet. Hier werden die Verzweigungen im Modell in stetige mathematische Formulierungen umgewandelt. Dies wird von Pyomo mit einer Big-M-Methode [11] 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 Ergebnisse

Bei der Untersuchung des in dieser Arbeit vorliegenden Kälteversorgungssystems (**Bild 1**) wurden insgesamt sechs Freiheitsgrade identifiziert (siehe Abschnitt 2.3). Die Kühlwassertemperatur, der Volumenstrom des Kühlwassers, die Nutzung der Speichereffekte der hydraulischen Weiche, die Interaktion der Kälteerzeuger, die Umschaltung zwischen freier Kühl und aktiver Kälteerzeugung und die Umschaltung zwischen einem trockenem und einem nassen Betrieb des Rückkühlwerks.
In der praktischen Erprobung konnten jedoch nicht alle 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 anschließen gemeinsam optimiert.

Bild 4 zeigt den Verlauf der elektrischen Leistungsaufnahmen (Summe = Pel, Kältemaschine = Pel KM, Rückkühlwerk = Pel RKW) und Kühlwassertemperaturen (T CWR) im optimierten (variable Kühlwassertemperatur) und nicht optimierten Betrieb (konstante Kühlwassertemperatur). Es ist deutlich zu erkennen, dass die Energieeinsparung durch die konsequente Senkung der Kühlwassertemperatur erreicht wurde. Die Senkung der Kühlwassertemperatur hat zwar zur Folge, dass mehr elektrische Energie in das Rückkühlwerk investiert 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%.

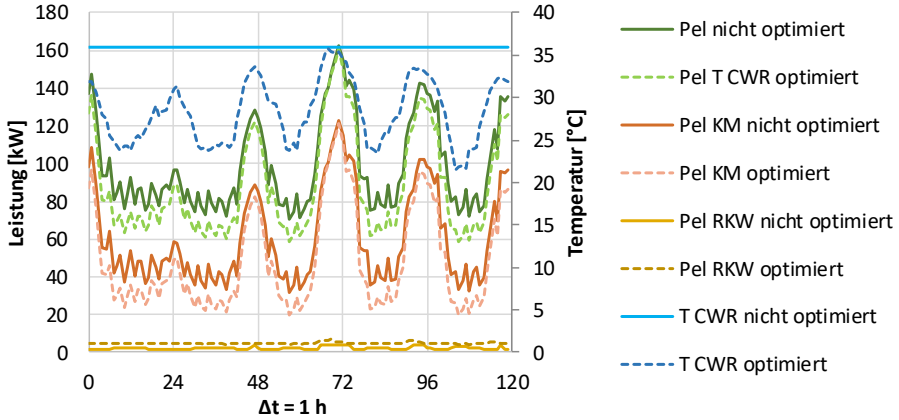

Bild 4: Optimierung der Kühlwassertemperatur

Bild 5 zeigt die Optimierungsergebnisse des Kühlwasservolumenstroms. Auch hier ist zu sehen, dass der Volumenstrom konsequent reduziert wurde. Durch die Reduzierung des Volumenstroms wird zwar geringfügig das Wärmeübertragungsverhalten verschlechtert und somit der Energiebedarf der Kältemaschinen erhöht, aber dafür erheblich Pumpenergie eingespart. 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%.

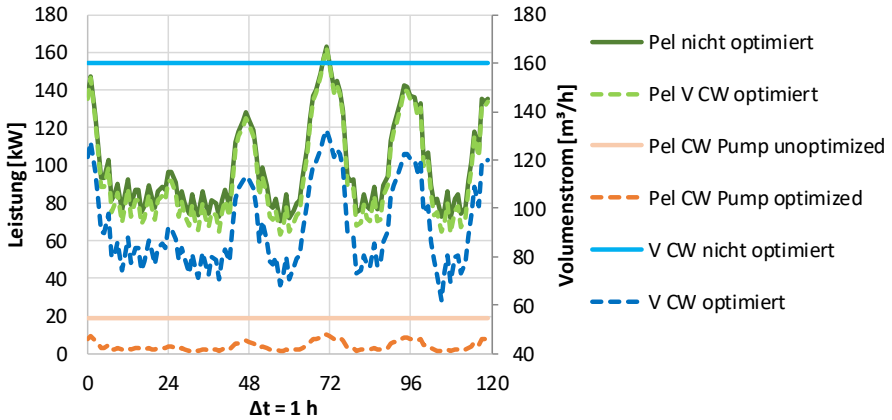

Bild 5: Optimierung des Kühlwasservolumenstroms

Bild 6 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%.

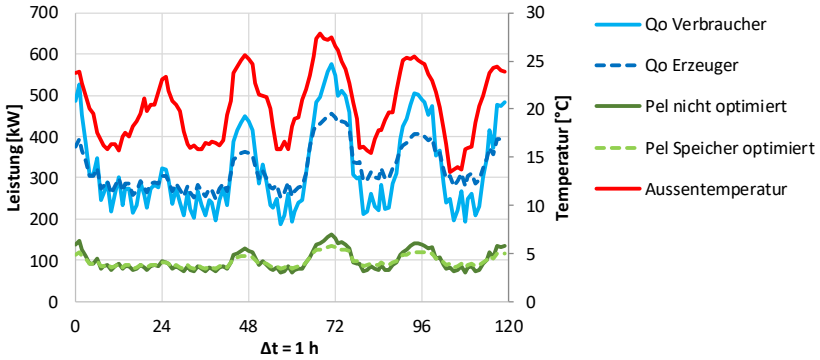

Bild 6: Optimierte Nutzung der Speichereffekte

Bild 7 zeigt die globale Optimierung bzw. die gleichzeitige Optimierung der oben gezeigten Freiheitsgrade. Deutlich zu erkennen sind die Temperaturunterschiede bei Tag und bei Nacht, was sich auch deutlich auf die gelieferte Kälteenergie auswirkt. 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 noch hervorzuheben, dass die mögliche Energieeinsparung bei globaler Optimierung – also bei gleichzeitiger Nutzung aller Freiheitsgrade - die Summe der einzelnen Optimierungspotentiale übertrifft. Dieser Effekt kommt zu Stande, da der Gleichungslöser (Solver) in jedem Zeitschritt mehr Freiheiten bei der Lösungsfindung erhält.

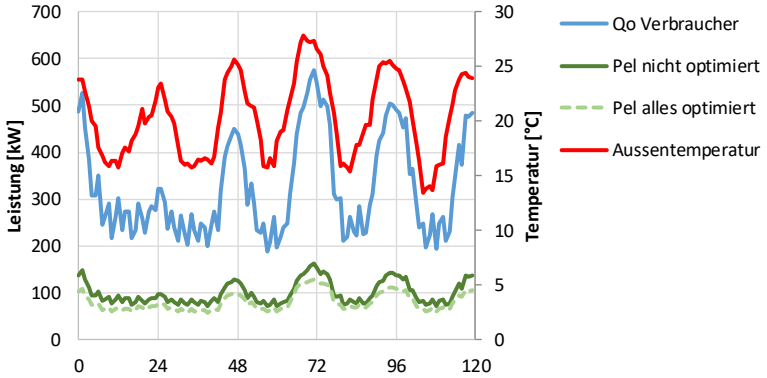

Bild 7: Globale Optimierung aller Freiheitsgrade

4 Zusammenfassung

Es wurde eine Methode vorgestellt, wie Kälteversorgungssysteme mit geringem mathematischen Aufwand modelliert und optimiert werden können. Die Systemkonfiguration und die Betriebscharakteristiken der einzelnen Systemkomponenten werden mit mathematischen Modellen höherer Ordnung beschrieben. Die Diskontinuitäten, welche sich aus der Modularität des Systems, dem Ein-/Ausschalten von Komponenten und Auswahl unterschiedlicher Betriebsmodi ergeben, werden durch die Verwendung von ganzzahligen Entscheidungsvariablen behandelt. Die Suche nach dem optimalen Betriebsparametersatz erfolgt dann über einen in eine Optimierungssoftware eingebetteten Gleichungslöser.

Anhand einer typischen Betriebswoche eines Kälteversorgungssystems wurde eine Optimierung aller nutzbaren Freiheitsgrade durchgeführt. Im Vergleich zum Betrieb mit festen Werten der Betriebsparameter können etwa 27 % des Energieverbrauchs eingespart werden. Den größten Einfluss hat die optimale Einstellung der Kühlwassertemperatur, gefolgt von der Optimierung des Kühlwasservolumenstroms und dem optimierten Einsatz eines Kältespeichers. Hierbei ist noch hervorzuheben, dass die Summe der einzelnen Optimierungspotentiale kleiner der gleichzeitigen Optimierung ist. Dieser Effekt kommt zu Stande, da der Gleichungslöser (Solver) in jedem Zeitschritt mehr Freiheiten bei der Lösungsfindung erhält. Der gewählte Ansatz lässt sich leicht auf andere Kälteversorgungssysteme übertragen.

5 Literaturverzeichnis

[1] M. Gräber, “Energieoptimale Regelung von Kälteprozessen,” Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, Braunschweig, 2014.

[2] M. D'Antonio, S. Moray, B. McCowan, and G. Epstein, “Optimization of Industrial Refrigeration Plants: Including a Case Study at Stonyfield Farm Yogurt,” *ACEEE Summer Study pn Energy Efficiency in Industrie*, vol. 2005, 2005.

[3] V. K. Patel, V. J. Savsani, and M. A. Tawhid, *Thermal System Optimization*. Cham: Springer International Publishing, 2019.

[4] Thiem and S. M, “Multi-modal on-site energy systems: Development and application of a superstructure-based optimization method for energy system design under consideration of part-load efficiencies,” Dissertation, Lehrstuhl für Erneuerbar und Nachhaltige Energiesysteme, Technische Universität München, München, 2017.

[5] J. Dorfner, “Open Source Modelling and Optimisation of Energy Infrastructure at Urban Scale,” Dissertation, Lehrstuhl für Erneuerbare und Nachhaltige Energiesysteme, Technische Universität München, München, 2015.

[6] J. Bentz, F. Loistl, and C. Schweigler, “Algorithmus-gestützte Betriebsoptimierung von Kälteversorgungssystemen,” in *Deutsche Kälte-Klima-Tagung*, Ulm, 2019.

[7] Pyomo, “Pyomo Documentation,”

[8] W. E. Hart *et al., Pyomo: Optimization Modeling in Python*: Springer, 2017.

[9] N. Sahinidis, *BARON: UsersManual,* 2019th ed.: The Optimization Firm, 2019.

[10] Q. Chen, E. S. Johnson, J. D. Siirola, and I. E. Grossmann, “Pyomo.GDP: Disjunctive Models in Python,” *Proceedings of the 13thInternational Symposium on Process Systems Engineering - PSE 2018*, vol. 2018, 2018.

[11] M. Cococcioni and L. Fiaschi, “The Big-M method with the numerical infinite M,” *Optim Lett*, 2020, doi: 10.1007/s11590-020-01644-6.