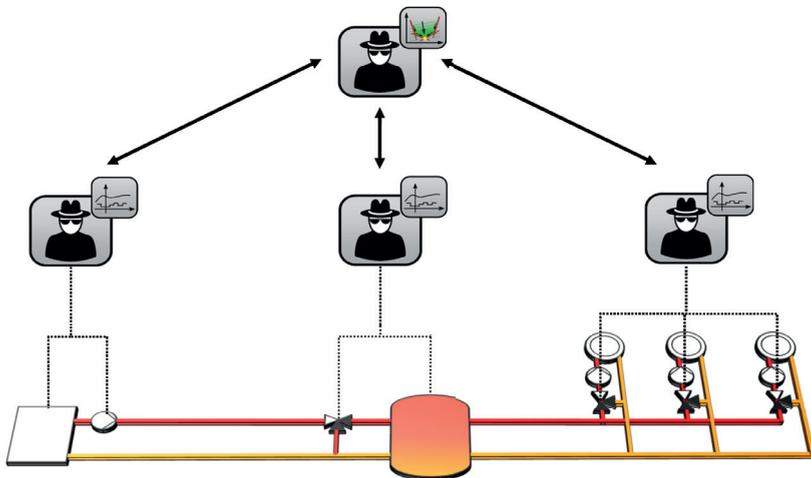


Adaptive agentenbasierte modellprädiktive Regelung für Gebäudeenergiesysteme

Alexander Kümpel
Institute for Energy Efficient Buildings and Indoor Climate



Adaptive agentenbasierte modellprädiktive Regelung für Gebäudeenergiesysteme

Adaptive Agent-Based Model Predictive Control for Building Energy Systems

Von der Fakultät für Maschinenwesen der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der Ingenieurwissenschaften genehmigte Dissertation

vorgelegt von

Alexander Kümpel

Berichter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dirk Müller
Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dirk Abel

Tag der mündlichen Prüfung: 10. Dezember 2024

Diese Dissertation ist auf den Internetseiten der Universitätsbibliothek online verfügbar.

Bibliographische Information der Deutschen Nationalbibliothek

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

D 82 (Diss. RWTH Aachen University, 2024)

Herausgeber:
E.ON Energy Research Center

Institute for Energy Efficient Buildings and Indoor Climate (EBC)
E.ON Energy Research Center
Mathieustraße 10
52074 Aachen

E.ON Energy Research Center I 140. Ausgabe der Serie
EBC I Energy Efficient Buildings and Indoor Climate

Copyright Alexander Kümpel
Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdrucks, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen und der Übersetzung, vorbehalten.

Printed in Germany

ISBN: 978-3-948234-54-6
1. Auflage 2025

Verlag:
E.ON Energy Research Center, RWTH Aachen University
Mathieustraße 10
52074 Aachen
Internet: www.eonerc.rwth-aachen.de
E-Mail: post_erc@eonerc.rwth-aachen.de

Herstellung:
Druckservice Zillekens
Rainweg 19
52224 Stolberg
Mail: info@druckservice-zillekens.de

Alexander Kümpel

Adaptive agentenbasierte modellprädiktive Regelung für Gebäudeenergiesysteme

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Gebäude- und Raumklimatechnik (EBC) des E.ON Energy Research Centers der RWTH Aachen University.

Ich bedanke mich bei meinem Doktorvater Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dirk Müller für die Betreuung meiner Dissertation, die zahlreichen Diskussionen von den ersten Ideen bis zu den finalen simulativen und experimentellen Ergebnissen und das wertvolle Feedback zu meiner Arbeit. Danke für die Möglichkeit am Lehrstuhl zu promovieren und mich in verschiedene Themen einzuarbeiten sowie für das Vertrauen und die Freiheit eigene Ideen und Forschungsthemen zu entwickeln und auszuarbeiten. Mein weiterer Dank gilt Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dirk Abel für die Übernahme des Koreferats und Univ.-Prof. Dr.-Ing. Niklas von der Aßen für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Des Weiteren bedanke ich mich bei meinen Kollegen für die lehrreichen und unvergesslichen Jahre am EBC. Nicht nur der fachliche Austausch, sondern auch die gemeinsamen Konferenzen, Reisen und Freizeitaktivitäten haben mich sehr bereichert und die Zeit am Lehrstuhl zu etwas ganz Besonderem gemacht. Besonders möchte ich mich bei Tanja Osterhage und Martin Kremer für die vielen Treffen, Diskussionen, kritischen Fragen und Denkanstöße zu meiner Arbeit sowie bei Philip Stoffel für die anregenden Ideen und das Feedback bedanken. Zudem danke ich dem Team Gebäudeautomation, welches ich drei Jahre lang leiten durfte, für den intensiven Austausch und die unvergleichliche Zusammenarbeit. Weiterer Dank gilt den Studierenden, deren Abschlussarbeiten ich betreuen durfte und die wichtige Impulse für verschiedene Forschungsansätze gegeben haben.

Zudem danke ich meinen Studienfreunden, die mit mir seit dem ersten Semester den gleichen Weg, wenn auch in verschiedenen Fachbereichen, beschritten haben und immer ein offenes Ohr hatten und haben. Abschließend danke ich meiner Familie, die mich während der Promotion begleitet hat. Ein großer Dank gilt hierbei meinen Eltern, die mich mein ganzes Leben lang unterstützt haben und mir mein Studium und die anschließende Promotion überhaupt erst ermöglicht haben. Außerdem danke ich besonders meiner Ehefrau Pauline für die Unterstützung, die Geduld, die motivierenden Worte und den Rückhalt über die gesamte Zeit.

Zuletzt bleibt noch zu sagen, dass es mein Wunsch ist, die Welt mit Wissenschaft und Technik zu verbessern und ich mit dieser Arbeit einen Beitrag dazu leisten möchte.

Kurzfassung

Zur Reduktion des Energieverbrauchs und der damit verbundenen Treibhausgasemissionen im Gebäudesektor ist ein energieeffizienter Gebäudebetrieb erforderlich. Ein hierfür vielversprechendes Verfahren ist die modellprädiktive Regelung (MPR), welche auf Basis eines mathematischen Modells die optimale Betriebsweise ermittelt. Die Vorteile der MPR sind ein vorausschauender Betrieb, Ausnutzung von Flexibilität, Mehrgrößenregelung und Berücksichtigung mehrere Zielgrößen. Die Entwicklung eines geeigneten Modells, das Einstellen und die Implementierung der MPR sind jedoch aufwendig und hemmen den breiten Einsatz im Gebäudebereich.

Ziel dieser Arbeit ist es, durch einen adaptiven und modularen Ansatz eine selbsteinstellende modellprädiktive Regelung zu entwickeln, welche mit geringem Konfigurationsaufwand auf verschiedene Gebäudeenergiesysteme anwendbar ist. Hierdurch sollen die Hemmnisse für den Einsatz der MPR in der Praxis abgebaut werden. Die grundlegende Idee des Ansatzes ist die Einteilung des Energiesystems in wiederkehrende Subsysteme. Für die Regelung der Subsysteme wird ein hierarchischer agentenbasierter Ansatz verwendet, bei dem verschiedene Agenten die Subsysteme mittels adaptiver MPR regeln. Durch die adaptive MPR sind die Agenten auf typgleiche Subsysteme mit geringen Konfigurationsaufwand übertragbar. Zum effizienten Betrieb des Gesamtsystems wird ein Koordinator verwendet, der ein übergeordnetes Optimierungsproblem löst. Das Optimierungsproblem ist analog zu den Agenten modular aufgebaut und verwendet einen wärme-strombasierten Ansatz. Die spezifischen Kostenfunktionen und Modellgleichungen des Optimierungsproblems werden von den einzelnen Agenten bestimmt und dem Koordinator übergeben. Der Koordinator bestimmt durch Lösen des übergeordneten Optimierungsproblems die Sollwerte für die einzelnen Subsysteme und übergibt diese an die Agenten.

Zur Bewertung der Regelung wird ein Simulationsmodell, welches auf einem realen Gebäudeenergiesystem basiert, entwickelt. Für eine realitätsnahe Bewertung wird das Modell mit Messdaten kalibriert und validiert sowie die Regelung des Gebäudeenergiesystems als Referenz implementiert.

Die Regelung von verschiedenen Subsystemen zeigt, dass die adaptiven Agenten gegenüber der Referenzregelung Energieeinsparungen und eine Verbesserung der Regelgüte ermöglichen und auf typgleiche Subsysteme übertragbar sind. Die Regelung des Gesamtsystems durch die agentenbasierte und adaptive MPR führt zu Kosteneinsparungen bis zu 59 % bei gleichzeitig um bis zu 88 % geringerer Verletzung von Temperatursollwerten.

Zur Demonstration der Übertragbarkeit des Regelungskonzeptes auf reale Systeme wird das Energiesystem einer Versuchshalle geregelt. Die Regelung verhält sich analog zu den Simulationen und zeigt die Anwendbarkeit des Konzeptes in der Praxis auf.

Abstract

Reducing energy consumption and greenhouse gas emissions in the building sector requires energy-efficient operation of buildings. One promising method is model predictive control (MPC), which uses a mathematical model to determine the optimal mode of operation. The advantages of MPC are predictive operation, exploitation of flexibility, multi-variable control, and consideration of multiple targets. The development of a suitable model, tuning, and implementation of MPC are expensive and inhibit its widespread use in the building sector.

The objective of this work is to develop a self-adjusting model predictive control through an adaptive and modular approach, which can be applied to various building energy systems with low configuration efforts, to reduce the barriers of MPC for practical use. The basic idea of the approach is to divide the energy system into recurrent subsystems. A hierarchical agent-based approach is used to control the subsystems, where agents control the subsystems using adaptive MPC. Adaptive MPC allows the agents to be transferred to subsystems of the same type with little configuration effort. For efficient operation of the overall system, a coordinator is used to solve a high-level optimization problem. The optimization problem is modular, analogous to the agents, and based on a heat flux-based approach. The specific cost function and model equations of the optimization problem are determined by the individual agents and given to the coordinator. The coordinator determines the setpoints for the individual subsystems by solving the high-level optimization problem and passes them to the agents.

A simulation model based on a real building energy system is developed to evaluate the developed control. For a realistic evaluation, the model is calibrated and validated with measurement data. Further, the control of the building energy system is implemented as a reference.

In comparison to the reference control, the developed approach leads to a higher energy efficiency and an improved quality of control for the control of various subsystems. Furthermore, the agents are applicable to subsystems of the same type. The agent-based control of the overall energy system results in cost savings up to 59 % while reducing the thermal discomfort by 88 %.

To demonstrate the transferability to real systems, the adaptive and agent-based control is applied to a test hall. The control leads to analogous behavior as in the simulation and shows the applicability of the concept in practice.

Inhaltsverzeichnis

Nomenklatur	X
Abbildungsverzeichnis	XIV
Tabellenverzeichnis	XVIII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung und Struktur der Arbeit	3
2 Grundlagen und Literaturüberblick	5
2.1 Gebäudeautomation	5
2.1.1 Regelungsstrategien für Gebäudeenergiesysteme	6
2.1.2 Effizienzpotentiale und Bewertung fortschrittlicher Gebäudeautomation	8
2.2 Modellprädiktive Regelung	10
2.2.1 Modellarten für die modellprädiktive Regelung	13
2.2.2 Adaptive modellprädiktive Regelung	14
2.3 Regelungsansätze für großskalige Systeme	17
2.3.1 Regelungsarchitekturen	17
2.3.2 Lösungsalgorithmen für verteilte und hierarchische modellprädiktive Regelung	19
2.3.3 Agentenbasierte Softwarekonzepte	21
2.3.4 Subsystembildung	23
2.4 Zusammenfassung und Forschungsbeitrag	24
3 Entwicklung eines adaptiven und agentenbasierten Regelungskonzeptes	27
3.1 Entwicklung adaptiver modellprädiktiver Regler für Subsysteme	30
3.1.1 Definition der Zielfunktion	31
3.1.2 Adaptiver Vorhersagehorizont	32
3.1.3 Parameterschätzer und Zustandsschätzer	33
3.2 Übergeordnete Optimierung zum effizienten Energiemanagement	35
3.2.1 Definition der Kopplungsvariablen	36
3.3 Modellierung von Agenten für gebäudetechnische Subsysteme	38
3.3.1 Generisches hydraulisches Wärmeübertragersubsystem	38
3.3.2 Erzeugersubsysteme	42
3.3.3 Thermisches Zonensubsystem	46

3.3.4	Weitere Subsysteme	49
3.4	Implementierung und Prozessablauf	51
4	Entwicklung eines simulativen Testsystems	55
4.1	Aufbau des Testsystems	56
4.2	Modellierung und Validierung der Komponenten	56
4.3	Leistungsmaßstab	66
4.4	Referenzregelung	67
5	Simulative Anwendung und Bewertung des Regelungskonzeptes	71
5.1	Bewertung der adaptiven modellprädiktiven Regler für Subsysteme	71
5.1.1	Hydraulische Subsysteme für Heiz- und Kühlregister	72
5.1.2	Erzeugersubsysteme	75
5.1.3	Zonensubsysteme	82
5.1.4	Zusammenfassung und Diskussion der Subsystemregelung	87
5.2	Bewertung der Kopplungsvariablen für die übergeordnete Optimierung	89
5.2.1	Vergleich der Regelung für verschiedene hydraulische Verschaltungen	89
5.2.2	Vergleich der Regelung für ein System mit Heizkreis	94
5.3	Analyse der Gesamtsystemregelung am Testsystem	100
5.3.1	Ergebnisse des agentenbasierten Regelungskonzeptes	100
5.3.2	Bewertung der Einsparpotentiale	106
5.3.3	Berechnungszeiten der übergeordneten Koordination	110
5.3.4	Diskussion der Gesamtsystemregelung	111
6	Demonstration des Regelungskonzeptes an einer Versuchshalle	113
6.1	Demonstration der Subsystemregelung an einem Heizregister	115
6.2	Demonstration der Halltemperaturregelung	119
7	Diskussion der Ergebnisse	123
8	Zusammenfassung	127
8.1	Ausblick	128
	Literaturverzeichnis	130
A	Appendix A	161
A.1	Modellierung der Subsystem-Agenten	161
A.2	Modellvalidierung	162
A.2.1	Wärmeübertragungssystem	162
A.2.2	Wärmepumpensystem	162
A.2.3	BHKW	164
A.2.4	Glykolkühler	165

A.2.5	Wärme- und Kältespeicher	165
A.2.6	Verbraucher	167
A.3	Ergebnisse Subsystemregler	167
A.3.1	Ergebnisse der Heiz- und Kühlregisterregelung	168
A.3.2	Ergebnisse der Zonenregelung	171
A.4	Ergebnisse der Gesamtsystemregelung	178

Nomenklatur

Formelzeichen und Einheiten

Symbol	Bedeutung	Einheit
A	Fläche	m^2
c_p	spezifische Wärmekapazität	$\text{J}/(\text{kgK})$
C	Wärmekapazität	JK^{-1}
\dot{E}	Leistung	W
H	Ventilhub	—
\dot{H}	Enthalpiestrom	W
m	Masse	kg
\dot{m}	Massenstrom	kg s^{-1}
n	Drehzahl	$1/\text{s}$
N	Vorhersagehorizont	—
p	Parameter	—
Q	Wärme	J
\dot{Q}	Wärmestrom	W
T	Temperatur	K
t	Zeit	s
Δt	Zeitschrittweite	s
U	Wärmedurchgangskoeffizienten	$\text{W}/(\text{m}^2\text{K})$
V	Volumen	m^3
\dot{V}	Volumenstrom	$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$
P_{el}	elektrische Leistung	W
x	Zustandsgrößen	—
y	Ausgangsgrößen	—

Griechische Formelzeichen

Symbol	Bedeutung	Einheit
η	Wirkungsgrad	—
τ	Zeitkonstante	s
θ	Temperatur	°C
$\Delta\theta$	Temperaturdifferenz	K
ξ	Sollwertbereich	—

Indizes und Abkürzungen

Symbol	Bedeutung
a	Ausgang aus Systemgrenzen
AMPR	Adaptive modellprädiktive Regelung
bez	Bezogen (Strom)
BHKW	Blockheizkraftwerk
BKT	Betonkerntemperierung
Br	Brennstoff
COP	Coefficient of Performance
e	Eingang in Systemgrenzen
el	Elektrisch
EKF	Extended Kalman Filter
ges	Gesamt
Glo	Global (Strahlung)
GTF	Geothermiefeld
HT	Hochtemperaturkreislauf
HWS	Hydraulisches Wärmeübertragungssystem
i	innen
int	intern (Gewinne)
ISE	Integrated absolute error
KNN	Künstliches neuronales Netzwerk
K	Kessel
Kon	Kondensator

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Indizes und Abkürzungen

Symbol	Bedeutung
KPI	Key Performance Indicator
KF	Kalman Filter
KS	Kaltwasserspeicher
MAE	Mean absolute error
MAPE	Mean absolute percentage error
MHE	Moving Horizon Estimation
MAS	Multi-Agenten-System
max	Maximalwert
MIMO	Multiple Input, Multiple Output
MPR	Modellprädiktive Regelung
ODA	Außenluft
P	Proportional (Regler)
PI	Proportional-integraler (Regler)
PID	Proportional-integral-differentieller (Regler)
RC	Resistance-Capacitance (Widerstands-Kapazitäten Modell)
RL	Reinforcement Learning
RLS	Recursive Least Squares
RLT	Raumluftechnische Anlage
SISO	Single Input, Single Output
sol	Solar
Soll	Sollwert
th	Thermisch
U	Umgebungszustand
Vor	Vorlauf
Ver	Verdampfer
verk	Verkauft (Strom)
W	Wand
WP	Wärmepumpe
WS	Warmwasserspeicher
WÜ	Wärmeübertrager
Z	Zone

Abbildungsverzeichnis

1.1	Struktur der Arbeit.	4
2.1	Ebenen der Gebäudeautomation	6
2.2	Übersicht über Regelungsstrategien für Gebäudeenergiesysteme	6
2.3	Illustration des MPR Algorithmus	10
2.4	Modellarten	13
2.5	Aufteilung eines Gesamtsystems in Subsysteme	17
2.6	Strukturen verteilter Regelungsansätze	19
3.1	Konzept der modularen und agentenbasierten Regelung für typgleiche Subsysteme	28
3.2	Agentenbasiertes Regelungskonzept unter Verwendung eines hierarchischen Ansatzes.	29
3.3	Aufbau der adaptiven MPR	31
3.4	Vorhersagehorizont und Schrittweite der adaptiven MPR.	33
3.5	Definition der Kopplungsvariablen	36
3.6	Hydraulischer Wärmeübertrager-Subsystemtyp.	39
3.7	Funktionen zur Approximation von nichtlinearen Übertragungsverhalten für Ventile und Pumpen.	40
3.8	Erzeuger-Subsystemtyp.	42
3.9	Widerstands-Kapazitäten Ansatz des generischen Raummodells.	47
3.10	Aktivitätsdiagramm des adaptiven, agentenbasierten Regelungskonzeptes.	52
4.1	Energiesystem des Benchmarkgebäudes	57
4.2	Validierung des Erhitzermodells einer RLT-Anlage.	59
4.3	Validierung des Wärmepumpenmodells.	60
4.4	Validierung des Kesselmodells.	61
4.5	Validierung des Geothermiefelds.	62
4.6	Validierung des Zonenmodells.	64
4.7	Modusbasierte Regelung des Benchmarksystems	68
4.8	Optimierungsbasiertes Einstellverfahren für die PI-Regler der Referenzregelung.	69
5.1	Testzyklus für die Bewertung der Subsystem-Agenten.	71
5.2	Vergleich der Standard-PI-Regelung, der Pumpen-Ventil-Regelung und der AMPR für das hydraulische Wärmeübertragungssystem 1.	73

5.3	Adaptierte Modell-Parameter der MPR für das hydraulische Wärmeübertragersystem	
1.	75
5.4	Relativer ISE und Stromverbrauch der AMPR und Pumpen-Ventil-Regelung	76
5.5	Vergleich der PI-Regelung und der AMPR für das Kesselsubsystem 1.	77
5.6	Parameter der AMPR für das Kesselsubsystem 1.	78
5.7	Regelgüte der AMPR und Referenzregelung für die verschiedenen Kesselsubsysteme.	79
5.8	Regelgüte der AMPR und Referenzregelung für die BHWK- und Wärmepumpensubsysteme	80
5.9	Wärmestromregelung mit Temperaturgrenzwerten.	81
5.10	Vergleich der AMPR, Komfort-PI- und Referenzregelung für die ERC Südzone im Winter.	83
5.11	Geschätzte Parameter der AMPR für die Regelung der ERC Südzone im Winter.	85
5.12	Diskomfort und relativer Energieverbrauch der Zonen im Winter bezogen auf die Referenzregelung.	86
5.13	Diskomfort und relativer Energieverbrauch der Zonen im Sommer bezogen auf die Referenzregelung.	87
5.14	Mittlere Berechnungszeiten der AMPR für die verschiedenen Subsystemtypen.	89
5.15	Betrachtete Systemverschaltungen zur Untersuchung der Kopplungsvariablen.	90
5.16	Raumtemperatur und Leistung für die Reihenschaltung.	92
5.17	Raumtemperatur und Leistung für die Parallelschaltung.	93
5.18	Bewertungsgrößen der \dot{Q} -basierten und \dot{m} - T -basierten Regelung	94
5.19	Reihenschaltung mit Heizkreis als Wärmeabnehmer.	95
5.20	Temperatur und Leistung für die Reihenschaltung mit Heizkreis als Wärmeabnehmer.	96
5.21	Bewertungsgrößen der \dot{Q} -basierten und \dot{m} - T -basierten Regelung für die Reihenschaltung mit Heizkreis als Wärmeabnehmer.	97
5.22	Temperaturen der agentenbasierten Regelung für eine Woche im Januar.	101
5.23	Temperaturen der Referenzregelung für eine Woche im Januar.	102
5.24	Wärmeströme der agentenbasierten Regelung für eine Woche im Januar.	104
5.25	Wärmeströme der Referenzregelung für eine Woche im Januar.	105
5.26	Varianten des agentenbasierten Regelungskonzeptes.	107
5.27	Vergleich der Referenzregelung mit Varianten des agentenbasierten Regelungskonzeptes.	108
5.28	Relativer Vergleich der Regelungsvarianten bezogen auf die Referenzregelung.	109
5.29	Berechnungszeit des Koordinators für das Benchmarksystem.	110
5.30	Mittlere Berechnungszeit des Koordinators bei Skalierung der Zonenanzahl.	110
6.1	360° Foto von der Technikenebene der Versuchshalle.	113
6.2	Energiesystem der Versuchshalle	114
6.3	Datentechnische Infrastruktur des Anwendungsfalls	115

6.4	Demonstration der AMPR am Nacherhitzer der RLT-Anlage und Vergleich zur bestehenden Regelung.	116
6.5	Demonstration der AMPR am Nacherhitzer der RLT-Anlage bei erhöhter Wärmeabnahme an der Wärmeübergabestation.	117
6.6	Adaptierte Modell-Parameter der AMPR für hydraulische Wärmeübertragungssysteme bei erhöhter Wärmeabnahme an der Wärmeübergabestation.	118
6.7	Temperaturverlauf der Halle und Sollwerte für BKT und RLT-Anlage.	120

Tabellenverzeichnis

4.1 Fehlermaße der validierten Komponenten des Benchmarksystems.	66
5.1 Varianten der hydraulischen Wärmeübertragersysteme.	72
5.2 Varianten des Zonensubsystems.	82
5.3 Vergleich der agentenbasierten Regelung und Referenzregelung für das Gesamtsystem.	106

1 Einleitung

1.1 Motivation

Das von der deutschen Bundesregierung verabschiedete Klimaschutzgesetz zielt auf eine Treibhausgasneutralität bis 2045 ab und erfordert eine massive Reduktion der CO₂-Emissionen [Bundestag, 2021]. Allein der Gebäudesektor ist etwa für ein Drittel der verbrauchten Endenergie und damit verbundenen CO₂-Emissionen verantwortlich und rückt vermehrt in den gesellschaftlichen und politischen Fokus [BMWK, 2021]. Um die klimapolitischen Ziele im Gebäudesektor zu erreichen, muss sowohl der Energiebedarf gesenkt, als auch eine klimaneutrale Energiebereitstellung realisiert werden. Hierfür werden einerseits bauliche und anlagentechnische Effizienzmaßnahmen, andererseits die Nutzung regenerativer Energiequellen durch bspw. Wärmepumpen, PV- oder Solarthermie-Anlagen politisch gefördert und gefordert.

Allerdings wird der Energieverbrauch ebenfalls maßgeblich von der Regelung des Gebäudeenergiesystems beeinflusst [Fernandez et al., 2018; van Thillo et al., 2022]. Für den klimaneutralen und wirtschaftlichen Gebäudebetrieb ist eine effiziente Regelung essenziell. Die Entwicklung einer energieeffizienten Regelung, welche gleichzeitig eine hohe thermische Behaglichkeit und Luftqualität im Gebäude ermöglicht, ist jedoch herausfordernd. Insbesondere durch die Einbindung regenerativer Energiequellen, der Sektorkopplung sowie steigenden Anforderungen an die Luftqualität in Innenräumen weisen Gebäudeenergiesysteme heutzutage mit einer Vielzahl von Energieerzeugern, Verteilsystemen und Verbrauchern eine hohe Komplexität auf. In der Praxis angewendete Regelungsverfahren, wie Zweipunkt oder PID-Regler, sind nicht in der Lage, die Effizienzpotenziale dieser komplexen Energiesysteme voll auszuschöpfen [Cigler et al., 2013a; Rockett und Hathway, 2017].

Zur energieeffizienten Regelung bei gleichzeitiger Bereitstellung eines hohen Innenraumkomforts ist die modellprädiktive Regelung (MPR) vielversprechend. Bei der MPR handelt es sich um ein höheres Regelungsverfahren, welches auf Basis eines mathematischen Modells die optimale Betriebsweise ermittelt. Vorteile der MPR sind der vorausschauende Betrieb, die Mehrgrößenregelung, die Einhaltung von Beschränkungen sowie die Berücksichtigung mehrerer Zielgrößen. Die MPR wird seit einigen Dekaden in der Prozess-, Automobil-, Luft- und Raumfahrtindustrie angewendet [Qin und Badgwell, 2003], wird jedoch kaum im Gebäudebereich genutzt [Drgoňa et al., 2020]. Die Entwicklung modellprädiktiver Regelungsalgorithmen ist zeitaufwendig und benötigt tiefgreifendes Expertenwissen. Die größte Herausforderung stellt dabei die aufwendige Entwicklung eines geeigneten Modells dar [Morari und H. Lee, 1999; Cigler et al., 2013a; Prívarva et al., 2013]. Zusätzlich ist

das Einstellen [Forbes et al., 2015] und Implementieren der MPR herausfordernd [Drgoña et al., 2020]. In der Prozessindustrie rechtfertigen die großen Energieumsätze sowie (chemischen) Produkte den Aufwand und die Kosten für eine aufwendige Regelungsentwicklung. Bei der Automobil- und Luftfahrtindustrie können einmal entwickelte Regler in einer gesamten Produktreihe umgesetzt und damit die Kosten auf die gesamte Produktreihe verteilt werden.

Gebäude werden hingegen in der Regel individuell geplant, wodurch modellprädiktive Regelungsansätze nicht skalierend für mehrere unterschiedliche Gebäude anwendbar sind. Die hierdurch wiederholt anfallenden Entwicklungskosten hemmen den wirtschaftlichen Einsatz der MPR im Gebäudesektor [Sturzenegger et al., 2015; Rockett und Hathway, 2017]. Die breite Anwendung der MPR im Gebäudebereich erfordert daher Lösungen, die den Entwicklungs- und Implementierungsaufwand reduzieren und eine kostengünstige Umsetzung ermöglichen. Insgesamt mangelt es für den Einsatz im Gebäudebereich an Verfahren zum automatisierten Entwerfen und Einstellen, zur Plug-and-Play Implementierungen sowie an berechnungseffizienten Modellen und Fachpersonal [Drgoña et al., 2020].

Um den Aufwand und das notwendige Expertenwissen zur Modellerstellung und Einstellung der MPR zu reduzieren, sind lernende bzw. adaptive modellprädiktive Regler notwendig, welche auf verschiedene Gebäude mit geringem Konfigurationsaufwand übertragbar sind. Neben der vereinfachten Implementierung und Inbetriebnahme ermöglichen die adaptiven Regler eine kontinuierliche Anpassung an sich änderndes Systemverhalten, sodass ein effizienter Betrieb über die Lebensdauer eines Gebäudes ermöglicht wird. In den letzten Jahren sind im Kontext der künstlichen Intelligenz rein datengetriebene Verfahren in den Fokus der Forschung gerückt [Kathirgamanathan et al., 2021]. Nachteil dieser Verfahren ist die große Menge und die hohe Qualität der benötigten Daten. Die Kombination der datenbasierten Ansätze mit physikalischer Modellierung ermöglicht die Berücksichtigung von zusätzlichem System- und Expertenwissen, sodass sich die benötigten Datenmengen reduzieren. Für die praktische Anwendung selbststellender bzw. adaptiver Regler ist jedoch weitere Forschung notwendig [Mayne, 2014; Gholamzadehmir et al., 2020].

Insbesondere die Anwendung (adaptiver) MPR auf großskalige Energiesysteme, wie sie in Nichtwohngebäuden vorkommen (z. B. Bürogebäude oder Hotels), führt zu komplexen Modellen und hohem Lern- bzw. Implementierungsaufwand sowie monolithischen Softwarestrukturen [Venkat et al., 2006; Prívarva et al., 2013]. Für eine Plug-and-Play Implementierungen, berechnungseffiziente Regler und Reduktion des notwendigen Expertenwissens bei der Inbetriebnahme sind modulare und verteilte Architekturen der MPR notwendig. Lösungsansätze bietet das Konzept der Agenten, bei dem die gesamte Regelungsaufgabe in kleinere Teilaufgaben aufgebrochen wird und jeder Agent eigenständig eine Teilaufgabe löst. Die Vorteile der agentenbasierten Regelung liegt in der Reduktion der Komplexität, robusten Anwendbarkeit und modernen Softwarearchitektur. Eine Kombination aus adaptiven und agentenbasierten Ansätzen kann dazu beitragen, die Hemmnisse für den Einsatz der MPR im Gebäudesektor zu reduzieren und hat Relevanz für weiterer Forschung.

1.2 Zielsetzung und Struktur der Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und Untersuchung eines energieeffizienten Regelungskonzeptes für komplexe Gebäudeenergiesysteme. Das Konzept kombiniert selbststellende bzw. adaptive MPR mit einer modularen, agentenbasierten Struktur, um die Hemmnisse für den Einsatz der MPR in der Praxis abzubauen. Grundlage bildet die Einteilung des Energiesystems in wiederkehrende Subsystemtypen. Durch die Modularität soll die Regelungsstrategie, analog zu einem Baukasten, auf Subsysteme gleichen Typs anwendbar sein. Zur Regelung der Subsysteme werden Agenten mit adaptiver MPR entwickelt, welche einen geringen Konfigurationsaufwand benötigen und einen energieeffizienten Betrieb bei hoher Regelgüte ermöglichen. Zur Realisierung geringer Betriebskosten des gesamten Energiesystems werden die Agenten von einem übergeordneten Koordinator koordiniert. Fokus der Arbeit ist die Entwicklung geeigneter Modelle, Adaptions- und Einstellverfahren sowie einer agentenbasierten Struktur für den effizienten Betrieb des Gesamtsystems. Die Arbeit leistet einen Beitrag zur aktuellen Forschung durch die Entwicklung und Erprobung des Regelungskonzeptes. Es wird einerseits simulativ analysiert, ob das Regelungskonzept einen effizienteren Betrieb eines komplexen Gebäudeenergiesystems als klassische Referenzregler ermöglicht. Andererseits wird durch die Anwendung auf mehrere Systeme die Übertragbarkeit des Baukastensystems überprüft. Zudem erfolgt die Demonstration des Regelungskonzeptes an einem realen Gebäudeenergiesystem.

Die Arbeit ist in acht Kapitel unterteilt (siehe Abb. 1.1). Zunächst wird ein Überblick über die Literatur gegeben sowie der Forschungsbedarf und Beitrag dieser Arbeit abgeleitet (Kapitel 2). Der methodische Schwerpunkt ist die Entwicklung der agentenbasierten und adaptiven MPR (Kapitel 3). Hierbei wird ein hierarchischer Ansatz verwendet, bei dem einzelne Agenten Subsysteme energieeffizient regeln, während ein übergeordneter Koordinator die optimalen Sollwerte für die Subsysteme ermittelt. Für die Subsysteme werden geeignete Modelle entwickelt, die das grundlegende physikalische Verhalten eines Subsystemtyps abbilden, sich jedoch an das konkrete Systemverhalten anpassen und somit auf andere Subsysteme übertragbar sind. Zur Erprobung und Bewertung des Regelungskonzeptes ist es nötig, ein Simulationsmodell eines komplexen Gebäudeenergiesystems sowie eine Vergleichsregelung für das Gesamtsystem zu entwickeln (Kapitel 4). Um realitätsnahe Aussagen zu ermöglichen, basiert das Simulationsmodell auf einem realen Gebäude und wird anhand von Messdaten validiert. Zudem werden Bewertungsmetriken definiert und die Referenzregelung vorgestellt. Die agentenbasierte Regelung wird simulativ sowohl für einzelne Subsysteme als auch für das Gesamtsystem bewertet (Kapitel 5). Der Untersuchungsfokus liegt hierbei einerseits auf der Übertragbarkeit auf andere Teilsysteme, als auch auf der Bewertung der Energie- bzw. Kosteneffizienz und Regelgüte. Um die Praxistauglichkeit des Regelungskonzeptes aufzuzeigen, wird die Anwendbarkeit und Übertragbarkeit an einer realen Versuchshalle demonstriert (Kapitel 6). Es wird eine raumluftechnische Anlage und eine Betonkernaktivierung zur Temperierung der Halle in der Demonstration geregelt. Die Ergebnisse werden abschließend diskutiert (Kapitel 7) und zusammengefasst (Kapitel 8).

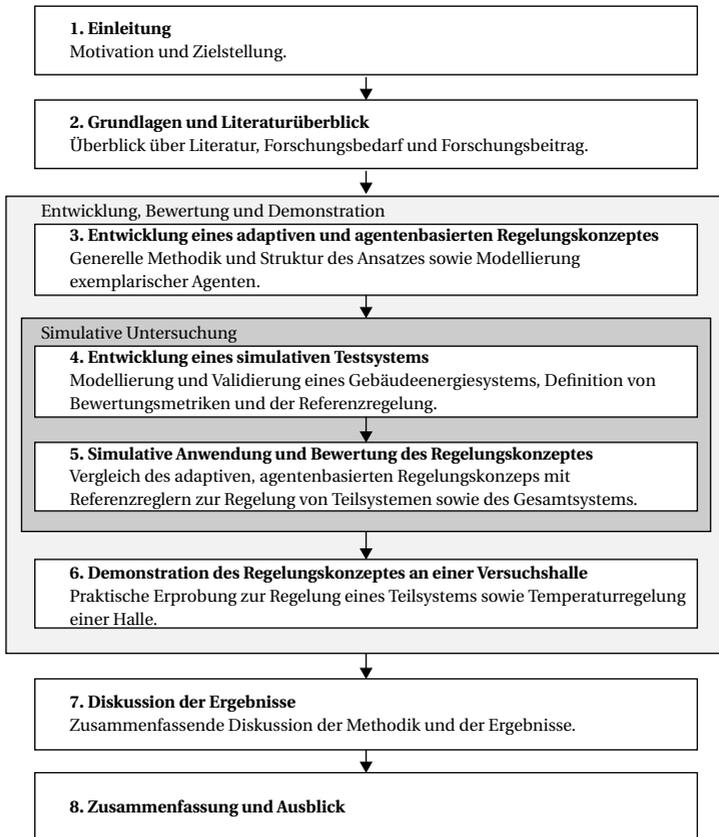


Abbildung 1.1: Struktur der Arbeit.

2 Grundlagen und Literaturüberblick

In diesem Kapitel wird ein Überblick über den Stand der Technik und der Literatur zur Regelung von Gebäudeenergiesystemen gegeben. Zunächst wird die allgemeine Funktion der Gebäudeautomation und verschiedene Regelungsverfahren vorgestellt. Anschließend wird detaillierter auf die modellprädiktive Regelung und verteilte Regelungsansätze eingegangen sowie die Forschungsbeiträge dieser Arbeit abgeleitet.

2.1 Gebäudeautomation

Die Gebäudeautomation umfasst die automatische Überwachung, Steuerung und Regelung der technischen Gebäudeausrüstung. Durch die steigende Technisierung der Gebäude hat die Gebäudeautomation in den vergangenen Jahrzehnten eine wichtige Rolle eingenommen [Soucek und Zucker, 2012; Graveto et al., 2022; Himeur et al., 2023]. Die Gebäudeautomation beeinflusst maßgeblich den Energieverbrauch und die Betriebskosten eines Gebäudes [Merz et al., 2018].

Zu den wichtigsten Funktionen der Gebäudeautomation zählen die Sicherheitsfunktionen, Komfortfunktionen und Energiemanagementfunktionen [Aschendorf, 2014]. Sicherheitsfunktionen umfassen Rauchwarnung, Entrauchung, Feuer- und Einbruchsalarm. Komfortfunktionen dienen einem komfortablen Aufenthalt im Gebäude und beinhalten Funktionen wie automatische Lichtsteuerung, Raumtemperatur und Luftfeuchtigkeitsregelung, Verschattung und Multi-Media Funktionen. Die Energiemanagementfunktionen zielen auf einen effizienten Betrieb bei gleichzeitig komfortablen Innenraumklima ab und regeln die Heizung, Kühlung, Belüftung und Verschattung. Funktionen, welche die Innenraumtemperatur und Luftfeuchte beeinflussen, überschneiden sich daher mit den Komfortfunktionen und stehen teils im Zielkonflikt mit einem geringen Energieverbrauch [Lauckner und Krimmling, 2020].

Allgemein lässt sich die Gebäudeautomation in drei Ebenen einteilen (siehe Abbildung 2.1). Der Feldebene werden alle Sensoren und Aktoren zugeordnet, die an Regler in der Automationsebene angebunden sind. In der Automationsebene werden die Sensorwerte in geschlossenen Regelschleifen verarbeitet und Stellwerte für die Aktoren berechnet, um vorgegebene Sollwerte einzuregeln. In der Managementebene werden übergeordnete Sollwerte und Betriebsmodi, z. B. welche Komponenten aktiv sein sollen, ermittelt und an die Automationsebene übermittelt. Die Regelungsstrategien der Automations- und Managementebene beeinflussen maßgeblich die Energieeffizienz und den Innenraumkomfort und sind Gegenstand aktueller Forschung [Girmscheid und Lunze, 2010; Mariano-Hernández et al., 2021].

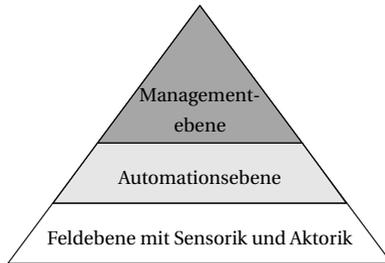


Abbildung 2.1: Ebenen der Gebäudeautomation nach Aschendorf [2014].

2.1.1 Regelungsstrategien für Gebäudeenergiesysteme

Um ein behagliches Innenraumklima bei geringem Energieverbrauch und Betriebskosten einzustellen, ist eine effiziente Regelung des Energiesystems bzw. der technischen Anlagen erforderlich. Die Energiesysteme können dabei, insbesondere in Nichtwohngebäuden, über eine Vielzahl unterschiedlicher Energieerzeuger, Komponenten im Verteilsystemen und Räumen bestehen. Zudem führen die steigenden Anforderungen an den Raumkomfort, die Energieeffizienz und Sektorkopplung zu einer hohen Komplexität der Energiesysteme [Kotzur et al., 2021]. Die hohe Komplexität sowie das zeit-veränderliche, nicht-lineare Verhalten und die dynamische Kopplung der Komponenten stellen dabei große Herausforderungen an die Regelung der Gebäude [Afram und Janabi-Sharifi, 2014b].

Um einen effizienten Betrieb von Gebäuden zu ermöglichen, wurden in den vergangenen Jahrzehnten verschiedene Regelungsstrategien entwickelt. Die Regelungsstrategien lassen sich in klassische Regler und höhere Regelungen, wie Hard Control, Soft Control oder hybride Regelung sowie weitere Regelungsansätze, unterteilen [Naidu und Rieger, 2011; Afram und Janabi-Sharifi, 2014b]. Eine Zusammenstellung über die verschiedenen Strategien ist in Abbildung 2.2 gegeben.

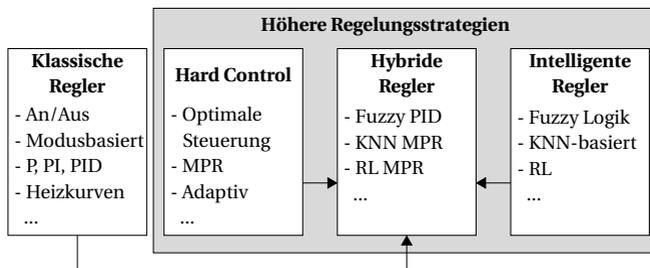


Abbildung 2.2: Übersicht über Regelungsstrategien für Gebäudeenergiesysteme (nach [Afram und Janabi-Sharifi, 2014b; Behrooz et al., 2018]).

Klassische Regler

Die klassischen oder konventionellen Regler sind die am meist genutzten Strategien in Gebäuden und beinhalten Zweipunkt- bzw. An/Aus-Regler, regelbasierte Steuerungen sowie proportionale (P), proportional-integrale (PI) und proportional-integral-differentielle (PID) Regler [O'Neill et al., 2017; Behrooz et al., 2018]. Zweipunkt oder An/Aus-Regler sind einfach zu implementieren, können Sollwerte jedoch nur innerhalb einer bestimmten Bandbreite regeln oder führen zu häufigen Takten, womit ein ineffizienter Betrieb einhergeht [Behrooz et al., 2018; Perera et al., 2014]. Durch die Kombination mehrerer An/Aus-Zustände lassen sich Betriebsregeln bzw. Betriebsmodi für Managementfunktionen, wie z. B. Heiz-, Kühl- oder Lüftungsmodi realisieren. Die Identifizierung von geeigneten Betriebsmodi sowie Umschaltbedingungen erfordert eine strukturierte Analyse des Energiesystems [Cai et al., 2023]. P-, PI- und PID-Regler sind kontinuierlich stellende Regler und weit in der Gebäudeautomation verbreitet [Fütterer, 2018; Behrooz et al., 2018]. Ein Vorteil der PID Regler ist deren einfache Anwendung und Implementierung, jedoch erfordern die Regler zur Erreichung einer hohen Regelgüte meist ein aufwändiges Einstellen [Åström und Hägglund, 1995; Fütterer, 2018; Stegemerten et al., 2023]. Ein unzureichend eingestellter Regler kann zu sehr tragem oder schwingendem Verhalten führen und insbesondere in Wechselwirkung mit anderen Regelkreisen die Energieeffizienz reduzieren [Song et al., 2015]. Des Weiteren sind Heizkurven in der Gebäudetechnik weit verbreitet, bei denen Sollwerte auf Basis von z. B. Außentemperaturen berechnet und an unterlagerte Regler übergeben werden [Privara et al., 2013]. Die klassischen Verfahren können bei entsprechender Einstellung zur effizienten Regelung von „Single Input, Single Output“ (SISO) Systemen genutzt werden [Perera et al., 2014], stoßen jedoch bei nichtlinearen und stark gekoppelten „Multiple Input, Multiple Output“ (MIMO) Systemen an ihre Grenzen [Dounis und Caraiscos, 2009; Afram und Janabi-Sharifi, 2014b].

Höhere Regelungsalgorithmen

Zur effizienten Regelung komplexer Energiesysteme rücken seit einigen Jahren vermehrt höhere Regelungsalgorithmen in den Fokus der Forschung [Dounis und Caraiscos, 2009; Belic et al., 2015; Buffa et al., 2021]. Die höheren Regelungsalgorithmen lassen sich in Hard Control, intelligente Regelung (oder Soft Control) und hybride Strategien unterteilen [Naidu und Rieger, 2011; Afram und Janabi-Sharifi, 2014b; Behrooz et al., 2018].

Die Hard Control Strategien beinhalten z. B. die optimale Steuerung, die modellprädiktive Regelung (MPR) und die adaptive Regelung. Bei der optimalen Steuerung werden Sollwerte und Fahrpläne auf Basis eines Optimierungsproblems (optimales Kontrollproblem) für einen definierten Zeitraum berechnet, um optimale Betriebsweise zu ermitteln. Vorteil der optimalen Steuerung ist die Anwendbarkeit auf MIMO Systeme, die gleichzeitige Betrachtung mehrerer Ziele und das explizite Berücksichtigen von Randbedingungen [Afram und Janabi-Sharifi, 2014b]. Für die optimale Steuerung werden geeignete mathematische Modelle des zu steuernden Systems benötigt, welche aufwendig zu erstellen sind [Perera et al., 2014; Behrooz et al., 2018]. Bei der MPR wird wieder-

holt ein optimales Kontrollproblem gelöst und für jede Berechnung der vergangene und momentane Zustand des Systems sowie Vorhersagen der Störgrößen als Eingangsgrößen verwendet. Im Gegensatz zur optimalen Steuerung erhält die MPR ein Feedback vom System und kann sowohl als übergeordnete wie auch lokale Regelung verwendet werden [Afram und Janabi-Sharifi, 2014b]. Die MPR eignet sich aufgrund der Vorhersage des Systemverhaltens insbesondere für Systeme mit hohen thermischen Massen, trägem Verhalten und hohen internen und externen Gewinnen [Kavgic et al., 2015]. Die adaptive Regelung umfasst Methoden, welche Reglerparameter im laufenden Betrieb kontinuierlich anzupassen, um eine hohe Regelgüte bei sich zeitlich ändernden oder unbekanntem Systemverhalten zu erreichen [Landau et al., 2011]. Methoden, die Regler im laufenden Betrieb adaptieren, sind generell vorteilhaft [Killingsworth und Krstic, 2006]. Adaptive Regler erfordern eine aufwendige Auslegung und Implementierung, führen aber zu einer verbesserten Regelgüte und Stabilität [Perera et al., 2014].

Die intelligente Regelung (Soft Control) umfasst Strategien, die stochastische und modellfreie Lösungsverfahren verwenden und an die menschliche Denkweise angelehnt sind [Dote und Ovaska, 2001]. Hierunter können Methoden wie die Fuzzy-Logik, das Reinforcement Learning (RL) und Regelungen, welche auf künstlichen neuronalen Netzwerken (KNN) basieren, zugeordnet werden. Die Fuzzylogik ist dem menschlichen Sprachmodell nachempfunden und dient im Gegensatz zur Booleschen Logik zur unscharfen Beschreibung von Systemen [Behrooz et al., 2018; Anastasiadi und Dounis, 2018]. Ziel beim RL ist das Erlernen einer optimalen Regelungsvorschrift auf Basis von Interaktion und Systemfeedback [Kiumarsi et al., 2018] und findet seit den letzten Jahren eine steigende Beachtung in der Forschung [Schreiber et al., 2021; Sierla et al., 2022]. Eine Herausforderung bei der Anwendung sind die Systemträgheiten und vielen Stellgrößen in Gebäuden, welche zu langen Trainingsdauern führen [Sierla et al., 2022]. KNNs können nichtlineare Zusammenhänge abbilden [Ghiassi und Saidane, 2005] und werden verwendet, um das Verhalten von Systemen sowie Reglern zu erlernen [Drgoňa et al., 2018; Munoz et al., 2023]. Nachteil der KNNs sind die großen Datenmengen, welche für den Lernprozess benötigt werden.

Die hybriden Regler sind eine Mischung verschiedener Regelungsansätze, um die Vorteile einzelner Konzepte zu kombinieren [Dounis und Caraiscos, 2009; Behrooz et al., 2018; Azuatalam et al., 2020]. Beispielsweise werden Fuzzy Logik mit PI-Reglern [Lianzhong und Zaheeruddin, 2007] oder modellprädiktiven Reglern [Killian und Kozek, 2016; Schraven et al., 2023] kombiniert sowie adaptive PID-Regelungen [Homod et al., 2010], RL-basierte MPR [Arroyo et al., 2022a] und KNN-basierte MPR [Stoffel et al., 2023b] zur Raumtemperaturregelung angewendet.

2.1.2 Effizienzpotentiale und Bewertung fortschrittlicher Gebäudeautomation

Energieeinsparpotentiale lassen sich im Gebäudebestand bereits durch einen fehlerfreien Betrieb und verbesserte Einstellung klassischer Regelungsansätze realisieren [Treado und Chen, 2013; Aghe-mo et al., 2013; Fütterer, 2018; Kong et al., 2022; Cai et al., 2023]. Fernandez et al. [2018] ermitteln si-

mulativ für neun Gebäudetypen ein durchschnittliches Einsparpotential von 29 % für Maßnahmen wie Nachtabsenkungen, Anpassung von Heizkurven und Reduktion von Zuluftvolumenströmen.

Im Vergleich zu klassischen Reglern ermöglichen höhere Regelungsansätze eine weitere Reduktion des Energieverbrauchs von Gebäuden [Dounis und Carascos, 2009; Afram und Janabi-Sharifi, 2014a; Behrooz et al., 2018]. Beispielsweise sind Energie- oder Kosteneinsparungen von 6 bis 66 % durch höhere Regelungsalgorithmen, insbesondere durch modellprädiktive Regelungsverfahren, erreichbar [Wimmer, 2005; Gyalistras et al., 2010; Aghemo et al., 2013; Schmelas et al., 2016; Naylor et al., 2018; Sangi, 2018; Azuatalam et al., 2020; Wang und Hong, 2020; Ceccolini und Sangi, 2022]. Als Referenzregler zur Berechnung der relativen Energie- oder Kostenreduktion dienen meist klassische Regelungsansätze. Es wird jedoch kaum im Detail auf die Regelungsstrategien und deren Einstellung eingegangen, weshalb unklar ist, ob das hohe Einsparpotential nicht teils auf Fehler oder unzureichende Einstellung der Referenzregelung zurückzuführen ist [Ceccolini und Sangi, 2022].

Den Einfluss der Referenz wird beispielsweise in Salisbury et al. [2013] aufgezeigt, bei der eine MPR zu Kosteneinsparungen von 28,5 % gegenüber einer Referenzregelung führt, jedoch zwei weitere regelbasierte Strategien ebenfalls Einsparungen von 17,4 % und 24,3 % erreichen. Ebenfalls wird in [Bengea et al., 2014] durch die Verbesserung einer regelbasierten Strategie ähnlich hohe Energieeinsparungen wie durch eine MPR erzielt. Im Gegensatz dazu vergleichen Arroyo et al. [2022b] eine MPR und zwei RL-Regler mit einem, nach den Autoren, gut eingestellten PI-basierten Referenzregler. Die MPR erreicht eine Kostenreduktion von 27,2 %, jedoch führen die RL-Regler teils zu einer geringeren Performance als die PI-basierte Referenzregelung.

Generell weisen die in der Literatur untersuchten (höheren) Regelungsansätze, wie oben beschrieben, große Einsparpotentiale auf. Kritisch zu betrachten sind generell die Höhe der ermittelten Einsparpotentiale. Die mögliche Kosten- oder Energiereduktionen sind stark vom verwendeten Testsystem und der Referenzregelung abhängig. Durch die Anwendung auf einfache Gebäudesysteme und Verwendung ungenügend eingestellte Vergleichsregelung werden die Potentiale oftmals überschätzt [Zhan und Chong, 2021; Vandebogaerde et al., 2023]. Für eine realistische Bewertung höherer Regelungsalgorithmen sind Systeme mit genügend Komplexität sowie fehlerfreie und gut eingestellte Referenzregelungen notwendig.

Zur vergleichbaren Bewertung von Reglern wurden in den letzten Jahren verschiedene Simulations-Frameworks wie SIMBAD [Husaunndee et al., 1997], BCVTB [Wetter, 2011] oder OpenBuild [Gorecki et al., 2015] entwickelt. Ein neueres Projekt zum Testen von Regelungsalgorithmen ist dabei der BOPTEST (Building Optimization Performance Test) [Blum et al., 2021]. Das Framework bietet eine Sammlung von Referenzfällen an, welche auf dynamischen Simulationsmodellen basieren und Schnittstellen für Regler enthalten. Das Framework erhöht die Vergleichbarkeit verschiedener Regelungsansätze, allerdings mangelt es an komplexeren und realitätsnahen Referenzfällen.

Die MPR ist in den letzten Jahrzehnten vermehrt in den Fokus der Forschung gerückt [Behrooz et al., 2018; Drgoña et al., 2020; Mariano-Hernández et al., 2021] und wird im Vergleich der höheren

Regelungsstrategien als eine der aussichtsreichsten Methoden für die energieeffiziente Regelung von Gebäuden angesehen [Maddalena et al., 2020; Arroyo et al., 2022b; Stoffel et al., 2023b]. Im folgenden Kapitel wird auf die Funktionsweise der MPR sowie auf die Herausforderungen für die Anwendung in der Praxis eingegangen.

2.2 Modellprädiktive Regelung

Die MPR ist ein höheres Regelungsverfahren für lineare, nichtlineare, kontinuierliche und diskrete Systeme und ist in der Prozessindustrie weit verbreitet [Rawlings, 2000; Qin und Badgwell, 2003; Forbes et al., 2015].

In Abbildung 2.3 ist das Prinzip der MPR schematisch dargestellt. Grundsätzlich wird wiederholt ein Optimierungsproblem gelöst, um die optimale Steuerfolge u für einen Vorhersagehorizont N zu ermitteln. Das Ziel ist es, eine Kostenfunktion $J(u)$ zu minimieren und gleichzeitig gegebene Beschränkungen u_{\min} und u_{\max} für die Steuerfolge u und Beschränkungen x_{\min} und x_{\max} für die Zustandsvariablen x einzuhalten. Die Zustandsvariablen werden dabei auf Basis eines dynamischen Modells der Regelstrecke sowie der Vorhersage von Störgrößen (wie Wettervorhersage) in Abhängigkeit der Steuerfolge für den Vorhersagehorizont berechnet. Der Stellhorizont N_s , über den sich die Steuerfolge ändert, kann dabei kürzer als der Vorhersagehorizont gewählt werden. Nach der Lösung des Optimierungsproblems wird der erste Wert der ermittelten Steuerfolge zur Regelung des Systems verwendet und die Optimierung für einen auf den Zeitschritt $k+1$ verschobenen Zeithorizont wiederholt.

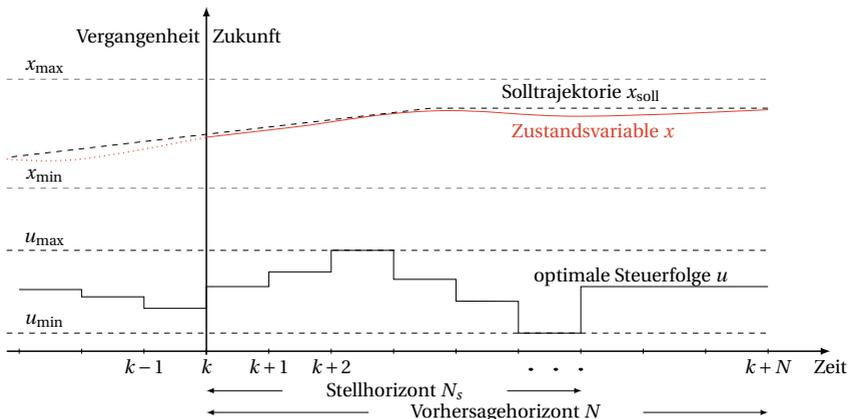


Abbildung 2.3: Illustration des MPR Algorithmus (nach [Dittmar und Pfeiffer, 2006]): die optimale Steuerfolge u wird auf Basis vergangener und präzidiertener Zustände und der Solltrajektorie x_{soll} berechnet.

Die Kostenfunktion J beinhaltet meist die Regeldifferenz zu einer Solltrajektorie sowie die Stellaktivität der Steuerfolge [Drgoña et al., 2020]. Werden außerdem der Energieverbrauch oder die Kosten betrachtet, wird von einer ökonomischen MPR gesprochen [Salsbury et al., 2013].

Neben der Systemmodellierung und der Wahl einer Kostenfunktion müssen Einstellparameter für die MPR gewählt werden. Ein wesentlicher Einstellparameter ist der Vorhersagehorizont, der bestimmt, wie weit das zukünftige Verhalten berechnet wird [Böhn et al., 2021]. Generell sollte der Vorhersagehorizont lang genug sein, um die Systemdynamik abzubilden. Jedoch führen längere Horizonte (durch höherer Anzahl an Zeitschritten) zu größeren Berechnungszeiten [Alhajeri und Soroush, 2020]. Des Weiteren müssen Gewichtungsfaktoren in der Kostenfunktion eingestellt werden, um einen Kompromiss zwischen Stellgeschwindigkeit, Regelgüte und ökonomischen Zielen zu bilden. Hierfür existieren in der Literatur verschiedene Einstellregeln und optimierungsbasierte Ansätze [Alhajeri und Soroush, 2020]. Das Einstellen der MPR ist generell herausfordernd [Qin und Badgwell, 2003; Forbes et al., 2015].

Obwohl die MPR hohe Einsparungen ermöglicht (siehe Kap. 2.1.2), wird sie bisher kaum in der Praxis im Gebäudesektor verwendet. Die Anwendungen der MPR beschränken sich hauptsächlich auf simulative Forschungsarbeiten, wenngleich ebenfalls praktische Umsetzungen untersucht werden [Serale et al., 2018; Drgoña et al., 2020]. Z. B. stellen Ma et al. [2012] eine MPR mit ökonomischer Kostenfunktion für die Managementebene vor, welche in einer Simulation den Energieverbrauch um bis zu 25 % gegenüber einer regelbasierten Regelung reduziert. In Ma et al. [2014] wird der Algorithmus an einem realen Gebäude demonstriert. Das Einsparpotential wird nicht quantifiziert und teils werden die Komfortgrenzen über- und unterschritten, was die Autoren auf Modellabweichungen sowie auf unzureichend eingestellte Regler auf Automationsebene zurückführen. Joe und Karava [2019] entwickeln eine MPR für einen Büroraum mit Fußbodenheizung, welche zum Heizen als auch zum Kühlen verwendet werden kann. Die MPR wird sowohl simulativ als auch experimentell untersucht. Die Ergebnisse zeigen die generelle Umsetzbarkeit sowie Realisierung der Einsparpotentiale in der Praxis. Eine reale Anwendung zur Regelung eines Gebäudeenergiesystems wird in [Sangi et al., 2019] demonstriert, bei der ein Wärmeübertragungssystem mit einem Ventil und einer Pumpe unter Verwendung einer exergiebasierten Zielfunktion geregelt wird. Die Anwendbarkeit der MPR in der Praxis wird darüber hinaus von Sturzenegger et al. [2015] untersucht. Hierbei wird eine MPR in einem Bürogebäude umgesetzt und die Kosten für die Implementierung der MPR, der Hardware und der Wartung abgeschätzt und mit den erzielbaren Kosteneinsparungen verglichen. Aus den Ergebnissen schließen die Autoren, dass die Investitionen für die MPR zu hoch sind, um ihre Anwendung zu rechtfertigen. Als Hauptproblem sehen die Autoren den hohen Aufwand für die Modellerstellung und die mangelnde Erfahrung mit der MPR in der Gebäudeautomationsbranche. Blum et al. [2022] stellen die Herausforderungen für die praktische Implementierung der MPR anhand eines Feldtests zusammen. Die MPR ermöglicht Einsparungen von 40 % beim Betrieb eines Bürogebäudes in einer zweimonatigen Testperiode. Die Vorbereitungen, Modellerstellung und Implementierung erfordern jedoch trotz der Verwendung zuvor entwickelter Toolchains einen Entwicklungsaufwand von über 200 Personentagen.

Die Herausforderungen und Hindernisse für die Anwendung der MPR im Gebäudesektor können nach [Killian und Kozek, 2016; Serale et al., 2018; Drgoña et al., 2020] folgendermaßen zusammengefasst werden:

- Die größte Herausforderung ist die Entwicklung eines geeigneten Modells, was in der Regel auch der zeitaufwendigste Teil der Entwicklung einer MPR ist [Morari und H. Lee, 1999; Cigler et al., 2013a; Prívarva et al., 2013; Blum et al., 2022]. Die Modellqualität ist entscheidend für die Funktionalität der MPR [Blum et al., 2019]. Zudem sind berechnungseffiziente Modelle erforderlich [Drgoña et al., 2020].
- Bei der MPR müssen der Vorhersage- und Stellhorizont N , die Zeitschrittweite t_s und die Gewichte der Kostenfunktion eingestellt werden, was zeitaufwendig ist und Expertenwissen bedarf [Qin und Badgwell, 2003; Forbes et al., 2015]. Eine schlechte Auswahl der Parameter kann zu einer geringen Regelgüte führen [Cigler et al., 2013b]. Nach Forbes et al. [2015] existieren keine automatischen Einstellmethoden, um die Parameter im laufenden Betrieb einzustellen bzw. anzupassen. Ebenfalls besteht Forschungsbedarf bei der Auswahl eines geeigneten Vorhersage- und Stellhorizonts [Gholamzadehmir et al., 2020]. Die Einstellung der MPR wird in den Übersichtsarbeiten [Qin und Badgwell, 2003; Afram und Janabi-Sharifi, 2014b; Thieblemont et al., 2017; Serale et al., 2018; Drgoña et al., 2020] nur oberflächlich beschrieben (hauptsächlich Vorschläge für Vorhersagehorizont) und es wird nicht genauer auf das Tuning der Gewichte und der Zielfunktion eingegangen.
- Es fehlen geeignete Tools, die den Implementierungsaufwand reduzieren [Drgoña et al., 2020; Yao und Shekhar, 2021]. Für die Modellerstellung existieren zwar verschiedene Softwarelösungen wie Modelica, TRNSYS oder EnergyPlus, welche ein benutzerfreundliches Modellieren ermöglichen sowie Toolboxen für die Parametrierung [Jiménez et al., 2008; Gorecki et al., 2015; Kircher und Zhang, 2016; de Coninck et al., 2016; Jorissen, 2018; Blum und Wetter, 2017; Arendt et al., 2019]. Diese Art der Modelle sind auf Simulationen ausgelegt und aufgrund der komplexen, nicht-linearen und diskret-kontinuierlichen Probleme wenig für Optimierungen geeignet [Cigler et al., 2013a]. Zudem beschränken sich viele der Tools auf die Modellierung der Gebäudehülle und vernachlässigen das Energiesystem.
- Es mangelt an Methoden zur Plug-and-Play Implementierung und Anpassung an veränderte Betriebsbedingungen. Abweichungen zwischen Modell und System führen zu einer verringerten Regelgüte bzw. dauerhafter Regelabweichung [Badwe et al., 2009]. Für eine einfache Implementierung und einen robusten Betrieb muss sich die MPR automatisch an das Systemverhalten anpassen können [Morari und H. Lee, 1999]. Nach Zeng und Barooah [2021] ist die fehlende Autonomie bzw. das notwendige Einstellen das größte Hindernis bei der Überführung der MPR in die Praxis. Eine Lösung hierfür sind adaptive Regler, die sich selbständig einstellen und sich an änderndes Betriebsverhalten anpassen.
- Es existieren keine bzw. kaum Produktserien gesamter Gebäude wie in der Automobil- oder Luftfahrtindustrie [Drgoña et al., 2020]. Ein aufwendiges Entwickeln und Testen ist aufgrund

des Unikatcharakters und der fehlenden Skalierbarkeit und der daraus resultierenden Kosten im Gebäudereich nicht umsetzbar [Qin und Badgwell, 2003; Sturzenegger et al., 2015].

- Es fehlen Fachkräfte zur Implementierung und Inbetriebnahme der MPR [Killian und Kozek, 2016]. Durch eine automatisierte Modellerstellung und Einstellung in Verbindung mit Tools zur Implementierung kann der benötigte Implementierungsaufwand und Expertenwissen reduziert werden.
- Für die Anwendbarkeit der MPR muss eine leistungsfähige Hardware zur Ausführung der Optimierungsalgorithmen und eine Kommunikationsinfrastruktur zur Erfassung aller relevanten Sensordaten sowie Senden von Stellbefehlen vorhanden sein [Drgoňa et al., 2020]. Die Datenanbindung und Installation der MPR kann, analog zur Modellentwicklung, sehr aufwendig sein [Blum et al., 2022].

Die geeignete Modellierung des zu regelnden Systems ist die zentrale Aufgabe bei der Entwicklung der MPR. Im Folgenden werden verschiedene Modellarten für die MPR vorgestellt.

2.2.1 Modellarten für die modellprädiktive Regelung

Die Modellierung der Regelstrecke ist der aufwendigste Teil bei der Entwicklung der MPR [Prívará et al., 2013]. Das Modell ist essentiell für die Vorhersage des Systemverhaltens. Eine ungenaue Modellierung des Systemverhaltens führt zu einer ineffizienten Regelung [Blum et al., 2019]. Andererseits darf die Modellkomplexität nicht zu hoch werden, damit das Optimierungsproblem in Echtzeit lösbar ist.

Grundlegend lassen sich Modelle in White-Box, Gray-Box und Black-Box Modelle einteilen [Afroz et al., 2018] (siehe Abb. 2.4).

White-Box (physikalische Gleichungen)	Gray-Box (physikalische Gleichungen + datenbasierte Parameter)	Black-Box (rein datengetrieben)
--	--	---

Abbildung 2.4: Modellarten.

White-Box Modelle basieren auf physikalischen Gleichungen und beschreiben das Systemverhalten detailliert [Afroz et al., 2018]. Für die Modellierung werden meist viele Parameter wie Geometrien und Materialeigenschaften benötigt, sodass die Parametrierung aufwendig ist [Gao et al., 2019]. Die Parametrierung weist außerdem ein hohes Fehlerpotential durch die Verwendung von falschen oder ungenauen Planungsdaten auf [Drgoňa et al., 2020]. Durch die Verwendung von detaillierten physikalischen Gleichungen werden die Modelle zudem meist komplex und führen somit zu rechenintensiven Optimierungen [Drgoňa et al., 2020].

Black-Box Modelle sind rein datenbasiert und berücksichtigen vor dem Trainingsprozess kein direktes Systemwissen [Afram und Janabi-Sharifi, 2014a]. Die Vorteile von Black-Box Modellen sind der entfallende Modellierungsaufwand und die hohe erzielbare Modellgüte [Afram und Janabi-Sharifi, 2015]. Black-Box Modelle benötigen eine große Menge an Daten, welche in der Regel mit zeitaufwendigen Anregungsversuchen erstellt werden und anschließend einen Aufbereitungsprozess durchlaufen müssen [Afroz et al., 2018; Stoffel et al., 2023b]. Zudem sind die Black-Box Modelle unzuverlässig für Betriebszustände, die außerhalb der Trainingsdaten liegen und es mangelt an interpretierbaren Verhalten [Afram und Janabi-Sharifi, 2014b; Balali et al., 2023; Stoffel et al., 2023a]. Hierdurch können Daten aus dem normalen Betrieb unzureichend für das Training sein, wodurch zusätzliche Anregungsversuche zur Systemidentifikation notwendig werden [Prívvara et al., 2013].

Gray-Box Modelle basieren auf grundlegenden physikalischen Zusammenhängen sowie mit Daten zu kalibrierenden Parametern. Gray-Box Modelle verbinden die Vorteile von White und Black-Box Modellen und sind nach [Saberí Derakhtenjani et al., 2015; Afroz et al., 2018; Drgoña et al., 2020] am besten für Regelungs- und Optimierungsprobleme geeignet. Durch die Berücksichtigung von Messdaten ermöglichen Gray-Box Modelle eine genauere Abbildung des Systemverhaltens als rein physikbasierte Modelle, führen aber zu zuverlässigeren Ergebnissen für Betriebsbereiche außerhalb der Trainingsdaten als Black-Box Modelle [Cigler et al., 2013a; Afroz et al., 2018]. Zusätzlich werden weniger Daten als für das Training von Black-Box Modellen benötigt [Arendt et al., 2018]. Nach Arendt et al. [2018] können Black-Box Modelle zu einer exakteren Modellierung führen, jedoch empfehlen die Autoren Gray-Box Modelle aufgrund der höheren Zuverlässigkeit. Insbesondere für den Betrieb in der Praxis ist ein nachvollziehbarer und sicherer Betrieb unabdingbar.

Dadurch, dass Gray-Box Modelle das grundsätzliche Verhalten eines Systems beinhalten und das genaue Verhalten mittels Daten erlernen, lassen sich einmal entwickelte Modelle für ähnliche Systeme wiederverwenden [Reynders et al., 2014]. Hierdurch kann die zu modellierende Anzahl unterschiedlicher Gray-Box Modelle und somit der gesamte Modellierungsaufwand reduziert werden [Reynders et al., 2014; Drgoña et al., 2020].

Wird das Modell kontinuierlich an Messdaten angepasst, handelt es sich um eine adaptive MPR, welche im folgenden Kapitel vorgestellt wird.

2.2.2 Adaptive modellprädiktive Regelung

Adaptive Regler bezeichnen generell Verfahren, die sich an ein änderndes Systemverhalten anpassen. Die ersten Entwicklungen für adaptive Regelungsansätze fanden in den 80er und 90er Jahren statt [Qin und Badgwell, 2003; Barkana, 2016]. Adaptive Regelungskonzepte für klassische Regelungsverfahren wurden dabei in den letzten Jahrzehnten weitreichend untersucht [Benosman, 2018].

Die Adaptionsverfahren lassen sich in modellbasierte, welche auf einem mathematischen Modell der Regelstrecke bzw. Systemwissen basieren und modellfreie Methoden, welche nur aufgenom-

mene Daten berücksichtigen, unterteilen [Benosman, 2018]. Bei einer adaptiven MPR (AMPR) werden die Parameter des Modells regelmäßig an sich änderndes Systemverhalten angepasst. Hierfür eignen sich sowohl Gray-Box Modelle (modellbasierte Methoden), deren Parameter adaptiert werden, als auch Black-Box Modelle (modellfreie Methoden), die mit neuen oder erweiterten Datensätzen regelmäßig neu trainiert werden [Benosman, 2018]. Generell eignet sich die adaptive MPR für nicht-lineare Systeme, hohe Dynamiken und ungewisse Parameter [Yang et al., 2019a; Behrooz et al., 2018]. Nach [Qin und Badgwell, 2003; Gholamzadehmir et al., 2020] besteht ein großer Bedarf in der Industrie für die adaptive MPR, jedoch existieren kaum kommerzielle Lösungen. In den letzten Jahren werden insbesondere modellfreie Methoden untersucht [Wang und Hong, 2020]. Die modellbasierte Adaption für MPR hat jedoch wenig Aufmerksamkeit bekommen und bedarf weiterer Forschung zur Untersuchung der Anwendbarkeit [Mayne, 2014; Gholamzadehmir et al., 2020].

Für die Bestimmung unbekannter Parameter von (Gray-Box) Modellen werden Schätzer verwendet, welche sich in Parameter- oder Zustandsschätzer unterteilen lassen, wobei einige Methoden gleichzeitig Parameter und Zustände schätzen können [Afshari et al., 2017]. Zustandsschätzer, auch Filter genannt, dienen zum Filtern von Messrauschen und zur Bestimmung nicht messbarer Zustände. Parameterschätzer zielen darauf ab, unbekannte Modellparameter zu bestimmen.

Die Methoden zur Zustands- und Parameterschätzung lassen sich in rekursive Methoden und optimierungsbasierte Methoden einteilen [Alexander et al., 2020]. Rekursive Methoden sind beispielsweise das Kalman Filter (KF) [Kalman, 1960] zur Zustandsschätzung linearer Systeme, das Extended Kalmanfilter (EKF) [Rawlings und Mayne, 2009] und Unscented Kalman Filter [Julier und Uhlmann, 2004] sowie die Recursive Least Squares (RLS) Methode. Das EKF ist der am weitestverbreitetste Zustandsschätzer für nicht-lineare Systeme, jedoch schwierig zu implementieren und einzustellen [Rawlings und Mayne, 2009]. Zudem bestimmen das KF und EKF rekursiv auf Basis der letzten Messung die Zustände bzw. Parameter, wodurch weiter in der Vergangenheit liegende Messungen nicht direkt berücksichtigt werden (sog. Short Horizon Syndrom) [Rawlings und Mayne, 2009]. Der RLS Algorithmus kann zur Bestimmung von Parametern mit linearer Abhängigkeit verwendet werden [Zhang und Shi, 2020].

Die Moving Horizon Estimation (MHE) ist eine modernere, optimierungsbasierte Methode zur Schätzung von Zuständen und Parametern, bei der ein Optimierungsproblem wiederholt gelöst wird [Rao und Rawlings, 2002]. Ziel der Optimierung ist die Minimierung zwischen den berechneten und gemessenen Zustands- bzw. Ausgangsvariablen für einen vergangenen Zeithorizont. Die Länge des Zeithorizonts bleibt konstant und der Horizont verschiebt sich für jeden Zeitschritt (analog zur MPR). Gegenüber anderen Methoden kann die MHE explizit Beschränkungen berücksichtigen, sodass Variablen und Parameter in physikalischen Größenordnungen gehalten werden können [Copp und Hespanha, 2014]. Die MHE führt insbesondere für nicht-lineare Systeme zu besseren Schätzungen als Kalman-Filter-basierte Methoden [Rawlings und Mayne, 2009; Kühl et al., 2011]. Des Weiteren ist die MHE für nicht-lineare Systeme zur gleichzeitigen Schätzung von Zuständen und Parametern geeignet. Ein Nachteil der MHE gegenüber den rekursiven Methoden ist

der höhere Berechnungsaufwand [Alexander et al., 2020].

Anwendungen der adaptiven MPR mit Parameterschätzern sind u. a. in der Prozessindustrie [Bernardi et al., 2021; Kim et al.], zur Fahrzeugnavigation [Backman et al., 2012], mechatronische Systeme [Vukov et al., 2015; Chikasha und Dube, 2017; Abdollahi und Chowdhary, 2019] oder für elektrische Speichersysteme [Hou et al., 2019] zu finden.

Im Gegensatz zur Prozessregelung finden adaptive Verfahren für die modellprädiktive Regelung im Gebäudesektor vergleichsweise wenig Aufmerksamkeit [Hou et al., 2019; Gholamzadehmir et al., 2020; Yao und Shekhar, 2021]. Ein regelbasierter Adaptionsmechanismus wird beispielsweise von Lympelopoulos und Ioannou [2019] zur Raumtemperaturregelung entwickelt. Ziel ist das Anpassen von U-Werten, um die dauerhafte Regelabweichung zu reduzieren, welche aufgrund von Parameterunsicherheiten auftreten kann. Ebenfalls verwenden Adegbenro et al. [2021] eine adaptive Regelung unter Verwendung des RLS-Algorithmus für Heiz- und Lüftungssysteme. Ziel der Regelung ist dabei ein netzdienliches Lastmanagement, um Leistungsspitzen beim Energiebedarf zu glätten. Eine adaptive MPR wird von Bianchi [2006] zur Regelung eines Wärmepumpensystems unter der Verwendung eines EKF und RLS-Algorithmus entwickelt. Die MPR ermittelt dabei den Wärmebedarf des Gebäudes und übergibt diesen an einen Zweipunkt-Regler, der die Wärmepumpe schaltet. Die Parameterschätzer bestimmen dabei Parameter eines Hausmodells zweiter Ordnung. Lv et al. [2021] untersuchen simulativ eine adaptive MPR für die Beheizung und Belüftung eines Bahnhofs und verwenden ein Widerstands-Kapazitäten-Modell, welches wöchentlich offline neu kalibriert wird. Die adaptive MPR führt im Vergleich mit einer MPR ohne Adaption zu Energieeinsparungen von 11,5 % bei gleichzeitig gesteigertem Komfort. Analog verwenden Zeng und Barooah [2021] einen adaptiven, prädiktiven Regler für den Langzeitbetrieb für Gebäude. Das Modell wird dabei ebenfalls periodisch neu kalibriert, um ein manuelles Einstellen über die Lebensdauer des Gebäudes zu vermeiden. Bei der Initialisierung der MPR ist jedoch die Einstellung verschiedener Hyperparameter notwendig. Zur Reduzierung des Einstellaufwands stellen Junghans und Woo [2021] eine „Plug-and-Play“ MPR für die Raumtemperaturregelung vor. Die Modellparameter werden dabei mit einem genetischen Algorithmus unter Minimierung des mittleren quadratischen Fehlers nach einem Zeitraum von 10 Tagen angepasst. Darüber hinaus wird ein regelbasierter Filter zur Parameteranpassung verwendet. Die MPR wird lediglich an einem Beispielgebäude angewendet, sodass keine Aussage zur Übertragbarkeit der Modelle gemacht werden kann. Um schon zu Beginn bzw. vor der ersten Kalibrierung einen akzeptablen Komfort sicherzustellen, entwickeln Tanaskovic et al. [2017] eine robuste, adaptive MPR für die Raumtemperaturregelung. Im Vergleich mit einer adaptiven MPR mit RLS-Algorithmus führt die robuste MPR zu einer besseren Einhaltung der Komfortgrenzen innerhalb der ersten Woche, jedoch parallel zu einem höheren Energiebedarf. Yang et al. [2019a] vergleichen ebenfalls eine MPR, adaptive MPR und adaptive, robuste MPR und erzielen ähnliche Ergebnisse.

Insgesamt zeigen die Studien das Potential adaptiver Regelungen zur Anpassung an sich änderndes Systemverhalten auf. Die Anwendungen basieren größtenteils auf der Kalibrierung von linearen

Widerstands-Kapazitäten-Modellen für thermische Zonen. Technische Anlagen werden hingegen kaum betrachtet. Durch die Kalibrierung werden die Modelle auf typgleiche Systeme anwendbar, eine Übertragbarkeit auf ähnliche Systeme wird jedoch nicht untersucht. Zudem beschränken sich die Studien auf die Modellkalibrierung und vernachlässigen das Einstellen der MPR (Zeithorizont und Gewichte) und den zusätzlichen Einstellaufwand des Parameterschätzers.

Des Weiteren stehen größtenteils einfache Systeme geringer Komplexität im Fokus der Untersuchungen. Die Anwendung adaptiver MPR im gesamten Gebäude erfordert daher Methoden zur Regelung großskaliger Systeme.

2.3 Regelungsansätze für großskalige Systeme

Eine generelle Herausforderung für die Anwendung von höheren Regelungsstrategien sind großskalige Systeme, wie sie insbesondere in Nichtwohngebäuden vorkommen. Zentrale modellprädiktive Regelungen führen zu einer monolithischen und unflexiblen Regelungssoftware [Venkat et al., 2006] deren Entwicklung zeitaufwändig und fehleranfällig ist [Prívora et al., 2013]. Eine zentrale MPR hat nach Forbes et al. [2015] insbesondere folgende Schwächen:

- Die Überwachung und Wartung einer zentralen MPR ist aufwändig.
- Bei abweichenden Verhalten des Modells vom realen System sind inkorrekte Parameter und Modellgleichungen schwer zu identifizieren.
- Falls die zentrale Regelung ausfällt, wird das gesamte System nicht mehr geregelt.

Um die oben genannten Probleme zu lösen, werden seit einigen Jahren dezentrale Regelungsansätze entwickelt [Scattolini, 2009]. Hierbei wird das Gesamtsystem in Subsysteme unterteilt, welche jeweils von einer eigenständigen Regelung geregelt werden. Die Subsysteme sind dabei durch sogenannte Kopplungsvariablen, wie Temperaturen oder Massenströme, miteinander verbunden und kommunizieren Messwerte und Stellgrößen mit den Reglern (siehe Abbildung 2.5).

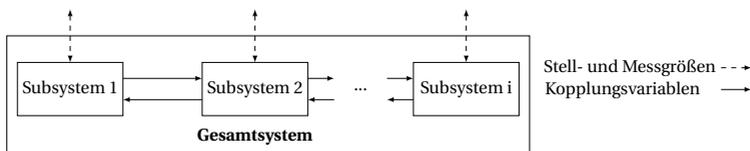


Abbildung 2.5: Aufteilung des Gesamtsystems in Subsysteme.

2.3.1 Regelungsarchitekturen

Die nicht-zentralen Regelungsarchitektur lassen sich in dezentrale, verteilte und hierarchische Architekturen einteilen [Scattolini, 2009].

Dezentrale Regelung

Die meisten industriellen Systeme werden, wie in Abbildung 2.6a dargestellt, durch voneinander unabhängige lokale Regler für jedes Subsystem betrieben [Scattolini, 2009]. Dieser Ansatz wird dezentrale Regelung genannt und ist durch die unabhängige und individuelle Reglerauslegung für jedes Subsystem einfach umzusetzen. Ein Nachteil ist, dass die Interaktionen der sich gegenseitig beeinflussenden Subsysteme nicht von den Reglern berücksichtigt werden. Die dezentrale Regelung bietet sich daher für Systeme mit geringen Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Teilsystemen an [Scattolini, 2009; Rawlings und Mayne, 2009].

Verteilte Regelung

Bei der verteilten Regelung (engl. Distributed Control) löst jeder Regler ein lokales Regelungsproblem und kommuniziert mit anderen Reglern, um ein globales Optimierungsproblem zu lösen (siehe Abb. 2.6b). Zu jedem Zeitschritt werden Informationen über die zukünftigen Zustände, Stellgrößenverläufe sowie Ein- und Ausgänge eines Subsystems mit den anderen Reglern ausgetauscht [Scattolini, 2009]. Hierbei können mehrere Iterationen für jeden Zeitschritt notwendig sein, damit zwischen den einzelnen Reglern ein Konsens über die auszuführenden Stellgrößenverläufe bzw. eine optimale Lösung gefunden wird [Drgoña et al., 2020].

Im Gebäudebereich verwenden beispielsweise Elliott und Rasmussen [2015] eine direkte Kommunikation mit benachbarten Subsystemen, wobei die Kommunikation unidirektional entsprechend des Energieflusses von einem vorgelagerten zu einem nachgelagerten Subsystem gerichtet ist. Die Funktionsfähigkeit der Methode wird an einem Beispielsystem bestehend aus drei Räumen mit Radiator und einer Wärmepumpe erprobt. Analoge Ansätze werden zur Regelung von RLT-Anlagen [Baranski et al., 2019], hydraulische Speichersysteme [Jalal und Rasmussen, 2017], solarthermische Systeme [Scherer et al., 2014] oder Gebäude mit EV-Ladestationen [Wald et al., 2022] untersucht. Ein Nachteil der unidirektionalen Kommunikation kann jedoch bei stark vermaschten Systemen auftreten, bei denen die Übertragungsrichtung der Kopplungsvariablen nicht eindeutig bzw. gleichbleibend ist. Des Weiteren verwenden Killian und Kozek [2016] eine kooperative, verteilte MPR auf Basis von Fuzzy Logik, bei der iterativ die prädizierten Sollwerte der einzelnen Subsystemregler ausgetauscht werden, bis ein Konvergenzkriterium erreicht ist. Analog entwickeln Moroşan et al. [2010b] eine verteilte MPR mit einem Einschnitt-Informationsaustausch zwischen den Subsystemreglern, um die Wechselwirkung der Subsysteme untereinander in der Regelung zu berücksichtigen.

Hierarchische Regelung

Bei der hierarchischen Regelung werden die Regler in zwei oder mehr Ebenen eingeteilt und Informationen mit der über- bzw. untergeordneten Ebene ausgetauscht (siehe Abb. 2.6c). Die übergeordnete Ebene koordiniert hierbei unterlagerte Regler durch die Vorgabe von Sollwerten [Scattolini, 2009]. Die hierarchische Struktur ermöglicht die Berücksichtigung unterschiedlicher Zeitskalen in den einzelnen Ebenen [Skogestad, 2004]. Des Weiteren können verschiedene Regelungskonzepte

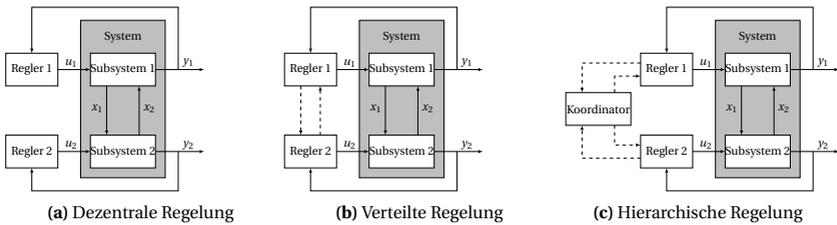


Abbildung 2.6: Strukturen verteilter Regelungsansätze nach [Scattolini, 2009].

te auf unterschiedlichen Ebenen integriert werden. Beispielsweise schlagen Skogestad [2004] einen Prozess für den Reglerentwurf für chemische Fabriken vor. Der Regler basiert auf einer hierarchischen Struktur mit einem siebentägigen Fahrplan auf der obersten Ebene und einer Sollwertregelung im Sekundenbereich auf der untersten Ebene. Auf den höheren Ebenen werden dabei die optimale Steuerung und die MPR verwendet, während auf der untersten Ebene PID-Regler vorgeschlagen werden.

Im Gebäudebereich verwenden u. a. [Touretzky und Baldea, 2016; Long et al., 2016; Mork et al., 2020] einen hierarchischen Ansatz zur zeitliche Dekomposition des Energiesystems und Berücksichtigung unterschiedlicher Zeitskalen. Weitere Arbeiten abstrahieren auf höheren Ebenen das Systemverhalten und reduzieren die Modellkomplexität, um großskalige Systeme zu regeln [Rawlings et al., 2018; Xu et al., 2020; Raman et al., 2021].

Des Weiteren werden hierarchische Ansätze in der Literatur für die Dekomposition eines zentralen Optimierungsproblems verwendet. Hierbei wird das Optimierungsproblem in ein Master- und mehrere Slave-Probleme unterteilt [Cohen, 1978]. Teilweise wird für diese Ansätze auch der Begriff verteilte MPR (Distributed MPC) in der Literatur verwendet. Anwendung finden diese Methoden u. a. für die Temperaturregelung mehrere Räume [Moroşan et al., 2010a, 2011b; Hou et al., 2017; Mork et al., 2022] sowie für die Regelung von Gebäudeenergiesysteme [Cai et al., 2016; Di Xie et al., 2018; Camponogara et al., 2020; Eser et al., 2022].

Eine Kombination von hierarchischen und verteilten Ansätzen wie in [Abreu et al., 2018; Kong et al., 2019; Ma et al., 2022] ist ebenfalls möglich. So kann einerseits durch die übergeordneten Ebenen das Gesamtsystem und lange Zeithorizonte betrachtet werden sowie kurzzeitige Störgrößen und Wechselwirkungen der Subsysteme untereinander durch die direkte Kommunikation der Regler berücksichtigt werden.

2.3.2 Lösungsalgorithmen für verteilte und hierarchische modellprädiktive Regelung

Die Algorithmen zur Lösung verteilter und hierarchischer MPR lassen sich in iterative und nicht-iterative Methoden unterteilen.

Iterative Methoden basieren auf verteilten Optimierungsalgorithmen, wie der primalen Dekomposition oder dualen Dekomposition [Palomar und Chiang, 2006] und umfassen Algorithmen wie die Danzig-Wolfe-Dekomposition [Dantzig, 1963], den ADMM [Boyd, 2010] oder den ALLADIN [Houska und Shi, 2022]. Viele der Algorithmen beschränken sich dabei auf lineare und konvexe Probleme [Boyd, 2010; Yang et al., 2019b].

Ein Problem der verteilten, iterativen Algorithmen ist der resultierende Kommunikationsaufwand. Beispielsweise untersuchen Cai et al. [2016] eine verteilte MPR unter Verwendung des ADMM Algorithmus. Die Anwendung auf zwei gebäudetechnische Systeme zeigt, dass der verteilte Ansatz nahe an die optimale zentrale Lösung heranreicht, für die Konvergenz jedoch mehrere hundert Iterationen notwendig sind und insbesondere nicht-konvexe Systeme teils zu keiner Konvergenz führen. Des Weiteren wenden Camponogara et al. [2020] zwei verteilte MPR Verfahren auf Basis der Benders bzw. der Lagrange Dekomposition auf ein Gebäudeenergiesystem an, welche ebenfalls zu höheren Berechnungszeiten als eine zentrale MPR aufgrund des zusätzlichen Kommunikationsaufwands führt. Analoge Ergebnisse berichten Moroşan et al. [2011b] für eine Benders Dekomposition, Moroşan et al. [2011a] für eine Danzig Wolfe Dekomposition und Hou et al. [2017] für einen ADMM. Im Gegensatz dazu steht die Arbeiten von Di Xie et al. [2018]; Yao und Chen [2010]; Moroşan et al. [2010a], welche kürzere Berechnungszeiten mit verteilten MPR im Gegensatz zu zentralen MPR aufzeigen. Die Berechnungszeit hängt zusammenfassend stark von der Parallelisierbarkeit der verteilten Berechnung sowie der Kommunikationsgeschwindigkeit ab. Insgesamt bewerten Yang und Johansson [2010] die verteilte Optimierung über ein Netzwerk oder Bussystem als impraktikabel. Daher sollten Algorithmen verwendet werden, die einen geringeren Datentransfer benötigen [Yang und Johansson, 2010].

Ein weiteres Hemmnis für die Anwendung verteilter Algorithmen in der Praxis ist der höhere Einstellungsaufwand. Scherer et al. [2014] beschreiben, dass umfangreiche Simulationen zur Einstellung der Regelung, wie Bestimmung der Gewichte der Zielfunktion oder der Zeithorizontlänge notwendig sind. Ebenfalls untersuchen Hentzelt et al. [2014] eine verteilte MPR basierend auf der erweiterten Lagrange Methode. Der verteilte Ansatz muss dabei aufwendig eingestellt und auf das Problem zugeschnitten werden, um ähnliche Ergebnisse wie eine zentrale MPR zu erreichen.

Zu den nicht-iterativen Algorithmen gehören sequentielle Methoden, Methoden mit Berücksichtigung der Robustheit und Methoden mit Konsistenzrandbedingungen. Bei den sequentiellen Methoden werden nicht alle Teilprobleme gleichzeitig, sondern nacheinander gelöst und kommuniziert und die Lösung als feste Randbedingung im nachfolgenden Problem betrachtet. Methoden mit Berücksichtigung der Robustheit nehmen Abweichungen der Kopplungsvariablen anderer Subsysteme innerhalb eines bestimmten Bereichs an. Bei den Methoden mit zusätzlichen Konsistenzrandbedingungen werden explizite Nebenbedingungen für die Zustände eingeführt, sodass z. B. die in einem Schritt berechnete Trajektorie nur geringfügig von der im vorherigen Schritt kommunizierten Trajektorie abweicht. Nicht-iterative Methoden eignen sich besser für die Lösung nicht-linearer und nicht-konvexer Probleme und führen zu einem geringeren Kommunikations-

aufwand als iterative Methoden. Ein Nachteil der nicht-iterativen Methoden ist eine geringere Berücksichtigung der Dynamik zwischen den Subsystemen und eine geringere Skalierbarkeit. [Müller und Allgöwer, 2017]

Für verteilte und hierarchische Ansätze wird in der Literatur häufig der Begriff Agent bzw. Multi-Agenten-System verwendet, welcher im folgenden Kapitel ausgeführt wird.

2.3.3 Agentenbasierte Softwarekonzepte

Der Begriff *Agent* wurde erstmals von Rosenschein [1986] für verteilte, intelligente Problemlösung verwendet. Seitdem ist das Konzept der agentenbasierten Software und Hardware ein wichtiges Element zur Lösung komplexer und großskaliger Systeme geworden [Wooldridge und Jennings, 1995]. Die Grundlegende Idee von agentenbasierten Systemen ist, analog zu den verteilten und hierarchischen Regelungsansätzen, die Unterteilung des Gesamtproblems in kleinere Teilprobleme nach dem „divide-and-conquer“ Prinzip [Ferber, 1999]. Vorteile von agentenbasierten Anwendungen sind die Flexibilität, Fehlertoleranz, Autonomie, Reaktionsfähigkeit, Kooperationsfähigkeit und Skalierbarkeit [Coelho et al., 2017]. Agentbasierte Lösungen werden in unterschiedlichen Disziplinen wie der Netzwerksicherheit [Shamshirband et al., 2013], dem Internet der Dinge (IoT) [de La Prieta et al., 2019; Savaglio et al., 2020], sozialen Netzwerken [Jiang und Jiang, 2014; Gatti et al., 2014], der Robotik [Duan et al., 2012; Ota, 2006] und der Modellierung und Simulation komplexer Systeme [Ringer et al., 2016; Fichera et al., 2018; Papadopoulos und Azar, 2016] angewendet.

Aufgrund der zahlreichen Anwendungen existiert keine einheitliche Definition des Begriffs *Agent* [Bellifemine et al., 2007; Balaji und Srinivasan, 2010]. Nach Brewka [1996] ist ein Agent eine „flexible autonome Einheit, welche ihre Umgebung durch mit den verbundenen Sensoren wahrnimmt“. Die wesentlichste Eigenschaft der Agenten ist demnach das autonome Verhalten, was den größten Unterschied zur rein objektorientierten Programmierung darstellt [Kirn, 2002; Dorri et al., 2018]. Wooldridge und Jennings [1995] und Dorri et al. [2018] erweitern die Agenten-Definition dadurch, dass ein Agent sich in einer Umgebung befindet, mit der er kommunizieren bzw. interagieren kann und auf Basis eines eigenen Zieles und der wahrgenommenen Umgebung Entscheidungen trifft und Aktionen ausführt.

Um komplexe Probleme zu lösen, werden mehrere Agenten benötigt, was zum Themenfeld der verteilten künstlichen Intelligenz gehört. Die verteilte künstliche Intelligenz lässt sich weiter in parallele KI, verteilte Problemlösung und Multi-Agenten-Systeme (MAS) unterteilen [Halhouli Merabet et al., 2021]. Ziel der parallelen KI ist es, durch die Aufteilung auf mehrere Prozesskerne die Lösungsgeschwindigkeit zu erhöhen [Balaji und Srinivasan, 2010]. Bei der verteilten Problemlösung kooperieren die einzelnen Agenten, um ein übergeordnetes Ziel zu erreichen [Durfee et al., 1989]. Bei Multi-Agenten-Systemen versuchen die einzelnen Agenten nicht direkt ein übergeordnetes Ziel zu erreichen, sondern kooperieren, um ihre eigenen Ziele zu realisieren [Durfee et al., 1989]. Nach dieser Definition ist der Begriff der verteilten Problemlösung im Vergleich zu MAS im Gebäudebe-

reich zutreffender, da das übergeordnete Ziel des Betriebs von Gebäudeenergiesystemen der thermische Komfort bei niedrigen Energiekosten und Emissionen ist. Andererseits kategorisiert Dorri et al. [2018] MAS in führerlos und geführt, wobei im geführten Fall ein koordinierender Agent Aufgaben für untergeordnete Agenten zur Erreichung eines übergeordneten Zieles definiert. Darüber hinaus grenzt Dorri et al. [2018] die MAS von der verteilten Problemlösung durch die Lernfähigkeit und Autonomie der MAS ab.

Zusammenfassend gibt es keine einheitliche Definition bzw. Abgrenzung von verteilter Problemlösung und MAS. Im Bereich der dezentralen, verteilten und hierarchischen Regelung können Teilsystemregler als eigenständige Software-Einheiten implementiert werden, sodass sie dem Softwarekonzept der Agenten entsprechen. Des Weiteren überschneiden sich im Bereich der Software die MAS mit dem modernen Konzept der Micro-Services [W. Collier et al., 2019]. Im Rahmen dieser Arbeit wird keine weitere Unterscheidung zwischen verteilter Problemlösung und MAS vorgenommen und der Begriff agentenbasierte Regelung verwendet.

Neben der verteilten und hierarchischen MPR (vgl. Kap. 2.3) sind in der Literatur weitere regelbasierte oder verhandlungsbasierte Verfahren im Kontext von Agenten zu finden. Z. B. entwickeln Constantin et al. [2017] eine agentenbasierte Regelung und wenden sie auf zwei Zonen und technischen Komponenten in einem realen Gebäude an. Das Agentensystem verwendet einen markt-basierten Ansatz, bei dem die Agenten bei höheren oder niedrigeren Energiebedarf eine Anfrage an benachbarte Agenten stellen und das beste Angebot auswählen. Ein ähnlicher Ansatz wird von Huber [2016] zur Regelung von Heizung, Lüftung und Kältesystemen (HLK) untersucht. Die Agenten werden dabei in Erzeuger-, Verbraucher- und Bivalente-Agenten eingeteilt. Die Verbraucher-Agenten ermitteln den Energiebedarf und senden eine Anfrage für die Bereitstellung der benötigten Energie an die Erzeuger bzw. Bivalenten-Agenten. Die Erzeuger berechnen auf Basis der Anfrage die Energiebereitstellungskosten und senden eine Kostenfunktion zurück an den Verbraucher-Agenten, der anschließend das wirtschaftlichste Angebot oder eine Kombination mehrerer Angebote annimmt. Analog zu Huber [2016] verwenden Sangi und Müller [2018] zusätzlich einen Broker-Agenten, um Anfragen der Verbraucheragenten und Angebote der Erzeugeragenten zu verhandeln. Der Ansatz führt jedoch nur zu geringer Energieeinsparung gegenüber einer modusbasierten Referenzregelung. Zhao et al. [2012] stellen ebenfalls ein Gebäudeenergiemanagement auf Basis eines verhandlungsbasierten Multi-Agenten Ansatzes vor, bei dem das Energiesystem in Heiz-, Kühl, und elektrisches System unterteilt wird und entwickeln einen Agenten für jedes der drei Teilsysteme. Dounis und Caraiscos [2009] schlagen ein Multi-Agenten-System für die Komfortregelung vor, bei der die lokalen Regelungsagenten Aktivierungssignale von einem Koordinator auf Basis von Fuzzy-Logik bekommen. Weiterer Forschungsbedarf besteht nach Sicht der Autoren im Bereich der Energieeffizienz und Verwendung von autonomen Agenten auf lokaler und übergeordneter Ebene. Ebenfalls verwenden Hurtado et al. [2014] ein regelbasiertes Agentensystem mit Verwendung von Fuzzy Logik zur Entscheidungsfindung. Klein et al. [2012] entwickeln ein Multi-Agenten-System zur Regelung von Gebäuden unter Berücksichtigung des Nutzerkomforts. Hierfür werden sowohl Agenten für die technische Gebäudeausrüstung als auch für die Gebäudenut-

zer implementiert, welche jeweils Aktionen nach einem Markov-Entscheidungsproblem treffen. Einen ähnlichen Ansatz wenden Yang und Wang [2013] an, bei dem der Innenraumkomfort durch Nutzeragenten berücksichtigt wird. Darüber hinaus entwickeln Booy et al. [2008] einen agentenbasierten Ansatz zur Regelung eines Gebäudes, bei denen jedem Agenten eine einzelne Funktionalität wie Monitoring, Nutzerkomfort, lokale Regelung und Kommunikation zugeteilt wird. Die Entscheidungslogik der Agenten basiert dabei auf definierten Regeln.

Insgesamt profitieren die regelbasierten oder verhandlungsbasierten Verfahren von der Modularität und Flexibilität des Agent-Konzeptes. Insbesondere lassen sich weitere Funktionen (z. B. Berücksichtigung des Nutzerkomforts) durch den agentenbasierten Ansatz skalierend hinzufügen. Gegenüber klassischen Regelungen führen die Ansätze jedoch nicht unbedingt zu einem effizienteren Betrieb (vgl. [Sangi und Müller, 2018]).

2.3.4 Subsystembildung

Für die Anwendung der dezentralen bzw. verteilten oder hierarchischen Regelungsansätze ist eine Einteilung des Gesamtsystems in Subsysteme notwendig.

Eine Möglichkeit zur Subsystembildung ist die Dekomposition eines Systems mithilfe von Clusteralgorithmen, bei denen die Anzahl der Schnittstellen der Subsysteme minimiert werden soll [Chanfreut et al., 2021]. Beispielsweise stellen Chandan und Alleyne [2013] eine Partitionierungsmethode für thermische Zonen vor, die auf einem Agglomerationsansatz beruht. Ziel ist es, einen Kompromiss zwischen der Optimalität und Robustheit einer verteilten Steuerung zu finden. Barreiro-Gomez et al. [2017] wenden eine graphenbasierte Partitionierung auf ein hydraulisches Verteilsystem an. Die Partitionierung ist jedoch von vorzugebenden Parametern, wie der maximalen Anzahl an Clustern abhängig. Insgesamt führt die Verwendung von Partitionierungsalgorithmen zu einer für jedes Energiesystem individuell Wahl der Subsysteme, sodass die Wiederverwertbarkeit gebäudeübergreifend gering ist.

Eine weitere Möglichkeit ist eine regelbasierte bzw. ingenieurtechnische Einteilung in Subsysteme. In [Sangi, 2018; Huber, 2016] werden beispielsweise Subsysteme in Erzeuger, Übergabe und Verbraucher klassifiziert. Die einzelnen Erzeuger, Übergabe und Verbraucher werden jedoch nicht weiter spezifiziert. Eine genauere Definition verschiedener Subsystemen wird in Flach et al. [2019] vorgenommen. Hierbei werden mehrere Gebäude analysiert und Module mit wiederkehrender Funktionalität identifiziert und zu Subsystemen aggregiert. Bei diesem Ansatz ist eine Übertragbarkeit über verschiedene Gebäude gegeben, jedoch führt diese Dekomposition nicht unbedingt zum optimalen Aufbau des Optimierungsproblems.

2.4 Zusammenfassung und Forschungsbeitrag

Die MPR ist ein vielversprechendes Verfahren zur effizienten Regelung von Gebäudeenergiesystemen. Die größten Hemmnisse für ihren Einsatz in der Praxis sind die Modellerstellung und Einstellung, welche aufwendig sind und Expertenwissen erfordern [Killian und Kozek, 2016; Serale et al., 2018; Drgoña et al., 2020]. Durch den Einsatz von lernenden bzw. selbsteinstellenden Reglern, welche mit geringem Aufwand konfigurierbar sind, lassen sich viele der in Kapitel 2.2 diskutierten Herausforderungen adressieren. Die adaptive MPR ist hierbei ein geeigneter Ansatz [Gholamzadehmir et al., 2020]. Adaptive modellprädiktive Regler auf Basis von Gray-Box Modellen erfordern im Vergleich zu Black-Box Modellen eine geringere Datenmenge, Nutzen vorab verfügbares Systemwissen und führen zu zuverlässigerem Verhalten [Saber Derakhtenjani et al., 2015; Afroz et al., 2018; Drgoña et al., 2020]. Adaptive Regler finden jedoch wenig Einsatz in der Praxis und bedürfen weiterer Forschung [Dounis und Caraiscos, 2009; Mayne, 2014; Gholamzadehmir et al., 2020].

Eine weitere Herausforderung für die Anwendbarkeit der MPR sind großskalige Systeme [Scattolini, 2009; Privara et al., 2013; Drgoña et al., 2020]. Einen Lösungsansatz bieten agentenbasierte Regelungen, welche sowohl die Berechnungskomplexität als auch den Modellierungsprozess und Softwareentwicklung durch Modularität reduzieren. Forschungsbedarf besteht u. a. bei der Organisation und Koordination, Konvergenz der Algorithmen sowie in lernendem Verhalten [Dorri et al., 2018; Drgoña et al., 2020]. Für die Implementierung von Regelungen ist die Verwendung von vordefinierten und auf klassischen Reglern basierenden Regelungsblöcken, sog. Makros, in der Praxis gängig [VDI 3813, 2015; VDI 3814, 2019]. Ein modularer Aufbau aus wiederverwendbaren Bausteinen, analog zu den Makros, wäre zudem vorteilhaft für die Anwendbarkeit und Akzeptanz in der Praxis.

Für den Abbau der Hemmnisse und den breiten Einsatz der MPR im Gebäudebereich ist eine Kombination aus adaptiver und agentenbasierter MPR notwendig. Ziel dieser Arbeit ist es, einen solchen adaptiven, modularen und agentenbasierten Regelungsansatz für Gebäudeenergiesysteme zu entwickeln und zu erproben. Die Hauptbeiträge dieser Arbeit sind:

- **Entwicklung eines adaptiven, agentenbasierten Regelungskonzeptes zum effizienten Betrieb von Gebäudeenergiesystemen.**

Um die oben beschriebenen Probleme zu adressieren, wird in dieser Arbeit eine hybride Regelung durch Kombination der MPR mit adaptiven und agentenbasierten Methoden entwickelt und untersucht. Um einen geringen Kommunikationsaufwand zu ermöglichen wird ein nicht iterativer, hierarchischer Ansatz verwendet. Verschiedene Agenten regeln dabei die Subsysteme und erhalten Sollwerte von einem Koordinator, der eine übergeordnete Optimierung ausführt. Die Agenten sollen auf Subsysteme gleichen Typs übertragbar sein und sich selbst an das Systemverhalten anpassen und einstellen. Im Gegensatz zu den adaptiven Reglern in der Literatur (z. B. [Bianchi, 2006; Badwe et al., 2009; Zeng und Barooah, 2021; Lu et al., 2021; Lv et al., 2021]), sollen nicht nur unbekannte und sich ändernde Parameter

geschätzt werden, sondern ebenfalls die MPR automatisiert eingestellt werden. Zudem beschränken sich die in Kapitel 2.2.2 aufgeführten Arbeiten auf Systeme geringer Komplexität. Für die Regelung komplexer Energiesysteme sind verteilte bzw. hierarchische und agentenbasierte Regelungen vielversprechend. Trotz der Vorteile der verteilten Regelung verwenden die meisten Studien jedoch zentrale Ansätze [Drgoňa et al., 2020]. Gründe hierfür sind der teils hohe Kommunikationsaufwand [Yang und Johansson, 2010], höherer Einstellaufwand [Scherer et al., 2014] sowie Aufwand zur Einteilung in Subsystemen [Chanfreut et al., 2021]. Zudem werden kaum agentenbasierten mit adaptiven Verfahren zur Regelung großskaliger Systeme in der Literatur kombiniert (siehe Kap. 2.2.2 und Kap. 2.3). In dieser Arbeit wird daher untersucht, ob ein agentenbasiertes Konzept auf Basis der adaptiven Regler entwickelt werden kann, welches sich, analog zu einem Baukasten, mit geringem Konfigurationsaufwand auf komplexe Systeme anwenden lässt.

- **Entwicklung eines simulativen Testsystems und Bewertung des Regelungskonzeptes.**

In der Literatur werden Regelungskonzepte meist an vergleichsweise einfachen Systemen mit simplen Referenzreglern angewendet und beschränken sich oftmals sowohl für adaptive MPR als auch verteilte Regelungen auf die Beheizung von Räumen und Zonen unter Vernachlässigung des Energiesystems (z. B. [Moroşan et al., 2011b; Hou et al., 2017; Joe und Karava, 2019; Lympelopoulos und Ioannou, 2019; Junghans und Woo, 2021]). Für die vergleichbare Bewertung von Regelungsstrategien werden Frameworks wie BOPTEST [Blum et al., 2021] entwickelt, jedoch fehlt es aktuell an komplexen und realitätsnahen Modellen von Gebäudeenergiesystemen. Zur Bewertung des selbsteinstellenden, agentenbasierten Regelungskonzeptes wird daher ein Simulationsmodell eines komplexen Gebäudeenergiesystems entwickelt. Das Simulationsmodell basiert auf einem realen Gebäude und wird mit Messdaten validiert, um eine realitätsnahe Anwendung und Bewertung des Regelungskonzeptes zu ermöglichen. Zudem wird als Referenz eine auf Expertenwissen basierende Regelung verwendet, um einen aussagekräftigen Vergleich zu ermöglichen.

- **Überprüfung der Übertragbarkeit auf verschiedene Systeme sowie Demonstration an einem realen Gebäude.**

In dieser Arbeit wird das Regelungskonzept auf verschiedene Subsysteme angewendet, um die Adaptivität und Übertragbarkeit zu untersuchen. Zudem wird das Regelungskonzept an einem realen Gebäude erprobt, um die praxistaugliche Anwendbarkeit zu demonstrieren. Die in der Literatur vorgeschlagenen „Plug-and-Play“ bzw. adaptiven Ansätze (z. B. [Bianchi, 2006; Cai et al., 2016; Huber, 2016; Lv et al., 2021; Junghans und Woo, 2021]) werden im Gegensatz dazu lediglich an einem Anwendungsfall untersucht. Zudem beschränken sich die meisten Untersuchungen auf rein simulative Anwendungsfälle [Serale et al., 2018].

3 Entwicklung eines adaptiven und agentenbasierten Regelungskonzeptes

In diesem Kapitel wird ein modellprädiktives Regelungskonzept für Gebäudeenergiesysteme entwickelt, welches einen adaptiven und agentenbasierten Ansatz verwendet. Das zu regelnde Gebäudeenergiesystem wird dabei in wiederkehrende Subsysteme unterteilt, welche zu Subsystemtypen mit gemeinsamer physikalischer Struktur und Funktionsweise aggregiert werden (siehe Abb. 3.1). Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Subsystem als Teilsystem bestehend aus mehreren Komponenten definiert, welches eine bestimmte Funktion (z. B. Temperaturregelung) erfüllt. Subsysteme eines Subsystemtypen haben die gleiche Funktion, physikalische Struktur und Mess- und Stellgrößen, können sich aber hinsichtlich Eigenschaften wie Dimensionierung, Fabrikat der Komponenten oder zeitliches Verhalten unterscheiden.

Die grundlegende Idee des Regelungskonzeptes ist es, für die einzelnen Subsystemtypen generische Agenten zur Regelung zu entwickeln, welche auf typgleiche Subsysteme anwendbar sind. Das spezifische Verhalten eines Subsystems erlernen die Agenten und stellen sich selber darauf ein. Die Subsystem-Agenten werden dabei auf den jeweiligen Subsystemtypen durch die Verwendung von Gray-Box Modellen zugeschnitten, sodass neben den Daten aus dem Betrieb zusätzliches Wissen zur Struktur und Aufbau des Subsystems verwendet wird. Außerdem werden für jeden Subsystemtypen eine Kostenfunktion und Modellgleichung für einen Koordinator-Agenten entwickelt. Der Koordinator dient dabei zum optimierten Betrieb der Subsystem-Agenten im Gesamtsystem. Ziel ist insgesamt die Entwicklung eines modularen Regelungsbaustein aus wiederverwertbaren Agenten, welcher auf Energiesysteme verschiedener Gebäude mit gleichen Subsystemtypen anwendbar ist und sich automatisiert auf das jeweilige Energiesystem einstellt.

Für das adaptive, agentenbasierte Regelungskonzept wird ein hierarchischer Ansatz mit sequenzieller Optimierung gewählt, da dieser eine praxistaugliche Umsetzung ermöglicht und dem aktuellen Aufbau von Gebäudeautomationssystemen entspricht (siehe Kap. 2.3). Schematisch ist die Struktur des Agentensystems in Abbildung 3.2 dargestellt. Das zu regelnde Gebäudeenergiesystem wird in n Subsysteme eingeteilt, welche durch Kopplungsvariablen y mit benachbarten Subsystemen verbunden sind. Jedes Subsystem wird jeweils einem Subsystem-Agenten zugewiesen.

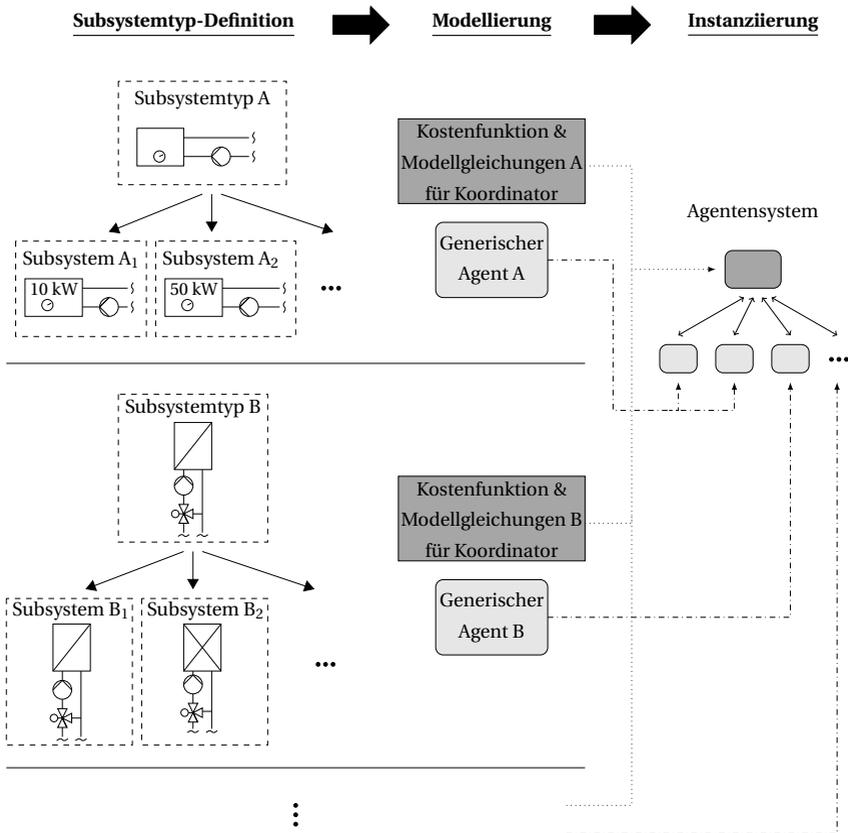


Abbildung 3.1: Konzept der modularen und agentenbasierten Regelung für typgleiche Subsysteme.

Aufgabe der Subsystem-Agenten ist die Regelung einer oder mehrerer Ausgangsgrößen des jeweiligen Subsystems auf vorgegebene Sollwerte y_i^{soll} unter Berücksichtigung von eigenen Subsystem-spezifischen Zielen (z. B. Minimierung der Energiekosten, oder Einhaltung von Komforttemperaturen). Die Sollwerte bzw. Sollwerttrajektorien werden vom Koordinator-Agenten durch die Lösung eines übergeordneten Optimierungsproblems bestimmt und an die Subsysteme übergeben. Die Subsysteme übergeben dabei Parameter p_i an den Koordinator, um das übergeordnete Optimierungsproblem zu parametrieren. Zusätzlich können Agenten benachbarter Subsysteme Parameter und Sollwerte direkt miteinander austauschen und es können weitere Hierarchieebenen eingeführt werden, um verschiedene Zeitskalen oder kaskadierte Regel zu ermöglichen.

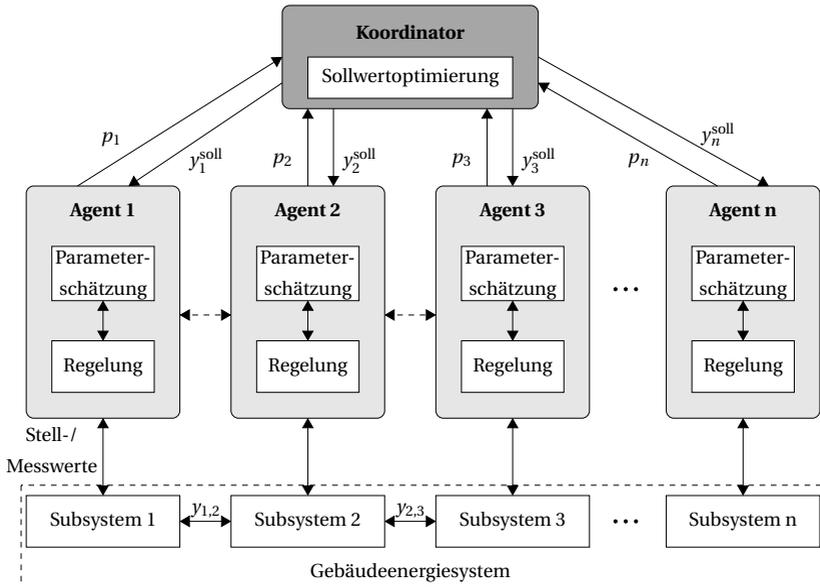


Abbildung 3.2: Agentenbasiertes Regelungskonzept unter Verwendung eines hierarchischen Ansatzes.

Beim übergeordneten Optimierungsproblem des Koordinators wird die Summe der Kosten der Subsysteme analog zu Gleichung 3.1 minimiert, um einen effizienten Betrieb des Gesamtsystems zu erreichen. Das Optimierungsproblem des Koordinators besteht dabei aus Modellgleichungen für jedes Subsystem, welche die Kosten f'_i in Abhängigkeit der Kopplungsvariablen y_i beschreiben. Die Modellgleichungen basieren auf vereinfachten Modellierungsansätzen, welche Wärme- und Enthalpieströme als Kopplungsvariablen verwenden, um eine Anwendbarkeit auf großskalige Energiesysteme zu ermöglichen. Der zulässige Lösungsbereich \mathcal{S} wird durch Nebenbedingungen für die Kopplungsvariablen modelliert. Die Kostenfunktionen sowie der zulässige Lösungsbereich sind von den Parametern p_i abhängig, welche vom jeweiligen Subsystem-Agenten i bestimmt und an den Koordinator übergeben werden. Die Parameter werden auf Basis von Messdaten aus den Subsystemen bestimmt. Hierbei werden sowohl Parameter für den Koordinator als auch für die interne Regelung des Subsystems ermittelt. Die Kostenfunktion f'_i basiert auf den im realen Betrieb auftretenden Kosten und entspricht bei optimaler Regelung des Subsystems den minimal möglichen Kosten. Insgesamt adaptiert sich das Agentensystem durch eine regelmäßige Neuberechnung der Parameter an das Verhalten des Gebäudes.

$$\begin{aligned}
 \min_y \quad & f'(y) = \sum_i f'_i(y_i, p_i), \\
 \text{mit} \quad & f'_i(y_i, p_i) = \min_{u_i} f(y_i, u_i, p_i), \quad \forall i = 1, \dots, n \\
 & y_i \in \mathcal{Y}_i \quad \forall i = 1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

3.1 Entwicklung adaptiver modellprädiktiver Regler für Subsysteme

Im Folgenden wird ein Ansatz zur adaptiven MPR (AMPR) für Subsysteme vorgestellt, welcher in den Subsystem-Agenten zur Regelung verwendet wird (vgl. Abb. 3.2). Ziel ist es, eine adaptive und selbsteinstellende MPR mit geringem Konfigurationsaufwand zu entwickeln, um so die Hemmnisse für den Einsatz der MPR in der Praxis zu reduzieren. Für jeden Subsystemtypen wird dabei ein Regler entworfen, der die grundsätzliche Funktionsweise des Subsystemtypen abbildet und dessen Parameter sich im laufenden Betrieb an das spezifische Verhalten eines Subsystems adaptieren.

Der grundlegende Prozess der adaptiven MPR ist in Abbildung 3.3 dargestellt. In jeder Iteration wird das Optimierungsproblem nach Gleichung 3.2 gelöst, um die optimale Stellgrößenfolge u bei minimalen Kosten J zu finden. Die Modellgleichungen f und h der MPR basieren dabei auf einem Gray-Box-Ansatz, der das generelle Verhalten eines Subsystemtypen beschreibt und das spezifische Verhalten eines Subsystems von zu lernenden Parametern abhängt. Der Vorteil der Gray-Box Modellierung liegt in der Berücksichtigung physikalischer Effekte, kombiniert mit der datengetriebenen Bestimmung von Modellparametern (vgl. Kap. 2.2.1). Basierend auf den vergangenen Stellgrößenfolge u und Systemausgaben y werden diese Modellparameter von einem Parameterschätzer wiederholt bestimmt. Zur Bestimmung der Parameter sowie nicht messbarer Zustände wird in dieser Arbeit das Moving Horizon Estimation (MHE) Verfahren verwendet (vgl. Kap. 2.2.2). Auf diese Weise wird das Modell der MPR kontinuierlich an das Systemverhalten angepasst und lässt sich auf typgleiche Subsysteme anwenden. Zur Diskretisierung der Gleichung 3.2 wird das implizite Eulerverfahren verwendet.

$$u(t) = \arg \min_u J \quad \forall t \in t_N \tag{3.2a}$$

$$\text{s.t.} \quad \frac{dx}{dt} = f(x(t), u(t), w(t)) \quad \forall t \in t_N \tag{3.2b}$$

$$y(t) = h(x(t), u(t), d(t)) \quad \forall t \in t_N \tag{3.2c}$$

$$x \in \mathcal{X}, u \in \mathcal{U}, d \in \mathcal{D}, w \in \mathcal{W} \quad y \in \mathcal{Y} \quad \forall t \in t_N \tag{3.2d}$$

Generell können neben der adaptiven MPR auch weitere Regelungsstrategien für die Subsystem-Agenten verwendet werden. Für die Integration in das Gesamtkonzept ist jedoch die Bestimmung

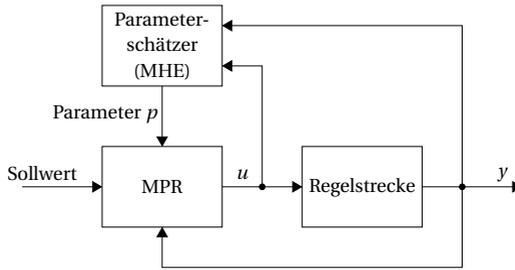


Abbildung 3.3: Aufbau der adaptiven MPR. Zur Parameter- und Zustandsschätzung wird eine MHE verwendet.

der Parameter der für das Optimierungsproblem des Koordinators erforderlich.

Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, müssen neben der Modellierung der Regelstrecke geeignete Einstellparameter für die Gewichte der Zielfunktion und des Zeithorizonts bei MPR und MHE gefunden werden. Im Folgenden werden die Zielfunktion und Zeithorizont der MPR sowie die MHE beschrieben und Ansätze zur adaptiven Berechnung der Einstellparameter entwickelt.

3.1.1 Definition der Zielfunktion

Die Zielfunktion J der MPR ist in Gleichung 3.3 gegeben und beinhaltet die Abweichung der Ausgangsgröße zwischen Ist- und Sollwert bzw. einem Sollwertbereich ξ , die Stellaktivität Δu und den Energieverbrauch e eines Subsystems. Neben der Einhaltung der Sollwerte und geringem verstellen der Aktoren wird so der Energieverbrauch minimiert. Die Abweichung der Ausgangsgröße und die Stellaktivität werden quadratisch bestraft. Dadurch werden positive und negative Abweichungen gleich bewertet und größere Abweichungen werden stärker vermieden als kleinere.

$$J = \sum_{k=0}^N \xi_k^T Q_k \xi_k + \sum_{k=0}^N \Delta u_k^T R \Delta u_k + \sum_{k=0}^N P_k e_k \quad (3.3)$$

Hierbei entspricht der Index k dem jeweiligen Zeitschritt im Vorhersagehorizont N . Q_k , R und P_k sind Gewichtungsmatrizen mit $\xi \in \mathbb{R}^n$, $\Delta u_t \in \mathbb{R}^m$ und $e \in \mathbb{R}^l$:

$$Q_k = \begin{bmatrix} q_{1,k} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & q_{n,k} \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} r_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & r_m \end{bmatrix}, \quad P_k = \begin{bmatrix} p_{1,k} \\ \vdots \\ p_{l,k} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Die Gewichtsmatrizen Q , R und P sind Einstellparameter der MPR, welche das Verhalten der MPR maßgeblich beeinflussen [Nebeluk und Ławryńczuk, 2021]. Je nach Subsystemeigenschaften, wie

Zeitkonstanten, Nennleistungen oder Nennvolumenströmen, müssen die Gewichtsmatrizen entsprechend eingestellt werden, um das avisierte Regelungsverhalten zu erreichen. Um eine Übertragbarkeit auf typgleiche Subsysteme ohne zusätzliches Nachstellen der Gewichte zu ermöglichen, ist daher die Skalierung mit modellspezifischen Parametern erforderlich. Um die Größenordnung der Ausgangsvariablen bei der Bestrafung der Sollwertabweichung in der Zielfunktion zu berücksichtigen, wird die Sollwertabweichung mit dem Maximalwert der Ausgangsgröße y_{\max} skaliert. Zudem wird mit der Zeitschrittweite Δt_k skaliert, um die Länge der Sollwertabweichungen zu berücksichtigen. Für die Gewichtsmatrix Q ergibt sich Gleichung 3.5, wobei die Faktoren $\alpha_{j,k}$ für jeden Subsystemtypen spezifisch eingestellt werden müssen:

$$q_{j,k} = \frac{\alpha_{j,k}}{y_{\max,j}^2} \cdot \Delta t_k \quad (3.5)$$

Die Stellaktivität wird ebenfalls mit dem entsprechenden Maximalwert u_{\max} skaliert. Zusätzlich wird die Zeitkonstante τ und Dämpfung D des Systems berücksichtigt. Für Systeme mit großer Zeitkonstante und geringer Dämpfung wird die Stellaktivität höher bestraft als bei kleinen Zeitkonstanten und hoher Dämpfung. Ziel ist, schwingendes Verhalten zu reduzieren, welches bei einem zu aggressiv eingestellten Regler auftreten kann. Für ein PT₂ Glied mit den Zeitkonstanten τ_1 und τ_2 ergibt sich die Gewichtung der Stellaktivität zu:

$$r_j = \beta_j \cdot \frac{\tau}{u_{\max,j} \cdot D} = 2\beta_j \cdot \frac{\tau_1 \tau_2}{u_{\max,j} \cdot (\tau_1 + \tau_2)} \quad (3.6)$$

Der Energieverbrauch wird ebenfalls mit der jeweiligen Maximalleistung \dot{E}_{\max} und der Zeitschrittweite skaliert:

$$p_{j,k} = \frac{\gamma_{j,k}}{\dot{E}_{\max,j}} \cdot \Delta t_k \quad (3.7)$$

Die Parameter $\alpha_{j,k}$, β_j und $\gamma_{j,k}$ sind für jeden Subsystemtypen spezifisch zu wählen.

3.1.2 Adaptiver Vorhersagehorizont

Weitere wesentliche Einstellparameter der MPR sind der Vorhersagehorizont, der Stellhorizont und die Zeitschrittweite. Zur Reduktion des Einstellaufwands wird, wie von Stemmler [2020] vorgeschlagen, der Stellhorizont gleich dem Vorhersagehorizont gewählt. Für die Länge des Vorhersagehorizonts sind verschiedene Einstellregeln in der Literatur zu finden, welche das Drei- bis Fünffache der Systemdynamik vorschlagen [Shridhar und Cooper, 1998; Sha'aban et al., 2013; Klopote et al., 2018; Alhajeri und Soroush, 2020].

Um auch bei langen Vorhersagehorizonten eine kurze Berechnungszeit zu ermöglichen, wird wie in [Sangi et al., 2019] vorgeschlagen, eine inäquidistante Zeitschrittweite verwendet. Hierbei wer-

den eine kurze Zeitschrittweite Δt_1 entsprechend der Ausführungsrate für die ersten Zeitschritte und längere Zeitschrittweite Δt_2 für die letzten Zeitschritte verwendet (siehe Abb. 3.4).

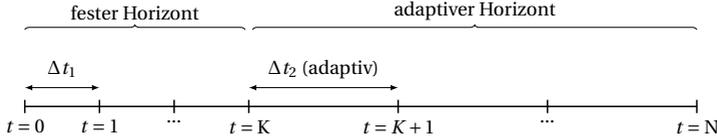


Abbildung 3.4: Vorhersagehorizont und Schrittweite der adaptiven MPR.

Die Zeitschrittweite Δt_1 wird für jeden Subsystemtypen festgelegt und entspricht der Zykluszeit des Reglers. Die Zeitschrittweite Δt_2 wird adaptiv an die Zeitkonstanten des Systems angepasst, sodass der adaptive Horizont der dreifachen Länge der größten Zeitkonstante, jedoch mindestens Δt_1 entspricht (Gl. 3.8).

$$\Delta t_2 = \max\left(3 \frac{\tau_i}{N - K}, \Delta t_1\right) \quad (3.8)$$

Durch die adaptiven Zeitschrittweite werden die Zeithorizonte an das spezifische Verhalten der Subsysteme eines Subsystemtyps angepasst. Die Anzahl der Zeitschritte für den festen Zeithorizont K sowie die gesamte Anzahl an Zeitschritten N sind dabei für jeden Subsystemtypen festzulegen. Dabei sollten etwa 10 bis 20 Zeitschritte innerhalb der Anstiegszeit T_{90} des Systems liegen [Drgoňa et al., 2020]. Für die Regelung von Raumtemperaturen sind z.B. Zeitschrittweiten im Bereich von mehreren Minuten und Vorhersagehorizonte im Bereich von Stunden sinnvoll, wohingegen für die Regelung von hydraulischen Kreisen, Zeitschrittweiten im Bereich von Sekunden mit Vorhersagehorizonten im Bereich von Minuten notwendig sind.

3.1.3 Parameterschätzer und Zustandsschätzer

Zur Schätzung der Modellparameter und Zustände der MPR wird die MHE verwendet. Die Problemformulierung der MHE ist in Gleichung 3.9 gegeben. In der Zielfunktion J wird die Abweichung der Ausgangsgrößen y von den Messwert \tilde{y} bestraft. Zudem wird die Abweichung zwischen den zu schätzenden Zustände x und Parameter p von den im vorherigen Durchlauf berechneten Zuständen \hat{x} und Parametern \hat{p} bestraft. Die Modellierungsansätze entsprechen dabei den Modellen der MPR.

$$\min_{p, x_0} J = \sum_{k=0}^{N_M} \|y_k - \tilde{y}_k\|_{W_{y,k}}^2 + \sum_{k=0}^{N_M} \|x_k - \hat{x}_k\|_{W_{x,k}}^2 + \sum_{k=0}^{N_M} \|p_k - \hat{p}_k\|_{W_{p,k}}^2 \quad (3.9a)$$

$$s.t. \quad x_{k+1} = f(x_k, u_k, p_k) \quad \forall k \in k_{N_M} \quad (3.9b)$$

$$y_{k+1} = g(x_k, u_k, p_k) \quad \forall k \in k_{N_M} \quad (3.9c)$$

$$x \in \mathcal{X}, \quad u \in \mathcal{U}, \quad p \in \mathcal{P} \quad \forall t \in k_{N_M} \quad (3.9d)$$

Hierbei ist $\|x\|_W^2 = x^T W x$ die mit W gewichtete 2-Norm und N_M der Horizont der MHE. Zudem gilt $y_k, \tilde{y}_k \in \mathbb{R}^n$, $x_k, \hat{x}_k \in \mathbb{R}^m$ und $p_k, \hat{p}_k \in \mathbb{R}^l$.

Die Zielfunktion wird mit den Messgrößen bzw. den jeweiligen Werten aus dem vorherigen Durchlauf skaliert, um analog zur MPR die Übertragbarkeit auf typgleiche Subsysteme zu ermöglichen:

$$W_{y,k} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\tilde{y}_{1,k}^2} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{\tilde{y}_{n,k}^2} \end{bmatrix}, \quad W_{x,k} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\hat{x}_{1,k}^2} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{\hat{x}_{m,k}^2} \end{bmatrix}, \quad W_{p,k} = \begin{bmatrix} \frac{f_1}{\hat{p}_{1,k}^2} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{f_l}{\hat{p}_{l,k}^2} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Die Parameter werden zusätzlich über einen Faktor f gewichtet, sodass verschiedene Parameter bei der MHE unterschiedlich schnell adaptiert werden können. Die Gewichtungsfaktoren sind dabei spezifisch für jeden Subsystemtypen zu wählen. Hierfür werden die Subsystemparameter für einen Subsystemtypen in statische und dynamische Parameter aufgeteilt. Statische Parameter sind im realen System konstant. Hierzu gehören beispielsweise U-Werte von Wänden, thermische Massen oder Nennleistungen. Dynamische Parameter können sich im realen System ändern, wie beispielsweise interne Gewinne, die von der jeweiligen Belegung oder solaren Strahlung abhängen sowie für bestimmte Arbeitspunkte zulässige Parameter, die sich bei einem Arbeitspunktwechsel ändern (z.B. volumenstromabhängige Wärmeübergangskoeffizienten, oder Wirkungsgrade). Bei der Parameterschätzung sollen eher die dynamischen als die statischen Parameter über die Betriebszeit angepasst werden. Die statischen Parameter werden daher höher in der Zielfunktion gewichtet als die dynamischen. Ziel ist dabei, dass die Adaption der eher statischen Parameter höher bestraft wird und bevorzugt die dynamischen Parameter bei der Schätzung angepasst werden. Als heuristischer Ansatz wird in dieser Arbeit der Faktor zehn für die höhere Bestrafung der statischen Parameter gewählt.

Die Zeitschrittweite Δt der MHE wird genauso groß wie die Zeitschrittweite der MPR gewählt und die MHE wird zu jedem Zeitschritt mit der MPR ausgeführt. Für die Bestimmung der Länge des Horizonts N_M für die MHE gibt es kaum Verfahren in der Literatur [Alexander et al., 2020]. Als heuristische Regel kann nach Rao und Rawlings [2002] der Schätzhorizont als das Zweifache der Systemzeit τ angenommen werden. Mit der Zeitschrittweite Δt ergibt sich N_M nach:

$$N_M = \frac{2\tau}{\Delta t} \quad (3.11)$$

Mit einem längeren Horizont lassen sich prinzipiell mehr Informationen aus dem vergangenen Betrieb berücksichtigen. Jedoch steigt bei einem längeren Horizont die Berechnungszeit an. Zudem ist für die Regelung eine hohe Übereinstimmung des Modells für die kürzlich vergangenen Messpunkte relevanter, als weit in der Vergangenheit liegende Messwerte. Um dennoch Langzeiteffekte und Informationen über verschiedene Betriebspunkte zu berücksichtigen, die nicht von der MHE mit dem Horizont N erfasst werden, wird eine zusätzliche MHE mit einem größeren Zeithorizont $N_{M,2} \gg N_M$ in größeren Zeitabständen ausgeführt. Die Länge des Langzeithorizontes wird dabei subsystemtyp-spezifisch festgelegt.

3.2 Übergeordnete Optimierung zum effizienten Energiemanagement

Die übergeordnete Optimierung des Koordinators dient zum effizienten bzw. ökonomischen Betrieb des Gesamtsystems. Aufgabe des Koordinators ist es, das Optimierungsproblem 3.12 zu lösen und so die optimalen Sollwerte für die Kopplungsvariablen y_i der einzelnen Subsysteme zu berechnen.

Für jedes Subsystem i wird dabei die Kostenfunktion f'_i sowie Modellgleichungen g_i und h_i im Koordinator instanziiert. Hierfür müssen für jeden Subsystemtypen generische Kostenfunktionen und Modellgleichungen in Abhängigkeit der Parameter p_i entwickelt werden, welche durch die Subsystem-Agenten bestimmt werden (siehe Kap. 3.1.3). Die Parameter p_i sind dabei eine Teilmenge von den für die AMPR bestimmten Parametern bzw. werden daraus abgeleitet.

$$\begin{aligned} \min_y \quad & f'(y) = \sum_i f'_i(y_i, x_i, p_i), \\ & \dot{x}_i \leq g_i(y_i, x_i, p_i) \quad \forall i = 1, \dots, n \\ & 0 \leq h_i(y_i, x_i, p_i) \quad \forall i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.12)$$

Um das Optimierungsproblem 3.12 für großskalige Systeme lösen zu können, werden (im Gegensatz zu den Modellen der Subsystem-AMPR) Modellierungsansätze geringerer Komplexität auf Koordinator Ebene verwendet, welche die Kosten in Abhängigkeit der Kopplungsvariablen beschreiben. Für die Optimierung im Koordinator werden folgende Modellierungsansätze und Annahmen getroffen.

- Annahme von statischem Verhalten für Subsysteme mit Zeitkonstanten $\tau \ll 1$ h
- Wärmestrom-/Leistungsbasierte Modellierung mit kontinuierlichen Leistungsbereichen (Relaxierung der Integer-Variablen wie in [Abreu et al., 2018] vorgeschlagen)

- Mehrphasenströme werden nicht betrachtet
- Subsysteme und Topologie des Systems sind bekannt
- Feste Zeitschrittweite von 30 Minuten

Die Kostenfunktion f' beinhaltet die Energiekosten und die Abweichung von Sollwerten bzw. Sollwertbereichen. Die Kosten für die Energie umfassen Energieträger wie Strom und Gas und werden zu den Kosten $K_{E,i}$ zusammengefasst. Zur Berücksichtigung von CO_2 -Emissionen können energieträgerspezifische Zertifikatskosten in die Energiekosten integriert werden. Mit den Kosten für die Überschreitung von Temperaturgrenzwerten $K_{\Delta,i}$ ergibt sich folgende Kostenfunktion:

$$f'_i = K_{E,i}(y_i, x_i, p_i) + K_{\Delta,i}(y_i, x_i, p_i) \quad (3.13)$$

Die Energie und Komfortkosten müssen für jeden Subsystemtypen auf Basis der Kopplungsvariablen und Zustände spezifisch modelliert werden. Im Folgenden werden die Kopplungsvariablen definiert und generelle Modellierungsansätze für den Koordinator vorgestellt.

3.2.1 Definition der Kopplungsvariablen

Zur Definition der Kopplungsvariablen wird ein freigeschnittenes Subsystem betrachtet und die ein- und austretenden Stoff- und Energieströme bilanziert. Für ein System mit einem Massenstrom \dot{m} mit der Eintrittstemperatur T_e und der Austrittstemperatur T_a ergibt sich das Kontrollvolumen nach Abbildung 3.5. Beim Freischneiden treten dabei als Schnittstellen Fluidströme, übertragene Wärmeströme und elektrische Ströme auf, welche potenzielle Kopplungsvariablen sind.

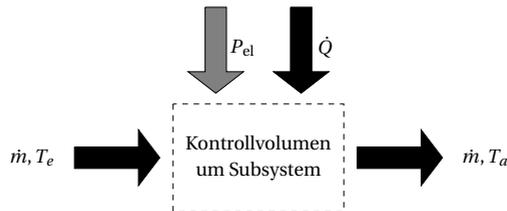


Abbildung 3.5: Definition der Kopplungsvariablen auf Basis eines Kontrollvolumens.

Die Verwendung von Massenströmen und Temperaturen als Kopplungsvariablen führt zu biquadratischen Gleichungen (Produkt aus \dot{m} und ΔT) bei der Kopplung der Subsysteme, welche aufwendig zu lösen sind [Zheming Wang, Guoqiang Hu, Costas J. Spanos et al., 2017]. Zudem führt die Modellierung von Mischstellen in Verteilern und hydraulischen Weichen sowie die Berücksichtigung von unterschiedlichen Strömungsverhältnissen zu komplexen Gleichungen und erfordert die Verwendung binärer Variablen, wodurch nicht-konvexe und aufwendig zu lösende Optimierungsprobleme entstehen [Zeng und Barooah, 2021].

Für eine höhere praktische Anwendbarkeit wird daher ein energiestrombasierter Ansatz für die Kopplungsvariablen verwendet, welcher Enthalpieströme bzw. Wärmeströme als Kopplungsvariablen des thermo-hydraulischen Systems nutzt. Die dem thermo-hydraulischen Netz hinzugefügte Leistung unter Vernachlässigung von Geschwindigkeits- und Druckdifferenzen ergibt sich zu:

$$\Delta \dot{H} \approx c_p \cdot \dot{m} \cdot (T_a - T_e) \quad (3.14)$$

Zur Kopplung der Subsysteme im Optimierungsproblem müssen die Bilanzgleichungen an den Verbindungsstellen der Subsysteme aufgestellt werden. Für alle Subsysteme i_m , die an einer Verbindungsstellen m miteinander verknüpft sind, ergibt folgende Energiebilanz:

$$\sum_{i_m} \Delta \dot{H}_{i_m} = 0 \quad \forall i, m \quad (3.15)$$

Der Vorteil der Verwendung der Wärmeströme als Kopplungsvariablen liegt in den linearen Bilanzgleichungen. Zudem müssen die genauen Strömungsverhältnisse der hydraulischen Verschaltung zwischen den Subsystemen nicht modelliert werden. Des Weiteren können die Subsystem-Agenten selbst entscheiden, ob die Temperaturdifferenz, oder der Massenstrom oder beide variiert werden, um den vom Koordinator vorgegebenen Wärmestrom einzuregulieren. Ein Nachteil ist die Vernachlässigung von Temperaturniveaus der Kopplungsvariablen auf der Koordinatorebene. Damit der Koordinator dennoch Temperaturen von z. B. Speichern und Räumen berücksichtigen und die Kosten für Komfort- und Temperaturgrenzen berechnen kann, wird die Temperatur innerhalb eines Subsystems über die ein- und austretenden Wärmeströme $\Delta \dot{H}_j$ berechnet:

$$C \frac{dT}{dt} = \sum_j \Delta \dot{H}_j \quad (3.16)$$

Zur Reduzierung der Komplexität des Optimierungsproblems wird statisches Verhalten für Erzeuger und Verteilsysteme mit Zeitkonstanten $\tau \ll 1$ Stunde angenommen und nur das dynamische Verhalten von der Gebäudemasse in Zonen sowie in Verbrauchern und thermischen Speichern zur Berücksichtigung von Temperaturniveaus modelliert. Bei statischem Verhalten ist die linke Seite von Gleichung 3.16 gleich null.

Da beim wärmestrombasierten Ansatz keine Maximaltemperaturen direkt im Optimierungsproblem des Koordinators berücksichtigt werden, müssen diese Grenzen implizit durch die Beschränkung des maximal übertragbaren Wärmestroms vorgegeben werden. Der entsprechende Subsystem-Agent berechnet auf Basis der eintretenden T_e und der maximal austretenden Temperatur $T_{a,max}$ den maximal bereitstellbaren Wärmestrom, welcher als Parameter für die Randbedingungen g_j an den Koordinator übergeben wird:

$$\Delta \dot{H}_{max} = c_p \cdot \dot{m}_{max} \cdot (T_{a,max} - T_e) \quad (3.17)$$

Die in einem Subsystem verbrauchte oder erzeugte elektrische Leistung wird analog zu den Wärme- bzw. Enthalpieströmen bilanziert (vgl. Gleichung 3.15). Alle Komponenten innerhalb des Gebäudes werden im Optimierungsproblem des Koordinators über einen elektrischen Knoten miteinander verbunden. Die Kosten für Strombezug oder Einspeisung ins bzw. aus dem Netz wird mittels eines Netzagenten berechnet (siehe Kap. 3.3.4).

Sofern in einem Gebäude kein Strom produziert wird, kann auf den Netzagenten verzichtet werden und die Kosten für den Strombezug direkt in den Kostenfunktionen der Subsystem-Agenten integriert werden. Die elektrische Leistung entfällt in diesem Fall als Kopplungsvariable.

3.3 Modellierung von Agenten für gebäudetechnische Subsysteme

In diesem Kapitel werden Modellgleichungen für die adaptive MPR der Subsystem-Agenten (vgl. Gleichung 3.2) sowie der Koordinatorgleichungen (vgl. Gleichung 3.12) für beispielhafte Subsystemtypen modelliert. Die Bildung der Subsysteme wird dabei an den in [Flach et al., 2019] identifizierten Modulen angelehnt, da in der Literatur aktuell keine einheitliche Definition von Subsystemen gegeben ist (vgl. Kap. 2.3.4). Der Prozess zur Klassifizierung der Subsysteme ist in [Kümpel et al., 2022b] beschrieben. Der Fokus liegt dabei auf thermo-hydraulische Systeme zur Versorgung von Gebäuden und die Subsysteme werden nach folgenden Kriterien gebildet:

- Subsysteme sind möglichst hydraulisch entkoppelte Systeme, z. B. durch Wärmeübertrager, hydraulische Weichen, Speicher
- Ein- und Austrittsgrößen an den Schnittstellen der Subsysteme sind messbar, mindestens die austretenden Kopplungsvariablen (notwendig für Einregelung)
- Subsysteme beinhalten Mess- und/oder Stellgrößen

Es werden nachfolgend exemplarische Subsystemtypen für Erzeugung, Verteilung und Verbrauch modelliert, welche typische Komponenten und Systeme der Gebäudetechnik enthalten (vgl. [Bohne, 2022]), um so verschiedene Gebäude adressieren zu können. Generell können mit dem agentenbasierten Ansatz weitere Subsystemtypen modelliert werden und der Regelungsbakasten erweitert werden.

3.3.1 Generisches hydraulisches Wärmeübertragersubsystem

Subsystem AMPR

Im Folgenden werden die Modellgleichungen für eine adaptive MPR für hydraulische Wärmeübertragersubsystem (HWS), wie sie beispielsweise in Heiz- und Kühlregistern in RLT-Anlagen oder hydraulischen Verteilkreisen vorkommen, entwickelt. Der betrachtete Subsystemtyp ist in Abbildung 3.6 dargestellt und beinhaltet einen Wärmeübertrager, eine Pumpe und ein Ventil sowie Rohre und Messtechnik. Das Modell wird dabei generisch aufgebaut, sodass neben der dargestellten

Beimischschaltung ebenfalls Einspritzschaltungen oder Drosselschaltungen geregelt werden können und der Regler sowohl auf Heiz- als auch Kühlregister anwendbar ist. Die Regelgröße ist dabei die sekundärseitige Fluidtemperatur $y = [T_a]$ und die Stellgrößen sind die relative Ventilöffnung und Pumpendrehzahl $u = [u_v, u_p]$.

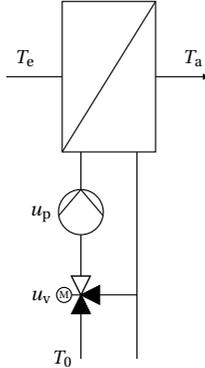


Abbildung 3.6: Hydraulischer Wärmeübertrager-Subsystemtyp.

Die grundlegende Systemdynamik wird durch ein PT_2 Glied nach Gleichung 3.18a approximiert (vgl. [Kümpel et al., 2021]). Das PT_2 Glied ist mit einem Offset erweitert, welcher der sekundärseitigen Eintrittstemperatur T_e entspricht. Die in der Praxis häufig nicht lineare Ventilkennlinie (vgl. [Teichmann, 2023]) wird durch eine normierte Sigmoidfunktion f_v angenähert (Gl. 3.18b). Der ebenfalls nicht-lineare Zusammenhang von Pumpendrehzahl zu Austrittstemperatur wird über eine normierten Exponentialfunktion f_p approximiert (Gl. 3.18c). Die Funktionen für verschiedene Parameter sind in Abbildung 3.7 dargestellt. Bei der Funktion f_v wird die Krümmung über den Parameter a angepasst und über den Parameter b auf der Abszisse verschoben. So können annähernd lineare, exponentielle und s-kurvige Ventilkennlinien abgebildet werden. Bei der Funktion f_p wird die Krümmung über den Parameter k_p variiert, wodurch die mit steigendem primärseitigen Volumenstrom abflachende Wärmeübertragung approximiert werden kann. Die maximal erreichbare Temperatur ist durch die Temperaturdifferenz zwischen sekundärseitiger Eintrittstemperatur T_e und primärseitiger Eintrittstemperatur T_0 sowie dem Parameter K abhängig, wobei $K \leq 1$ gilt. Die Austrittstemperatur soll einem zulässigen Temperaturbereich liegen und wird durch Gleichung (Gl. 3.18d) beschränkt. Das Ventil kann vollständig geschlossen und geöffnet werden und die Pumpendrehzahl ist auf einen Minimalwert $u_{p,\min}$ beschränkt (Gl. 3.18e und 3.18e).

$$\tau_1 \tau_2 \ddot{T}_a + (\tau_1 + \tau_2) \cdot \dot{T}_a + (T_a - T_e) = K \cdot (T_e - T_0) \cdot f_v(u_v) \cdot f_p(u_p) \quad (3.18a)$$

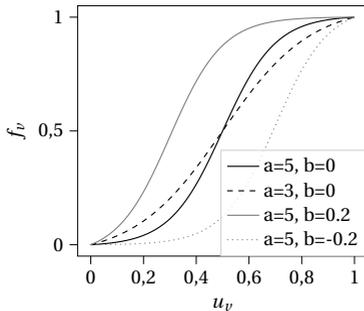
$$f_v(u_v) = \frac{\tanh(a \cdot (u_v + b)) - \tanh(ab - 0.5b)}{\tanh(a \cdot (1 + b)) - \tanh(ab - 0.5b)} \quad (3.18b)$$

$$f_p(u_p) = (1 - e^{-u_p \cdot k_p}) / (1 - e^{-k_p}) \quad (3.18c)$$

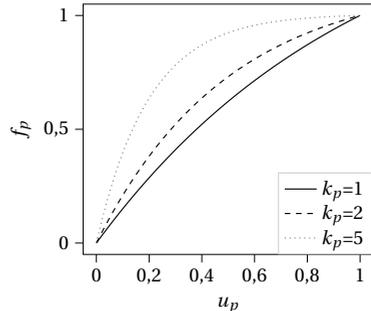
$$0^\circ\text{C} \leq T_a \leq 100^\circ\text{C} \quad (3.18d)$$

$$0 \leq u_v \leq 1 \quad (3.18e)$$

$$u_{p,\min} \leq u_p \leq 1 \quad (3.18f)$$



(a) Sigmoidfunktion des Ventils



(b) Exponentialfunktion der Pumpe

Abbildung 3.7: Funktionen zur Approximation von nichtlinearen Übertragungsverhalten für Ventile und Pumpen.

Der Energieverbrauch des Systems beschränkt sich auf die elektrische Leistung der Pumpe und wird in Näherung durch Gleichung 3.19 modelliert:

$$e = P_{el,\max} \cdot u_p^3 \quad (3.19)$$

Ventilantriebe benötigen in der Praxis oftmals 1-2 Minuten, um vollständig aufzufahren. Im Gegensatz dazu lässt sich die Pumpendrehzahl innerhalb von Sekunden variieren, weshalb die Pumpe sich besser zur Ausregelung von Störungen eignet [Teichmann, 2023]. Die Stellaktivität des Ventils wird daher höher über den Faktor β gewichtet (d. h. Abweichungen stärker bestraft), als die Stellaktivität der Pumpe (vgl. Gl. 3.6). Um auf Störungen reagieren zu können, wird zudem eine Variante der Mittelbereichsregelung (vgl. [Allison und Isaksson, 1998]) für die Pumpe implementiert. Die Pumpendrehzahl wird dabei bestraft, wenn sie nahe der Minimaldrehzahl ist. So wird die Pumpe etwas oberhalb der minimalen Drehzahl betrieben (sofern keine Sollwertabweichung ausgeregelt werden muss), wodurch bei Störungen die Drehzahl abgesenkt werden kann:

$$\xi_2 = u_p - u_{p,\min} - u_{p,\text{diff}} \quad (3.20)$$

Hierbei ist $u_{p,\text{diff}}$ der Abstand von der Minimaldrehzahl $u_{p,\min}$, der eingehalten werden soll. Der

Strafterm wird dabei dem Vektor ξ in der Zielfunktion zugeordnet. Eine zusätzliche Bestrafung der relativen Drehzahl Richtung u_p ist aufgrund von Gleichung 3.19 nicht notwendig. Des Weiteren wird die Abweichung von der Solltemperatur T_{soll} berücksichtigt:

$$\xi_1 = T_a - T_{\text{soll}} \quad (3.21)$$

Da der sekundärseitige Massenstrom konstant bzw. nicht vom Subsystemagenten beeinflussbar ist, wird auf Basis der gemessenen Eintrittstemperatur T_e und sekundärseitigen Massenstrom \dot{m} eine Solltemperatur aus dem vom Koordinator vorgegebenen Sollwärmestrom berechnet:

$$T_{\text{soll}} = \frac{\Delta \dot{H}}{c_p \dot{m}} + T_e \quad (3.22)$$

Die durch die MHE zu bestimmenden Parameter sind $p = [\tau_1, \tau_2, K, a, b, k_p, P_{\text{el,max}}]$. Für die Berechnung der Zeithorizonte nach Gleichungen 3.8 und 3.11 sowie der Gewichte nach Gleichung 3.6 werden die Zeitkonstanten τ_1 und τ_2 verwendet. Die Temperaturen T_e und T_0 werden gemessen. Die Schrittweite der MPR wird auf 10 s festgelegt.

Koordinator-Gleichungen

Die Gleichungen für das Optimierungsproblem des Koordinators beschränken sich auf die ein- bzw. austretenden Enthalpieströme:

$$\Delta \dot{H}_e = -\Delta \dot{H}_a \quad (3.23)$$

Die Enthalpieströme sind dabei auf den Maximalwert $\Delta \dot{H}_{\text{max}}$ beschränkt:

$$\Delta \dot{H}_e \leq \Delta \dot{H}_{\text{max}} \quad (3.24)$$

Der Parameter $\Delta \dot{H}_{\text{max}}$ wird entsprechend Gleichung 3.17 berechnet. Die aufgenommene elektrische Leistungsaufnahme der Pumpe wird als Kopplungsvariable in Abhängigkeit des übertragenen Wärmestroms und des Parameters $c = P_{\text{el,max}}/\Delta \dot{H}_{\text{max}}$ wie in [Sangi et al., 2019] zur Vereinfachung linearisiert modelliert:

$$P_{\text{el}} = c \cdot \Delta \dot{H}_e \quad (3.25)$$

Da die elektrische Leistung als Kopplungsvariable modelliert wird, entfallen weitere Kosten in dem Subsystem.

3.3.2 Erzeugersubsysteme

Typische Wärmeerzeuger in Gebäuden sind Kessel, Blockheizkraftwerke (BHKW) und Wärmepumpen. Die Subsystemtypen werden so definiert, dass ein Erzeuger sowie Hydraulik mit Pumpe bzw. zwei Pumpen im Falle der Wärmepumpe, enthalten sind (siehe Abb. 3.8). Die Subsysteme können somit den Massenstrom als auch die Austrittstemperatur regeln.

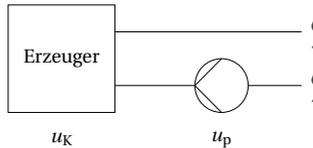


Abbildung 3.8: Erzeuger-Subsystemtyp.

Kessel

Subsystem AMPR

Für die Modellierung des Kessels wird ein ideal durchmischtes Volumen mit der thermischen Kapazität C_K angenommen, dem ein Wärmestrom \dot{Q}_K aufgeprägt wird. Die Energiebilanz um das Volumen unter Berücksichtigung der Wärmeverluste an die Umgebung ergibt:

$$C_K \cdot \frac{dT_a}{dt} = c_p \cdot \dot{m}_{\max} \cdot f_m \cdot u_p \cdot (T_e - T_a) + \dot{Q}_K - kA \cdot (T_a - T_U) \quad (3.26)$$

Hierbei ist T_a die Austrittstemperatur und T_e die Eintrittstemperatur. Die Wärmeverluste an die Umgebung mit der Temperatur T_U wird über den Wärmetransferkoeffizient kA und der Temperaturdifferenz zwischen Umgebung und Volumen beschrieben. Der das Volumen durchströmende Massenstrom wird durch die relative Pumpendrehzahl u_p variiert. Der Parameter \dot{m}_{\max} ist dabei der nominelle Massenstrom und f_m ein Korrekturfaktor, um Abweichungen vom Nominalwert abzubilden.

Der Wärmestrom \dot{Q}_K wird durch die relative Teillast u_K und der Nennleistung $\dot{Q}_{K,\max}$ beschrieben und wird zur Berücksichtigung von Trägheiten mit einem PT_1 Verhalten modelliert:

$$\tau_K \cdot \frac{d\dot{Q}_K}{dt} = f_K \cdot u_K \cdot \dot{Q}_{K,\max} - \dot{Q}_K \quad (3.27)$$

$$(3.28)$$

Der Gasverbrauch $\dot{Q}_{K,Br}$ wird über den thermischen Wirkungsgrad berechnet:

$$\dot{Q}_{K,Br} = \frac{\dot{Q}_K}{\eta_{th}} \quad (3.29)$$

Der thermische Wirkungsgrad η_{th} wird dabei temperaturabhängig modelliert, um Brennwerteffekte annäherungsweise abzubilden:

$$\eta_{th} = c_0 + c_1 T_e \quad (3.30)$$

$$(3.31)$$

Als Sollwert kann eine Temperatur nach Gleichung 3.21, aber auch ein Wärmestrom vorgegeben werden:

$$\xi_1 = \dot{Q}_K - \dot{Q}_{soll} \quad (3.32)$$

Bei der Vorgabe des Wärmestroms wird gleichzeitig der zulässige Betriebsbereich als Temperaturgrenzen berücksichtigt (siehe Gl. 3.52). Der Energieverbrauch des Subsystems beinhaltet den Gasverbrauch des Kessels sowie die elektrische Leistung der Pumpe:

$$e = \dot{Q}_{K,Br} + P_{el,P,max} \cdot u_p^3 \quad (3.33)$$

Um minimale Teillast bzw. An- und Ausschaltvorgänge im Model zu berücksichtigen, ist die Verwendung von binären Variablen notwendig. Die Verwendung von binären Variablen führt jedoch zu höheren Berechnungszeiten. Es wird daher ein nachgeschaltetes, regelbasiertes An- bzw. Ausschalten auf Basis der von der AMPR ermittelten Teillast verwendet:

$$\text{falls } u_K < u_{min}, \quad \text{dann } u_K = 0 \quad (3.34)$$

Hierbei ist u_{min} die minimale Teillast, bei deren Unterschreitung der Kessel ausgeschaltet wird. Ein Vergleich mit eine auf binären Variablen basierende Schaltung ist im Appendix A.1 zu finden.

Für die Zeitkonstanten werden $\tau_1 = \tau_K$ und $\tau_2 = \frac{C_K}{c_p \dot{m}_{max}}$ verwendet.

Die Eingangsgrößen des Systems sind die relative Teillast des Kessels und die relative Pumpendrehzahl $u = [u_K, u_p]$. Die zu schätzenden Modellparameter sind $p = [C_K, f_m, kA, \tau_K, f_K, c_0, c_1, P_{el,P,max}]$. Die Nennleistung und der nominale Massenstrom werden bei der Initialisierung als bekannt vorausgesetzt. Zudem müssen maximal zulässige Temperaturen, bzw. Temperaturbereiche vorgegeben werden. Die Schrittweite der AMPR wird ebenfalls auf 10 s festgelegt.

Koordinator-Gleichungen

Die Kostenfunktion für den Koordinator beschränkt sich auf die Gaskosten mit dem spezifischen Gaspreis k_{gas} :

$$K_E = \frac{k_{\text{gas}}}{\eta_{\text{th}}} \cdot \Delta \dot{H}_a \quad (3.35)$$

Der Parameter η_{th} wird dabei auf Basis des aktuellen Betriebspunkt berechnet und dem Koordinator übergeben. Zudem ist die maximale Wärmeleistung auf die Nennleistung bzw. maximal übertragbare Wärmeleistung (Gl. 3.17) beschränkt:

$$\Delta \dot{H}_a \leq \dot{Q}_{K,\text{max}} \quad (3.36)$$

Die elektrische Leistungsaufnahme wird analog zu Gleichung 3.25 berechnet.

Blockheizkraftwerk

Subsystem AMPR

Das BHKW wird analog zum Heizkessel modelliert (siehe Gleichungen 3.26 - 3.36). Zusätzlich wird die erzeugte elektrische Leistung P_{el} über den elektrischen Wirkungsgrad η_{el} berechnet:

$$P_{\text{el}} = \dot{Q}_{\text{Br}} \cdot \eta_{\text{el}} \quad (3.37)$$

Der elektrische Wirkungsgrad wird ebenfalls durch die MHE geschätzt. Der Energieverbrauch des BHKW beinhaltet den Gasverbrauch des Kessels abzüglich der produzierten elektrischen Leistung sowie die elektrische Leistung der Pumpe:

$$e = \dot{Q}_{K,\text{Br}} - P_{\text{el}} + P_{\text{el,p,max}} \cdot u_p^3 \quad (3.38)$$

Koordinator-Gleichungen

Für das Optimierungsproblem des Koordinators erweitert sich die Gleichung 3.25 für die Koppelvariable der elektrischen Leistung zu:

$$P_{\text{el}} = \eta_{\text{el}} / \eta_{\text{th}} \cdot \dot{H}_a - c \cdot \dot{H}_a \quad (3.39)$$

Wärmepumpe

Subsystem AMPR

Zur Modellierung der Wärmepumpe wird jeweils eine Energiebilanz um Kondensator (Gl. 3.40) und Verdampfer (Gl. 3.41) gebildet. Analog zum Kessel und BHKW wird für den Kondensator und Verdampfer jeweils ein ideal durchmisches Volumen mit der Eintrittstemperatur T_e und homogener Temperatur T_a angenommen. Dem Volumen mit der thermischen Kapazität C_{Kon} bzw. C_{Ver} wird ein Wärmestrom \dot{Q}_{Kon} bzw. \dot{Q}_{Ver} aufgeprägt. Ebenfalls wird der Wärmeverlust an die Umgebung mit der Temperatur T_U berücksichtigt.

$$C_{\text{Kon}} \cdot \frac{dT_{\text{Kon,a}}}{dt} = c_p \cdot \dot{m}_{\text{Kon,max}} \cdot f_{\text{Kon,m}} \cdot u_{\text{Kon,p}} \cdot (T_{\text{Kon,e}} - T_{\text{Kon,a}}) + \dot{Q}_{\text{Kon}} - kA_{\text{Kon}} \cdot (T_{\text{Kon,a}} - T_U) \quad (3.40)$$

$$C_{\text{Ver}} \cdot \frac{dT_{\text{Ver,a}}}{dt} = c_p \cdot \dot{m}_{\text{Ver,max}} \cdot f_{\text{Ver,m}} \cdot u_{\text{Ver,p}} \cdot (T_{\text{Ver,e}} - T_{\text{Ver,a}}) - \dot{Q}_{\text{Ver}} - kA_{\text{Ver}} \cdot (T_{\text{Ver,a}} - T_U) \quad (3.41)$$

Eine Energiebilanz um die Wärmeströme und der elektrischen Leistung $P_{\text{el,WP}}$ ergibt:

$$\dot{Q}_{\text{Kon}} = \dot{Q}_{\text{Verd}} + P_{\text{el,WP}} \quad (3.42)$$

Das Verhältnis von aufgenommener elektrischer Leistung und an den Kondensator abgegebenen Wärmestrom wird durch den COP beschrieben:

$$COP = \frac{\dot{Q}_{\text{Kon}}}{P_{\text{el,WP}}} \quad (3.43)$$

Für die temperaturabhängige Modellierung des COP wird eine von der Kondensator- und Verdampfer Temperatur abhängige Linearisierung mit den Faktoren $c_{\text{COP},0} - c_{\text{COP},2}$ verwendet:

$$COP = c_{\text{COP},0} + c_{\text{COP},1} \cdot T_{\text{Kon,a}} + c_{\text{COP},2} \cdot T_{\text{Verd,a}} \quad (3.44)$$

Die elektrische Leistungsaufnahme berechnet sich aus der nominalen Leistungsaufnahme $P_{\text{el,WP,max}}$ multipliziert mit der relativen Teillast u_{WP} . Zudem wird einem Korrekturfaktor f_{WP} verwendet, um Abweichungen von nominalen Leistungsaufnahme bzw. nichtlinearem Übertragungsverhalten der relativen Teillast zu berücksichtigen:

$$P_{el,WP} = P_{el,WP,max} \cdot f_{WP} \cdot u_{WP} \quad (3.45)$$

Der Energieverbrauch beinhaltet die Stromaufnahme der Wärmepumpe und sowie der Pumpen am Kondensator und Verdampfer:

$$e = P_{el,WP} + P_{P,Kon,max} \cdot u_{Kon,p}^3 + P_{P,Ver,max} \cdot u_{Ver,p}^3 \quad (3.46)$$

Die Eingangsgrößen des Subsystems sind $u = [u_{Kon,p}, u_{Ver,p}, u_{WP}]$ und die zu schätzenden Parameter sind $p = [C_{Kon}, C_{Ver}, f_{Kon,m}, f_{Ver,m}, f_{WP}, kA_{Kon}, kA_{Ver}, c_{COP0}, c_{COP1}, c_{COP2}, P_{P,Kon,max}, P_{P,Ver,max}]$.

Koordinator-Gleichungen

Das Wärmepumpensystem wird für den Koordinator analog zu Gleichung 3.36 modelliert sowie um Gleichung 3.42 und 3.43 erweitert. Die Stromaufnahme ergibt sich mit dem Parameter $c = (P_{P,Ver,max} + P_{P,Kon,max}) / \dot{H}_{max}$ zu:

$$P_{el} = -\frac{1}{COP} \cdot \Delta \dot{H}_a - c \cdot \Delta \dot{H}_a \quad (3.47)$$

Hierbei entspricht $\Delta \dot{H}_a$ dem Enthalpiestrom am Kondensator.

3.3.3 Thermisches Zonensubsystem

Subsystem AMPR

Wesentliche Verbraucher von Wärme und Kälte sind Räume bzw. Zonen im Gebäude. Im Folgenden wird eine Zone, welche über eine Betonkernaktivierung (BKT) und eine Lüftungsanlage beheizt und gekühlt werden kann, als Subsystemtyp definiert und modelliert. Über die Deaktivierung einzelner Terme kann das Modell auf Zonen mit reiner Lüftung oder reiner BKT übertragen werden. Zudem ist durch die Begrenzung vom Wärmestrom der BKT die Deaktivierung des Kühlbetriebs möglich, sodass auch eine Zone mit Fußbodenheizung abgebildet werden kann.

Das Modell basiert auf einem Widerstands-Kapazitäten Ansatz (RC-Ansatz). In der Studie von Harb et al. [2016] wird ein auf zwei Kapazitäten mit zusätzlicher Kapazität der Raumluft basierendes Modell als akkurat für die Vorhersage der Innenraumtemperatur identifiziert. Ebenso wird von [Kircher und Zhang, 2016] und [Reynders et al., 2014] berichtet, dass ein Ansatz zweiter bzw. dritter Ordnung die wesentlichen Effekte eines Gebäudes abbilden kann. Eine zu große Anzahl an Parametern kann jedoch zu unzuverlässigen Schätzungen führen [Reynders et al., 2014]. Zur Modellierung muss neben den Kapazitäten der Luft und der Wände noch die BKT sowie die Belüftung

$$C_{W,i} \cdot \frac{dT_{W,i}}{dt} = U_{W,i} \cdot A_{W,i} \cdot (T_Z - T_{W,i}) \quad (3.49)$$

$$C_{W,a} \cdot \frac{dT_{W,a}}{dt} = U_{W,a} \cdot A_{W,a} \cdot (T_Z - T_{W,a}) + U_{W,a} \cdot A_{W,a} \cdot (T_U - T_{W,a}) + I_{sol} \cdot A_{W,a} \cdot f_{W,sol} \quad (3.50)$$

$$C_{BKT} \cdot \frac{dT_{BKT}}{dt} = U_{BKT,2} \cdot A_Z \cdot (T_{BKT,e} - T_{BKT}) + U_{BKT} \cdot A_Z \cdot (T_Z - T_{BKT}) \quad (3.51)$$

Die Temperatur der Zone soll innerhalb eines Temperaturbandes mit der unteren Temperatur r_u und oberen Temperatur r_o geregelt werden. Die Unter- und Überschreitung des Temperaturbandes ξ berechnet sich zu:

$$\begin{aligned} \xi_1 &\geq T_R - r_o \\ \xi_1 &\geq r_u - T_R \\ \xi_1 &\geq 0 \end{aligned} \quad (3.52)$$

Die Stellgrößen für die Zonen-MPR sind die Zulufttemperatur und Eintrittstemperatur der BKT mit $u = [T_{SUP}, T_{BKT,e}]$. Analog zur Mittelbereichsregelung der Pumpendrehzahl beim hydraulischen Wärmeübertragungssystem wird die Zulufttemperatur bestraft, wenn sie nah der oberen $T_{SUP,max}$ und unteren Temperaturgrenze $T_{SUP,min}$ ist. Die Sollwerte für Zuluft und BKT werden den entsprechenden RLT-Anlagen und BKT-Agenten direkt übermittelt, um eine genaue Einregelung der Zonen-temperatur und Reaktion auf Störgrößen zu ermöglichen. Um Sollwertvorgaben des Koordinators zu berücksichtigen, werden analog zu Gleichung 3.32 die Abweichung zu vorgegeben Wärmeströmen für BKT und RLT-Anlage bestraft. So kann der Koordinator vorgeben, ob und wie viel Wärme über die BKT oder RLT-Anlage der Zone hinzugefügt werden soll. Die für die Zone zu schätzenden Parameter sind: $p = [C_Z, C_{W,i}, C_{W,a}, C_{BKT}, U_{BKT}, U_{BKT,2}, U_{W,i}, U_{W,a}, f_{sol}, f_{W,sol}, \dot{Q}_{int}]$.

Zudem werden die aktuellen Temperaturen der BKT, Innen- und Außenwand zu jedem Zeitschritt geschätzt. Die aktuelle und zukünftige Außentemperatur und solare Strahlung wird aus einer Wettervorhersage bezogen und die aktuelle Raumtemperatur und der Zuluftmassenstrom als Messwert übergeben.

Bei der Instanziierung der MPR müssen die (ungefähre) Länge, Breite und Höhe zur Berechnung der Fläche A_Z , $A_{W,i}$, $A_{W,a}$, $A_{W,i}$ sowie das Belegungsprofil angegeben werden. Des Weiteren müssen die Temperaturgrenzen des Temperaturbandes für Anwesenheits- und Abwesenheitszeiten sowie maximal und minimal zulässige Solltemperaturen für RLT-Anlage und BKT eingestellt werden.

Die Zeitschrittweite für eine MPR zur Regelung einer thermischen Zone wird in [Lv et al., 2021] zu 20 Minuten bestimmt. Um auch kleinere Räume mit höherer Dynamik regeln zu können, wird die Zeitschrittweite auf 10 min festgelegt. Der Vorhersagehorizont wird aufgrund der meist limitierten Wettervorhersage auf maximal 24 h beschränkt.

Koordinator-Gleichungen

Für das Optimierungsproblem des Koordinators wird die Zone durch eine aggregierte Kapazität modelliert:

$$C \frac{dT}{dt} = \Delta \dot{H}_{RLT} + \Delta \dot{H}_{BKT} - \dot{Q}_Z \quad (3.53)$$

Der Wärmebedarf der Zone \dot{Q}_Z wird dabei vom Subsystem-Agenten aus den in der AMPR prädi-zierten Wärmeleistungen der RLT-Anlage und BKT berechnet und dem Koordinator als Parameter übergeben. Die Kosten für den thermischen Komfort werden analog zu Gleichung 3.52 berechnet. Hierfür übergibt der Subsystem-Agent dem Koordinator die aktuelle Raumtemperatur sowie die obere und untere zulässige Zonentemperatur.

3.3.4 Weitere Subsysteme

Mit den oben vorgestellten Modellierungsansätzen sind verschiedene Gebäudeenergiesysteme abbildbar. Die Ansätze lassen sich dabei anpassen und erweitern, um zusätzliche Subsystemtypen zu modellieren. Im Folgenden werden weitere gebäudetechnische Subsysteme und deren Modellierung umrissen. Generell können darüber hinaus weitere Subsystemtypen definiert und dem Agentensystem hinzugefügt werden.

Raumlufttechnische Anlagen

RLT-Anlagen werden für die Belüftung von Gebäuden eingesetzt und verfügen in der Regel über Heiz- und Kühlregister sowie Wärmerückgewinnungssysteme. Für die Regelung der Heiz- und Kühlregister werden die oben vorgestellten hydraulischen Wärmeübertragersubsysteme verwendet. Das Wärmerückgewinnungssystem wird regelbasiert in Abhängigkeit der Außentemperatur und Zulufttemperatur aktiviert oder deaktiviert.

Eine Regelung der Ventilatoren zur bedarfsgerechten Lüftung bzw. Regelung der Innenraumluftqualität ist ebenfalls möglich. Da der Fokus dieser Arbeit auf das thermo-hydraulische Energiesystem liegt, wird jedoch zur Vereinfachung ein konstanter Luftvolumenstrom implementiert.

Geothermiefelder

Als Wärmequelle für Wärmepumpen werden u. a. Geothermiefelder verwendet. Die Sonden sind dabei über hydraulische Schaltungen, insbesondere durch Wärmeübertrager getrennte Kreisläufe,

mit der Wärmepumpe bzw. dem Gebäudeenergiesystem verbunden. Für die Regelung der Subsystem-Agenten für Geothermiefelder wird daher der generische hydraulische Wärmeübertragersubsystem-Agent verwendet. Bei Feldern mit mehreren Sonden und einzeln regelbaren Ventilen kann ebenfalls die in [Stoffel et al., 2022] entwickelte MPR verwendet werden.

Auf Koordinatorebene wird die Dynamik des Geothermiefeldes mit Gleichung 3.16 modelliert. Die Kostenfunktion bestraft dabei analog zur Zone die Abweichung von einer Solltemperatur. Hierdurch kann eine langfristige Einhaltung der zulässigen Bodentemperaturen erreicht werden. Optimale Sollwerte für einen nachhaltigen Betrieb des Geothermiefeldes können beispielsweise über eine Langzeitoptimierung, wie in [Kümpel et al., 2022a] vorgestellt, ermittelt werden.

Verbraucherkreise

Zur Regelung von Verbraucherkreisen zur Bereitstellung von Trinkwarmwasser oder Prozesswärme und Kälte wird ebenfalls der hydraulische Wärmeübertragersubsystem-Agent zur Regelung verwendet. Falls lediglich eine Vorlauftemperatur des Verbrauchers innerhalb der Beimischschaltung oder Einspritzschaltung zu regeln ist, wird eine abgewandelte Form der hydraulischen Wärmeübertrager MPR verwendet, bei der die Pumpendrehzahl $u_p = 1$ gesetzt wird. Die Regelgröße ist hierbei die Mischtemperatur im hydraulischen Kreis anstatt der sekundärseitigen Wärmeübertrager-temperatur.

Die Kostenfunktion des Koordinators beinhaltet die Unter- oder Überschreitung einer Solltemperatur für den Verbraucherkreis und wird analog zu Gleichung 3.52 und 3.53 berechnet. Der Wärmebedarf des Verbrauchers wird dabei auf Basis des aktuell vorliegenden Bedarfs berechnet.

Speicher

Thermische Speicher werden in hydraulischen Netzen zur Pufferung von Lastspitzen und Reduzierung des Takten von Wärme- und Kälteerzeugern verwendet. Auf Koordinator-Ebene werden die Speicher analog zur Gleichung 3.16 durch eine thermische Masse, welcher Enthalpieströme hinzu geführt, bzw. entzogen werden und einen Wärmestrom an die Umgebung abgibt, modelliert. Die Kostenfunktion beinhaltet die Unter- bzw. Überschreitung von zulässigen Temperaturgrenzen, welche aus Planungsdaten entnommen werden müssen.

Auf Subsystem-Ebene regelt der Speicher-Agent den vom Koordinator vorgegeben Wärmestrom durch Öffnen und Schließen von Ventilen, sofern Ventile am Speicher vorhanden sind. Sofern keine Aktorik am Speicher vorhanden ist, beschränkt sich die Aufgabe des Subsystem-Agenten auf das erfassen und übermitteln der Speichertemperatur und Parameter.

Stromnetzkopplung

Zur Entscheidung, ob vom Gebäudeenergiesystem erzeugter Strom ins Netz eingespeist oder selbst verbraucht werden soll, wird ein Netz-Agent modelliert. Die Kostenfunktion des Koordinators setzt sich aus dem Strompreis des aus dem Netz bezogenen Stroms P_{bez} und des eingespeisten Stroms P_{verk} zusammen:

$$K_E = c_{\text{bez}} \cdot P_{\text{bez}} - c_{\text{verk}} \cdot P_{\text{einsp}} \quad (3.54)$$

Über die elektrische Leistung als Kopplungsvariable der einzelnen Subsysteme i wird der bezogene bzw. eingespeiste Strom berechnet:

$$\begin{aligned} P_{\text{bez}} &= \sum_i P_{\text{kons},i} - P_{\text{prod, selbst}} \\ P_{\text{prod, selbst}} + P_{\text{bez}} &= \sum_i P_{\text{prod},i} \end{aligned} \quad (3.55)$$

Hierbei ist $P_{\text{prod, selbst}}$ der selbstgenutzte Anteil des erzeugten Stroms, $P_{\text{kons},i}$ der vom Subsystem i verbrauchte und $P_{\text{prod},i}$ der erzeugte Strom.

3.4 Implementierung und Prozessablauf

Die Agenten werden in der Programmiersprache Python implementiert. Für die adaptive MPR und die Parameterschätzung wird das Optimierungs-Paket CasADI verwendet, welche C/C++ basierte Schnittstellen zu verschiedenen Solvtern bietet [Andersson et al., 2019]. Das Optimierungsproblem des Koordinators wird mit der Python Bibliothek Pyomo umgesetzt [Bynum et al., 2021]. Hierbei sind die jeweiligen Gleichungen eines Subsystemtyps objektorientiert und modular aufgebaut, so dass für die Initiierung des Optimierungsproblems lediglich die Anzahl der Subsysteme der jeweiligen Subsystemtypen sowie die Bilanzgleichungen angegeben werden müssen. Als Lösungsalgorithmus wird für die Subsystem-Agenten und den Koordinator der innere Punkte Optimierer IPOPT verwendet [Wächter und Biegler, 2006].

Der Prozessablauf des adaptiven, agentenbasierten Regelungskonzeptes ist in Abbildung 3.10 dargestellt. Zunächst werden die Agenten und der Koordinator vom Automatisierer instanziiert. Hierfür müssen beim Koordinator die entsprechende Anzahl der vorkommenden Subsystemtypen und deren Kopplungen sowie die Zuweisung zu den jeweiligen Subsystemen initialisiert werden. Des Weiteren muss der Automatisierer für jedes Subsystem einen Subsystem-Agenten des jeweiligen Subsystemtyps instanziiieren und für die Initialisierung Nominalwerte (wie Nennleistung oder Fläche) sowie Verknüpfungen zur jeweiligen Sensorik und Aktorik und zu den entsprechenden Subsystemgleichungen des Koordinators zuweisen.

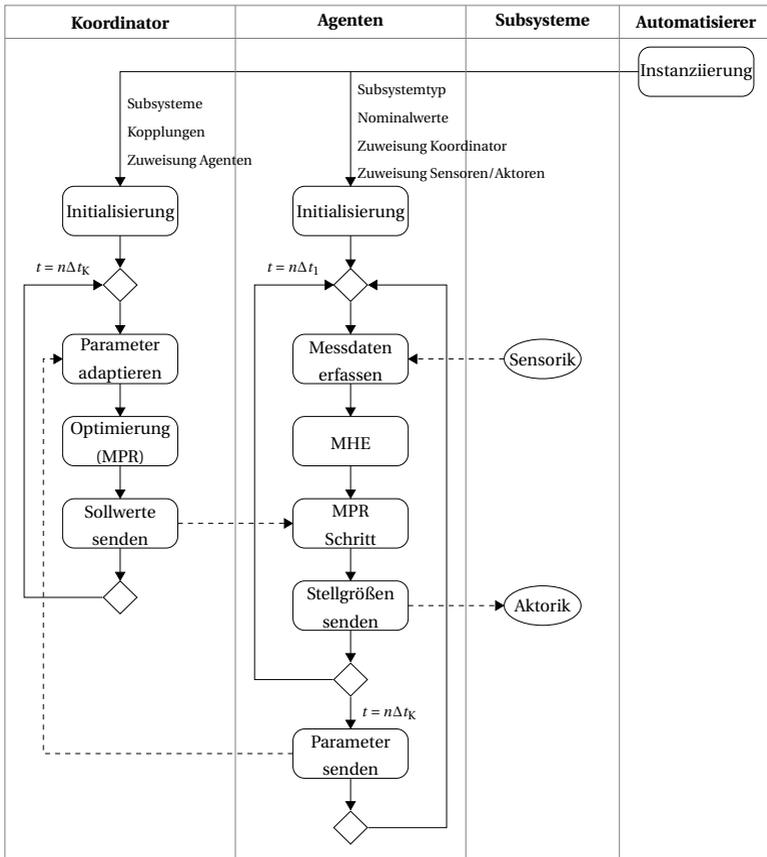


Abbildung 3.10: Aktivitätsdiagramm des adaptiven, agentenbasierten Regelungskonzeptes.

Die Instanziierung ist ähnlich zur Verwendung von Makros in herkömmlicher Automationssoftware, bei der Makros ausgewählt werden, Ein- und Ausgänge definiert und Parameter eingestellt werden müssen.

Nach der Initialisierung erfassen die Subsystem-Agenten die Messdaten des zu regelnden Subsystems und schätzen die Modellparameter für die AMPR und für den Koordinator. Anschließend wird die AMPR ausgeführt und die Stellgrößen an die Aktoren des Subsystems übermittelt. Nach Ablauf der entsprechenden Zeitschrittweite der AMPR wird der Prozess wiederholt. Sofern die Zeitschrittweite des Koordinators erreicht ist, werden die geschätzten Parameter für das übergeordnete Opti-

mierungsproblem an den Koordinator übermittelt. Der Koordinator aktualisiert entsprechend die Parameter der Subsystemmodule im Optimierungsproblem, löst das Optimierungsproblem und übermittelt anschließend die Sollwerte an die jeweiligen Subsystem-Agenten. Der Vorgang wird entsprechend der Zeitschrittweite des Koordinators wiederholt.

Durch die Aufteilung in lokale Optimierungen und eine vereinfachte übergeordnete Optimierung ist lediglich ein Informationsaustausch zu jedem Zeitschritt des Koordinators mit der Zeitschrittweite Δt_k notwendig. Im Vergleich zu verteilten, iterativen Optimierungsverfahren ist hierdurch ein geringerer Kommunikationsaufwand erforderlich. Zudem konvergiert der vorgeschlagene Ansatz, sofern die Lösungsalgorithmen für das Optimierungsproblem des Koordinators sowie für die MPR der Subsystem-Agenten jeweils konvergieren.

4 Entwicklung eines simulativen Testsystems

Zur Erprobung und Bewertung des adaptiven, agentenbasierten Regelungskonzeptes wird in diesem Kapitel ein Bewertungssystem für Regelungen für Gebäudeenergiesysteme entwickelt. Bewertungssysteme sind im Bereich der Computer-Hardware als sogenannte Benchmarks bekannt, welche Hardware testen und vergleichbar machen. Je nach Anwendungsfall werden domänenspezifische Benchmarks benötigt, welche auf das zu testende System zugeschnitten sein müssen [Gray, 1993]. Für die Entwicklung eines Benchmarks im Gebäudebereich sollten nach Wölflé et al. [2020] folgende Aspekte spezifiziert werden:

- Szenario: Definiert das Ziel bzw. was vom Testsystem abgebildet werden soll.
- Anwendungsbereich: Definiert für welche Algorithmen der Benchmark konzipiert ist.
- Reproduzierbarkeit: Ein Benchmark muss für vergleichbare Ergebnisse reproduzierbar sein.
- Realismus: Beschreibt die Gültigkeit bzw. Übertragbarkeit der Ergebnisse auf realitätsnahe Anwendungen.
- Relevanz: Der Benchmark muss relevant für die eigentliche Aufgabe des zu testenden Systems sein.
- Leistungsmaßstab und Referenzwert: Für die Bewertung und Einordnung der Ergebnisse sind Bewertungskriterien und ein Referenzwert notwendig.

Das Szenario, für welches das Testsystem entwickelt wird, ist die Bewertung der Regelung eines komplexen Gebäudeenergiesystems. Der Anwendungsbereich ist das Testen von Regelungsstrategien für Subsysteme auf Automationsebene bis hin zur Gesamtsystemregelung auf Managementebene. Um reproduzierbare Ergebnisse zu ermöglichen, wird ein simulativer Benchmark verwendet (vgl. [Kümpel et al., 2019a]). Das Simulationsmodell basiert dabei auf dem Energiesystem eines bestehenden Gebäudes, um eine realistische Bewertung der Regelung zu gewährleisten. Zudem wird das Modell mit Messdaten kalibriert und validiert. Das Energiesystem bietet ebenfalls genügend Komplexität, um einen relevanten Anwendungsfall darzustellen. Systeme mit einer geringen Komplexität können zu trivialen optimalen Regelungsstrategien führen, sodass bei solchen Systemen das Potential höhere Regelungsalgorithmen nicht aufgezeigt werden kann. Des Weiteren hängt das Energieeinsparpotential von der Referenzregelung ab (vgl. Kapitel 2.1.2). Für eine aussagekräftige Bewertung ist daher ein gut eingestellter und beschriebener Referenzregler sowie ein für den Gebäudebereich relevanter Leistungsmaßstab bzw. Key Performance Indicators (KPIs) notwendig [Wölflé et al., 2020].

Im Folgenden wird das Simulationsmodell, welche die Basis des Benchmarks bildet, vorgestellt und mit Messdaten validiert. Abschließend werden die Bewertungskriterien und die Referenzregelung beschrieben.

4.1 Aufbau des Testsystems

Als Grundlage für das Benchmarkmodell dient das Hauptgebäude des E.ON Energy Research Centers in Aachen. Hierbei handelt es sich um ein Bürogebäude mit zusätzlichen Laborräumen. Das Gebäude hat eine Gesamtfläche von 7222 m² und wird von einem multifunktionalen Energiesystem versorgt [Fütterer et al., 2013].

Das Gebäudeenergiesystem ist schematisch in Abbildung 4.1 dargestellt. Zur Modellierung wird das Gebäude in eine Nord- und eine Südzone mit unterschiedlicher Ausrichtung unterteilt, welche jeweils von einer zentralen RLT-Anlage belüftet werden. Zusätzlich wird jede Zone über eine BKT beheizt und gekühlt. Zur Wärmeversorgung dient ein Hochtemperatur- und ein Niedertemperatursystem und zur Kälteversorgung ein Kaltwassersystem.

Das Hochtemperatursystem wird von zwei Brennwertkesseln und einem BHKW gespeist und versorgt die RLT-Anlagen sowie die Laborräume mit Prozesswärme. Das Niedertemperatursystem versorgt die BKT mit Wärme und wird von einer Turbo-Kompressor-Wärmepumpe (WP) gespeist. Das Niedertemperatursystem verfügt über einen 4000 m³ Warmwasserspeicher (WS) und kann zusätzlich über einen Wärmeübertrager (HT-NT Wärmeübertrager) mit Wärme vom Hochtemperatursystem versorgt werden. Das Kaltwassersystem versorgt die BKT, die RLT-Anlagen und die Serverräume mit Kälte und wird ebenfalls von der Wärmepumpe über einen Kaltwasserspeicher (KS) mit 5000 m³ gespeist. Bei geringen Außentemperaturen kann ein Glykolkühler zur Freikühlung des Kaltwassersystems verwendet werden. Zudem kann der Glykolkühler Wärme aus dem Niedertemperatursystem an die Umgebung dissipieren, wenn die Wärmepumpe primär zur Kältebereitstellung dient. Zusätzlich ist ein Geothermiefeld mit 41 Sonden vorhanden, was als Wärmesenke im Kaltwassersystem sowie als Wärmequelle für die Wärmepumpe im Heizbetrieb dient.

4.2 Modellierung und Validierung der Komponenten

Für die Modellierung wird ein modularer Ansatz analog zur Subsystemdefinition aus Kapitel 3.3 verwendet, sodass die Subsystemmodelle ebenfalls zur Bewertung einzelner Subsystemregler verwendet werden können. Die Subsystemmodelle bestehen dabei aus hydraulischen Grundschaltungen sowie Wärme-/Kälteerzeugern, Speichern, Wärmeübertragern und Verbrauchern und stellen alle Sensor- und Aktorwerte über einen Bus-Konnektor zur Verfügung [Kümpel et al., 2022b]. Ziel ist die Entwicklung von realitätsnahen Modellen, welche regelungsrelevante Effekte, wie Trägheiten und nichtlineare Kennlinien beinhalten und gleichzeitig eine adäquate Simulationsdauer ermöglicht. Die Modelle werden in der Modellierungssprache Modelica implementiert [Fritzson und Engelson, 1998]. Modelica ist eine gleichungsbasierte, bidirektionale Modellierungssprache und geeignet für die Simulation von Energiesystemen und hydraulische Netzen [Jorissen et al., 2019]. Die Subsystem-Modelle basieren auf Grundkomponenten der Bibliothek AixLib [Müller et al., 2016; Maier et al., 2023] und sind auf Basis von Planungsdaten und Datenblättern parametrisiert sowie manuell kalibriert.

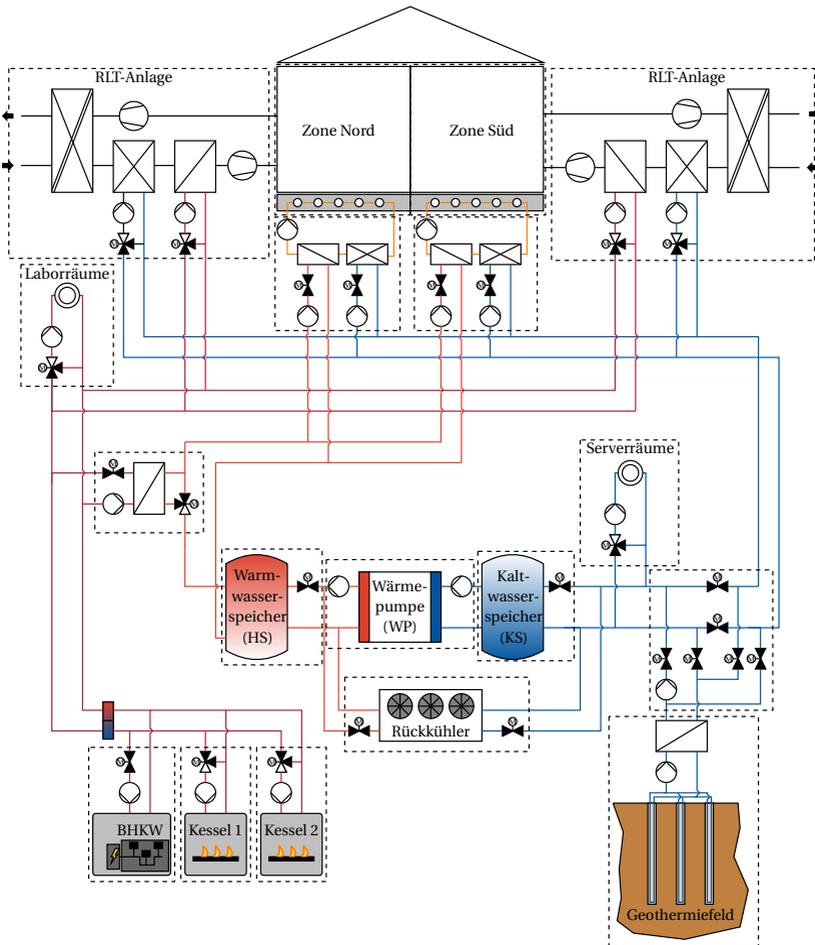


Abbildung 4.1: Energiesystem des Benchmarkgebäudes: Das System verfügt über ein BHKW und zwei Heizkessel zur Versorgung eines Hochtemperaturkreises, eine Wärmepumpe zur Versorgung eines Niedertemperaturkreises und eines Kältekreises sowie über einen Freikühler und ein Geothermiefeld.

Um die Qualität und das realitätsnahe Verhalten der Modelle zu bewerten, werden die Modelle, wie in [Judkoff, 1988] vorgeschlagen, anhand von Daten empirisch validiert. Hierfür werden Messdaten aus dem Gebäudebetrieb verwendet, die aus der Gebäudeleittechnik über ein cloud-basiertes

Monitoring-System erfasst werden [Stoffel et al., 2022]. Für die Validierung werden Teile der Messdaten als Eingangsgrößen für die Simulationsmodelle (z.B. Eintrittstemperaturen, Stellgrößen oder Außentemperaturen) verwendet und die simulierten Ausgangsgrößen der Modelle (z.B. Austrittstemperaturen, Stromaufnahme, Gasverbrauch) mit den Messdaten verglichen. Für die Quantifizierung der Abweichung zwischen simulierten Ausgangswerten y und Messwerten y^* werden der mittlere absolute Fehler MAE (mean absolute error) und der mittlere prozentuale Fehler MAPE (mean absolute percentage error) verwendet, um sowohl den absoluten als auch relative Fehler zu bewerten [Hora und Campos, 2015; Zhan und Chong, 2021]:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i^*| \quad (4.1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i^*} \right| \quad (4.2)$$

Hydraulische Systeme

Zur Übertragung der Wärme und Kälte zwischen Erzeugern und Verbrauchern werden hydraulische Schaltungen verwendet. Insbesondere in Kombination mit Wärmeübertragern sind solche hydraulischen Systeme in den RLT-Anlagen sowie in der Hydraulik der BKT, des Geothermiefelds und im Wärmeübertragungssystem zwischen Hochtemperatur- und Niedertemperatursystem im Benchmarksystem zu finden (siehe Abb. 4.1). Zur Modellierung der hydraulischen Systeme wird ein modularer Ansatz verwendet, bei dem hydraulische Grundschaltungen, wie Beimischschaltungen und Drosselschaltungen oder diese in Kombination mit Wärmeübertragern, modelliert werden [Kümpel et al., 2022b].

Zur Validierung der hydraulischen Modelle werden Messdaten einer raumlufttechnischen Versuchsanlage des E.ON Energy Research Centers verwendet [Teichmann et al., 2018]. Abbildung 4.2 zeigt Messdaten und Simulationsergebnisse für den Erhitzer der RLT-Anlage. Hierbei wird über den Versuchszeitraum das Dreiwegeventil der Beimischschaltung von 0 auf 100 % aufgeföhren, sodass die Zulufttemperatur von ca. 15 °C auf 40 °C ansteigt. Der allgemeine Verlauf der Zulufttemperatur der Simulation entspricht den Messdaten, jedoch treten sowohl zu Beginn als auch am Ende des Messzeitraums Abweichungen auf. Der MAE und MAPE betragen 1,93 K bzw. 7,33 %. Die vergleichsweise hohen Abweichungen können teils auf eine ungenaue Sensorkalibrierung als auch auf Temperaturabweichungen aufgrund der Positionierung des Sensors im Luftkanal zurückgeföhrt werden (vgl. [Teichmann, 2023]). Die simulierte Wassereintrittstemperatur weicht deutlich geringer von den Messwerten mit einem MAE von 0,44 K und MAPE von 1,45 % ab. Hier liegen die Unterschiede in der Größenordnung der Messungenauigkeit (± 0.2 K) der Temperatursensoren. Die elektrische Leistung der Pumpe sowie die wasserseitigen Volumenströme werden mit einem MAPE von 3,38 % bzw. 2,84 % hinreichend genau in der Simulation abgebildet.

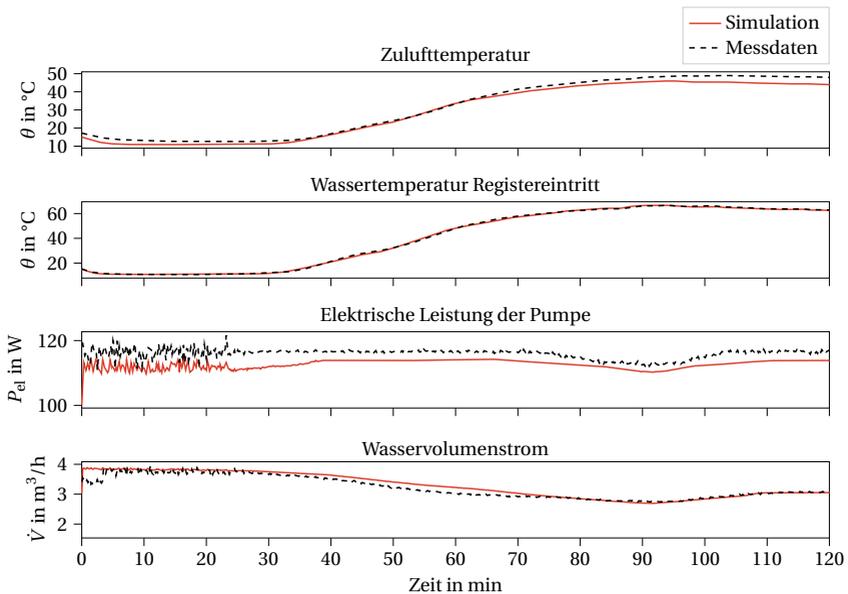


Abbildung 4.2: Validierung des Erhitzermodells einer RLT-Anlage.

Eine detaillierte Validierung der hydraulischen Modelle anhand weiterer Heiz- und Kühlregister der RLT-Anlage ist in [Kümpel et al., 2022b] gegeben. Des Weiteren ist die Validierung des Wärmeübertragungssystem zwischen Hochtemperatur- und Niedertemperatur im Anhang A.2.1 zu finden.

Wärmepumpe

Bei der Wärmepumpe handelt es sich um eine Turbo-Kompressor-Wärmepumpe mit einer maximalen elektrischen Leistungsaufnahme von 51 kW. Der COP des Modells ist abhängig von der Verdampfer- und Kondensatortemperatur sowie der elektrischen Leistung und wird mithilfe eines Interpolations-Kennfeldes berechnet. Die Stützstellen des Kennfeldes werden dabei aus dem Datenblatt der Wärmepumpe entnommen und manuell kalibriert. Der Weiteren bildet das Modell Trägheiten von Kältekreislauf, Verdampfer und Kondensator sowie Wärmeverluste an die Umgebung ab. Die Stellgröße der Wärmepumpe ist die relative Kompressordrehzahl.

Zur Validierung des Modells werden Messdaten der Eintrittstemperaturen von Verdampfer und Kondensator sowie die zugehörigen Volumenströme und die relative Kompressordrehzahl als Eingangsgrößen vorgegeben. Die relative Kompressordrehzahl wird nicht vom Monitoring-System er-

fasst und wird daher aus der gemessenen Leistungsaufnahme berechnet. Als Ausgangsgrößen werden die simulierten Austrittstemperaturen am Verdampfer und Kondensator validiert. Die Ergebnisse der Validierung sind in Abbildung 4.3 dargestellt. Insgesamt sind die Abweichungen zwischen Modell und Messdaten geringfügig. Die Austrittstemperaturen am Kondensator und Verdampfer haben einen MAPE von 0,648 % bzw. 2,979 % und der MAE liegt mit unter 0,3 K für beide Temperaturen im Bereich der Messungenauigkeit der Sensorik. Da die Teillast auf Basis der gemessenen elektrischen Leistung berechnet ist, ist die elektrische Leistungsaufnahme von Simulation und Messung identisch.

Eine Validierung des Wärmepumpensystems mit Speichern ist im Appendix A.2.2 gegeben.

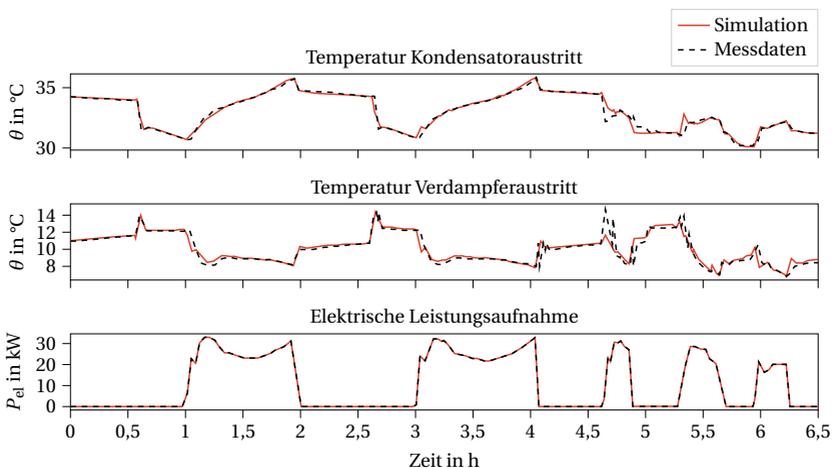


Abbildung 4.3: Validierung des Wärmepumpenmodells.

Brennwertkessel

Die beiden Brennwertkessel des E.ON ERC Energiesystems haben jeweils eine thermische Leistung von 120 kW. Zur Modellierung wird ein durchströmtes Volumenelement verwendet, dem ein Wärmestrom aufgeprägt wird. Zudem werden Kapazitäten des Kessels und Wärmeverluste an die Umgebung abgebildet. Stellgröße des Modells ist die relative Brennerleistung. Die zugeführte Wärmeleistung wird in Abhängigkeit der Brennerleistung und des Wirkungsgrads berechnet. Der Wirkungsgrad ist von der Eintrittstemperatur und der relativen Brennerleistung abhängig und wird über Interpolationstabellen berechnet. Das Modell wird mithilfe des Datenblattes parametrieren. Zudem werden die Stützstellen der Interpolationstabelle mit Messdaten kalibriert.

Zur Validierung des Modells werden Messdaten von Eintritts- und Austrittstemperatur sowie vom Wasservolumenstrom und vom Gasverbrauch verwendet. Die gemessene Eintrittstemperatur wird im Simulationsmodell als Randbedingung vorgegeben und die Pumpendrehzahl der zugehörigen hydraulischen Schaltung wird so eingestellt, dass der Volumenstrom in der Simulation dem gemessenen Volumenstrom entspricht. Da keine Messdaten zur Teillast des Kessels vorliegen, wird ein PI-Regler in der Simulation verwendet, um auf die gemessene Austrittstemperatur zu regeln und der Gasverbrauch aus Simulation und Messung verglichen. Die Austrittstemperatur und der kumulierte Gasverbrauch aus Simulation und Messung sind in Abbildung 4.4 dargestellt. Aufgrund von unterschiedlichen Temperaturen bei der Initialisierung ist der Gasverbrauch in der Simulation in den ersten Minuten höher als bei den Messdaten. Anschließend verläuft der kumulierte Gasverbrauch in Simulation und Messung annähernd gleich und kann mit einem MAPE von unter 6 % als hinreichend genau bewertet werden.

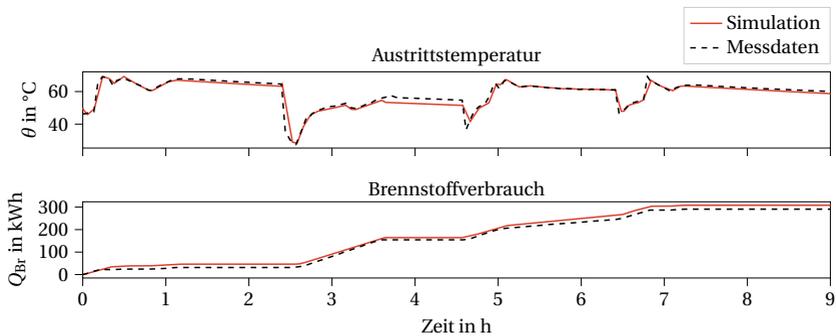


Abbildung 4.4: Validierung des Kesselmodells.

Blockheizkraftwerk

Das Blockheizkraftwerk hat eine thermische Nennleistung von 30 kW und eine elektrische Nennleistung von 15 kW. Das Blockheizkraftwerk wird analog zum Kessel modelliert. Zudem wird die erzeugte elektrische Leistung in Abhängigkeit des elektrischen Wirkungsgrads berechnet, welcher ebenfalls auf Interpolationstabellen basiert. Zur Parametrierung des Modells werden die Voll- und Teillastwirkungsgrade aus dem Datenblatt des Blockheizkraftwerks verwendet. Zur Validierung wird analog zum Kessel der kumulierte Gasverbrauch verglichen. Mit einem MAPE von 0,3 % ist der Fehler zwischen Simulation und Messdaten gering (siehe Appendix A.2.1).

Geothermiefeld

Das Geothermiefeld des E.ON ERC Hauptgebäudes besteht aus 41 Sonden mit einer Tiefe von jeweils 100 m. Für die Modellierung wird das Feld wie in [Stoffel et al., 2022] vorgeschlagen zu einer repräsentativen Sonde zusammengefasst und ein Widerstands-Kapazitäten Ansatz verwendet. Die Widerstände und Kapazitäten bilden dabei den Wärmefluss in radialer Richtung ab und entsprechen zylindrischen Erdschichten um die repräsentative Sonde. Für das Modell werden drei zylindrische Schichten definiert: die Schicht innerhalb der Sonde, das Erdreich im Nahfeld um die Sonde (Radius von 1 m) und das Erdreich im Fernfeld (1 m - 5 m). Auf diese Weise können kurzfristige sowie mittelfristige Dynamiken im Bereich von Wochen bis Monaten abgebildet werden. Eine höhere Anzahl an Schichten würde zu einer genaueren Simulation führen, jedoch ebenso den Berechnungsaufwand erhöhen. Die Hydraulik samt Pumpen, Rohren und Wärmeübertrager wird mit den oben vorgestellten Hydraulikmodulen modelliert.

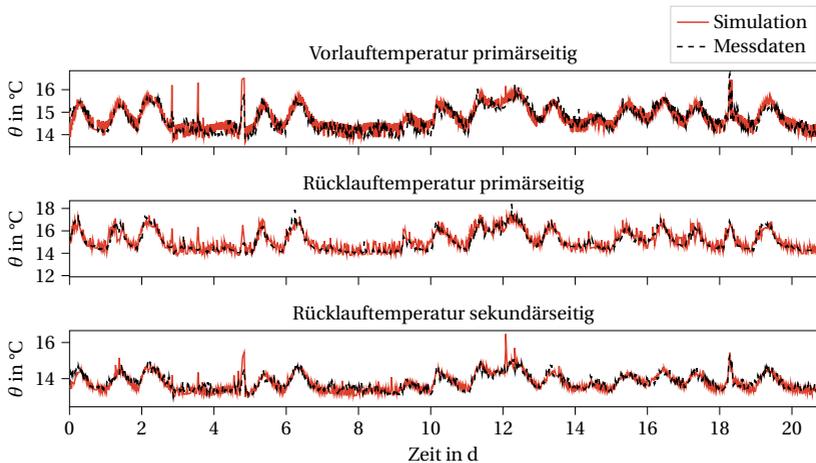


Abbildung 4.5: Validierung des Geothermiefelds.

Zur Validierung werden die Eintritts- und Austrittstemperaturen des Geothermiefeldes (Primärseite) sowie die Austrittstemperatur auf der Sekundärseite des Wärmeübertragers verwendet. Die Eintrittstemperatur auf der Sekundärseite sowie der Volumenstrom werden dem Modell entsprechend der Messdaten als Randbedingungen aufgeprägt. Die Ergebnisse für einen Zeitraum von drei Wochen sind in Abbildung 4.5 dargestellt. Bei den Temperaturverläufen sind Schwingungen mit einer Frequenz im Stundenbereich zu erkennen, die auf An- und Ausschaltvorgänge der Zubringerpumpe zurückzuführen sind. Des Weiteren sind Temperaturschwankungen im Bereich von Tagen erkennbar, die auf eine unterschiedlich hohe Wärmeleistung bzw. auf eine kurzzeitige Regenera-

tion des Nahfeldbereiches um die Sonde zurückzuführen sind. Insgesamt können die kurz- und mittelfristigen Temperaturänderungen vom Modell mit einem MAPE der sekundärseitigen Austrittstemperatur am Wärmeübertrager von 1,5 % gut abgebildet werden.

Glykolkühler

Der Glykolkühler dient einerseits zur Freikühlung der Kaltwassersystems und andererseits zur Abfuhr von Wärme im Niedertemperatursystem im Falle des Kühlbetriebs der Wärmepumpe. Zur Modellierung wird vereinfacht ein von der Außentemperatur und der Wassertemperatur im jeweiligen hydraulischen Kreis abhängiger Wärmestrom mit konstantem Wärmeübergang angenommen. Der Glykolkühler kann entweder ein, oder ausgeschaltet werden und die abgegebene Leistung über den wasserseitigen Volumenstrom mithilfe des Drosselventils geregelt werden. Im eingeschalteten Zustand wird die elektrische Nennleistung von 4,6 kW verbraucht. Die Validierung ist im Appendix A.2.4 zu finden. Die Abweichung von den Messdaten ist dabei mit einem MAE von 1,04 K bzw. einem MAPE von 3,41 % hinreichend genau.

Gebäudehülle

Das E.ON ERC Hauptgebäude wird von einer BKT versorgt, welche hauptsächlich in eine Nord- und eine Südzone unterteilt ist. Ebenfalls werden diese Zonen von den zwei zentralen RLT Anlagen mit Frischluft versorgt. Des weiteren ist die BKT in zwei kleinere Zonen zur Versorgung von Konferenzräumen aufgeteilt, welche zur Vereinfachung vernachlässigt werden. Zur Modellierung der Gebäudehülle wird daher das Gebäude in eine Nord- und Südzone mit Nord-West bzw. Süd-Ost Ausrichtung eingeteilt, welche jeweils von einer BKT und RLT-Anlage versorgt werden. Um das thermischen Verhalten der zwei Zonen zu simulieren, wird ein „Low Order“ Zonenmodell verwendet, welches auf der VDI 6007-1 aufbaut [Lauster und Constantin, 2017]. Das Zonenmodell basiert auf einem Widerstands-Kapazitäten Ansatz mit jeweils einer Kapazität für die Raumluft, die Außenwände und die Innenwände. Die Raumluft wird dabei als ideal durchmischt mit homogener Temperatur modelliert. Zudem werden die internen Gewinne durch Personen, elektrische Geräte, Beleuchtung und solare Strahlung als Wärmeströme der Raumluftkapazität aufgeprägt. Zur Berechnung der anwesenden Personen wird ein Belegungsprofil für Bürogebäude nach SIA [2024] gewählt. Die internen Gewinne durch Personen sowie die Abwärme der elektrischen Geräte skaliert dabei mit der Anzahl der anwesenden Personen. Die Beleuchtung ist vollständig eingeschaltet, sobald Personen anwesend sind. Die Parametrierung des Zonenmodells für Nord- und Südzone wird mit dem Tool Teaser [Müller et al., 2016] auf Basis der Planungsdaten des Hauptgebäudes erstellt.

Zur Validierung des Modells werden die Zonen inklusive BKT und RLT-Anlage für ein Jahr simuliert und der Energiebedarf mit Messdaten des Gebäudes aus dem Jahr 2021 verglichen. Das Wetterprofil entspricht dabei ebenfalls den Messdaten der Wetterstation des Gebäudes aus dem Jahr 2021. Der Sollwert für die Zuluft sowie der Sollwert für die BKT entspricht dabei den Sollwerten aus

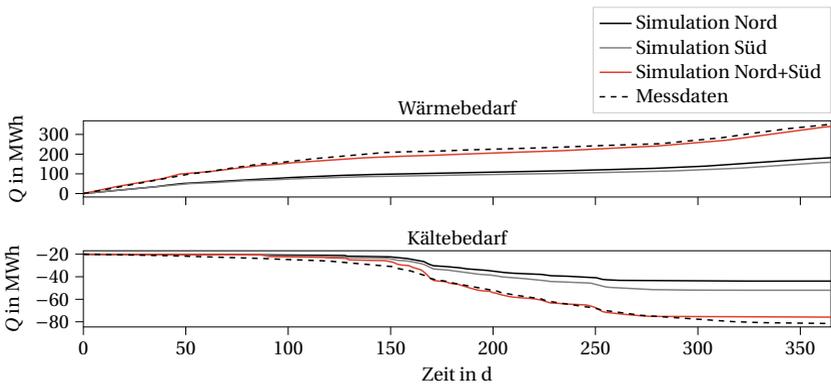


Abbildung 4.6: Validierung des Zonenmodells.

den Messdaten. Abbildung 4.6 zeigt den kumulierten Wärme- und Kältebedarf der BKT und RLIT-Anlagen für die Nord- und Südzone in der Simulation sowie den aus den Messdaten berechneten Wärme- und Kältebedarf des Gebäudes. Der Verlauf des Wärmebedarfs weicht zwischen Simulation und Messdaten nur geringfügig mit einem MAPE von 2,3 % ab. Der Verlauf des Kältebedarfs ist in den Sommermonaten ebenfalls zwischen Simulation und Messdaten fast identisch, jedoch steigt der Kältebedarf im Falle des realen Betriebs gegen Ende des Jahres weiter an und führt zu einem MAPE von 18,1 %. Ein Grund für den weiter ansteigenden Kältebedarf in den Messdaten könnte auf einzelne Büroräume mit Kühlbedarf aufgrund hoher solarer Einstrahlung und internen Lasten im Winter zurückzuführen sein. Durch die Zonierung im Modell in lediglich zwei Zonen werden diese Effekte jedoch nicht abgebildet.

Labor und Serverräume

Neben der Klimatisierung des Gebäudes versorgt das Energiesystem Laborräume mit Prozesswärme, welche für Prüfstände genutzt wird. Der Wärmebedarf fluktuiert dabei unregelmäßig. Des Weiteren werden über das Kaltwassersystem Server gekühlt, welche jedoch einen recht konstanten Kältebedarf von ca. 20 bis 25 kW aufweisen. Zur Modellierung der Labor und Serverräume wird aus Messdaten der jeweiligen Vor- und Rücklauftemperaturen sowie der Volumenströme ein Wärme-, bzw. Kältebedarf für Labor und Server berechnet. Der Wärme-, bzw. Kältebedarf wird im Modell als Wärme-, bzw. Kältestrom dem Hochtemperatur- und Kaltwassersystem aufgeprägt (siehe Abb. A.2.6). Der Wärme- und Kältebedarf entspricht somit den Messdaten und bedarf keiner weiteren Validierung.

Warmwasser- und Kaltwasserspeicher

Der Warmwasser- und Kaltwasserspeicher dienen zum Speichern der von der Wärmepumpe erzeugten Wärme und Kälte. Zur Modellierung wird der Speicher in mehrere Schichten eingeteilt, welche jeweils durch ein ideal durchmischtes Volumen angenähert werden. Darüber hinaus werden Transmissionsverluste an die Umgebung des Speichers modelliert. Die Validierung ist im Appendix A.2.4 zu finden. Die mittleren Abweichungen von den Messdaten liegen im Bereich von 0,376 K bis 0,6 K bzw. 1 % bis 5,19 %. Das Verhalten der Speicher wird somit hinreichend genau abgebildet.

Zusammenfassende Validierung

Die MAE- und MAPE-Werte sind zusammenfassend in Tabelle 4.1 aufgelistet. Insgesamt sind die Abweichungen zwischen der Simulation und den Messwerten gering und liegen teilweise im Bereich der Messungenauigkeit, welche bei Temperatursensoren im Bereich $\pm 0,1$ bis $\pm 0,5$ K liegt. Abweichungen zwischen Simulation und Messung sind darüber hinaus teils auf Vernachlässigung von zweidimensionalen Effekten, wie die Temperaturschichtung in Luftkanälen oder Räumen zurückzuführen.

Die relativen Abweichungen (MAPE) liegen, abgesehen vom Volumenstrom des HT-NT Wärmeübertragungersystems und vom Kältebedarfs des Raums, unter 10 %. Der hohe MAPE beim Volumenstrom ist dabei auf Betriebszustände zurückzuführen, bei denen der Volumenstrom nahe 0 ist und somit geringe absolute Abweichungen zu hohen, relativen Abweichungen führen. Die Abweichungen bei der Raumkälte sind auf eine Unterschätzung des Kühlbedarfs in den Wintermonaten zurückzuführen. Gründe hierfür können in der vereinfachten Zonierung im Modell als auch fehlerhafte Kühlung im realen Gebäude zurückzuführen sein. Der Kühlbedarf wird insbesondere in den Sommermonaten jedoch grundlegend vom Modell abgebildet.

Insgesamt führen die modellierten Systeme zu realistischen Simulationen und können als Grundlage für die Bewertung von Regelungsalgorithmen verwendet werden.

Tabelle 4.1: Fehlermaße der validierten Komponenten des Benchmarksystems.

Komponente	Variable	MAE	MAPE [%]
RLT-Erhitzer	T_{SUP}	1,93 K	7,33
	$T_{\text{W,e}}$	0,44 K	1,45
	$P_{\text{el, Pumpe}}$	4,06 W	3,38
	\dot{V}_{W}	0,093 m ³ /h	2,84
HT-NT-WÜ	$T_{\text{prim,a}}$	1,776 K	4,28
	$T_{\text{sek,a}}$	1,423 K	4,09
	\dot{V}_{prim}	0,075 l/s	43,56
Wärmepumpe	T_{Kon}	0,224 K	0,65
	T_{Ver}	0,3 K	2,98
Kessel	T_{a}	1,114 K	1,99
	\dot{Q}_{Br}	17,74 kWh	5,99
BHKW	T_{a}	1,817 K	2,41
	\dot{Q}_{Br}	5,838 kWh	0,30
Glykolkühler	T_{a}	1,04 K	3,41
Geothermiefeld	$T_{\text{prim,a}}$	0,161 K	1,09
	$T_{\text{prim,e}}$	0,222 K	1,47
	$T_{\text{sek,a}}$	0,216 K	1,47
Warmwasserspeicher	$T_{\text{a, prim}}$	0,603 K	1,64
	$T_{\text{a, sek}}$	0,376 K	1,05
Kaltwasserspeicher	$T_{\text{a, prim}}$	0,495 K	4,26
	$T_{\text{a, sek}}$	0,487 K	5,19
Zonen mit RLT-Anlage und BKT	$Q_{\text{Wärme}}$	8,147 MWh	2,32
	$Q_{\text{Kälte}}$	12,51 MWh	18,09

4.3 Leistungsmaßstab

Zur aussagekräftigen Bewertung und Vergleich verschiedener Regelungen ist die Berücksichtigung mehrerer Zielgrößen notwendig [Ceccolini und Sangi, 2022]. Für den Benchmark werden daher folgende Kriterien, wie von Blum et al. [2020] vorgeschlagen, verwendet.

Energiekosten: Die Energiekosten beinhalten die gesamten Kosten für das bezogene Gas sowie für den bezogenen bzw. verkauften Strom. Das bezogene Gas wird zu einem Preis von $c_{\text{Br}} = 12$ ct/kWh und der bezogene Strom zu einem Preis von $c_{\text{el,bez}} = 36$ ct/kWh gekauft. Der erzeugte Strom wird falls möglich selbst verbraucht, wodurch sich der aus dem Netz bezogene Strom verringert. Der vom BHKW erzeugten Strom $W_{\text{el,selbst}}$ wird mit einer KWK-Vergütung von $c_{\text{el,KWK selbst}} = 8$ ct/kWh bei Eigenverbrauch vergütet. Der in das Netz eingespeiste Strom $W_{\text{el,verk}}$ wird zu $c_{\text{el,verk}} = 18$ ct/kWh

verkauft und zusätzlich mit dem KWK-Zuschlag von $c_{el,KWK\ verk} = 16 \text{ ct/kWh}$ vergütet.¹

$$C_{ges} = c_{Br} \cdot Q_{Br,ges} + c_{el,bez} W_{el, bez} - (c_{el,verk} + c_{el,KWK\ verk}) \cdot W_{el,verk} - c_{el,KWK\ selbst} \cdot W_{el,selbst} \quad (4.3)$$

Energieverbrauch: Berechnet wird der gesamte Energieverbrauch E_{ges} des Systems bestehend aus Gasverbrauch Q_{Br} und Stromverbrauch W_{el} aller Komponenten k . Der erzeugter Strom $W_{el,prod}$ wird dabei vom Energieverbrauch subtrahiert.

$$E_{ges} = \sum_k (Q_{Br,k} + W_{el,k} - W_{el,prod,k}) \quad (4.4)$$

Regelgüte: Für die Bewertung der Regelgüte der Subsystemregler wird in dieser Arbeit der integrale quadratische Fehler ISE (integrated squared error) verwendet (Gl. 4.5). Der ISE gewichtet große Abweichungen des Ausgangswerts y vom Sollwert $r(t)$ stärker als kleine Abweichungen [O'Neill et al., 2017].

$$ISE = \int (y(t) - r(t))^2 dt \quad (4.5)$$

Für die Bewertung der Temperierung der Zonen wird der thermische Diskomfort, wie in [Blum et al., 2020] vorgeschlagen, verwendet (Gl. 4.6). Dabei wird die absolute Unterschreitung der Zonentemperatur $y(t)$ vom unteren Sollwert $r_u(t)$ und die Überschreitung vom oberen Sollwert $r_o(t)$ über die Zeit integriert. Niedrigere Werte entsprechen dabei einer geringeren bzw. kürzeren Verletzung des Komfortbereiches.

$$D = \int \max(0, r_u(t) - y(t)) dt + \int \max(0, y(t) - r_o(t)) dt \quad (4.6)$$

Für den Hochtemperatur- und Kälteverbraucher wird die Abweichung analog bewertet. Die untere Temperaturgrenze des Hochtemperaturverbrauchers beträgt dabei 60°C und die obere Temperaturgrenze des Kälteverbrauchers 17°C .

4.4 Referenzregelung

Als Referenz empfehlen Ceccolini und Sangi [2022] die Verwendung einer im realen Gebäude implementierten Regelungsstrategie. Als Referenzregelung für den Benchmark wird daher die modusbasierte Regelungsstrategie des E.ON ERC Hauptgebäudes verwendet. Modusbasierte bzw. regelbasierte Strategien können als aktueller Stand der Technik angesehen werden [Mařík et al., 2011] und stellen somit eine realitätsnahe und relevante Vergleichsregelung dar.

¹Die Kosten basieren auf Preisen in Deutschland von Februar 2023: <https://www.verivox.de/strom/strompreisentwicklung/>
<https://www.verivox.de/gas/gaspreisentwicklung/>

Die Regelungsstrategie des E.ON ERC basiert auf einer exergetischen Analyse des Energiesystems und besteht aus insgesamt neun Betriebsmodi, die abhängig von der Temperaturänderung des Warm- und Kaltwasserspeichers ausgewählt werden [Bode et al., 2018]. Die Betriebsmodi des Referenzreglers sind in Abbildung 4.7 dargestellt. Die Modi sind in Heizmodi und Kühlmodi unterteilt. Basierend auf der Änderung der Wärme des Warmwasserspeichers ΔQ_{WS} und des Kaltwasserspeichers ΔQ_{KS} über ein Messzeitraum von fünf Minuten wird bei einer größeren Änderung im Warmwasserspeicher der Heizmodus aktiviert, andernfalls wird der Kühlmodus aktiviert. Während der Messung wird die Wärmepumpe und das Geothermiefeld deaktiviert. Im Heizmodus wird zunächst im Niedertemperaturkreis die Wärmepumpe unter Nutzung der Abwärme im Kaltwasserkreis verwendet. Fällt die Temperatur im Kaltwasserspeicher unter 12°C aufgrund einer zu geringen Abwärme, wird das Geothermiefeld als Wärmequelle für die Wärmepumpe verwendet. Kann der Wärmebedarf im Niedertemperatursystem nicht durch die Wärmepumpe allein gedeckt werden, wird Wärme vom Hochtemperatursystem übertragen.

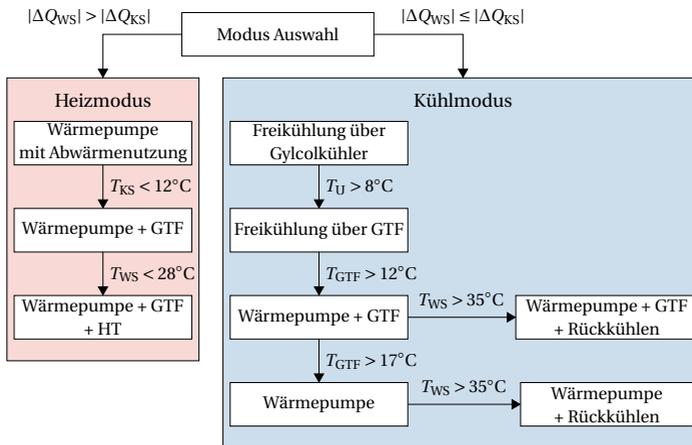


Abbildung 4.7: Modusbasierte Regelung des Benchmarksystems als Referenzregelung.

Im Kühlfall wird bei einer Außentemperatur unter 8°C der Glykolkühler zur Freikühlung verwendet. Bei höheren Außentemperaturen dient das Geothermiefeld als Wärmesenke im Kaltwassersystem. Steigt die Austrittstemperatur des Geothermiefeldes über 12°C an, wird zusätzlich die Wärmepumpe zum Kühlen verwendet und ab 17°C wird nur die Wärmepumpe zum Kühlen genutzt. In beiden Fällen wird die Abwärme der Wärmepumpe über den Glykolkühler an die Umgebung dissipiert, wenn eine zu geringe Wärmeabnahme im Niedertemperatursystem vorliegt und die Temperatur des Warmwasserspeichers über 35°C ansteigt.

Zur Regelung der Komponenten und hydraulischen Kreise der Subsysteme auf Automationsbe-

ne werden entsprechend der Regelung im realen Gebäude PI-Regler mit festen Sollwerten bzw. Sollwertgrenzen sowie Heizkurven verwendet. Zur Erreichung einer hohen Regelgüte werden die PI-Regler mit einem optimierungsbasierten Verfahren eingestellt, bei dem für verschiedene Sollwertsprünge der ISE mit einem genetischen Algorithmus minimiert wird. Das Verfahren ist in Abbildung 4.8 dargestellt und eine detaillierte Beschreibung ist in Kümpel et al. [2022b] zu finden.

Insgesamt ist die modusbasierte Vergleichsregelung eine relevante Referenz für den Benchmark, da sowohl die Modi der Managementebene auf einer detaillierten Analyse des Energiesystems basieren, als auch die Regelkreise auf Automationsebene mit einem Optimierungsverfahren eingestellt sind.

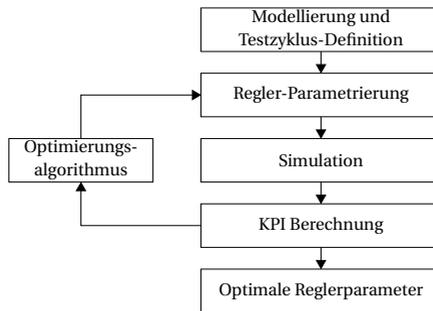


Abbildung 4.8: Optimierungsbasiertes Einstellverfahren für die PI-Regler der Referenzregelung.

5 Simulative Anwendung und Bewertung des Regelungskonzeptes

Im Folgenden wird das adaptive, agentenbasierte Regelungskonzept an Subsystemen sowie am Gesamtsystem des in Kapitel 4 vorgestellten Benchmarksystems angewendet und bewertet. Zunächst wird die adaptive MPR (AMPR) an verschiedenen Subsystemen getestet und der wärme-strombasierte Ansatz des Koordinators an einem einfachen Testsystem untersucht. Anschließend erfolgt die Anwendung des agentenbasierten Regelungskonzeptes auf das gesamte Benchmarksystem und der Vergleich mit der Referenzregelung.

Die Simulationsmodelle werden hierfür als Funktional Mockup Unit (FMU) [Blockwitz et al., 2012] exportiert und über das Python-Paket *FMpy* an die Agenten bzw. an die Referenzregelung, welche ebenfalls in Python umgesetzt sind, angebunden. Die Simulationen werden auf einem Rechner mit Intel Core i7-1165G7 @ 2.80 GHz und 32 GB Ram Speicher unter Windows 10 durchgeführt.

5.1 Bewertung der adaptiven modellprädiktiven Regler für Subsysteme

Die adaptiven modellprädiktiven Regler der Subsystem-Agenten werden in diesem Kapitel anhand der hydraulischen Subsysteme, Erzeugersysteme sowie thermischen Zonen bewertet und ihre generelle Funktionsweise untersucht. Zur Überprüfung der Übertragbarkeit werden die Subsystem-Agenten jeweils zur Regelung mehrerer Subsysteme des gleichen Subsystemtyps, aber mit unterschiedlicher Dimensionierung getestet. Als Anwendungsszenario dienen Testzyklen mit verschiedenen Sollwerten bzw. Sollwertbereichen. Die Abfolge der Sollwerte wird dabei zweifach durchlaufen und für die Berechnung der KPIs wird der zweite Durchlauf verwendet. Auf diese Weise fließen Initialisierungsvorgänge nicht mit in die KPIs ein und die Regler können sich vorab für den Bewertungszeitraum an das Systemverhalten adaptieren. Der Testzyklus ist beispielhaft in Abbildung 5.1 dargestellt.

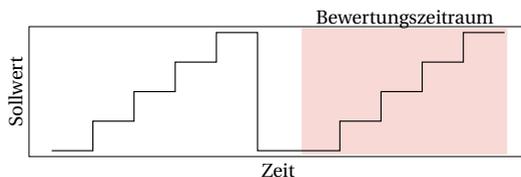


Abbildung 5.1: Testzyklus für die Bewertung der Subsystem-Agenten.

5.1.1 Hydraulische Subsysteme für Heiz- und Kühlregister

Die generische AMPR für hydraulische Wärmeübertragersubsysteme (HWS) wird an vier verschiedene Heiz- und Kühlregistern getestet. Die Subsysteme sind in Tabelle 5.1 aufgelistet und unterscheiden sich hinsichtlich der Nennleistung des Wärmeübertragers, des Rohrdurchmesser, der Pumpen- und Ventileigenschaften sowie der hydraulischen Verschaltung.

Tabelle 5.1: Varianten der hydraulischen Wärmeübertragersysteme.

Bezeichnung	Nennleistung [kW]	Registertyp	Hydraulische Schaltung
HWS 1	22,3	Nacherhitzer	Beimischschaltung
HWS 2	57,7	Vorerhitzer	Drosselschaltung
HWS 3	57,7	Vorerhitzer	Beimischschaltung
HWS 4	53,4	Kühler	Beimischschaltung

Die Simulationszeit des Testzyklus beträgt 5,5 Stunden, wobei die Solltemperatur in 5 K Schritten alle 30 Minuten geändert wird. Die Eintrittstemperaturen der Luft und des Wassers sind konstant. Darüber hinaus wird für die Langzeitschätzung der AMPR ein Horizont von drei Stunden festgelegt (siehe Kap. 3.1). Die AMPR stellt sowohl das Ventil als auch die Pumpendrehzahl, sodass es sich um ein MISO (Multiple Input, Single Output) System handelt.

Als Referenzregelung dient ein PI-Regler, der die Ventilöffnung stellt, während die Pumpe mit konstantem Differenzdruck (dp_c) bei Mischschaltungen bzw. mit variablen Differenzdruck (dp_v) bei Drosselschaltungen betrieben wird. Diese Regelstrategien sind in der Praxis vorzufinden und können als Stand der Technik angesehen werden [Teichmann, 2023]. Da die Pumpe hierbei auch in Teillast mit einer hohen Drehzahl betrieben wird, ist die Stromaufnahme generell hoch.

Für eine relevante Bewertung der AMPR wird daher eine zweite Regelstrategie implementiert. Hierbei handelt es sich um eine sequentielle Pumpen-Ventil-Regelung [Teichmann et al., 2018; Oppermann et al., 2020], bei der zunächst das Ventil bei minimaler Pumpendrehzahl von einem PI-Regler gestellt wird. Ist die maximale Ventilöffnung erreicht, wird die Pumpendrehzahl zur Regelung bei voll geöffnetem Ventil vom PI-Regler gestellt. Auf diese Weise wird die Pumpe auf einer möglichst geringen Drehzahl betrieben und die elektrische Leistungsaufnahme reduziert. Die PI-Regler von Referenzregelung und sequentieller Pumpen-Ventil-Regelung werden mit dem optimierungs-basierten Einstellverfahren nach Abbildung 4.8 für jedes Subsystem individuell eingestellt.

Die Ergebnisse der adaptiven MPR, der Referenzregelung und der sequentiellen Pumpen-Ventil-Regelung für das Wärmeübertragersystem 1 sind in Abbildung 5.2 dargestellt. Die obere Grafik zeigt die Zulufttemperatur der drei Regelungen und den Sollwert, die mittlere Grafik die Ventilöffnung und die untere die Pumpendrehzahl. Bei der Referenzregelung werden die Sollwerte wenige Minuten nach einem Sprung erreicht, wobei teils Oszillationen, wie bei einem Sollwert von 25 °C, auftreten.

Bei der sequentiellen Pumpen-Ventil-Regelung treten bei einem Sollwert von 15 °C periodische

Schwingungen mit einer Amplitude von 4 K auf. Die weiteren Sollwerte werden jedoch mit kleineren Oszillationen als bei der Referenzregelung erreicht. Das oszillierende Verhalten tritt insbesondere bei der Ventilregelung auf, wenn die Pumpe mit minimaler Drehzahl läuft. Durch die niedrige Drehzahl ist die Durchflussgeschwindigkeit gering, was zu höheren Totzeiten und Zeitkonstanten führt. Bei Sollwerten oberhalb von 20 °C wird das Ventil voll geöffnet und die Pumpendrehzahl wird gestellt, was zu einer hohen Regelgüte führt. Das bessere Regelungsverhalten bei der Regelung mittels Pumpe im Gegensatz zum Ventil ist auf das annähernd lineare Übertragungsverhalten, die kürzere Totzeit sowie die kürzere Reaktionszeit der Pumpe zurückzuführen [Teichmann, 2023].

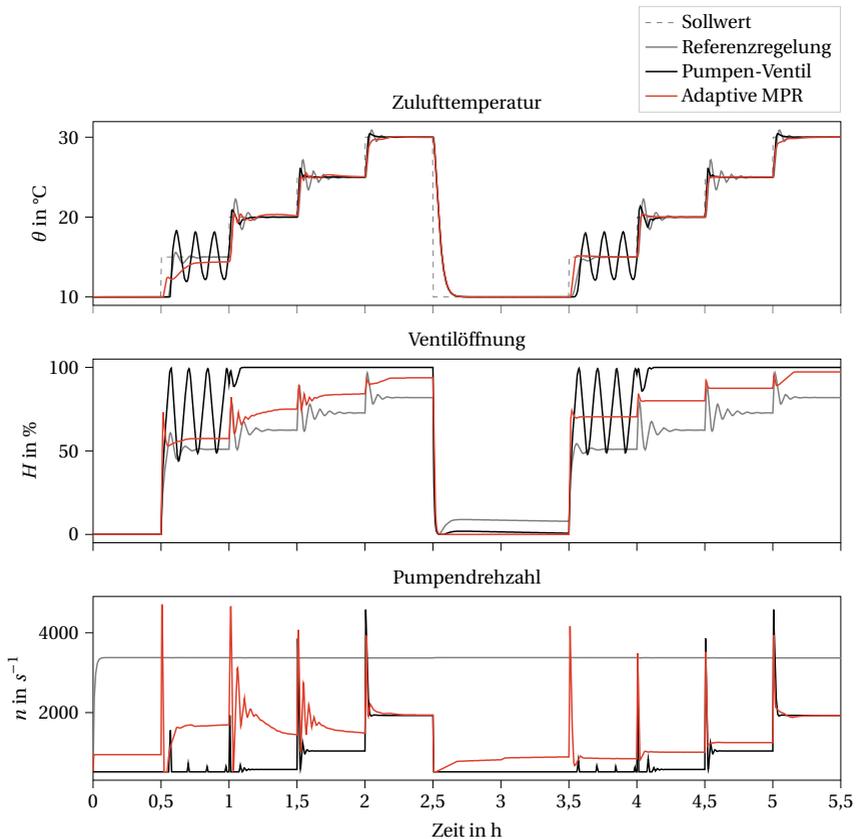


Abbildung 5.2: Vergleich der Standard-PI-Regelung, der Pumpen-Ventil-Regelung und der AMPR für das hydraulische Wärmeübertragersystem 1.

Bei der AMPR wird der Sollwert von 15 °C beim ersten Sprung nicht erreicht und bei den nachfolgenden zwei Sollwertsprüngen oszilliert die Temperatur mit ca. 0,5 K um den Sollwert, wobei sowohl die Pumpendrehzahl als auch die Ventilöffnung oszilliert. Mit zunehmender Simulationsdauer steigt die Regelgüte und die Amplituden der Schwingungen werden geringer. Beim zweiten Durchlauf des Testzyklus weist die AMPR eine höhere Regelgüte als im ersten Durchlauf auf und erreicht meist die Sollwerte in kürzerer Zeit und mit geringerer Überschwingung als die beiden Vergleichsregler.

In Abbildung 5.3 sind die sich adaptierenden Parameter der AMPR dargestellt. In der ersten halben Stunde wird die Parameterschätzung nicht ausgeführt, da noch keine Betriebsdaten aufgenommen sind. Nach einer halben Stunde werden die Verstärkung K und der Pumpenparameter f_p stark reduziert, wohingegen die Ventilparameter und Zeitkonstanten nur geringfügig angepasst werden. Mit der Adaption der Parameter nach einer halben Stunde verbessert sich ebenfalls das Regelverhalten (vgl. Abb. 5.2) und die Parameter werden während des ersten Durchlaufs des Testzyklus kontinuierlich angepasst. Nach drei Stunden wird wie in Kapitel 3.1.3 eine Langzeitparameterschätzung ausgeführt. Im Gegensatz zur in jeden Zeitschritt ausgeführten Parameterschätzung mit einem Horizont von ca. 20 min werden mit der Langzeitschätzung verschiedene Betriebszustände und Temperaturniveaus berücksichtigt. Wie in Abbildung 5.3 zu erkennen ist, werden die Parameter bei Stunde drei sprunghaft angepasst und ändern sich anschließend nur noch geringfügig. Hieraus lässt sich schließen, dass ein passender Parametersatz für das Subsystem gefunden ist, was ebenfalls die hohe Regelqualität im zweiten Durchlauf des Testzyklus erklärt.

Im Gegensatz zur Referenzregelung und sequentiellen Pumpen-Ventil-Regelung stellt die AMPR die Pumpe und das Ventil gleichzeitig. Insbesondere im zweiten Durchlauf des Testzyklus wird zu Beginn jedes Sollwertsprungs das Ventil nur geringfügig verstellt, wohingegen die Pumpendrehzahl kurzfristig stark erhöht und anschließend wieder reduziert wird. Die aggressivere Änderung der Pumpendrehzahl ist dabei auf die geringere Gewichtung der Stellaktivität in der Zielfunktion zurückzuführen (siehe Kap. 3.3.1). Im Gegensatz zur Referenzregelung und sequentiellen Pumpen-Ventil-Regelung werden bei der AMPR die Sollwerte durch die gleichzeitige Stellung von Pumpe und Ventil und durch den hohen Ausschlag der Pumpendrehzahl in kürzerer Zeit erreicht. Im Gegensatz zur sequentiellen Pumpen-Ventil-Regelung wird die Pumpe bei der AMPR jedoch kaum mit minimaler Drehzahl betrieben, was auf die Mittelbereichs-Regelung zurückzuführen ist (vgl. Kap. 3.3.1). Im Vergleich zur Standard-PI-Regelung ist die Pumpendrehzahl bei der AMPR jedoch insbesondere in Teillast stark verringert.

Die Abbildungen 5.4a und 5.4b fassen die relative Regelgüte (ISE) und den relativen Stromverbrauch bezogen auf die Standard-PI-Regelung für die AMPR und die sequentielle Pumpen-Ventil-Regelung für alle Wärmeübertragersysteme aus Tabelle 5.1 zusammen. Bei allen Subsystemen weist die AMPR einen um ca. 30 bis 47 % geringeren ISE als die PI-basierte Referenzregelung auf. Die sequentielle Pumpen-Ventil-Regelung führt teilweise ebenfalls zu einer verbesserten Regelgüte, jedoch ist die Regelgüte im Falle des HWS 1 und HWS 4 deutlich geringer als bei der Referenzregelung.

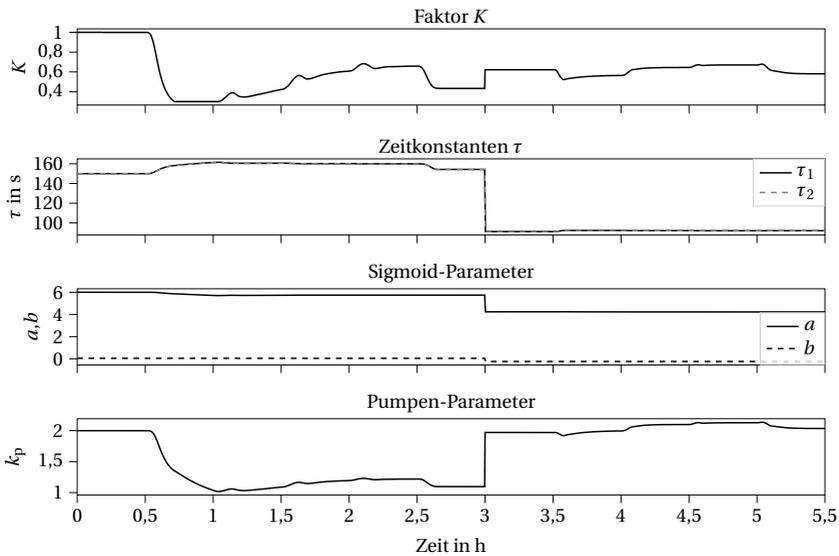


Abbildung 5.3: Adaptierte Modell-Parameter der MPR für das hydraulische Wärmeübertragungssystem 1.

Beim Stromverbrauch sind ebenfalls durch die aktive Regelung der Pumpendrehzahl Einsparungen gegenüber der Referenzregelung möglich und betragen bei der Pumpen-Ventil-Regelung bis zu 88 %. Beim Wärmeübertrager 2 ist die Reduktion des Stromverbrauchs deutlich geringer als bei den anderen Subsystemen. Hierbei handelt es sich um ein System mit Drosselschaltung bei der die Pumpe in der Referenzregelung mit variablen Differenzdruck (dp_v) geregelt wird. Hierdurch wird die Drehzahl in Teillast reduziert und somit ist das relative Einsparpotential geringer als bei den anderen Systemen mit konstanter Differenzdruckregelung.

Die AMPR erreicht etwas geringere Reduktion des Stromverbrauchs als die sequentielle Pumpen-Ventil-Regelung, was auf die Mittelbereichsregelung und die höhere Gewichtung auf die Regelgüte zurückzuführen ist. Eine Reduzierung des Strafbereichs bei der Mittelwertregelung würde den Stromverbrauch reduzieren, aber zu einer geringeren Regelgüte führen.

5.1.2 Erzeugersubsysteme

Für Wärmepumpe, Kessel und BHKW wird die AMPR analog zum Wärmeübertragersubsystem anhand des obigen Testzyklus mit verschiedenen Solltemperaturen mit einem Referenzregler verglichen. Die Eintrittstemperatur wird dabei konstant gehalten. Als Referenzregler dient ebenfalls ein mit dem Optimierungsverfahren nach Abb. 4.8 eingestellter PI-Regler. Die Pumpe wird mit konstanter Drehzahl betrieben und die relative Leistung der Erzeuger vom PI-Regler gestellt.

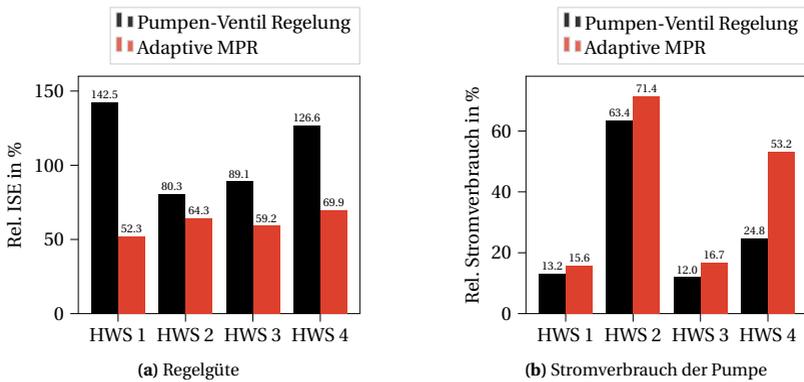


Abbildung 5.4: Relativer ISE und Stromverbrauch der AMPR und Pumpen-Ventil-Regelung bezogen auf die Referenzregelung.

Neben der Wärmepumpe, dem Kessel und dem BHKW des Benchmarksystems wird die AMPR an jeweils drei weiteren Subsystemvarianten mit unterschiedlicher Dimensionierung getestet. Die Wärmepumpen, Kessel und BHKW-Typen mit ihren Spezifikationen sind in Tabelle A.1 im Anhang aufgelistet.

Die Ergebnisse für den Kessel des Benchmarksystems (Kessel 1) sind in Abbildung 5.5 dargestellt. Im oberen Bild ist der Sollwert und die Austrittstemperaturen für AMPR und PI-Regler und darunter die relative Teillast abgebildet. Sowohl die AMPR als auch der PI-Regler erreichen innerhalb von 1 bis 2 Minuten die Sollwerte und schwingen nur geringfügig zu Beginn jedes Sollwertsprungs. Im Vergleich zum PI-Regler stellt die AMPR die Teillast aggressiver, wodurch die Anschlagzeit bei jedem Sollwertsprung geringer ist. Zudem ist die Einschwingzeit bei der AMPR ebenfalls kleiner als beim PI-Regler. Die AMPR erhöht die Leistung zu Beginn jedes Sollwertsprungs kurzzeitig auf 100%, wodurch die Solltemperatur schnell erreicht wird. Diese Leistungsspitzen lassen sich durch eine höhere Bestrafung der Stellaktivität verringern, wodurch sich jedoch die Einschwingzeit erhöht. Die größten Unterschiede zwischen den Reglern treten beim Sollwertsprung von 80 auf 60 °C nach 2,5 h auf, bei dem die AMPR zu einer wesentlich kürzeren Einschwingzeit als beim PI-Regler führt. Der PI-Regler erhöht hierbei die Kesselleistung, bevor der Sollwert erreicht ist, was auf eine hohe Verstärkung des PI-Reglers zurückzuführen ist. Im Vergleich zu den hydraulischen Reglern (vgl. Abb. 5.2) fällt auf, dass beim Kessel schon zu Beginn des Simulationszeitraums eine hohe Regelgüte erreicht wird. Das ist einerseits auf passendere Startwerte der Parameter durch die Angabe der Nennleistung zurückzuführen, andererseits ist das Übertragungsverhalten des Kessels annähernd linear, wodurch das System insgesamt einfacher zu regeln ist. Zudem handelt es sich bei der Regelung der Teillast des Kessels um ein SISO System, was ebenfalls die hohe Regelgüte der AMPR als auch des PI-Reglers erklärt.

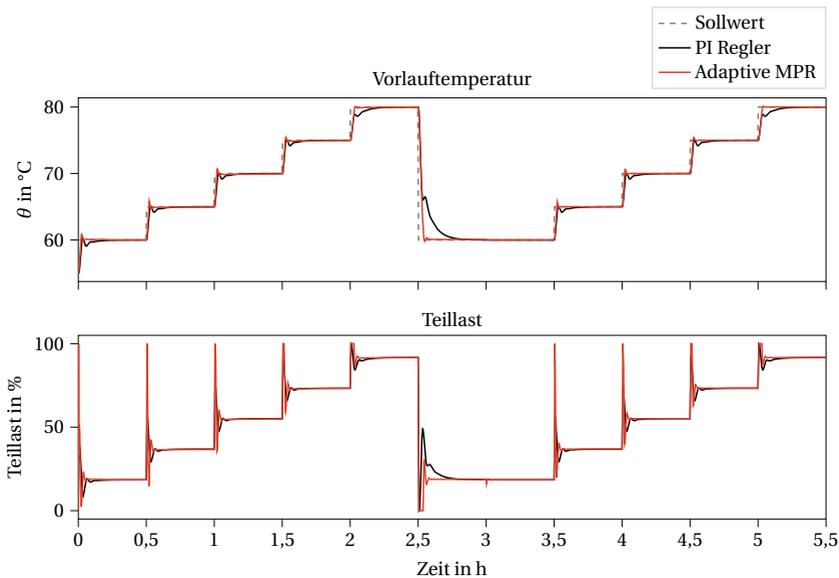


Abbildung 5.5: Vergleich der PI-Regelung und der AMPR für das Kesselsubsystem 1.

In Abbildung 5.6 sind die Parameter der AMPR dargestellt. Zusätzlich ist die reale thermische Kapazität und Wärmedurchgangskoeffizient des Benchmark-Modells sowie der aus Volumenstrom, Rück- und Vorlauftemperatur berechnete Wirkungsgrad dargestellt. Für die Parameterschätzung werden der AMPR als Messgrößen die Eintrittstemperatur, Austrittstemperatur, Volumenstrom und die Gasleistung übergeben. Analog zum Wärmeübertragersubsystem wird die Kurzzeitparameterschätzung nicht direkt zu Beginn ausgeführt und ebenfalls nach drei Stunden eine Langzeitparameterschätzung durchgeführt. In den ersten Stunden der Simulation werden die Korrekturfaktoren für die relative Teillast und den Massenstrom sowie der Wirkungsgrad angepasst. Bei der Langzeitparameterschätzung werden hauptsächlich die Zeitkonstante, die Kapazität und der Wärmeübergang geändert. Nach der Langzeitschätzung entsprechen der Wärmedurchgangskoeffizient und der Wirkungsgrad nahezu den Werten des Simulationsmodells. Die thermische Kapazität wird auch nach der Langzeitschätzung unterschätzt, wobei die Zeitkonstante τ_K einen ähnlichen Einfluss auf das dynamische Verhalten wie die thermische Kapazität besitzt. Die Unterschätzung der thermischen Kapazität könnte somit durch ein Überschätzen der Zeitkonstante kompensiert werden. Parameter, die einen eindeutigen Einfluss auf die Ausgangsgrößen haben, können durch die Schätzung (physikalisch) korrekt bestimmt werden. Beeinflussen jedoch mehrere Parameter das Systemverhalten in gleicher Weise, lassen diese Parameter sich nicht eindeutig schätzen.

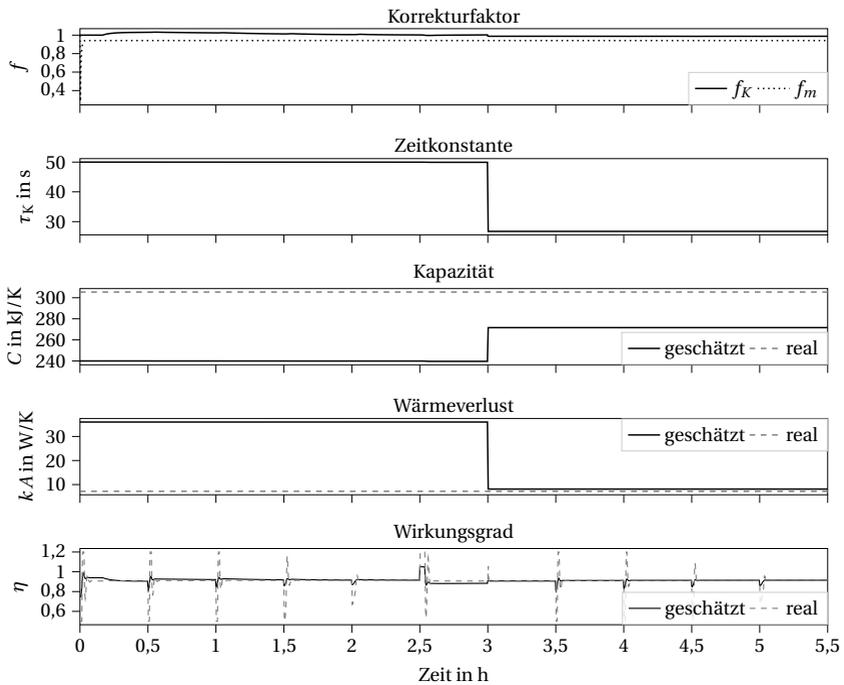


Abbildung 5.6: Parameter der AMPR für das Kesselsubsystem 1.

Die ISE zwischen Soll- und Ist-Wert ist in Abbildung 5.7 für alle vier Kesselsubsysteme dargestellt. Die Regelgüte kann durch die AMPR dabei im Vergleich zum PI-Regler bei allen Systemen um 10 bis 22 % verbessert werden. Die Ergebnisse zeigen, dass die AMPR auf verschiedene Kesselsubsysteme übertragbar ist und sich an das spezifische Verhalten eines Subsystems adaptieren kann.

Die BHKW- und Wärmepumpen-AMPR werden analog zum Kesselsubsystem getestet. Die Regelgüte für den Testzyklus im Vergleich zum PI-Regler ist in Abbildung 5.8 dargestellt. Bis auf das BHKW 4 ist die Regelgüte bei der AMPR höher als bei der PI-Regelung. Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass die AMPR auf Erzeugersubsysteme anwendbar ist, sich an das spezifische Verhalten eines Systems adaptiert und zu einer hohen Regelgüte führt.

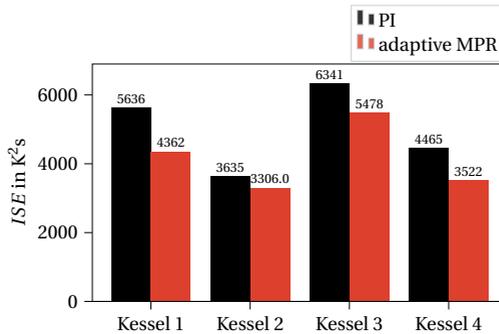


Abbildung 5.7: Regelgüte der AMPR und Referenzregelung für die verschiedenen Kesselsubsysteme.

Regelung des Wärmestroms

Neben der Regelung der Vorlauftemperatur wird im Folgenden die Regelung des Wärmestroms betrachtet. Wie in Kapitel 3.2.1 beschrieben, wird als Kopplungsvariable für den Koordinator der Wärmestrom verwendet und als Sollwert an die Subsystem-Agenten übermittelt. Bei gemessenem Volumenstrom und Eintrittstemperatur kann aus dem Wärmestromsollwert nach Gleichung 3.22 die Solltemperatur berechnet und wie oben gezeigt eingeregelt werden. Da der Wärmestrom in der MPR für die Erzeugersysteme jedoch explizit berechnet wird (vgl. Gl. 3.27), ist es möglich, die Wärmeleistung direkt als Ausgangsgröße in der AMPR zu verwenden. Hierbei ist neben der Regelung der Leistung die Regelung der Pumpendrehzahl sinnvoll, sodass bei einer Steigerung der Leistungsanfrage entweder die Austrittstemperatur oder der Volumenstrom erhöht wird. Die Entscheidung hierfür trifft der Subsystem-Agent dabei unter Berücksichtigung der eigenen Zielfunktion.

Abbildung 5.9 zeigt die Ergebnisse bei Verwendung des Wärmestroms als Sollwert für den Heizkessel und die Wärmepumpe. Beim hierfür verwendeten Testzyklus wird ein Sollwert für den Wärmestrom sowie minimale und maximale Temperaturgrenzen vorgegeben. Zu Beginn des Testzyklus wird der Wärmestrom bei konstanten Temperaturgrenzen schrittweise erhöht und anschließend bei konstantem Wärmestromsollwert die untere Temperaturgrenze erhöht. Die Abweichung vom Wärmestrom werden in der Zielfunktion höher bestraft als die Abweichungen von der unteren Solltemperatur, sodass die Erreichung des Sollwärmestroms priorisiert wird.

Der Kessel regelt den Sollwärmestrom mit geringer Über-, bzw. Unterschwingweite ein. Durch die Bestrafung des Energieverbrauchs in der Zielfunktion der AMPR wird der Wärmestromsollwert generell etwas unterschritten. Die Vorlauftemperatur wird bei geringem Wärmestrom (in der ersten Stunde) auf den unteren Grenzwert von 60 °C eingeregelt. Bei höheren Wärmestromsollwert wird zunächst die Pumpendrehzahl und damit der Massenstrom erhöht, da bei geringeren Vorlaufem-

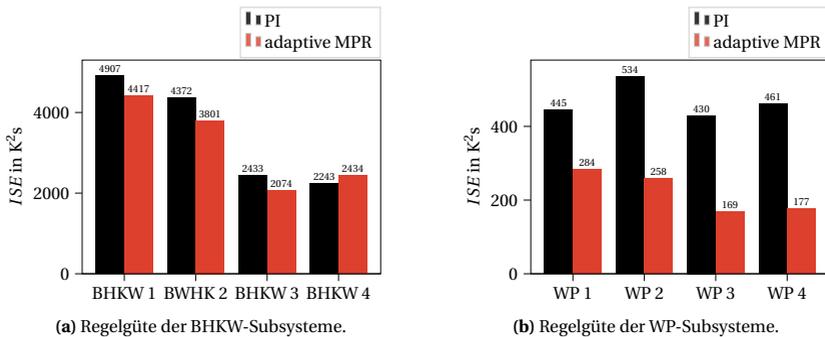


Abbildung 5.8: Regelgüte der AMPR und Referenzregelung für die BHKW- und Wärmepumpen-subsysteme

peraturen die Abwärmeverluste kleiner sind als bei höheren Vorlauftemperaturen. Bei einer weiter ansteigenden Leistungsanforderung wird die Vorlauftemperatur oberhalb des unteren Grenzwerts geregelt. Da der Stromverbrauch der Pumpe kubisch mit der Drehzahl ansteigt, würden die verringerten Wärmeverluste bei höher Drehzahl nicht den zusätzlichen Stromverbrauch der Pumpe kompensieren. Bei weitere Erhöhung der Leistungsanforderung steigt die Vorlauftemperatur daher weiter an und die Erhöhung der Pumpendrehzahl flacht mit jedem Sollwertsprung weiter ab. Bei der Reduzierung des Sollwärmestroms nach drei Stunden wird die Drehzahl reduziert und die Vorlauftemperatur bleibt zunächst oberhalb der minimalen Solltemperatur. Bei steigender Solltemperatur wird die Pumpendrehzahl weiter reduziert und die Vorlauftemperatur dadurch erhöht, um die vorgegebenen Temperaturgrenzen einzuhalten.

Bei der Wärmepumpe kann der Wärmestrom ebenfalls mit geringen Abweichungen vom Sollwert eingeregelt werden. Im Gegensatz zum Kessel wird die Vorlauftemperatur jedoch möglichst auf die untere Solltemperatur geregelt und bei einer höheren Leistungsanforderung die Drehzahl der Kondensatorpumpe erhöht. Nach der ersten Stunde ist die maximale Drehzahl erreicht und die Austrittstemperatur wird anschließend aufgrund der weiter steigenden Leistungsanforderung erhöht. Nach drei Stunden wird die Austrittstemperatur soweit möglich wieder abgesenkt. Der untere Temperatursollwert wird jedoch aufgrund der begrenzten minimalen Pumpendrehzahl nicht erreicht. Nach vier Stunden wird die Pumpendrehzahl wieder abgesenkt, um die gestiegene untere Temperaturgrenze einzuhalten. Die Drehzahl der Pumpe am Verdampfer befindet sich dauerhaft auf dem Maximalwert, um die Temperatur im Verdampfer und somit die Effizienz möglichst hoch zu halten.

Das unterschiedliche Verhalten bei Kessel und Wärmepumpe ist auf den unterschiedlich starken Einfluss der Temperatur auf die Effizienz zurückzuführen. Diese Temperaturabhängigkeit ist beim Kessel wesentlich geringer als bei der Wärmepumpe. Daher führt beim Kessel ein geringerer Mas-

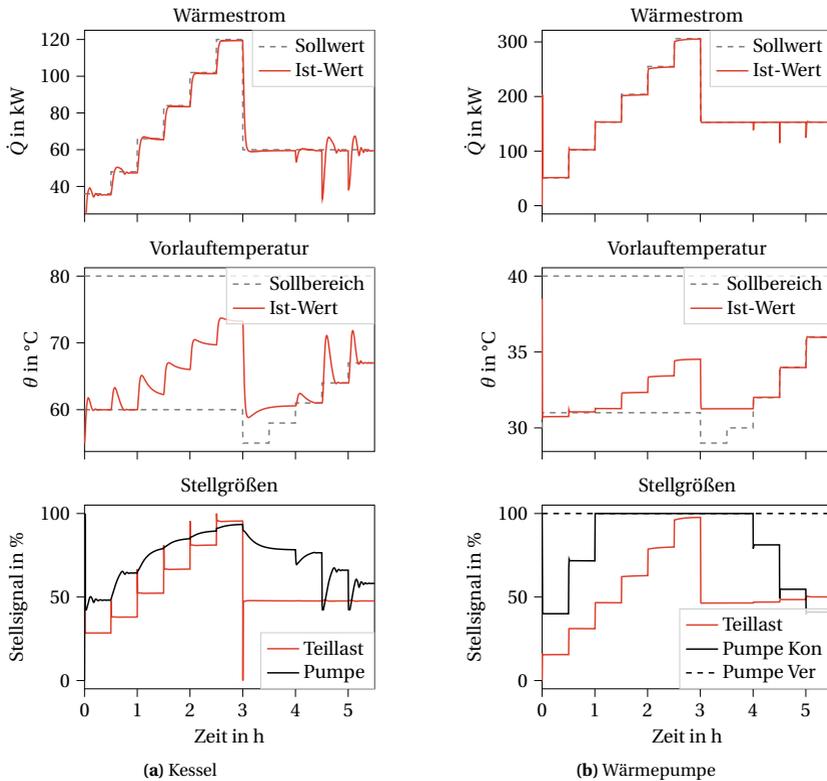


Abbildung 5.9: Wärmestromregelung mit Temperaturgrenzwerten.

senstrom und damit eine geringere Stromaufnahme der Pumpe bei gleichzeitig höheren Temperaturen zu einer insgesamt effizienteren Bereitstellung der Wärme. Bei der Wärmepumpe wird die Vorlauftemperatur auf den minimal möglichen Wert eingestellt und eine hohe Stromaufnahme der Pumpe akzeptiert. So wird die Wärmepumpe mit einem möglichst hohen COP betrieben, um die Gesamteffizienz zu maximieren.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass die Subsystem-Agenten einen vorgegebenen Wärmestrom einregeln können und bei gegebenen minimalen und maximalen Temperaturgrenzen einen effizienten Betriebspunkt einstellen.

5.1.3 Zonensubsysteme

Für die Bewertung der AMPR zur Raumtemperaturregelung aus Kapitel 3.3.3 werden jeweils zwei exemplarische Wochen für Winter- und Sommerzeit mit Wetterdaten aus einem Testreferenzjahr für vier verschiedene Zonen simuliert (siehe Tabelle 5.2). Als Wettervorhersage werden exakte Daten aus dem Testreferenzjahr verwendet. Die Zonen werden über eine RLT-Anlage belüftet und über eine Betonkerntemperierung beheizt oder gekühlt. Die RLT-Anlage und die BKT werden dabei von PI-Reglern geregelt und stellen den von der Zonen-MPR berechneten Sollwerte ein.

Von montags bis freitags sind Personen je nach Zone zwischen 8:00 oder 9:00 und 17:00 oder 18:00 Uhr anwesend, wobei die Anzahl der Personen im Raum über den Tag verteilt schwankt und in der Mittagszeit die geringste Belegung vorliegt. Während der Anwesenheitszeit liegt die Solltemperatur zwischen 21 °C und 23 °C. Außerhalb der Anwesenheitszeiten sind Temperaturen zwischen 19 °C und 25 °C zulässig.

Tabelle 5.2: Varianten des Zonensubsystems.

Zone	Fläche [m ²]	Wetterprofil	Nennluftwechsel	Anwesenheit
E.ON ERC Süd	3600	TRY 2015 Aachen	1	08:00 - 18:00
E.ON ERC Nord	3600	TRY 2015 Aachen	1	08:00 - 18:00
Büro	1680	TRY 2015 San Francisco	3	08:00 - 18:00
Ashrae140	48	TRY Ashrae140	3	09:00 - 17:00

Als Referenzregelung wird das Regelungskonzept des E.ON ERC Hauptgebäudes verwendet, bei dem die RLT-Anlage auf eine konstante Zulufttemperatur eingestellt wird und die Vorlauftemperatur der Betonkernaktivierung einer außen-temperaturbasierten Heizkurve folgt. Zusätzlich wird eine zweite regelbasierte Regelung zum Vergleich implementiert, bei der die Zulufttemperatur geregelt wird, um die Raumtemperatur innerhalb der Komfortgrenzen bei geringem Energiebedarf zu halten. Hierbei wird die Zulufttemperatur zur Außentemperatur hin abgesenkt oder erhöht, bis die Zonentemperatur die Komfortgrenzen erreicht. Bei Unter- bzw. Überschreitung wird die Zulufttemperatur erhöht bzw. abgesenkt, bis sich die Zonentemperatur wieder innerhalb der Komfortgrenzen befindet. Die Betonkernaktivierung wird wie bei der Referenzregelung über eine Heizkurve geregelt, wobei Stützstellen optimiert sind. Diese zweite Regelung wird im folgenden Komfort-PI-Regelung genannt.

Abbildung 5.10 zeigt die Ergebnisse der Referenzregelung, Komfort-PI-Regelung und der AMPR für den Testzeitraum im Winter für die ERC Südzone. Bei der Referenzregelung bewegt sich die Raumtemperatur im Bereich von 23 °C. Die Vorlauftemperatur der BKT wird entsprechend der Heizkurve in Abhängigkeit der Außentemperatur eingestellt und die Zulufttemperatur ist konstant. Zu den Anwesenheitszeiten wird die obere Solltemperatur durch die zusätzlich eingebrachten internen Lasten und die solare Strahlung überschritten. Insgesamt ist die Vorlauftemperatur der BKT zu hoch eingestellt, um die Temperatur innerhalb der definierten Komfortgrenzen zu halten, was zu einem hohen Energieverbrauch und Diskomfort führt.

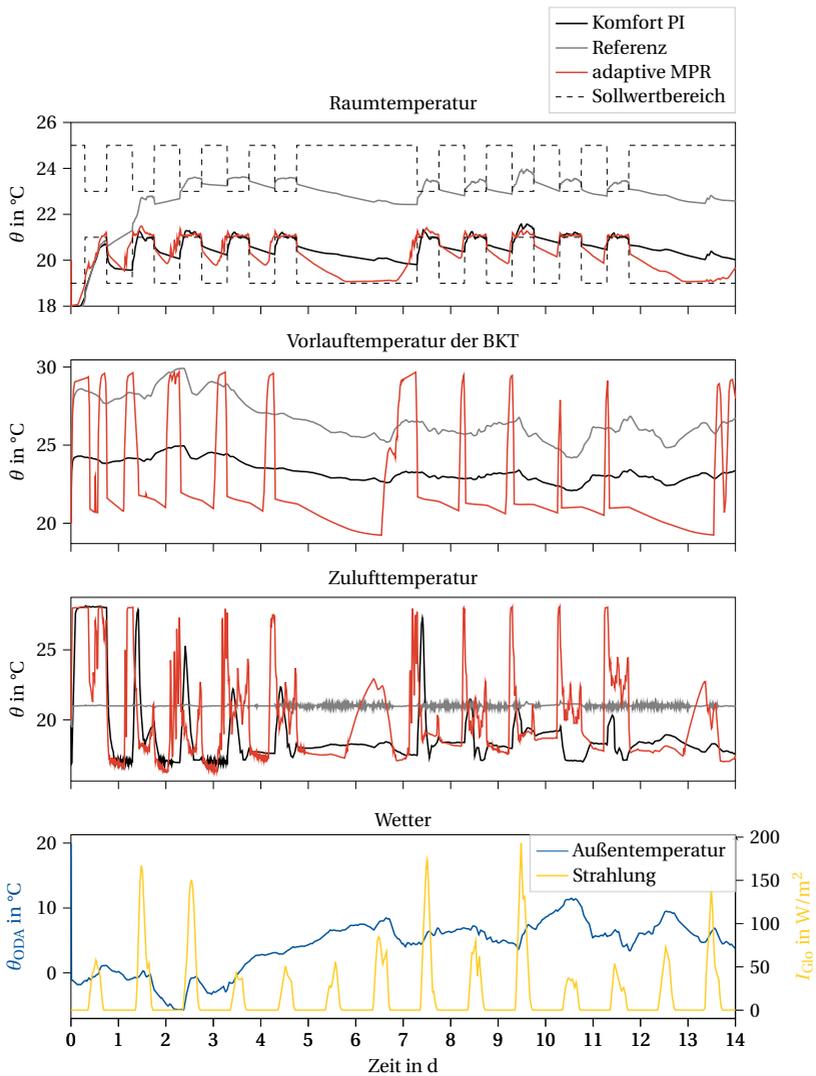


Abbildung 5.10: Vergleich der AMPR, Komfort-PI- und Referenzregelung für die ERC Südzone im Winter.

Bei der Komfort-PI-Regelung verläuft die Raumtemperatur entlang der unteren Solltemperatur zu den Anwesenheitszeiten und wird bei den Abwesenheitszeiten durch die Reduktion der Zulufttemperatur abgesenkt. Zu Beginn der Anwesenheitszeiten wird der Komfortbereich jedoch zunächst unterschritten und die Zulufttemperatur als Reaktion erhöht. Die Vorlauftemperatur der BKT wird im Vergleich zur Referenzregelung weniger variiert und befindet sich auf einem niedrigeren Temperaturniveau, wohingegen die Zulufttemperatur bei Unterschreiten der Solltemperatur um bis zu 7 K erhöht und wieder abgesenkt wird.

Bei der AMPR wird die Raumtemperatur nahe der unteren Solltemperatur geregelt. Im Gegensatz zur Komfort-PI-Regelung wird am Wochenende (Tag 5 und 6) die Vorlauftemperatur der BKT stärker abgesenkt, wodurch die Raumtemperatur bis auf 19 °C absinkt. Die Zulufttemperatur wird am Tag 5 ebenfalls abgesenkt und zur Einhaltung der minimalen Raumtemperatur am Ende des Tages wieder langsam erhöht. Vor jeder Anwesenheitszeit wird sowohl die Vorlauftemperatur der BKT als auch die Zulufttemperatur sprunghaft erhöht, um den Raum rechtzeitig aufzuheizen, sodass zu Beginn der Anwesenheitszeit die Mindesttemperatur von 21 °C erreicht ist. Die Vorlauftemperatur der BKT wird wenige Stunden nach Beginn der Anwesenheit wieder reduziert, wohingegen die RLT-Anlage zur Ausregelung der internen Gewinne und solaren Strahlung verwendet wird.

Abbildung 5.11 zeigt die adaptierten Parameter der AMPR. An den ersten zwei Tagen werden die Parameter am stärksten angepasst und das Modell der AMPR an das Verhalten des Systems adaptiert. Der sägezahn-ähnliche Verlauf im Falle des Wärmedurchgangskoeffizienten der Innenwand und der geschätzten Temperaturen ist zudem auf die hohe Dynamik der Raumtemperatur nach der Initialisierung zurückzuführen. Trotz der zunächst noch unpassenden Parameter wird die Solltemperatur bei der AMPR am ersten Tag schneller erreicht als bei der Referenzregelung und der Komfort-PI-Regelung. Am dritten Tag sind die Parameter an das Verhalten des Systems größtenteils angepasst und die Solltemperaturen können eingehalten werden.

Analog zu den anderen Subsystemreglern wird, neben der Parameterschätzung zu jedem Zeitschritt, eine Langzeitschätzung mit einem Horizont von fünf Tagen alle zwei Tage ausgeführt. Generell ist zu erkennen, dass die Parameter über den gesamten Simulationszeitraum angepasst werden und insbesondere der Wärmedurchgangskoeffizient der Innenwand, der Strahlungsfaktor und die internen Gewinne um den Faktor 2 bis 3 erhöht bzw. abgesenkt werden. Insgesamt haben mehrere Parameter einen ähnlichen Einfluss auf die Raumtemperatur, wodurch diese in der Parameterschätzung nicht eindeutig bestimmt werden können und teils gegenläufig angepasst werden. So führt beispielsweise eine Erhöhung des Strahlungsfaktors, als auch eine Erhöhung der internen Gewinne zu einer steigenden prädictierten Raumtemperatur. Des Weiteren kann eine Verringerung der Dynamik einerseits durch eine Erhöhung der Kapazitäten, andererseits auch durch eine Verringerung des Wärmedurchgangskoeffizienten und somit einer höheren thermischen Kopplung der Raumtemperatur erreicht werden. Nach der letzten Langzeitschätzung am Tag 12 verändern sich die Parameter nur noch geringfügig, was auf einen für das Modell passenden Parametersatz hindeutet. Aufgrund der vereinfachten Modellierung und Vernachlässigung von z. B. Orientierung

der Fassaden weicht das Modell vom realen Verhalten ab, weshalb die Parameter bei wechselnden Betriebspunkten kontinuierlich adaptiert werden.

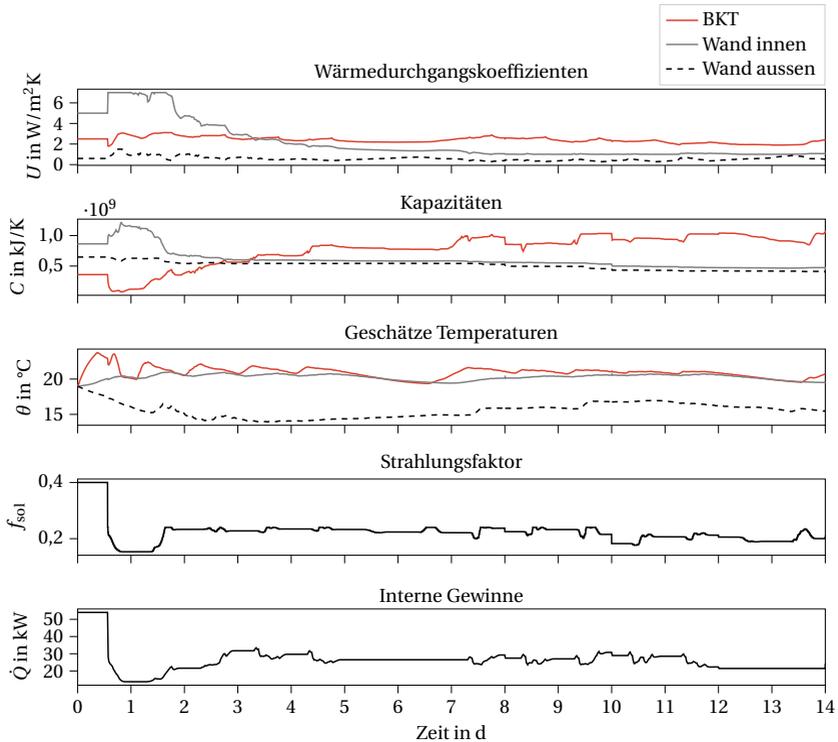


Abbildung 5.11: Geschätzte Parameter der AMPR für die Regelung der ERC Südzone im Winter.

Die Ergebnisse für den Sommer der ERC Südzone sowie der weiteren Zonen ist im Anhang A.3.2 zu finden. Im Gegensatz zu den Wintermonaten ist im Sommer teilweise kaum Heizen noch Kühlen notwendig und die Zonentemperatur befindet sich sowohl bei allen Regelungsstrategien innerhalb der Komfortgrenzen. Bei der AMPR werden zu den Anwesenheitszeiten die oberen Komfortgrenzen teilweise überschritten, obwohl ein frühzeitiges Kühlen der BKT möglich wäre (siehe Abb. A.14). Eine mögliche Erklärung ist die Unterschätzung der solaren Strahlung durch die Vernachlässigung der Ausrichtung der Fassaden im Modell der AMPR. Eine exaktere Modellierung könnte zu verbesserten Ergebnissen führen, jedoch wird dadurch das Schätzen passender Parameter komplexer.

Der Vergleich der AMPR, der Komfort-PI-Regelung und der Referenzregelung für alle Zonen ist in Abbildung 5.12 für den Winter und in Abbildung 5.13 für den Sommer dargestellt. Der relative Ener-

gieverbrauch für jede Zone ist dabei auf den jeweiligen Energieverbrauch der Referenzregelung bezogen. Der relative Energieverbrauch der Referenzregelung beträgt daher für alle Zonen 100 %. Für den Testzeitraum im Winter führt die Komfort-PI-Regelung und die AMPR zu einem geringeren Energieverbrauch und geringeren Abweichungen vom Sollwertbereich als die Referenzregelung. Die energetischen Einsparungen der Komfort-PI-Regelung liegen im Bereich von ca. 23 bis 50 %. Bei der AMPR liegen die energetischen Einsparung im Bereich von ca. 25 bis 60 %. Im Vergleich zur Komfort-PI-Regelung führt die AMPR für jeden Zonentyp zu einer Verbesserung der Regelgüte und eine Reduzierung des Energieverbrauchs, wobei die relativen Verbesserungen deutlich geringer ausfallen als im Vergleich zur Referenzregelung. Die hohen Energieeinsparungen bzw. Verringerung des Diskomforts gegenüber der Referenzregelung sind insgesamt auf die hoch eingestellte Heizkurve der BKT bei der Referenzregelung zurückzuführen.

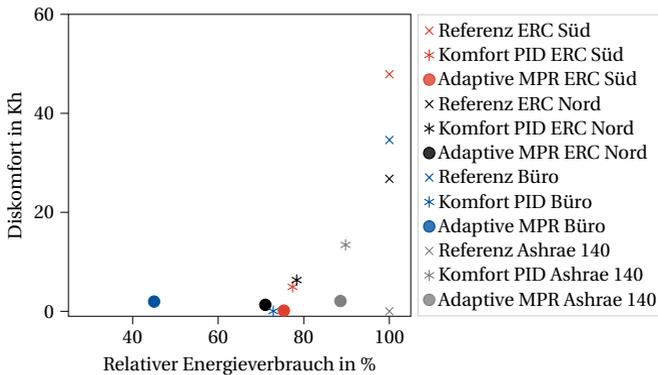


Abbildung 5.12: Diskomfort und relativer Energieverbrauch der Zonen im Winter bezogen auf die Referenzregelung.

Für den Testzeitraum im Sommer ist der thermische Diskomfort der Referenzregelung geringer als für den Winterfall, was auf passendere Vorlauftemperaturen der BKT bei hohen Außentemperaturen zurückzuführen ist. Des Weiteren befindet sich die Raumtemperatur im Sommer wie bei der Ashrae140 Zone dauerhaft innerhalb der Komfortgrenzen, weshalb der Diskomfort hier 0 Kh beträgt. Die Komfort-PI-Regelung und die AMPR erreicht im Sommer nicht für alle Zonen eine gleichzeitige Verringerung des Energieverbrauchs und des Diskomforts. Einerseits ist dies auf eine bessere Einhaltung der Komfortgrenzen im Sommer durch die Referenzregelung als im Winter zurückzuführen. Andererseits wird zur Reduktion des Energiebedarfs die Temperatur im Sommer nahe der oberen Grenzen des Temperaturbereichs geregelt. Bei unterschätzten internen Gewinnen bzw. unterschätzter solarer Strahlung kommt es zu Überschreitungen des zulässigen Temperaturbereichs. Insgesamt erreicht die AMPR bei jeder Zone eine Energieeinsparung, welche im Bereich von 15 - 60 % gegenüber der Referenzregelung liegt.

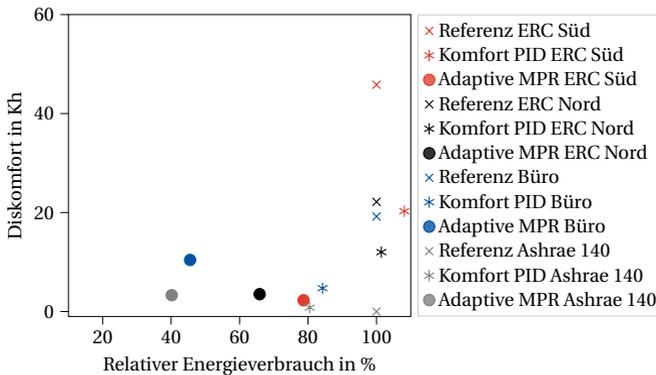


Abbildung 5.13: Diskomfort und relativer Energieverbrauch der Zonen im Sommer bezogen auf die Referenzregelung.

5.1.4 Zusammenfassung und Diskussion der Subsystemregelung

Die Ergebnisse der AMPR für die verschiedenen Subsystemtypen zeigen die generelle Funktionsfähigkeit des lernenden Ansatzes und die Übertragbarkeit der AMPR auf Subsysteme unterschiedlicher Dimensionierung. Für jeden Subsystemtypen ist somit nur ein einmaliger Entwicklungsaufwand für die AMPR notwendig und die Wiederverwertbarkeit für Subsysteme gleichen Typs möglich. Neben der Adaptivität der Modelle führt die verwendete Skalierung der Einstellparameter zu einer Übertragbarkeit der AMPR und erfordert kein weiteres Einstellen. Eine weitere Verbesserung der Regelgüte ließe sich durch weiteres Online-Tuning der Einstellparameter (Vorhersagehorizont und Gewichte), wie z. B. in [Gholaminejad et al., 2016; Gardezi und Hasan, 2018] vorgeschlagen, erzielen. Insgesamt reduziert sich durch den selbsteinstellenden, adaptiven Ansatz und der damit möglichen Wiederverwertbarkeit der gesamte Entwicklungs- und Einstellaufwand.

Des Weiteren zeigen die Ergebnisse, dass die AMPR im Vergleich zu einer optimiert eingestellten Standardregelung zu einer höheren Regelgüte bei gleichzeitig geringem Energieverbrauch führen kann. Bei SISO Systemen (z. B. Erzeugersysteme bei fester Pumpendrehzahl) liegt der Vorteil der AMPR in der verbesserten Regelgüte sowie dem automatischen Einstellen. Bei Systemen mit mehreren Eingangsgrößen (z. B. hydraulische Systeme, Erzeugern mit Pumpenregelung oder Zone mit RLT und BKT) ist die AMPR darüber hinaus in der Lage, den Energieverbrauch gegenüber der Standardregelung zu reduzieren. Hohe Einsparungen sind insbesondere bei Ausnutzung von Flexibilitäten, wie sie z. B. bei der Raumtemperaturregelung durch die oberen und unteren Komfortgrenzen vorliegen, möglich.

Ein weiterer Vorteil der AMPR ist, dass auch bei geringer Datenbasis (zu Beginn der Simulations-

zeiträume), eine akzeptable Regelgüte erreicht wird. Im Gegensatz zu Black-Box Modellen ist kein vorheriges Training der Gray-Box Modelle notwendig, was ein sofortiges Anwenden der AMPR ermöglicht. Des Weiteren ist durch die MHE eine Schätzung der Parameter nahe der realen Werte möglich, insbesondere wenn das Modell eine geringe Anzahl an Parametern aufweist und einer White-Box Modellierung nahe kommt. Bei Modellen mit einer hohen Anzahl bzw. mehrdeutigen Parametern führt die Schätzung zu einer ausreichenden Abbildung des Systemverhaltens. Die Parameter entsprechen in diesem Fall jedoch nicht zwangsläufig den physikalischen Größen des Systems. Insbesondere bei Modellen niedriger Ordnung bzw. bei vereinfachter Modellierung, wie bei der vorgestellten Zonen-AMPR, können die physikalischen Größen nur näherungsweise bestimmt werden. Detailliertere Modelle ermöglichen eine genauere Abbildung des Verhaltens, jedoch wird die Parameterschätzung aufwändiger und mehr Daten sowie akkurate Startwerte werden für die Parameterschätzung benötigt [Blum et al., 2019]. Des Weiteren ist eine korrekte Einstellung der Gewichte für die Parameterschätzung für jeden Subsystemtypen notwendig. Bei einer langsamen Adaption der Parameter treten bei einer Systemveränderungen (z.B. bei Änderung des Betriebspunkts) größere Modellabweichungen als bei einer schnellen Adaption der Parameter auf, was zu einer geringeren Regelgüte führen kann. Eine zu schnelle Adaption der Parameter kann jedoch sprunghafte Parameteranpassungen und ggf. ein oszillierendes Verhalten des Reglers begünstigen kann.

Der weitere Vergleich mit verbesserten regelbasierten Regelungen (wie bei den hydraulischen Systemen und den Zonen) zeigt einerseits, dass die Einsparpotentiale massiv vom verwendeten Referenzregler abhängen. Andererseits kann eine auf Expertenwissen basierende PID- und regelbasierte Regelungsstrategie ebenfalls zu hohen Energieeinsparungen gegenüber der Standardregelung führen. Im Falle der hydraulischen Wärmeübertragersubsysteme sind die Einsparpotentiale durch verbesserte Expertenregelungen sogar höher als bei der AMPR. Jedoch erfordern die Expertenwissen-basierten Regler ein aufwändiges Einstellen.

Abbildung 5.14 zeigt die mittlere Berechnungszeit der AMPR für die verschiedenen Subsystemtypen. Bei den Erzeugersubsystemen liegt die gesamte Berechnungszeit pro Zeitschritt im Bereich von 50 bis 60 ms, wobei die MPR und die Parameterschätzung jeweils etwa gleich viel Zeit benötigen. Die höchste mittlere Berechnungszeit liegt mit 180 ms bei der AMPR für das Zonensubsystem vor. Insgesamt ist die Berechnungszeit der AMPR gering und liegt weit unter der Zeitschrittweite von 10 Sekunden bei den Erzeugern und Wärmeübertragersystemen, bzw. 10 Minuten bei den Zonensubsystemen, sodass eine echtzeitfähige Anwendung auch auf leistungsschwächeren Prozessoren möglich ist.

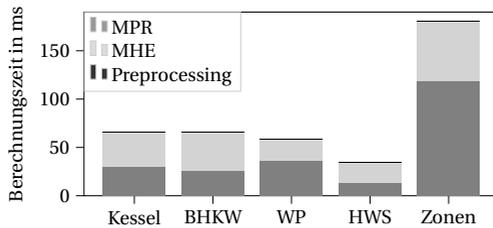


Abbildung 5.14: Mittlere Berechnungszeiten der AMPR für die verschiedenen Subsystemtypen.

5.2 Bewertung der Kopplungsvariablen für die übergeordnete Optimierung

Zur Bewertung der Wärmeströme als Kopplungsvariablen wird in diesem Kapitel das agentenbasierte Regelungskonzept auf ein reduziertes System bestehend aus einer Wärmepumpe, einem Kessel und einem Wärmeabnehmer angewandt. Zum Vergleich des Wärmestrom-basierten Ansatzes wird eine agentenbasierte Regelung mit einer Koordination mit Massenströmen und Temperaturen als Kopplungsvariablen verwendet. Ziel ist es, das agentenbasierte Regelungskonzept hinsichtlich Einhaltung von maximal zulässigen Temperaturen und Funktionalität bei sich ändernden Temperaturniveaus zu überprüfen. Insbesondere soll die Funktionsfähigkeit des wärmestrombasierten Ansatzes getestet werden. Insgesamt werden drei verschiedene Systemverschaltungen betrachtet. Zunächst werden ein Raum mit Radiator als Wärmeabnehmer mit zwei unterschiedlichen hydraulischen Verschaltungen und anschließend ein System mit Heizkreis und vorgegebener Wärmeabnahme analysiert.

5.2.1 Vergleich der Regelung für verschiedene hydraulische Verschaltungen

Beim Anwendungsfall mit Raum und Radiator werden eine Parallelschaltung und eine Reihenschaltung von Wärmepumpe und Kessel betrachtet. Die zwei Systemverschaltungen sind in Abbildung 5.15 dargestellt und werden aus den Teilsystemmodellen des Benchmarkmodells aus Kapitel 4.2 aufgebaut. Im Gegensatz zum Benchmarksystem sind Wärmepumpe und Kessel in einem Kreislauf bzw. auf dem gleichen Temperaturniveau und versorgen beide den Radiator. Der Radiator wird dabei so dimensioniert, dass bei niedrigen Außentemperaturen Vorlauftemperaturen oberhalb der Maximaltemperatur der Wärmepumpe von 40 °C notwendig sind und die Temperaturniveaus über einen größeren Betriebsbereich als beim Benchmarksystem variieren müssen. Die beiden Systemverschaltungen entsprechen dabei nicht realen Gebäuden, sondern sind konstruierte Extremfälle. Durch die notwendige Variation der Temperaturniveaus, Begrenzung der Maximaltemperatur der Wärmepumpe und starker Wechselwirkung der Komponenten stellen die Systemverschaltungen jedoch einen relevanten Testfall für das agentenbasierte Regelungskonzept dar.

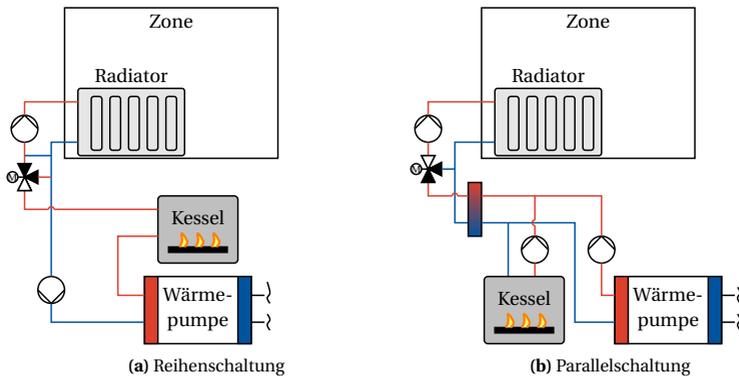


Abbildung 5.15: Betrachtete Systemverschaltungen zur Untersuchung der Kopplungsvariablen.

Für die Regelung wird das Agentensystem bestehend aus jeweils einem Subsystem-Agenten für Wärmepumpe, Kessel und Zone sowie einem Koordinator-Agenten instanziiert. Für die Wärmepumpe und den Kessel wird die AMPR aus Kapitel 3.3 zur Regelung der Leistung und Pumpendrehzahl verwendet. Zur Vereinfachung wird ein Leistungsbereich von 0-100 % für Wärmepumpe und Kessel verwendet. Die Raumtemperatur wird mittels PI-Regler durch Stellen des Mischventils an der hydraulischen Schaltung des Radiators auf 22 °C geregelt. Die Pumpe am Radiator läuft dabei mit konstanter Drehzahl.

Zum Vergleich des Wärmestrom-basierten Regelungsansatzes (\dot{Q} -basiert) wird ein Massenstrom- und Temperatur-basierter Regelungsansatz (\dot{m} - T -basiert) implementiert. Beim \dot{Q} -basierten Ansatz werden die Wärmeströme als Kopplungsvariablen verwendet und diese vom Koordinator bilanziert und als Sollwerte den Subsystem-Agenten übergeben. Beim \dot{m} - T -basierten Ansatz werden im Koordinator Massenströme und Temperaturen als Kopplungsvariablen verwendet und die Austrittstemperaturen und Massenströme als Sollwerte den Subsystem-Agenten vorgegeben. Hierfür werden die Koordinatorgleichungen mit den entsprechenden Energiebilanzen erweitert. Analog zu den Bilanzgleichungen der Wärmeströme an den Knotenpunkten (vgl. Gleichung 3.15) werden die Komponenten im Koordinator beim \dot{m} - T -basierten Ansatz über Massenstrom- und Energiebilanzen verknüpft, um die ein- und austretenden Massenströme und Temperaturen an den Mischpunkten zu berechnen.

Die Ergebnisse für die Reihenschaltung sind in Abbildung 5.16 für einen Simulationszeitraum von sieben Tagen im Winter abgebildet. Die Raumtemperatur verläuft bei der \dot{Q} -basierten Regelung und der \dot{m} - T -basierten Regelung annähernd gleich. Geringe Abweichungen im Verlauf sind innerhalb der ersten Stunden beim Einschwingvorgang nach der Initialisierung zu erkennen und in beiden Fällen wird die Raumtemperatur von 22 °C nach ca. 40 Stunden erreicht. Die Vorlauftemperaturen der Wärmepumpe verlaufen ebenfalls annähernd gleich. Beim Kessel ist die Vorlauftemper-

peratur bei der \dot{m} - T -basierten Regelung jedoch innerhalb der ersten 80 Stunden ca. 2-3 K höher.

In den ersten 60 Stunden werden zum Aufheizen des Raums und aufgrund der niedrigen Außentemperaturen Vorlauftemperaturen oberhalb von 40 °C benötigt. Die Wärmepumpe wird bei beiden Regelungsvarianten auf die maximale Vorlauftemperatur von 40 °C geregelt und der Kessel wird zum Nachheizen auf höhere Vorlauftemperatur verwendet. Nach ca. 80 Stunden wird der Kessel herunter geregelt und die Vorlauftemperatur zum Radiator abgesenkt. Anschließend wird die Leistung der Wärmepumpe reduziert, da durch die höheren Außentemperaturen weniger Wärme für die Beheizung des Raums benötigt wird.

Bei der \dot{Q} -basierten Regelung ist das Mischventil am Radiator durchgehen vollständig geöffnet, da die Vorlauftemperatur nicht vom Mischventil herunter geregelt werden muss. Die Vorlauftemperatur von Wärmepumpe und Kessel ist somit kleiner bzw. gleich der für den Radiator minimal notwendigen Temperatur. Bei der \dot{m} - T -basierten Regelung wird das Mischventil teilweise zugefahren, was eine Herunterregelung der Eintrittstemperatur am Radiator entspricht. Die minimal notwendige Vorlauftemperatur des Kessels wird somit teilweise überschritten.

Die Energiekosten und Energieverbrauch für Wärmepumpe, Kessel und hydraulischen Pumpen sowie die Regelgüte (vgl. Kap. 4.3) sind in Abbildung 5.16 für die \dot{m} - T -basierte und \dot{Q} -basierte Regelung dargestellt. Insgesamt sind die Energiekosten und der Energieverbrauch bei der \dot{m} - T -basierten Regelung höher als bei der \dot{Q} -basierten Regelung. Für die Wärmeerzeugung wird bei der \dot{m} - T -basierten Regelung der Kessel mehr genutzt als die Wärmepumpe. Aufgrund der höheren Effizienz der Wärmepumpe wird daher mehr Energie benötigt, als im Falle der \dot{Q} -basierten Regelung. Jedoch ist ebenfalls die Raumtemperatur zu Beginn der Simulation beim \dot{m} - T -basierten Ansatz etwas höher, was ebenfalls den höheren Energiebedarf erklärt. Bei der \dot{Q} -basierten Regelung ist die Regelgüte geringer als bei der \dot{m} - T -basierten Regelung, was auf die etwas geringeren Temperaturen bei der Aufheizphase zurückzuführen ist. Insgesamt fallen die Unterschiede im Verhalten beider Ansätze bei der Reihenschaltung jedoch gering aus.

Die Ergebnisse für die Parallelschaltung sind in Abbildung 5.17 abgebildet. Die Raumtemperatur bei der \dot{Q} -basierten Regelung verläuft unterhalb der \dot{m} - T -basierten Regelung. Ebenfalls sind die Vorlauftemperaturen des Kessels bei der \dot{Q} -basierten Regelung niedriger. Die Vorlauftemperatur der Wärmepumpe kann in beiden Fällen auf 40 °C begrenzt werden und wird analog zur Reihenschaltung an den wärmeren Tagen abgesenkt. Bei der \dot{m} - T -basierten Regelung wird eine höhere Leistung vom Kessel bereitgestellt als bei \dot{Q} -basierten Regelung. Zudem wird der Kessel nach ca. 100 Stunden bei der \dot{m} - T -basierten Regelung nicht abgeschaltet, obwohl die Vorlauftemperatur der Wärmepumpe unterhalb der maximalen Vorlauftemperatur von 40 °C liegt und somit die Leistung der Wärmepumpe erhöht werden könnte.

Analog zur Reihenschaltung wird bei der \dot{m} - T -basierten Regelung das Mischventil am Radiator nach der Aufheizphase wieder geringfügig zugefahren, um die Eintrittstemperatur des Radiators gegenüber der Vorlauftemperatur der Erzeuger abzusenken. Bei der \dot{Q} -basierten Regelung ist das

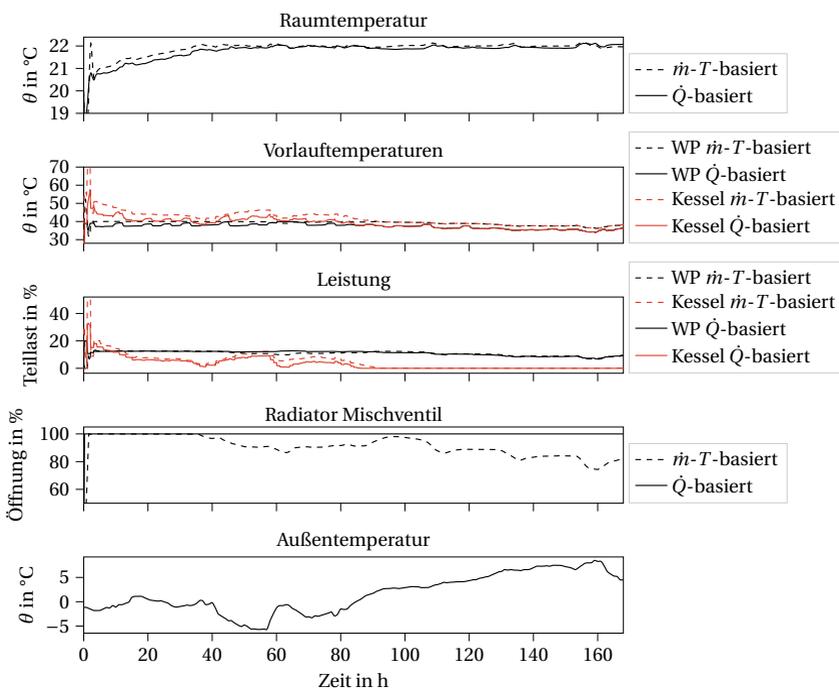


Abbildung 5.16: Raumtemperatur und Leistung für die Reihenschaltung.

Mischventil vollständig geöffnet, jedoch wird der Raumtemperatursollwert unterschritten, da insgesamt zu wenig Wärme von Wärmepumpe und Kessel bereitgestellt wird.

Die Kosten, Energieverbrauch und Regelgüte der Regelungen für die Parallelschaltung ist in Abbildung 5.18b dargestellt. Bei beiden Regelungen ist der Gesamtenergieverbrauch deutlich höher als bei der Reihenschaltung (vgl. Abb. 5.18a), was auf einen höheren Energieverbrauch des Kessels, als auch höhere Raumtemperaturen zurückzuführen ist. In der hydraulischen Weiche vermischen sich die Rücklauftemperaturen vom Radiator sowie die Vorlauftemperaturen der Wärmepumpe mit der Vorlauftemperatur des Kessels. Um Vorlauftemperaturen des Radiators oberhalb der zulässigen Austrittstemperatur der Wärmepumpe bereitzustellen, ist (durch die Mischung) eine höhere Austrittstemperatur des Kessels als im Falle der Reihenschaltung notwendig. Zudem steigt durch ein Überströmen in der hydraulischen Weiche die Rücklauftemperatur der Wärmepumpe, wodurch sich die erzeugbare Leistung und Effizienz der Wärmepumpe verringert. Im Gegensatz zum Energieverbrauch weichen die Kosten geringer von einander ab, da die Preise für Strom höher

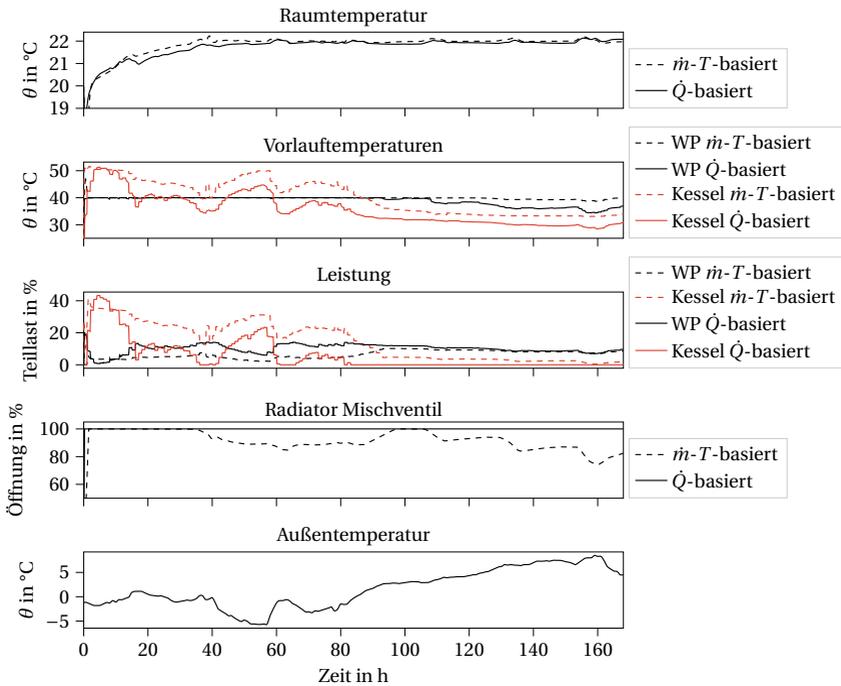


Abbildung 5.17: Raumtemperatur und Leistung für die Parallelschaltung.

sind als für Gas. Analog zur Reihenschaltung ist die Regelgüte bei \dot{m} - T -basierten Regelung höher, was ebenfalls auf das schnellere Aufheizen zurückzuführen ist.

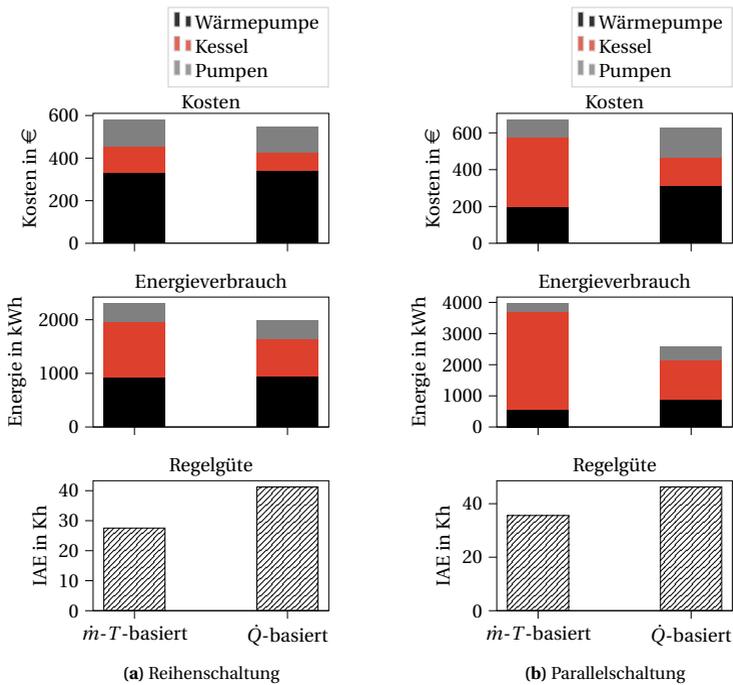


Abbildung 5.18: Bewertungsgrößen der \dot{Q} -basierten und \dot{m} -T-basierten Regelung für Reihen- und Parallelschaltung.

5.2.2 Vergleich der Regelung für ein System mit Heizkreis

Für eine weitere Analyse und Vergleich der \dot{m} -T-basierten und \dot{Q} -basierten Regelung wird für das System mit Reihenschaltung der Raum durch einen Heizkreis mit vorgegebenen Wärmebezug ersetzt. Das System ist in Abbildung 5.19 dargestellt und repräsentiert Anwendungsfälle mit fluktuierender und nicht prädictierbarer Wärmelast, wie sie z.B. bei den Laborräumen im E.ON ERC Hauptgebäude vorkommen (siehe Abb. 4.1). Im Gegensatz zum Raum verfügt der Heizkreis nur über eine geringe thermische Kapazität, sodass eine Über- bzw. Unterversorgung durch Wärmepumpe und Kessel zu einer schnelleren Änderung der Temperaturen im Heizkreis führt. Zudem erhalten die Agenten bzw. der Koordinator keine Vorhersage über den Lastverlauf, sodass nur die zum jeweiligen Zeitpunkt anliegende Leistung als Information verwendet werden kann.

Der Simulationszeitraum beträgt zwei Tage mit einer sinus-förmigen Wärmeabnahme am Heizkreis. Die Austrittstemperatur des Wärmeabnehmers wird dabei von einem PI-Regler durch Stellen

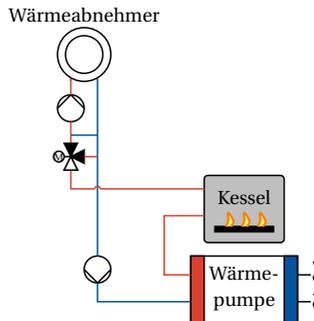


Abbildung 5.19: Reihenschaltung mit Heizkreis als Wärmeabnehmer.

des Mischventils auf einen Sollwert $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ geregelt. Die Ergebnisse sind Abbildung 5.20 dargestellt.

Bei der \dot{m} - T -basierten Regelung wird die Solltemperatur nach den anfänglichen Einschwingvorgängen mit geringen Abweichungen eingeregelt. Für die Wärmebereitstellung wird hauptsächlich die Wärmepumpe verwendet, wobei zu Beginn der Simulation der Kessel aufgrund der niedrigen Initialisierungstemperaturen aktiviert wird, was kurzzeitig zu Vorlauftemperaturen oberhalb von $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ führt. Die Vorlauftemperatur der Wärmepumpe wird nach der Initialisierung entsprechend dem Verlauf der Wärmeabnahme des Heizkreises bis auf $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ erhöht. Bei niedriger Wärmeabnahme zwischen Stunde 20 und 30 wird die Vorlauftemperatur entsprechend wieder abgesenkt. Das Mischventil ist bei hohem Wärmebedarf voll geöffnet und wird bei geringerem Wärmebedarf bis auf ca. 70 % zugefahren.

Bei der \dot{Q} -basierten Regelung wird neben den Einschwingvorgängen die Solltemperatur zwischen 6 und 8 h unterschritten. Anschließend treten nur geringfügige Abweichungen von der Solltemperatur auf. Für die Wärmebereitstellung wird nur die Wärmepumpe verwendet und die Vorlauftemperatur wird mit steigender Wärmeabnahme bis auf $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ erhöht. Im Gegensatz zur \dot{m} - T -basierten Regelung steigt die Vorlauftemperatur später an und das Mischventil ist früher voll geöffnet. Zudem bleibt bei der \dot{Q} -basierten Regelung die Vorlauftemperatur bei sinkendem Wärmebedarf (nach 12 h) im Bereich von $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ und sinkt erst mit steigender Wärmeabnahme des Heizkreises (ab 24 h) wieder ab. Des Weiteren ist im Gegensatz zur \dot{m} - T -basierten Regelung eine sprunghafte Änderung der Teillast der Wärmepumpe zu erkennen.

Bei der \dot{Q} -basierten Regelung wird von den Erzeugern für die Zeitschrittweite des Koordinators eine konstante Leistung eingeregelt. Ändert sich innerhalb eines Koordinator-Zeitschritts die Wärmeabnahme im System, sind erzeugte und abgenommene Leistung nicht mehr im Gleichgewicht, wodurch sich die Temperatur im hydraulischen Kreislauf ändert. Bei einer kontinuierlich steigenden Wärmeabnahme (bis Stunde 12) wird über einen Koordinator-Zeitschritt weniger Wärme bereitgestellt als abgenommen wird, wodurch das Temperaturniveau im Erzeugerkreis und somit im

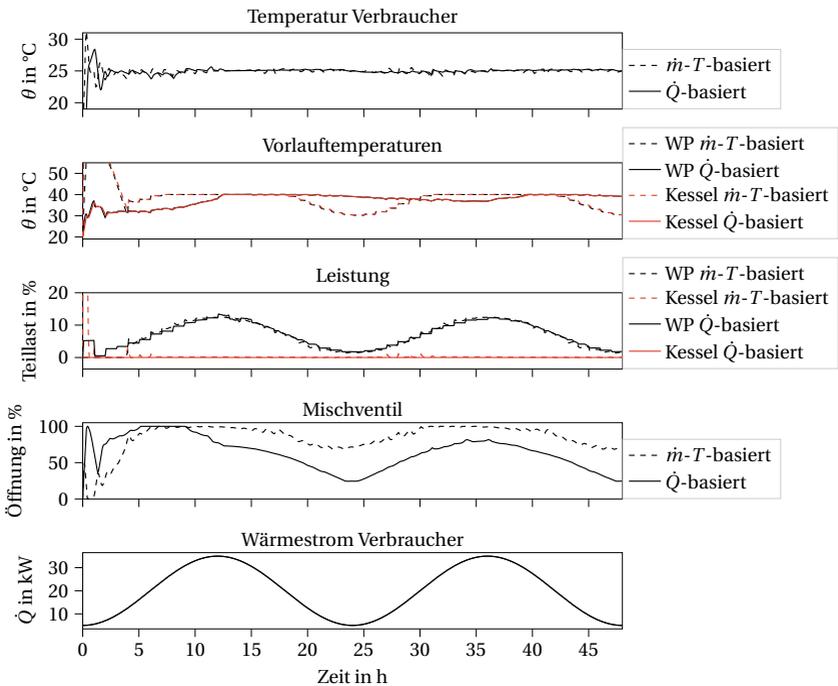


Abbildung 5.20: Temperatur und Leistung für die Reihenschaltung mit Heizkreis als Wärmeabnehmer.

Heizkreis sinkt. Als Reaktion der gesunkenen Temperatur und Unterschreiten des Sollwertes wird anschließend die Leistungsvorgabe über den aktuellen Bedarf hinaus erhöht. Bei kontinuierlich sinkender Wärmeabnahme des Heizkreises (zwischen Stunde 12 und 24) wird während eines Optimierungszeitschritts generell zu viel Wärme erzeugt, wodurch die Temperaturen im Erzeugerkreis ansteigen. Aufgrund der begrenzten maximalen Vorlauftemperatur regelt der Agent der Wärmepumpe die Leistung runter, wodurch sich ein kontinuierlicher Verlauf der Leistung der Wärmepumpe einstellt.

Durch die Vorgabe des Sollwertes für die Vorlauftemperatur von Kessel und Wärmepumpe bei der \dot{m} - T -basierten Regelung wird auch während eines Optimierungszeitschrittes die Leistung an den aktuellen Verbrauch angepasst. Bei einer steigenden Wärmeabnahme sinkt die Rücklauftemperatur, wodurch die Leistung der Wärmepumpe zur Einregelung auf die vorgegebene Vorlauftemperatur steigt. Bei sinkender Wärmeabnahme wird entsprechend die Leistung der Wärmepumpe bei

steigender Rücklauftemperatur verringert.

Die Kosten, Energieverbrauch und Regelgüte sind in Abbildung 5.21 dargestellt. Die Kosten sind bei der \dot{Q} -basierten etwas höher als bei der \dot{m} - T -basierten Regelung. Der gesamte Energieverbrauch ist bei der \dot{m} - T -basierten Regelung aufgrund des Überschwingens des Kessels zu Beginn der Simulation höher. Der Stromverbrauch durch Wärmepumpe und Pumpen sind jedoch bei der \dot{m} - T -basierten Regelung geringer. Des Weiteren sind die Abweichungen vom Sollwert bei der \dot{Q} -basierten Regelung höher. Insgesamt sind die Unterschiede zwischen der \dot{Q} -basierten und \dot{m} - T -basierten Regelung für das System mit Heizkreis gering.

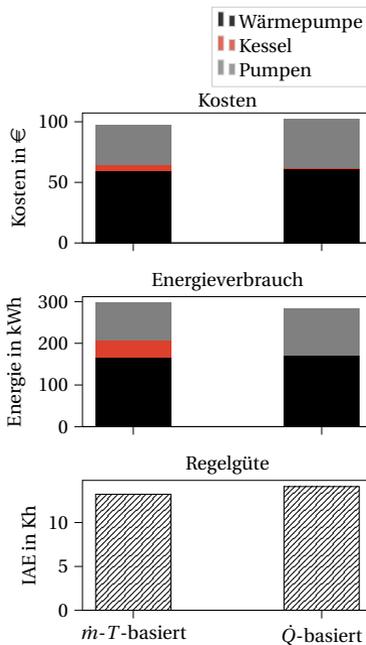


Abbildung 5.21: Bewertungsgrößen der \dot{Q} -basierten und \dot{m} - T -basierten Regelung für die Reihenschaltung mit Heizkreis als Wärmeabnehmer.

Diskussion des wärmestrombasierten Ansatzes

Die Ergebnisse der beiden Beispielsysteme zur Raumbeheizung mit Reihen- und Parallelschaltung sowie das System mit Heizkreis zeigen, dass der wärmestrombasierte Ansatz die Einhaltung von Temperaturgrenzen sowie das Einstellen benötigter Temperaturniveaus ermöglicht. Im Koordina-

tor werden keine Temperaturniveaus und -differenzen, welche für die Wärme- bzw. Enthalpieübertragung zwischen den Subsystemen notwendig sind, betrachtet. Die übertragbare Leistung mancher Komponenten (z.B. eines Radiators) ist hingegen von der Ein- und Austrittstemperatur abhängig. Durch die Vorgabe und Einregelung eines Wärmestroms in den Erzeugerkreisen erhöht sich das Temperaturniveau jedoch, bis der vom Koordinator vorgegebene Wärmestrom übertragen werden kann. Ebenfalls steigt das Temperaturniveau an, wenn vom Verbraucher weniger Wärme als vorgegeben abgenommen wird. Die Berücksichtigung maximaler und minimaler Temperaturgrenzen bzw. Temperaturniveaus durch die Subsystem-Agenten ist somit essentiell. Für die Einhaltung der Betriebsgrenzen ist der jeweilige Subsystem-Agent verantwortlich, jedoch wird die maximale erzeugbare Leistung zu jedem Betriebspunkt an den Koordinator übermittelt und so ein Betrieb innerhalb der Betriebsgrenzen sichergestellt. Des Weiteren werden temperaturabhängige Wirkungsgrade durch Anpassung der Parameter im Koordinator für den aktuellen Betriebspunkt durch die Subsystem-Agenten berücksichtigt.

Der Vergleich des \dot{Q} -basierten Ansatzes mit dem \dot{m} - T -basierten Ansatz zeigt einerseits im Falle der Reihenschaltung für die Raumbeheizung als auch für den Heizkreis, dass beide Ansätze zu ähnlichem Regelungsverhalten führen, auch wenn temperaturabhängige Wärmeübertragungen und Effizienzen bei der \dot{Q} -basierten Regelung nicht direkt modelliert werden. Im Falle der Parallelschaltung zeigt sich jedoch, dass Unterschiede im Regelungsverhalten bei komplexeren hydraulischen Verschaltungen auftreten. Beim \dot{m} - T -basierten Ansatz ist eine genaue Modellierung der Strömungsverhältnisse und ggf. Berücksichtigung von sich ändernden Durchflussrichtungen notwendig, um Ein- und Austrittstemperaturen korrekt vorherzusagen. Abweichungen des Modells vom Systemverhalten führen dabei zu Abweichungen in Temperaturen, Massenströmen oder übertragenen Wärmeleistungen. Durch diese Modellabweichungen sind die teilweise zu hohen Vorlauftemperaturen im Falle der \dot{m} - T -basierten Regelung bei der Parallelschaltung zu erklären. Bei genauer Modellierung mit Berücksichtigung von temperaturabhängigen Wirkungsgraden sowie passenden Parametern würde der \dot{m} - T -basierte Ansatz jedoch zu einem effizienteren Betrieb führen.

Ein Vorteil der \dot{Q} -basierten Regelung ist, dass einfachere Gleichungen verwendet werden können und die genaue hydraulische Systemverschaltung nicht modelliert werden muss. So ist z. B. das Optimierungsproblem des Koordinators für die Parallel- und Reihenschaltung bei der \dot{Q} -basierten Regelung gleich. Die genaue hydraulische Verschaltung muss somit nicht bekannt sein, was die Anwendbarkeit und Robustheit dieses Ansatzes gegenüber der \dot{m} - T -basierten Regelung erhöht.

Ein Nachteil der \dot{Q} -basierten Regelung gegenüber der \dot{m} - T -basierten Regelung ist, dass Änderungen der Leistungsabnahme innerhalb eines Koordinator-Zeitschritts zu einer Änderung des Temperaturniveaus führen (siehe Kap. 5.2.2). Hierdurch können eine Unterversorgung oder eine Überversorgung und damit hohe Temperaturniveaus auftreten. Bei stark fluktuierenden und nicht vorhersagbaren Wärmeabnehmern ist die \dot{m} - T -basierten Regelung vorteilhaft und führt zu einem effizienteren Betrieb. Um eine ausreichende Wärmeversorgung bei der \dot{Q} -basierten Regelung zu gewährleisten, müssen sinnvolle Temperaturgrenzen auf Subsystemebene gewählt werden.

Insgesamt liegen bei der Verwendung von Temperaturen und Massenströmen als Kopplungsvariablen mehr Informationen, aber auch Entscheidungen beim Koordinator selbst. Die Aufgabe der Subsystem-Agenten ist lediglich das Einregeln der vorgegebenen Temperaturen und Massenströmen. Damit verschiebt sich so die gesamte Regelung in Richtung zentraler MPR. Im Gegensatz dazu liegt beim \dot{Q} -basierten Ansatz mehr Entscheidungsfreiheit bei den Subsystem-Agenten, die sowohl Temperatur als auch Massenstrom variieren können. Hierdurch müssen dem Koordinator nur vereinfachte Zusammenhänge zwischen Kosten und bereitgestellter Wärmeleistung bekannt sein und eine detaillierte Modellierung der Einflüsse von Temperaturen und Massenströmen ist nur bei den Subsystem-Agenten notwendig.

Im folgenden Kapitel wird der wärmestrombasierte Ansatz für die Regelung des Benchmarksystems weiter untersucht und bewertet.

5.3 Analyse der Gesamtsystemregelung am Testsystem

Für die Bewertung des adaptiven, agentenbasierten Regelungskonzeptes am gesamten Benchmarkmodell werden jeweils ein exemplarischer Zeitraum von 28 Tagen in der Heizperiode (Januar), der Übergangszeit (April) und in der Kühlperiode (Juli) simuliert. Für die Berechnung der KPIs wird jeweils der gesamte Simulationszeitraum verwendet. Das Wetterprofil entspricht einem Testreferenzjahr (TRY 2015)¹ der Region Aachen.

Für die Anwendung der Agenten wird das Benchmarksystem in die in Abbildung 4.1 markierten Subsysteme eingeteilt. Für die Kessel, das BHKW, die Wärmepumpe und die Zonen werden die Subsystemregler aus Kapitel 3.3 verwendet. Weitere Regler für BKT, RLT-Anlage, Hochtemperatur- und Kälteverbraucher und Glykolkühler werden wie in Kapitel 3.3.4 beschrieben implementiert. Die Zonen übergeben, analog zu der Subsystemsimulation aus Kapitel 5.1.3, Sollwerte für Vorlauf und Zulufttemperatur an die BKT- und RLT-Agenten, folgen jedoch den Wärmestromvorgaben des Koordinators (vgl. Kap. 3.3.3). Der Agent des hydraulischen Schaltsystems zwischen Kaltwasserspeicher, Geothermiefeld und Kälteverbrauchen wechselt regelbasiert zwischen vier Verschaltungsmodi auf Basis der vom Koordinator vorgegebenen Enthalpieströme und öffnet bzw. schließt die entsprechenden Ventile. Analog schließen die Agenten der Speicher die Ventile, falls der vom Koordinator vorgegebene Enthalpiestrom null beträgt. Des Weiteren wird ein Netz-Agent zur Berücksichtigung des bezogenen oder verkauften Stroms verwendet (vgl. Kap 3.3.4).

5.3.1 Ergebnisse des agentenbasierten Regelungskonzeptes

Die Zonentemperaturen, BKT- und Zulufttemperatur sowie die mittlere Temperatur der Speicher und die Vorlauftemperaturen der Erzeuger sind für die agentenbasierte Regelung für eine Woche des Winterzeitraums in Abbildung 5.22 dargestellt. Die Temperatur der Zonen verläuft analog zu den Ergebnissen der reinen Subsystemsimulation aus Kapitel 5.1.3. Die Zonentemperatur wird nahe des unteren Temperaturbereichs geregelt, um die Wärmeverluste entsprechend gering zu halten. Im Gegensatz zu den Ergebnissen aus Kapitel 5.1.3 wird vermehrt die BKT zum Beheizen genutzt und die Vorlauftemperatur wird weniger stark variiert. Zudem fällt die Zonentemperaturen zu den Abwesenheitszeiten geringer ab, als bei den Ergebnissen in Kapitel 5.1.3. Das unterschiedliche Verhalten ist auf die Vorgabe der Wärmeströme von RLT-Anlage und BKT durch den Koordinator zurückzuführen. Da die Wärmebereitstellung der Wärmepumpe kostengünstiger als über die Kessel ist und das BHKW maximal 30 kW für beide Zonen zur Verfügung stellen kann, wird vermehrt Wärme über die Wärmepumpe und somit über die BKT bereitgestellt. Die Temperaturen des Warmwasserspeichers sind größtenteils auf einem niedrigen Temperaturniveau um Bereich 25 °C. Die Temperaturen des Kaltwasserspeichers variieren etwas stärker, bleiben jedoch unter 15 °C, wodurch die Serverräume mit ausreichend Kälte versorgt werden können. Entsprechend der Temperatur des Warmwasserspeichers ist die Vorlauftemperatur der Wärmepumpe im Bereich von 25 bis

¹<https://www.dwd.de/DE/leistungen/testreferenzjahre/testreferenzjahre.html>

30 °C. Im Hochtemperaturkreislauf werden die Temperaturen zu den Anwesenheitszeiten erhöht, da hier ein höherer Wärmebedarf der RLT-Anlagen zur Ausregelung der internen Gewinne benötigt wird und bei geringerem Wärmebedarf wieder abgesenkt. Generell steigen die Temperaturen der Erzeugerkreise an, wenn vom Koordinator eine höhere Wärmebereitstellung vorgegeben wird (z. B. WP an Tag 19), als letztlich von den Verbrauchern abgenommen wird (siehe Kap. 5.2).

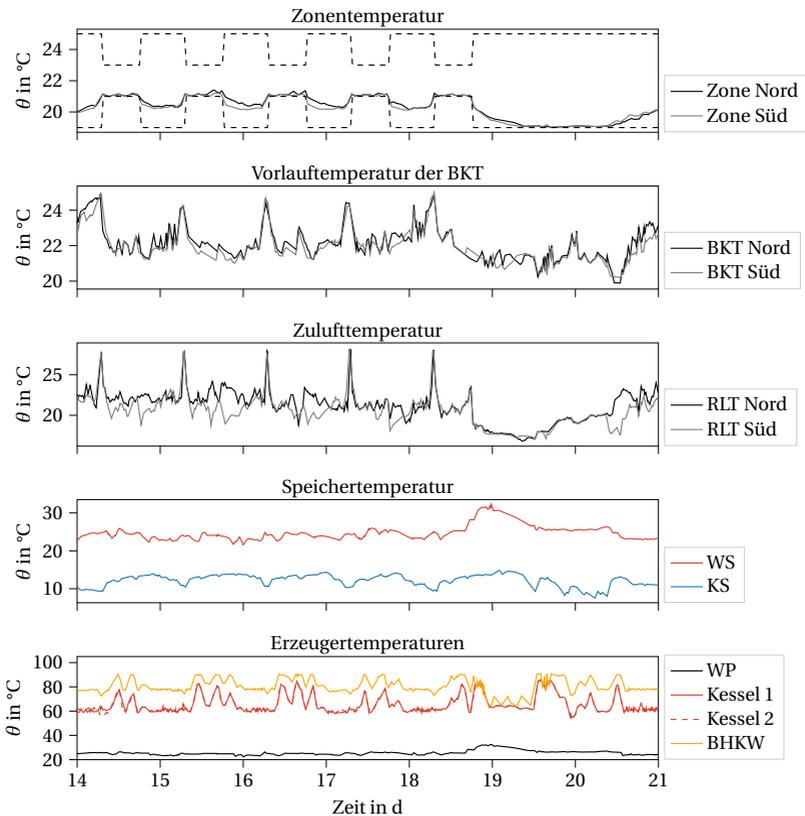


Abbildung 5.22: Temperaturen der agentenbasierten Regelung für eine Woche im Januar.

Abbildung 5.23 zeigt die Ergebnisse der Referenzregelung. Die Raumtemperaturen liegen zu den Anwesenheitszeiten meist außerhalb des definierten Komfortbereichs, was auf die für diesen Komfortbereich zu hoch eingestellte Heizkurve der Betonkernaktivierung zurückzuführen ist. Die Speichertemperaturen oszillieren im Bereich von 35 °C und sind unabhängig von dem vorliegenden

Wärmebedarf. Die Vorlauftemperaturen von Kessel und BHKW sind ebenfalls mit einer Temperatur von 70 °C bzw. 75 °C nahezu konstant.

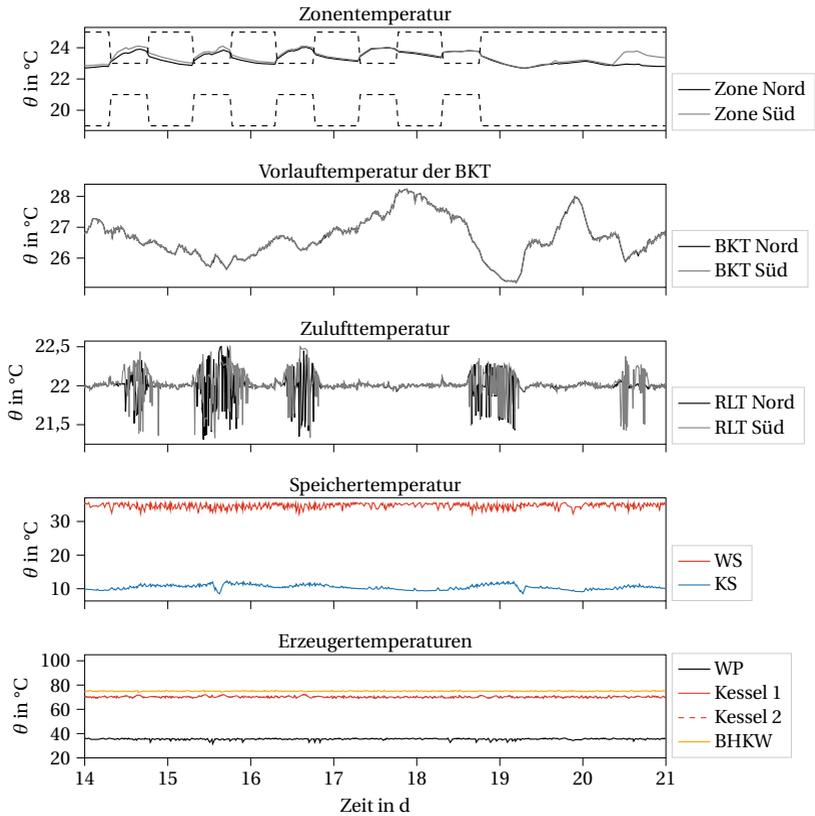


Abbildung 5.23: Temperaturen der Referenzregelung für eine Woche im Januar.

Abbildung 5.24 zeigt die bereitgestellten Wärmeströme der einzelnen Komponenten sowie die vom Koordinator vorgegebenen Sollwerte. Die Leistung der Wärmepumpe wird zu den Werktagen zu Beginn des Tages erhöht, um den Wärmebedarf der BKT zu decken und in der Mitte des Tages wieder abgesenkt. Die erzeugte Leistung der Wärmepumpe entspricht größtenteils den vom Koordinator vorgegebenen Sollwert. Lediglich bei geringen Wärmeleistungen wird die Wärmepumpe ausgeschaltet, bzw. taktet und weicht von der Vorgabe des Koordinators ab. Entsprechend der Wärmeleistung der Wärmepumpe wird Wärme aus dem Geothermiefeld bereitgestellt, wobei als Wär-

mequelle für die Wärmepumpe zusätzlich die Abwärme der Serverräume dient (vgl. Abb. A.8). Wird die Wärmepumpe aufgrund des verringerten Wärmebedarfs der BKT nach der Aufheizphase an jedem Werktag abgeschaltet, wird das Geothermiefeld zur Freikühlung der Serverräume verwendet und der Wärmestrom wird entsprechend negativ. Am Wochenende reicht die Abwärme der Serverräume für die Wärmepumpe aus und das Geothermiefeld wird abgeschaltet, bis das Gebäude für den nächsten Anwesenheitstag wieder aufgeheizt wird.

Das BHKW wird bei der agentenbasierten Regelung aufgrund der hohen Wirtschaftlichkeit mit Volllast betrieben, sofern der Hochtemperaturwärmebedarf hoch genug ist. Kurz vor den Anwesenheitszeiten steigt der Hochtemperaturwärmebedarf durch die RLT-Anlage an, weshalb die Kessel kurzzeitig zusätzliche Wärme bereitstellen. Der Wärmeübertrager zwischen Hochtemperatur- und Niedertemperaturkreis wird kaum verwendet, um Wärme aus dem Hochtemperaturkreis zur BKT zu verschieben. Die BKT und RLT-Anlage (beispielhaft von Zone Nord dargestellt) folgen den Sollwerten des Koordinators mit größeren Abweichungen als beispielsweise Wärmepumpe oder BHKW. Wie in Kapitel 3.3.3 beschrieben, werden die Sollwerte für Zuluft und BKT-Temperatur direkt vom Zonen-Agent bestimmt, sollen aber möglichst den Werten des Koordinators entsprechen. Am Tag 14 und 20 ist die Wärmebereitstellung über die RLT-Anlage jedoch höher als vom Koordinator vorgegeben. Als Folge sinken die Temperaturen im Hochtemperaturkreis, woraufhin die Kessel ebenfalls mehr Wärme bereitstellen als vom Koordinator vorgegeben, um die unteren Temperaturgrenzen einzuhalten. Ebenso wird am Tag 19 weniger Wärme über die BKT bezogen. Die Abweichungen sind einerseits auf Unterschiede zwischen dem vereinfachten Modell des Koordinators und dem detaillierten AMPR-Modell sowie einer nicht exakten Schätzung des Wärmebedarfs des Zonen-Agenten zurückzuführen. Andererseits verfolgt der Zonen-Agent ebenso die eigenen Ziele, die Temperatur innerhalb der vorgegebenen Werte zu halten und den Energieverbrauch zu minimieren. Insgesamt folgen die Subsystem-Agenten jedoch größtenteils dem optimierten Betrieb des Koordinators und können auf Störungen bzw. Modellabweichungen im Koordinator durch das eigenständige Verhalten reagieren.

Die bereitgestellten Leistungen der Referenzregelung sind in Abbildung 5.25 dargestellt. Auffällig ist das taktende Verhalten der Wärmepumpe, was auf die modusbasierte Steuerung sowie der Hystereseregulation der Warmwasserspeichertemperatur zurückzuführen ist. Das Geothermiefeld wird ebenfalls taktend mit der Wärmepumpe betrieben und größtenteils als Wärmequelle verwendet. Das BHKW wird mit etwas geringerer Leistung als bei der agentenbasierten Regelung betrieben, dafür liefern die Kessel eine höhere Leistung. Dieses Verhalten ist auf die festen Temperatursollwerte von BHKW (75 °C) und Kessel (70 °C) zurückzuführen. Die Leistungsspitzen der Kessel treten dabei entsprechend der unregelmäßigen Wärmeabnahme im Hochtemperaturverbraucher auf (vgl. Abb. A.8). Die Betonkernaktivierung ist dauerhaft in Betrieb und die Leistung verläuft entsprechend der außen temperaturabhängigen Heizkurve. Die RLT-Anlage belüftet den Raum mit konstanter Temperatur, welche jedoch unterhalb der Zonentemperatur ist und somit der Wärmestrom der RLT-Anlage zum Raum hin negativ ist.

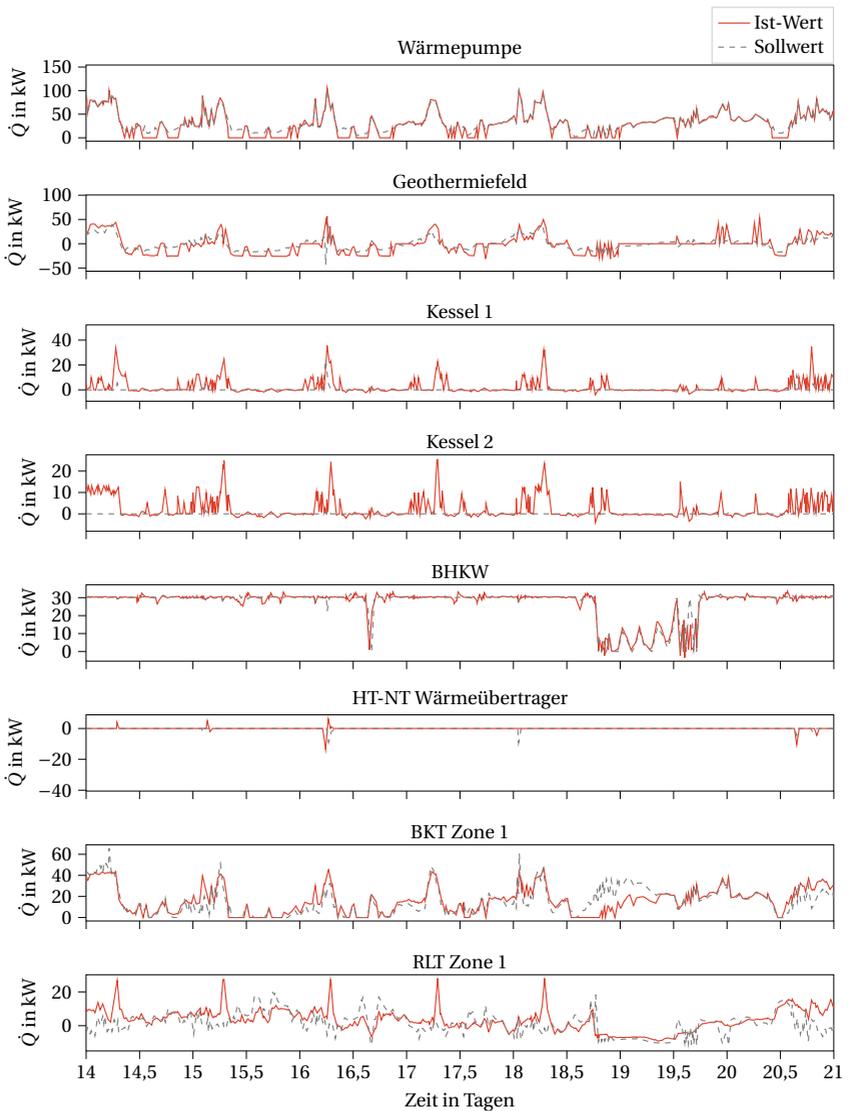


Abbildung 5.24: Wärmeströme der agentenbasierten Regelung und Sollwerte des Koordinators für eine Woche im Januar.

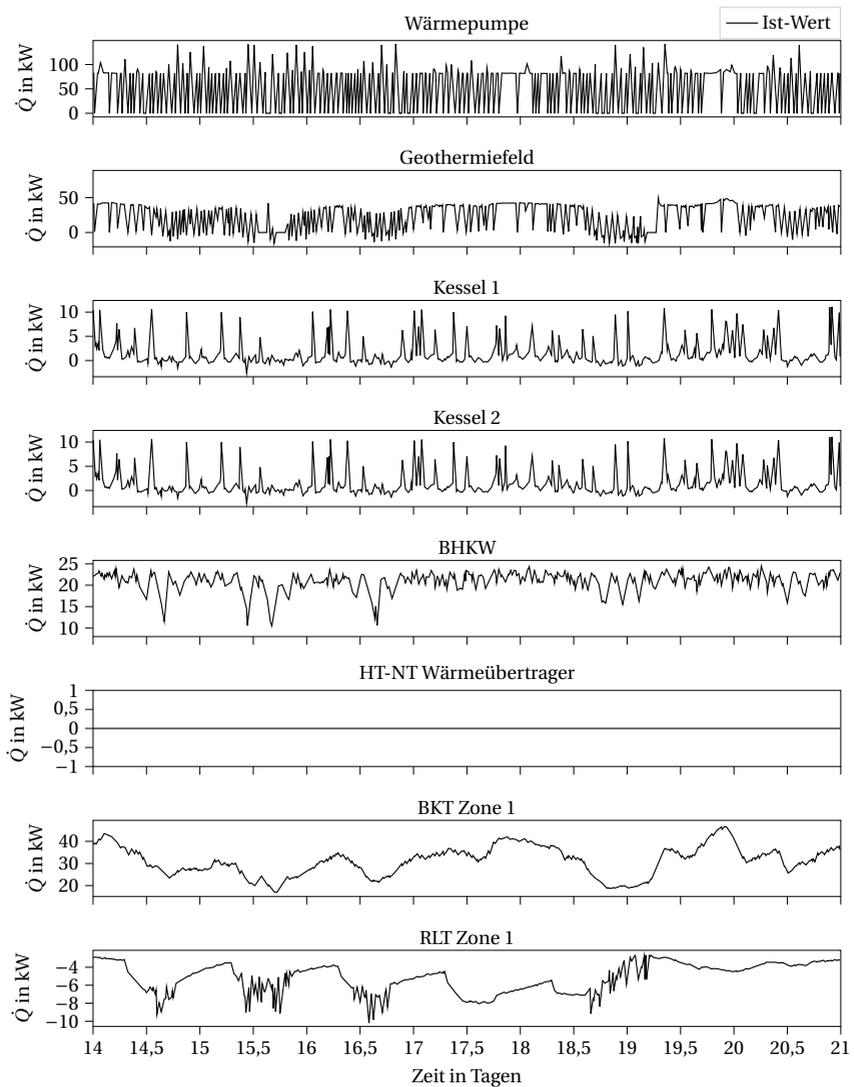


Abbildung 5.25: Wärmeströme der Referenzregelung für eine Woche im Januar.

Die Ergebnisse vom Übergangszeitraum und Sommerzeitraum sind im Anhang A.4 zu finden. Die

Gesamtkosten, der Energieverbrauch und der thermische Diskomfort sind in Tabelle 5.3 für alle drei Zeiträume aufgelistet. Der Diskomfort enthält dabei die integrierte absolute Unter- und Überschreitung der Sollwerte von HT- und Kälteverbraucher. Die agentenbasierte Regelung führt zu Kostenreduktion von bis zu 59 % gegenüber der Referenzregelung. Gleichzeitig ist der thermischen Diskomfort bzw. Überschreitung der Temperaturgrenzen der Verbraucher im Bereich von 78 % bis 90 % geringer der Referenzregelung. Die Kosteneinsparungen sind größtenteils auf einen geringeren Energieverbrauch von insgesamt 22 %) zurückzuführen, welcher hauptsächlich durch die Zonenregelung erreicht wird. Aufgrund der hohen Wärmezufuhr über die BKT bei der Referenzregelung sind die Wärmeverluste an die Umgebung als auch die Überschreitung der Komfortgrenzen generell hoch. Die geringsten Kosteneinsparungen liegen mit 30 % im Juli vor, was auf das bessere Regelverhalten der Referenzregelung bei höheren Außentemperaturen zurückzuführen ist. Im folgenden Kapitel werden die Einflüsse der Subsystem-Agenten und der Koordination auf die Kosten, Energieverbrauch und Diskomfort detaillierter analysiert.

Tabelle 5.3: Vergleich der agentenbasierten Regelung und Referenzregelung für das Gesamtsystem.

			Agentenbasiert	Referenzregelung
Januar	Kosten	[€]	2968,6	7316,8
	Energie	[kWh]	27937,2	36062,4
	Diskomfort	[Kh]	46,4	381,1
April	Kosten	[€]	1969,9	4663,4
	Energie	[kWh]	20631,9	27152,1
	Diskomfort	[Kh]	144,7	1557,6
Juli	Kosten	[€]	2703,3	3853,9
	Energie	[kWh]	20586,1	24993,3
	Diskomfort	[Kh]	899,3	4244,1

5.3.2 Bewertung der Einsparpotentiale

Zur Analyse, ob die Effizienzsteigerung auf die übergeordnete Koordination oder die Subsystemregelung zurückzuführen ist, werden zusätzlich zwei Varianten der agentenbasierten Regelung simuliert. In einer Variante werden auf Subsystemebene die Agenten anstelle der Referenzregelung verwendet und auf der Managementebene die modusbasierte Strategie. In der zweiten Variante werden die Referenzregler auf Subsystemebene verwendet, jedoch der Koordinator auf der Managementebene. Die Temperatursollwerte der Subsysteme werden dabei nach Gleichung 3.22 auf Basis der Sollwärmeströme des Koordinators berechnet. Abbildung 5.26 zeigt die insgesamt vier verschiedenen Regelungskonzepte.

Die Kosten, Endenergie in Form von Strom und Gas sowie der thermische Diskomfort für die vier Regelungskonzepte sind für den Januar in Abbildung 5.27 dargestellt. Die vollständige agentenbasierte Regelung führt zu den geringsten Energiekosten, Endenergieverbrauch und Diskomfort.

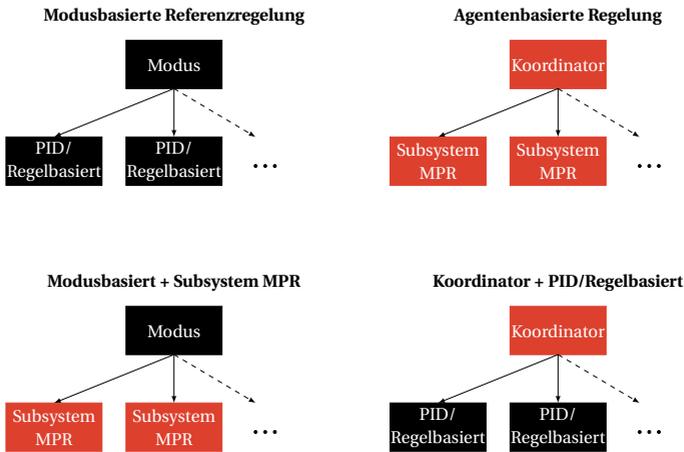


Abbildung 5.26: Varianten des agentenbasierten Regelungskonzeptes.

Hierbei wird insgesamt mehr Strom vom BHKW produziert, als von Wärmepumpe und hydraulischen Pumpen verbraucht wird. Der Gasverbrauch ist insgesamt höher als bei der Referenzregelung, jedoch ist der Strombedarf, insbesondere der hydraulischen Pumpen geringer. Die Komfortgrenzen werden bei der agentenbasierten Regelung größtenteils eingehalten, jedoch ist teilweise der Hochtemperaturverbraucher unversorgt. Die zu niedrigen Temperaturen im Hochtemperaturkreislauf sind dabei auf den teils von den Koordinatorsollwerten abweichenden Betrieb und höheren Wärmeverbrauch der RLT-Anlage zurückzuführen (siehe Abb. 5.24).

Bei der modusbasierten Regelung mit AMPR werden die Subsystem-Agenten auf Automations-ebene mit vorgegebenen Temperatursollwerten entsprechend der Referenzregelung verwendet. Das Regelungsverhalten von ähnlich zur vollständig agentenbasierten Regelung, jedoch wird weniger Wärme aus dem Niedertemperaturkreis über die BKT bezogen und mehr Wärme über den Hochtemperaturkreis von den RLT-Anlagen verwendet. Der Gasverbrauch der Kessel ist daher höher als bei den anderen Regelungs-Varianten. Insgesamt ist der Energiebedarf der Zonen bei der modusbasierten Regelung mit Subsystem-AMPR geringer als bei der Referenzregelung und die Kosteneinsparungen sind hauptsächlich auf den verringerten Wärmebedarf im Niedertemperatursystem zurückzuführen. Aufgrund des geringeren Wärmebedarfs wird die Wärmepumpe jedoch weniger genutzt und weniger Kälte erzeugt. Es treten daher Betriebszustände auf, bei denen die Kältebereitstellung für die Serverräume zu gering ist und teilweise überschüssige Wärme im Niedertemperaturkreis über den Rückkühler an die Umgebung abgegeben wird.

Bei der Variante mit Koordinator und PID auf Subsystemebene werden vom Koordinator Temperatursollwerte für Kessel, BHKW, Wärmepumpe und Geothermiefeld nach Gleichung 3.22 vorgege-

ben und die Verschaltung zwischen Geothermiefeld und Kaltwassersystem aus den Wärmestromsollwerten ermittelt. Die BKT und RLT-Anlagen werde mit der gleichen Heizkurve bzw. Sollwerten wie bei der Referenzregelung betrieben. Das Regelungsverhalten ist ähnlich zur Referenzregelung, jedoch stellt das BHKW mehr Wärme bereit, wodurch die Kosten beim Koordinator mit PI-Reglern geringer sind. Zusätzlich kann die notwendige Kälte für den Kälteverbraucher dauerhaft bereitgestellt werden, was auf einen passenderen Betrieb des Geothermiefeldes zurückzuführen ist. Da die gleiche Regelungslogik für die Zonen wie bei der Referenzregelung verwendet wird, ist der Diskomfort in den Zonen gleich hoch.

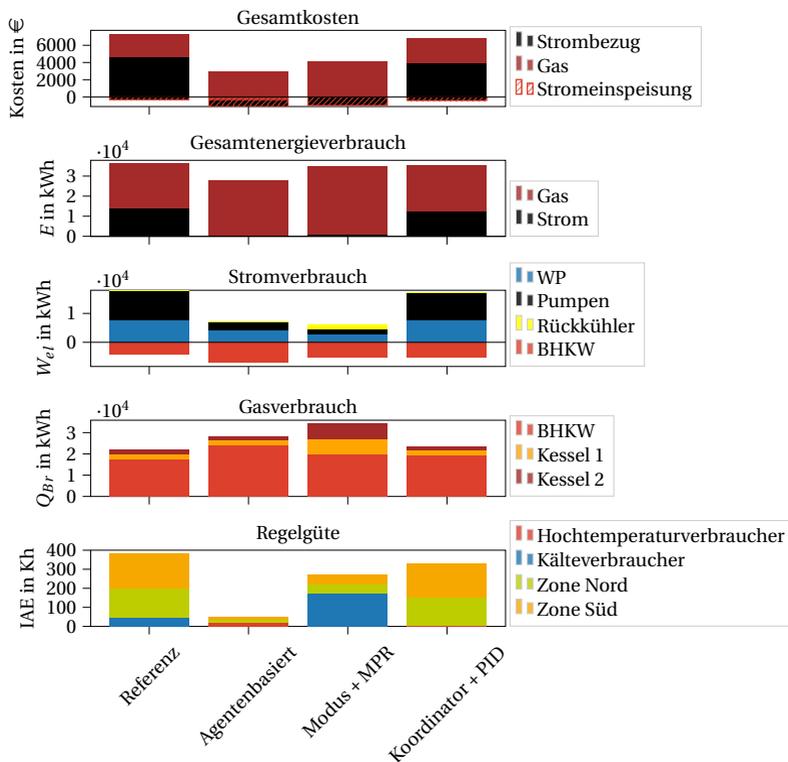


Abbildung 5.27: Vergleich der Referenzregelung mit Varianten des agentenbasierten Regelungskonzeptes.

Die Ergebnisse der Übergangs- und Kühlperiode sind im Anhang A.4 zu finden. Die relative Reduktion der Kosten, des Energieverbrauchs und des thermischen Diskomforts für alle drei Zeiträu-

me ist in Abbildung 5.28 zusammengefasst. Im Januar führt die agentenbasierte Regelung zu der höchsten Reduktion der Kosten, der Energie und des thermischen Diskomforts, wobei die dezentrale Nutzung der AMPR zu erheblichen Einsparungen gegenüber der Referenzregelung führt. Im April, wo sowohl Heiz-, als auch Kühlzeiträume vorliegen sowie im Juli werden mit der modusbasierten AMPR die höchsten Kosteneinsparungen erzielt, jedoch treten weiterhin hohe Komfortverletzung bzw. zu hohe Temperaturen im Kälteverbraucher wie bei der Referenzregelung auf (siehe Abb. A.23 und A.24). Bei der Verwendung des Koordinators mit PI-Reglern werden durch ein verbessertes Betreiben der Wärmepumpe und des Geothermiefeldes die Temperaturüberschreitungen im Kälteverbraucher reduziert, jedoch mehr Energie benötigt und höhere Kosten verursacht als bei der Referenzregelung.

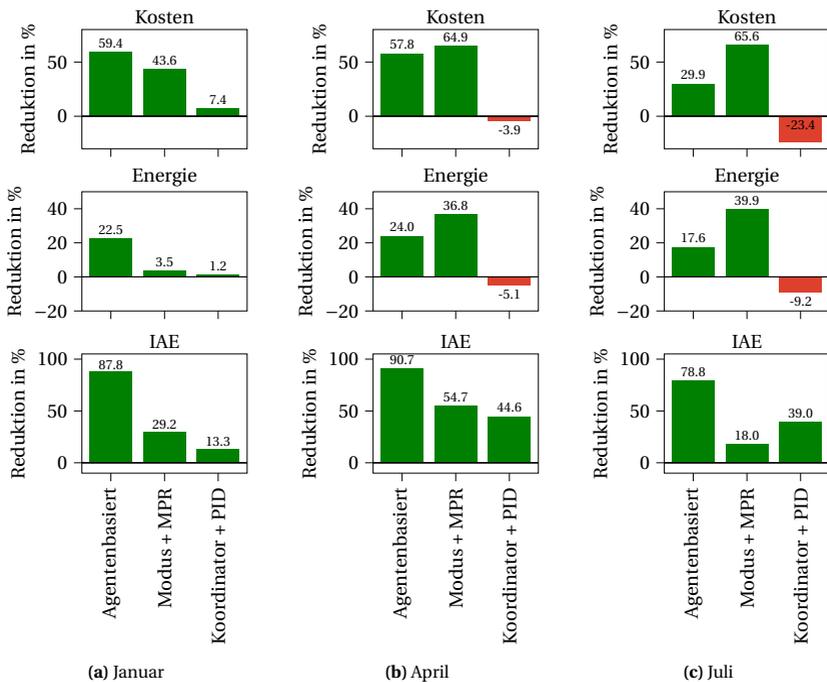


Abbildung 5.28: Relativer Vergleich der Regelungsvarianten bezogen auf die Referenzregelung.

Zusammenfassend ist der Großteil des Einsparpotentials auf die adaptive MPR der Subsysteme zurückzuführen. Insbesondere die modellprädiktive Regelung der Zonen weist ein hohes Potential zur Reduktion des Energiebedarfs auf (vgl. Kap. 5.1.3). Durch die Koordination der Subsysteme sind weitere Kosteneinsparungen durch die höhere Auslastung des BHKWs und der effizienteren Betriebsweise des Energiesystems möglich.

5.3.3 Berechnungszeiten der übergeordneten Koordination

Die durchschnittlichen Berechnungszeiten des Koordinators sind in Abbildung 5.29 dargestellt. Der Median beträgt 1,16 s, das obere Quartil 3,1 s und die maximale Berechnungszeit beträgt 48 s. Der Berechnungsaufwand ist insgesamt gering und bei einer Schrittweite von 30 Minuten echtzeitfähig.

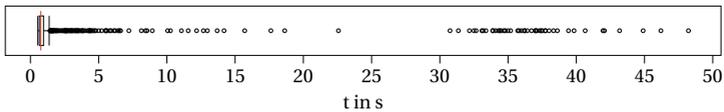


Abbildung 5.29: Berechnungszeit des Koordinators für das Benchmarksystem.

Zur Abschätzung der Skalierbarkeit auf größere Systeme bzw. eine Aufteilung des Gebäudes in mehr als zwei Zonen, wird die Berechnungszeit des Koordinators bei einer größeren Anzahl von Zonen mit jeweils eigener RLT-Anlage und BKT ermittelt. Hierbei wird lediglich der Koordinator mit unterschiedlichen Anzahl an Zonen jeweils 10-fach ausgeführt und der Mittelwert berechnet. Der Aufbau des Energiesystems bleibt dabei unverändert. Die mittleren Berechnungszeiten für eine Skalierung der Anzahl der Zonen ist in Abbildung 5.30 dargestellt und zeigt eine mit höher Anzahl an Zonen stärker ansteigende Berechnungszeit. Der Aufwand für die Erstellung des Optimierungsproblems erhöht sich etwa linear mit der Anzahl an Gleichungen und Variablen, wohingegen der Lösungsaufwand des Optimierungsproblems mit der Größenordnung $n^{3,5}$ steigt [Wright, 1997]. Insgesamt ist für eine Anzahl von 1000 Zonen und dem komplexen Energiesystem des Benchmarksystems eine Berechnungszeit unter einer halben Stunde möglich. Bei einer parallelen Ausführung der Subsystem-Agenten ist das agentenbasierte Regelungskonzept somit auf großskalige Systeme anwendbar.

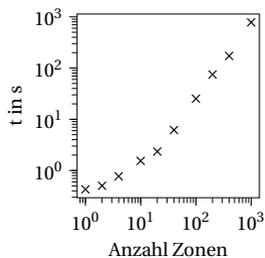


Abbildung 5.30: Mittlere Berechnungszeit des Koordinators bei Skalierung der Zonenanzahl.

5.3.4 Diskussion der Gesamtsystemregelung

Die Ergebnisse zeigen die generelle Anwendbarkeit der adaptiven und agentenbasierten MPR zur Regelung komplexer Energiesysteme. Durch die Einteilung in Subsysteme wird einerseits die Komplexität auf Automationsebene reduziert. Andererseits reduziert sich durch die vereinfachte Modellierung der Subsysteme auf Koordinator, bzw. Managementebene die Komplexität des übergeordneten Optimierungsproblems. Zudem passt sich die Regelung durch das Adaptieren von Modellparametern auf Subsystemebene als auch auf Koordinatorebene auf sich ändernde Betriebszustände an. Auf Managementebene entspricht der Ansatz insgesamt einer zentralen Koordination bei dezentralem Lernen des Systemverhaltens.

Die Ergebnisse am Benchmarksystem zeigen zudem die Anwendbarkeit des wärmestrombasierten Ansatzes für großskalige Gebäudeenergiesysteme. Temperaturbezogene Effekte werden nur indirekt im Koordinator betrachtet und Temperaturniveaus bzw. Temperaturgrenzen müssen von den Subsystemen eingehalten werden. Insbesondere vom Koordinator abweichende Regelungsentscheidungen der Subsysteme, wie im Falle der Zonen-Agenten, führen dabei zu einer zu geringen oder zu hohen Wärmebereitstellung der Hochtemperaturerzeuger. Zudem können Störungen, wie z. B. ein veränderter Bedarf in den HT- oder Kälteverbrauchern innerhalb der Zeitschrittweite des Koordinators zu einer Über- oder Unterversorgung der Versorger führen. Eine Vorgabe von Solltemperaturen bzw. Temperaturbereichen ist daher für den robusten Betrieb beim wärmestrombasierten Ansatz notwendig.

Die Einsparungen von 30 bis 60 % liegen im Bereich der in der Literatur berichteten Größenordnung (vgl. Kap. 2). Auf Energiemanagementebene führt die modusbasierte Strategie der Referenzregelung grundlegend zu einem effizienten Betriebsverhalten. Durch Ersetzen der Modi mit dem Koordinator werden bis zu 7,4 % Kosteneinsparungen bzw. bei erhöhten Kosten eine um bis zu 44 % verringerte Verletzung der Temperaturgrenzwerte erreicht. Der größte Anteil der Kosteneinsparungen der agentenbasierten Regelung ist jedoch auf die Energieeinsparungen bei der Temperierung der Zonen zurückzuführen. Die für den definierten Temperaturbereich zu hoch eingestellte Heizkurve der BKT bei der Referenzregelung führt zu einem sehr hohen Energiebedarf und ebenfalls zu hohen Komfortverletzungen. Hierdurch werden die hohen relativen Kosteneinsparungen und Reduzierung des Diskomforts durch die agentenbasierte Regelung erst ermöglicht. Eine Anpassung der Heizkurven würde zu einem verringerten Energieverbrauch der Referenzregelung und somit zu verringerten relativen Energieeinsparungen der agentenbasierten Regelung führen (vgl. Kap. 5.1.3). Andererseits zeigen die Ergebnisse auch das hohe Einsparpotential gegenüber in der Realität zu findenden Regelungen mit festen bzw. suboptimal eingestellten Solltemperaturen. Solche Solltemperaturen oder Einstellungen können auf manuelle Eingriffe, Abweichungen von der Planung oder auf eine Inbetriebnahme und Reglerparametrierung lediglich innerhalb einer Jahreszeit zurückzuführen sein. Eine Regelung, die sich auf im Gebäudelebenszyklus änderndes Betriebsverhalten einstellt, ist daher essentiell für einen dauerhaft effizienten Betrieb.

Die Skalierung des Koordinatorproblems auf ein Energiesystem mit mehreren Zonen zeigt, dass

das Regelungskonzept für komplexere Systeme mit einer hohen Anzahl an Zonen anwendbar ist. Die Berechnungszeit des Koordinators steigt exponentiell an, jedoch ist für bis 1000 Räumen eine echtzeitfähige Anwendung bei der verwendeten Schrittweite und Zeithorizont möglich. Eine Beschleunigung der Berechnungszeit ist durch die Implementierung in schnelleren Programmiersprachen (z. B. C/C++) und leistungsstärkere Server möglich. Zudem wird die Berechnungszeit verkürzt, indem weniger Zeitschritte im Koordinator betrachtet werden, also der Zeithorizont verkleinert, oder die Zeitschrittweite erhöht wird. Des Weiteren erlaubt die Struktur des Ansatzes das Einführen zusätzlicher Hierarchieebenen, sodass die Komplexität des übergeordneten Koordinatorproblems praktikabel bleibt.

6 Demonstration des Regelungskonzeptes an einer Versuchshalle

Ziel dieses Kapitels ist die Demonstration der Anwendbarkeit des Regelungskonzeptes zur Regelung eines realen Energiesystems. Bei dem System handelt es sich um die Versuchshalle „Energieeffizientes Bauen“ in Aachen. Die Versuchshalle besteht aus einem 90 m² großen Bürobereich mit sechs Büros und zwei voneinander getrennten Hallenbereichen mit jeweils 630 m² bzw. 360 m². Die demonstrative Anwendung beschränkt sich dabei auf die Beheizung des größeren Hallenteils (Halle 1). Das betrachtete System ist schematisch in Abbildung 6.2 dargestellt und ein 360° Foto von der Technikenebene ist in Abbildung 6.1 zu sehen.

Die Halle 1 wird über eine RLT-Anlage belüftet und mittels einer BKT im Boden beheizt. Die RLT-Anlage beinhaltet einen Vorerhitzer zum Frostschutz, ein Wärmerückgewinnungssystem, einen Kühler und einen Nacherhitzer. Vorerhitzer, Kühler und Nacherhitzer sind über Beimischschaltungen an eine Wärmeübergabestation, bzw. Kälteübergabestation angeschlossen, welche von einem Wärme-/Kältenetz gespeist werden. Die BKT ist ebenfalls durch eine Beimischschaltung an die Wärmeübergabestation angeschlossen. Zusätzlich werden von der Wärme-/Kälteübergabestation Deckeninduktionsgeräte in den Büros, Deckenstrahlplatten im kleineren Hallenteil sowie mehrerer Prüfstände versorgt. Eine detaillierte Beschreibung des Systems ist in [Schraven et al., 2023] zu finden.



Abbildung 6.1: 360° Foto von der Technikenebene der Versuchshalle.

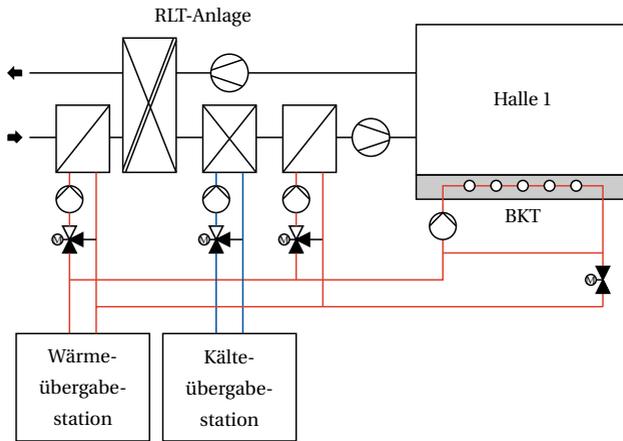


Abbildung 6.2: Betrachteter Teil des Energiesystems der Versuchshalle zur Demonstration des Regelungskonzeptes.

Zur Regelung des Systems werden Agenten für die Zone, die RLT-Anlage und BKT sowie ein Koordinator verwendet. Die Wärme- und Kälteübergabestation verfügt über eine interne Steuerung und wird daher nicht vom Agentensystem geregelt.

Die datentechnische Anbindung der Agenten ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Die Agenten werden dabei auf einem Server ausgeführt von dem aus der Zonen-Agent Wettervorhersagen vom Deutschen Wetter Dienst (DWD) per HTTP-Request abfragt. Alle Subsystem-Agenten kommunizieren mit der speicherprogrammierbaren Steuerung (SPS) in der Halle per ADS-Protokoll (Automation Device Specification). In jedem Zeitschritt der Subsystemagenten werden zunächst die Datenpunkte von der SPS abgefragt, anschließend die Stellgrößen berechnet und schließlich auf die SPS zur Ansteuerung der Pumpen und Ventile geschrieben. Von der SPS werden die entsprechenden Stellsignale und Messwerte entweder über analoge Ein- und Ausgänge, oder über das BACnet Busprotokoll [ASHRAE, 2020] übertragen. Die Mess- und Stellgrößen der SPS werden per MQTT an ein cloud-basiertes Monitoring-System gesendet und dort gespeichert.

Im Folgenden wird das Regelungskonzept zunächst auf das Heizregister der RLT-Anlage zur Demonstration der adaptiven MPR für hydraulische Wärmeübertragungssysteme und anschließend auf Zone, RLT-Anlage und BKT zur Regelung der Raumtemperatur angewendet.

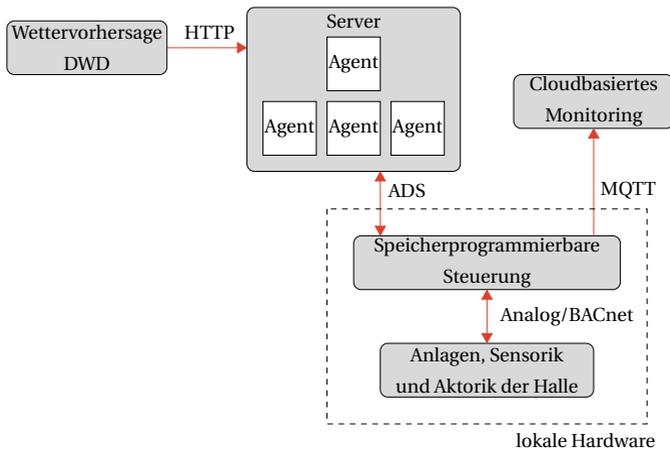


Abbildung 6.3: Datentechnische Infrastruktur des Anwendungsfalles.

6.1 Demonstration der Subsystemregelung an einem Heizregister

Für die experimentellen Untersuchungen am Heizregister werden verschiedene Solltemperaturen analog zu den Simulationen aus Kapitel 5.1.1 abgefahren. Hierbei wird stündlich die Solltemperatur von 15 °C auf 30 °C erhöht und der Zyklus zweifach durchlaufen. Geregelt wird dabei der Nacherhitzer der RLT-Anlage.

In Abbildung 6.4a sind die Ergebnisse eines Experiments dargestellt. Zu Beginn jedes Sollwertsprungs wird die Pumpendrehzahl kurzzeitig erhöht und das Ventil zur Erreichung der neuen Solltemperatur aufgeföhren. Im Gegensatz zu den Simulationen weicht die Zulufttemperatur für die gesamte Sprungdauer vom Sollwert ab und es wird kein statischer Zustand erreicht. Grund hierfür ist die Wassertemperatur des Verteilers, die periodisch um bis zu 30 K schwingt. Die Schwingungen der Wassertemperatur sind dabei auf ein Takten der Wärmeübergabestation aufgrund einer geringen Wärmeabnahme zurückzuführen. Diese Temperaturschwingungen werden durch die adaptive MPR auf Sollwertabweichungen unter 1,5 K in der Zuluft ausgeregelt.

Zum Vergleich ist in Abbildung 6.4b ein Experiment mit der im Automationssystem der Halle implementierten Regelung nach [Teichmann, 2023] dargestellt. Bei dieser Regelungsstrategie regelt das Ventil die Mischtemperatur der Beimischschaltung und die Pumpendrehzahl wird zur direkten Regelung der Zulufttemperatur von einem PI-Regler eingestellt. Der Sollwert für die Mischtemperatur wird dabei auf Basis einer Heizkurve in Abhängigkeit der Solltemperatur und Luftvolumenstroms berechnet und das Ventil ebenfalls mittels PI-Regler gestellt. Es ist zu erkennen, dass

die Vorlauftemperatur bei jedem Sollwertsprung weniger stark als bei der MPR schwankt, was auf die vorgelagerte Mischtemperaturregelung zurückzuführen ist. Hierbei werden die Temperaturschwankungen im Verteiler bereits im hydraulischen Kreislauf ausgeregelt, wodurch nur geringe Oszillationen an die Zuluft übertragen werden. Insgesamt werden die Solltemperaturen jedoch nur zu Beginn beim Sollwert von 20 °C erreicht, da die Heizkurve zu flach eingestellt ist. Ein möglicher Grund für die falsche Einstellung der Heizkurvenparameter ist, dass die Regelung für Betriebspunkte mit geringerer Zulufttemperatur eingestellt wurde und weitere Betriebspunkte nicht berücksichtigt sind.

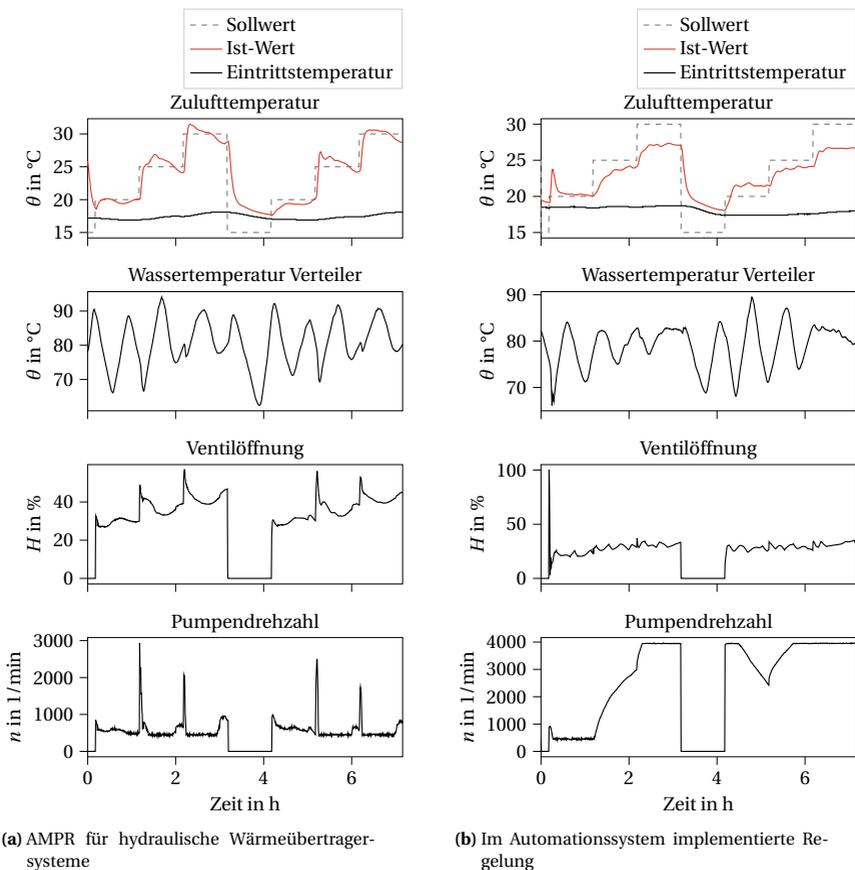


Abbildung 6.4: Demonstration der AMPR am Nacherhitzer der RLT-Anlage und Vergleich zur bestehenden Regelung.

Um das Regelverhalten der AMPR bei einer stabileren Verteilertemperatur untersuchen zu können, wird in einem zweiten Experiment das Ventil am Vorerhitzer zur Erhöhung der Wärmeabnahme an der Übergabestation geöffnet. Zudem wird das Kühlerventil geöffnet, um die Luft vor dem Nacherhitzer wieder abzukühlen. Des Weiteren wird die Dauer die Sollwertsprünge im Testzyklus auf zwei Stunden erhöht. Die Ergebnisse des Experiments am Nacherhitzer sind in Abbildung 6.5 dargestellt.

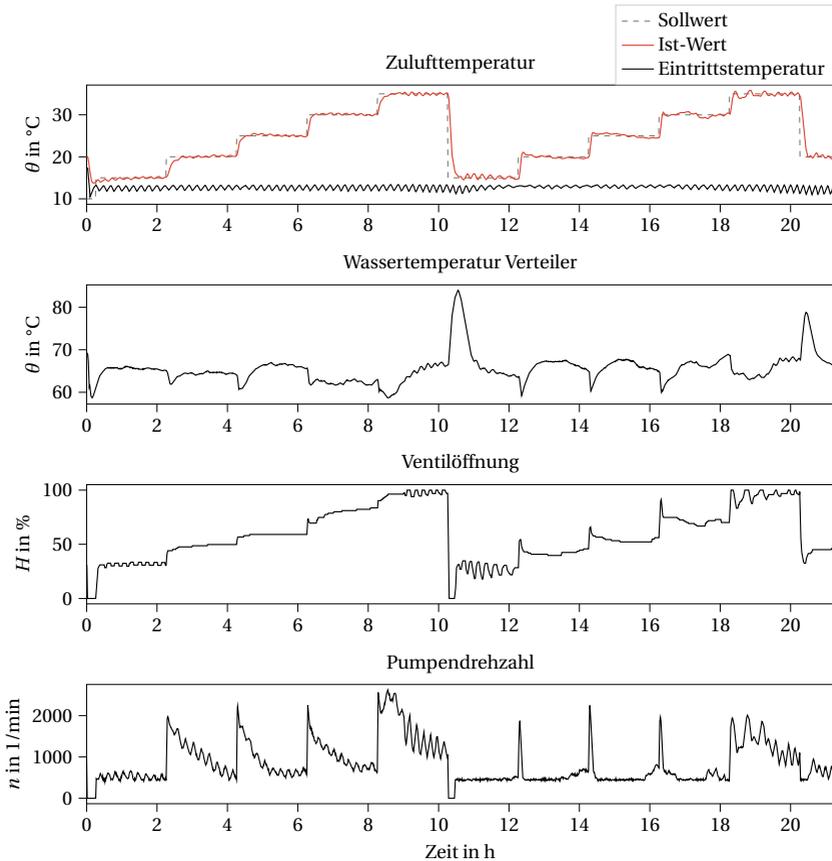


Abbildung 6.5: Demonstration der AMPR am Nacherhitzer der RLT-Anlage bei erhöhter Wärmeabnahme an der Wärmeübergabestation.

Aufgrund der höheren Wärmeabnahme an der Wärmeübergabestation wird die Wassertemperatur am Verteiler größtenteils im Bereich von ca. 65°C gehalten. Hierdurch wird im Vergleich zu den Ergebnissen aus Abbildung 6.4a insgesamt ein verbessertes Regelungsverhalten erreicht. Darüber hinaus sind über den gesamten Versuchszeitraum Oszillationen mit einer Amplitude von ca. $0,5\text{ K}$ in der Zuluft zu erkennen. Diese Oszillationen entstehen durch Schwingungen der Lufteintrittstemperatur, welche auf das Kühlregister bzw. eine taktende Kälteübergabestation zurückzuführen sind. Um die Schwingungen der Lufteintrittstemperatur auszuregulieren, wird innerhalb der ersten zehn Stunden hauptsächlich die Pumpendrehzahl von der AMPR variiert, was ebenfalls zu einem oszillierenden Verhalten der Pumpendrehzahl führt. Analog zu den Simulationen aus Kapitel 5.1.1 ist die Einschwingzeit der Zulufttemperatur nach den Temperatursprüngen beim zweiten Durchlaufen geringer. Ebenfalls wird die Pumpendrehzahl auf einer niedrigeren Drehzahl und weniger Oszillationen von der AMPR geregelt. Der IAE des zweiten Durchlaufs beträgt $4,45\text{ Kh}$, was einer durchschnittlichen Abweichung von ca. $0,5\text{ K}$ entspricht.

Die adaptierten Parameter sind in Abbildung 6.6 dargestellt. Das sich ändernde Regelungsverhalten ist insbesondere auf die Anpassung des Verstärkungsfaktors sowie der Ventil- und Pumpenkennlinie zurückzuführen. Zudem werden die Zeitkonstanten durch die Initialwerte zunächst unterschätzt und bis zum Ende der Versuchsdauer schrittweise erhöht.

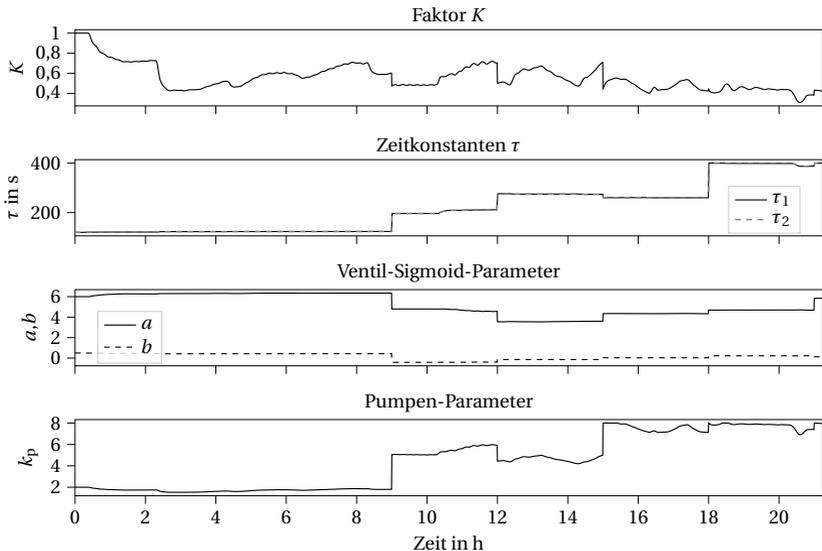


Abbildung 6.6: Adaptierte Modell-Parameter der AMPR für hydraulische Wärmeübertragungssysteme bei erhöhter Wärmeabnahme an der Wärmeübergabestation.

Insgesamt zeigen die zwei Experimente die Anwendbarkeit der AMPR für hydraulische Subsysteme in der Praxis. Generell entspricht das Regelverhalten den simulativen Untersuchungen. Durch das kontinuierliche Schätzen der Parameter passt sich die AMPR an das Systemverhalten an. Hierdurch wird sowohl eine hohe Regelgüte als auch ein energieeffizienter Betrieb der Pumpe erreicht. Ebenfalls zeigen die Versuche, dass die AMPR auch zu einem akzeptablen Regelungsverhalten bei stark variablen Randbedingungen führt, wie sie z.B. im Falle der schwingenden Verteilertemperatur auftreten.

6.2 Demonstration der Hallentemperaturregelung

Für die Demonstration der Zonen-, RLT-, und BKT-Agenten sowie des Koordinators zur Regelung der Hallentemperatur werden Anwesenheitszeiten von 08:00 bis 18:00 Uhr während der Werktage festgelegt. Zu den Anwesenheitszeiten beträgt der zulässige Temperaturbereich 19 bis 21 °C und außerhalb der Anwesenheitszeiten liegt der Temperaturbereich zwischen 17 und 23 °C. Die zulässige maximale Temperatur der BKT und RLT-Anlage wird zunächst auf 25 °C festgelegt.

Die Ergebnisse der Regelung der Hallentemperatur für einen Zeitraum von 14 Tagen sind in Abbildung 6.7 dargestellt. Innerhalb der ersten drei Tage wird die Solltemperatur zu den Anwesenheitszeiten morgens unterschritten und der Sollwert erst 1-2 Stunden nach Beginn der Anwesenheitszeiten erreicht. Die Vorlauftemperatur der BKT und die Zulufttemperatur werden nicht rechtzeitig erhöht, was auf eine Unterschätzung der thermischen Kapazität der BKT und der Wärmeübergangskoeffizient zurückzuführen ist. Am zweiten Tag wird durch die Adaption der Modellparameter der AMPR die Solltemperatur früher als am ersten Tag erreicht. Die Raumtemperatur überschreitet den unteren Sollwert jedoch um ca. 0,7 K, da die Zulufttemperatur zu hoch eingestellt wird. Im Verlaufe des dritten Tages ist die Raumtemperaturmessung fehlerhaft (Fehlerzeitraum 1) und eine etwa 2 K zu tiefe Raumtemperatur wird dem Zonen-Agenten übergeben, woraufhin die BKT und Zulufttemperatur auf den Maximalwert von 25 °C eingestellt werden. Die reale Raumlufttemperatur erhöht sich währenddessen bis auf 21 °C und wird nach Behebung des Messfehlers wieder korrekt erfasst. Am anschließenden Wochenende wird die Zulufttemperatur auf den Minimalwert geregelt und die BKT abgeschaltet.

Nach fünf Tagen werden gegen 0:00 Uhr die Vorlauftemperatur der BKT auf 25 °C sowie die Zulufttemperatur auf ca. 21 °C erhöht, sodass die Solltemperatur um 08:00 Uhr zu Beginn der Anwesenheitszeit am 6. Tag erreicht wird. Anschließend stagniert die Raumtemperatur bei 19 °C, was auf einen Fehler der speicherprogrammierbaren Steuerung der Halle zurückzuführen ist, der am Ende des 6. Tages behoben ist (Fehlerzeitraum 2).

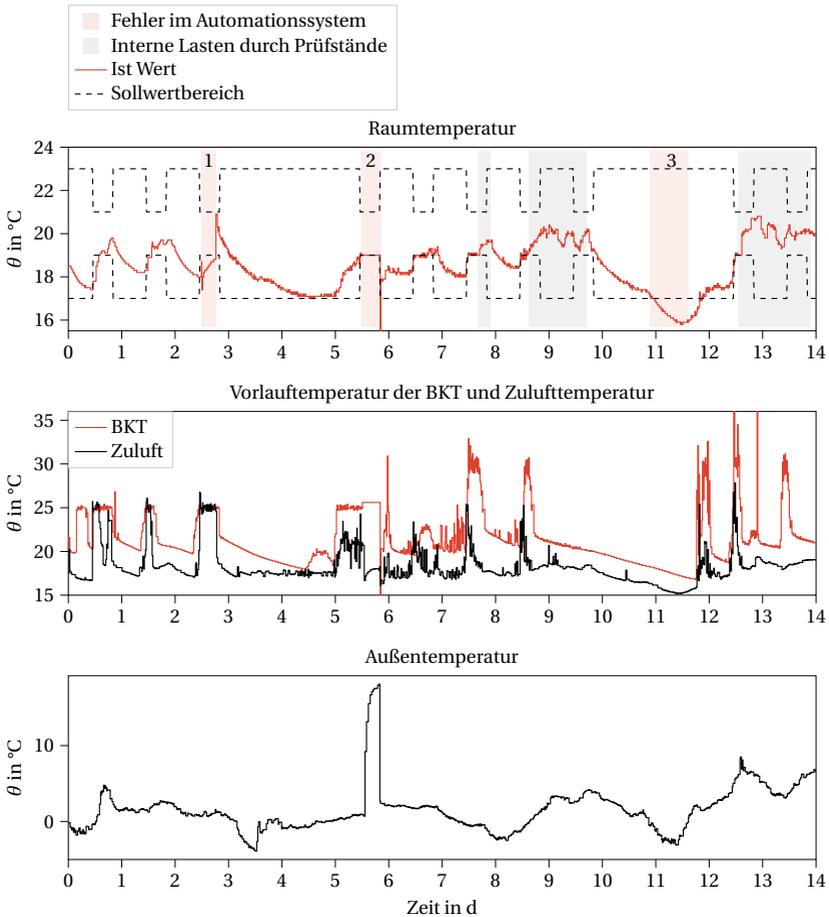


Abbildung 6.7: Temperaturverlauf der Halle und Sollwerte für BKT und RLT-Anlage.

Für die anschließenden Tage wird der Maximalwert der BKT auf 30°C angehoben. Die Raumsolltemperatur wird ab Tag 7 rechtzeitig erreicht und verläuft entlang der unteren Solltemperatur. Aufgrund der höheren maximalen Vorlauftemperatur verkürzen sich die Aufheizphasen vor Beginn der Anwesenheitszeiten, im Gegensatz zu den ersten Tagen des Versuchszeitraums.

Ein weiterer Fehler tritt zwischen Tag 11 und 12 auf (Absturz des Servers), was zu einer Unterschreitung der unteren Temperaturgrenze führt. Zwischen 7 und 10 Tagen sowie nach 12,5 Tagen treten

des Weiteren teils hohe Temperaturänderungen der Zone auf (grau markierte Bereiche). Die Temperaturschwankungen zu diesen Zeiten sind auf Experimente an Prüfständen in der Halle zurückzuführen, bei den bis zu 7 kW Abwärme an die Hallenluft abgegeben werden. Die Regelung senkt zu diesen Zeitpunkten entsprechend die Zulufttemperatur sowie die Vorlauftemperatur der BKT. Auffällig ist die Erhöhung der Vorlauftemperatur der BKT am letzten Tag, obwohl die Raumtemperatur die Sollwertgrenzen nicht erreicht. Dieses Verhalten lässt sich durch den starken Temperaturabfall kurz vor Beginn der Anwesenheitszeit erklären, den der Zonen-Agent durch Erhöhung der BKT Temperatur auszugleichen versucht. Gegen 07:00 Uhr am letzten Tag steigen die internen Lasten jedoch aufgrund eines Versuchs wieder an, wodurch die Hallentemperatur ebenfalls steigt. Der Versuchsplan und damit die internen Lasten sind dem Zonen-Agenten unbekannt, weshalb die steigende Temperatur am letzten Tag nicht korrekt vorhergesagt und die Halle zusätzlich durch die BKT aufgeheizt wird.

Die Vorlauftemperatur der BKT sowie der RLT-Anlage oszillieren in den ersten Tagen geringfügig und zwischen Tag 5 und 9 mit einer größeren Amplitude, was teils an den variierenden Sollwerten sowie die in Kapitel 6.1 beschriebenen Temperaturschwankungen der Wärmeübergabestation liegt. Am Tag 12 und 13 treten bei der BKT Temperaturspitzen oberhalb der Maximaltemperatur von 30 °C auf. In diesem Zeitraum ist die Temperaturmessung der wasserseitigen Eintrittstemperatur der Beimischschaltung der BKT fehlerhaft. Der BKT-Agent erhält durch die fehlerhafte Messung eine falsche Eintrittstemperatur, woraufhin das Ventil zu stark geöffnet wird. Der Messfehler tritt nur vereinzelt auf und ist vermutlich auf einen Wackelkontakt am Temperaturfühler zurückzuführen.

Insgesamt ist das agentenbasierte Regelungskonzept in der Lage, die Hallentemperatur größtenteils innerhalb der vorgegebenen Temperaturgrenzen einzuregeln. Nach drei bis vier Tagen im Betrieb kann sich der Zonen-Agent an das Verhalten der Halle adaptieren und die Komfortgrenzen einhalten. Des Weiteren werden bereits innerhalb der ersten Tage sinnvolle Regelungsentscheidungen getroffen und die Temperaturgrenzen nur für wenige Stunden unterschritten. Analog zu den Simulationen verläuft die Hallentemperatur entlang der unteren Temperaturgrenzen, um den Energieverbrauch zu minimieren.

Für die Regelung der hydraulischen Subsysteme reichen Betriebszeiten von wenigen Stunden aus, um die Parameter hinreichend zu adaptieren und eine hohe Regelgüte zu erzielen. Ein Vorteil der AMPR ist insbesondere, dass sowohl Sollwerte schnell erreicht, als auch die Störgrößen größtenteils ausgeregelt werden können. Eine Verbesserung der Störgrößenausregelung wäre durch die Berücksichtigung weiterer Messpunkte, wie die Mischtemperatur analog zur Vergleichsregelung aus Kapitel 6.1, möglich.

7 Diskussion der Ergebnisse

Bewertung der Effizienzpotentiale anhand der Simulationsergebnisse

Das entwickelte simulative Benchmarksystem stellt ein praxisnahes und relevantes Testsystem für die Bewertung von Regelungsstrategien dar. Die Komplexität des Gesamtsystems ist durch die unterschiedlichen Erzeuger und Verbraucher hoch und ermöglicht das Aufzeigen der Potentiale effizienter Regelungsalgorithmen. Die Validierung der Modelle zeigt zudem die hohe Modellgüte sowie realitätsnahe Abbildung des Systemverhaltens auf, was zu einer realistischen Bewertung der Regler führt.

Die Simulationsergebnisse am Benchmarksystem und an den Subsystemen zeigen, dass das adaptive, agentenbasierte Regelungskonzept einen effizienten Gebäudebetrieb ermöglicht und gleichzeitig Sollwerte mit hoher Regelgüte eingehalten werden. Der Vergleich mit in der Praxis üblichen Regelstrategien weist, trotz der optimalen Einstellung der PI-Regler, hohe Effizienzpotentiale auf. Insbesondere bei Mehrgrößensystemen und ausnutzbaren Sollwertbereichen sind hohe Einsparungen realisierbar. Im Falle der Zonenregelung fallen diese Einsparpotenziale aufgrund der unzureichend eingestellten Heizkurve bei der Referenzregelung hoch aus.

Die Verbesserung regelbasierter Regler durch kaskadierte Regelschleifen und effizienter Betriebsregeln erzielen auf Subsystemebene ebenfalls eine hohe Verbesserung gegenüber der Referenzregelung, wie im Falle der Zone und der hydraulischen Wärmeübertragersysteme. Jedoch ist die Entwicklung solcher Regelungen, insbesondere für das Energiemanagement, eine anspruchsvolle Aufgabe. Aufgrund von Zeit- und Kostendruck sind in der Praxis eher ineffizientere Regelungskonzepte als das der Vergleichsregler im Einsatz [Schild et al., 2019]. Die Effizienzpotentiale können in der Praxis somit oberhalb der in der Simulation ermittelten Einsparungen liegen.

Wärmestrombasierte Koordination

Der wärmestrombasierte Ansatz des Koordinators ermöglicht eine vereinfachte Modellierung der Subsysteme für die übergeordnete Optimierung und Anwendbarkeit auf großskalige Systeme. Durch den Ansatz vereinfacht sich insbesondere die Modellierung der Hydraulik und es reduziert sich der Aufwand zur Erstellung der Kopplungsgleichungen zwischen den Subsystemen. Die Ergebnisse an den vereinfachten Testsystemen (Kap.5.2) sowie am gesamten Benchmarksystem (Kap. 5.3) zeigen den effizienten Betrieb durch den wärmestrombasierten Ansatz auf. Abweichungen von den Wärmestromsollwerten des Koordinators, z. B. durch eine falsche Vorhersage des Bedarfs, kurzfristige Leistungsänderungen bei den Verbrauchern oder Messfehlern, führen jedoch zu einer ungewollten Temperaturänderung in den Verteilkreisen. Für die Einhaltung von Betriebsgrenzen ist daher die Vorgabe von Temperaturbereichen bei den Subsystem-Agenten notwendig.

Bei einer Vorgabe von Temperatursollwerten (anstelle von Wärmeströmen) wird hingegen das Temperaturniveau gehalten und die Leistung automatisch durch sich verändernde Rückklufttemperaturen von den Erzeugern angepasst. Zur Einhaltung des Temperaturniveaus beim wärmestrombasierten Ansatz wäre eine Vorgabe von engen Solltemperaturbereichen durch bspw. Heizkurven, welche die Temperaturbereiche in Abhängigkeit des vorgegebenen Wärmestroms anpassen, möglich. Bei geringen vorgegebenen Wärmeströmen würden (bei Heizsystemen) entsprechend niedrigere Temperaturen als bei hohen Wärmeströmen eingeregelt. Dadurch würde die Regelung, analog zum temperaturbasierten Ansatz, robuster gegenüber Störungen innerhalb der Koordinatorschrittweite und abweichendem Verhalten der Subsystem-Agenten. Nachteilig wäre bei einem solchen Ansatz, dass zusätzliche Heizkurven definiert werden müssten.

Übertragbarkeit des Ansatzes

Generell zeigen die Ergebnisse, dass sich ein modellprädiktives Regelungskonzept für Gebäudeenergiesysteme so aufbauen lässt, dass nur ein geringer Konfigurationsaufwand notwendig ist und sich die Regelung an das Systemverhalten adaptiert. Der modulare Ansatz durch Einteilung in wiederkehrende Subsysteme ermöglicht eine hohe Wiederverwertbarkeit bei gleichzeitig geringem Konfigurationsaufwand der Subsystem-Agenten sowie des Koordinator-Agenten.

Auf Automationsebene zeigen die Ergebnisse (Kap. 5.1) die Übertragbarkeit der AMPR auf typgleiche Subsysteme. Die AMPR führt gegenüber optimiert eingestellten klassischen Referenzreglern zu einer höheren Regelgüte und geringerem Energieverbrauch. Der größte Vorteil der adaptiven MPR ist, dass kein manuelles Tuning erforderlich ist und lediglich aus der Planung bekannte Parameter zur Berechnung von Startwerten bei der Initialisierung erforderlich sind.

Durch die Verwendung von Gray-Box Modellen verfügen die Agenten bei Instanziierung schon über Wissen zur Funktionsweise und Struktur des Subsystems und müssen diese im Gegensatz zu Black-Box Ansätzen nicht vollständig lernen. Dadurch wird schon beim Start der Agenten ein sinnvolles Regelungsverhalten ermöglicht. Zudem ist die benötigte Zeit für die Selbsteinstellung für lernende Ansätze gering, wie ebenfalls der Vergleich in [Stoffel et al., 2023b] zeigt. Ein Nachteil des Ansatzes ist jedoch, dass nur Effekte abgebildet werden können, die auch im Gray-Box-Modell berücksichtigt sind. Wird grundlegendes Systemverhalten nicht modelliert, führt dies zu ungenauen Vorhersagen und somit verringerter Regelgüte. Zur genaueren Abbildung des Systemverhaltens wäre eine Kombination mit Black-Box Ansätzen vorteilhaft, bei denen z. B. Fehlerterme oder Störgrößen gelernt werden, diese aber zur Einhaltung der Betriebssicherheit innerhalb festgelegter Werte limitiert werden (vgl. [Löwenstein et al., 2023]).

Neben der Übertragbarkeit der Subsystemregler (Kap. 5.1) wird die Übertragbarkeit des Gesamtkonzeptes durch die insgesamt drei Use-Cases (vereinfachte Systeme zur Bewertung der Kopplungsvariablen, gesamtes Benchmarksystem und reale Versuchshalle) aufgezeigt. Durch die modulare Implementierung der Koordinatorgleichungen ist der Aufwand bei Übertragung der Regelung auf verschiedene Systeme gering, da lediglich die vorkommenden Subsysteme und deren Verschaltung konfiguriert und die Verknüpfungen zu den zugehörigen Agenten implementiert wer-

den müssen. Insgesamt verringert sich durch das agentenbasierte, adaptive Regelungskonzept der Aufwand gegenüber herkömmlichen Prozessen zur Implementierung modellprädiktiver Regelung (siehe [Drgoňa et al., 2020]).

Anwendbarkeit in der Praxis

Die praktische Anwendbarkeit des Konzeptes wird anhand der Versuchshalle demonstriert. Der Einfluss des Koordinators ist jedoch im Anwendungsfall aufgrund der monovalenten Wärmebereitstellung mittels Wärmenetz sowie der Beschränkung auf die Zone, BKT und RLT-Anlage zur Regelung gering. Dennoch wird ein plausibles Regelungsverhalten analog zu den simulativen Untersuchungen erreicht. Generell wäre auch nur die Verwendung des Zonen-Agenten bzw. einzelner Subsystem-Agenten oder des Koordinators möglich, was für Teilumrüstungen in Bestandsgebäuden relevant ist. Insbesondere die AMPR für die Zonen ermöglicht auch ohne subsystemübergreifende Koordination hohe Einsparungen (siehe Kap. 5.1.3). Bei der Nutzung der Zonen-AMPR als eigenständiger Service werden gegenüber der Referenzregelung keine weiteren Sensoren benötigt, wodurch eine Anwendung in Bestandsgebäuden ohne Nachrüstung von Sensorik möglich ist. Ebenfalls kann die AMPR für hydraulische Subsysteme als eigenständiger Service ohne Nachrüstung weiterer Sensorik verwendet werden. Neben einer Verbesserung der Regelgüte kann hierbei die elektrische Leistung der Pumpe reduziert werden, wobei die absoluten Einsparpotentiale von der Nennleistung der Pumpe abhängen und Größenordnungen geringer sind, als die thermischen Einsparpotentiale bei der Raumklimatisierung. Die Verwendung des Koordinators zur Optimierung der Betriebsführung führt bei komplexen Energiesystemen mit unterschiedlichen Wärme-, Kälteerzeugern und Speichern zu Energieeinsparungen, selbst wenn auf Automationsebene klassische Regelungsstrategien verwendet werden (siehe Kap. 5.3). Energiesysteme mit einer geringen Anzahl unterschiedlicher Erzeuger, z.B. bei Versorgung über eine Fernwärmestation, bieten ein geringeres Optimierungspotential durch die übergeordnete Koordination. Bei solchen Systemen sollte der Fokus auf die Anwendung der Zonen-AMPR gelegt werden.

Für die praktische Anwendung auf großskalige Gebäudeenergiesysteme werden an den Schnittstellen der Subsysteme sowohl Temperatur- als auch Volumenstromsensoren benötigt, um die vorgegebenen Wärmeströme einzuregeln. Temperatursensoren sind zur Messung der Regelgrößen, wie Vorlauftemperaturen, häufig verfügbar. Rücklauftemperaturen werden in einigen Komponenten ebenfalls gemessen. Zusätzlich sind Temperatursensoren im Vergleich zu anderen Sensoren kostengünstig und lassen sich einfach, z. B. durch Aufklemmsysteme, nachrüsten. Im Gegensatz dazu werden Volumenstromsensoren in hydraulischen Systemen eher selten angebracht. Andererseits verfügen moderne Pumpen über eine Volumenstromschätzung auf Basis des Differenzdrucks und der elektrischen Leistung oder einen Volumenstromsensor. Sind die Pumpen datentechnisch erreichbar, können diese Volumenströme für die wärmestrombasierte Regelung verwendet werden. Im Vergleich zu klassischen Regelungsansätzen ist für die MPR insgesamt mehr Sensortechnik notwendig, wie ebenfalls in [Sturzenegger et al., 2015] diskutiert wird. Die Ergebnisse der MHE zeigen jedoch, dass unbekannte Parameter korrekt geschätzt werden können. Durch die MHE in den Subsystemen ist es ebenfalls möglich, Temperaturen und Volumen- bzw. Massenströme zu schät-

zen. Zudem könnten die geschätzten Parameter für weitere Anwendungen, wie Überwachung, Fehleranalyse oder Effizienzbewertung verwendet werden.

Die Datenausfälle während der Demonstration in der Versuchshalle zeigen zudem die hohe Relevanz von zuverlässigen Sensoren, Datenübermittlung sowie ausfallsichere Hardware und Software. Ein Fehler in der gesamten Informationskette von Sensorik, Kabel, Steuerung bis hin zu Servern kann dabei zu Teilausfällen führen. Eine weitere Herausforderung ist die generelle Verfügbarkeit der Sensorwerte. Insbesondere in Bestandsgebäuden erschweren heterogene und proprietäre Bussysteme sowie fehlende Datenbanken die Anwendung höherer Regelungen. Ähnliche Probleme beim Betrieb einer MPR werden von Blum et al. [2022] festgestellt. Mögliche Lösungsansätze bietet das Internet-of-Things (IoT), bei dem Sensorik und Aktorik direkt über das Internet miteinander verbunden sind [Bode et al., 2019; Storek et al., 2019]. Das Potential für IoT basierte Gebäudeautomation wird als hoch eingeschätzt, wobei es aktuell eine Vielzahl an verschiedenen Lösungen für Übertragungsprotokolle und Plattform-Architekturen gibt [Alfalouji et al., 2022]. In zukünftigen Automationssystemen könnten Sensor- und Aktorwerte sowie die Agenten direkt in IoT-Plattformen, wie in [Kümpel et al., 2019b] demonstriert, eingebunden werden.

Das größte Hemmnis für den Einsatz der MPR ist der Entwicklungs- und Implementierungsaufwand. Das entwickelte adaptive und agentenbasierte Regelungskonzept ermöglicht eine Reduzierung des Entwicklungs- und Einstellaufwand für den Automatisierer. Für das Aufsetzen der Regelung sind, analog zu den in der Praxis üblichen Makros, die Verknüpfungen zu Sensorik und Aktorik sowie zum Koordinator erforderlich. Zudem sind für die initiale Parametrierung aus Planungsdaten bekannte Informationen, wie Grundflächen der Zonen, oder Nennleistungen der Erzeuger sowie die Topologie des Systems erforderlich. Eine weitere Automatisierung des Einrichtungsprozesses ist durch die Verwendung von Datenmodellen möglich. Die Datenmodelle müssen hierfür Informationen zu Subsystemtyp, zugehöriger Sensorik und Aktorik sowie Topologie und Dimensionierung des Energiesystems beinhalten. Enthält das Datenmodell die notwendigen Informationen, ist eine automatisierte Generierung des gesamten Agenten-Systems möglich. Falls Sensordaten in ausreichender Menge und Qualität vorhanden sind, lassen sich Topologien teilweise automatisiert mit Methoden des maschinellen Lernens generiert [Stinner et al., 2022]. Alternativ könnte ein vollständiges Datenmodell bereits im Planungsprozess eines Gebäudes erstellt werden. Zudem wäre im Planungsprozess der modulare Ansatz durch Einteilung des Systems in wiederkehrende Subsysteme vorteilhaft.

8 Zusammenfassung

Zum Erreichen der Klimaziele bis 2045 ist eine massive Reduktion der CO₂-Emissionen im Gebäudesektor erforderlich. Neben der Reduktion der Transmissionswärmeverluste der Gebäudehülle, effizienterer Anlagentechnik und Verwendung erneuerbarer Energiequellen ist ein effizienter Gebäudebetrieb notwendig. Durch die komplexer werdende Anlagentechnik und gestiegenen Anforderungen an die Innenraum-Behaglichkeit und Luftqualität weisen Gebäudeenergiesysteme eine hohe Komplexität auf. Klassische Regelungsansätze sind nicht in der Lage, die Effizienzpotentiale dieser komplexen Systeme auszuschöpfen. Die modellprädiktive Regelung ermöglicht die effiziente Regelung komplexer Systeme durch einen vorausschauenden Betrieb und Berücksichtigung von mehreren Zielen (z. B. Energieeffizienz und thermische Behaglichkeit). Für jedes individuell geplante Gebäude ist die Entwicklung einer MPR zeit- und somit kostenaufwendig, weshalb die MPR kaum im Gebäudebereich angewendet wird.

Um den Entwicklungsaufwand zu reduzieren, wurde in dieser Arbeit ein adaptives, agentenbasiertes Regelungskonzept entwickelt. Die grundlegende Idee ist die Einteilung des Gebäudeenergiesystems in typische, wiederkehrende Subsysteme. Für jeden Subsystemtypen ist eine adaptive MPR zu entwickeln, welche auf typgleiche Subsysteme übertragbar ist und sich selber auf das spezifische Verhalten eines Subsystems einstellt. Zur Regelung des Gesamtsystems wird ein hierarchischer, agentenbasierter Ansatz verwendet, bei dem Agenten die Subsysteme mittels adaptiver MPR regeln und von einem übergeordneten Koordinator koordiniert werden. Der Koordinator erhält von den Agenten Parameter zur Spezifizierung von Modellgleichungen und von einer Kostenfunktion und ermittelt in einer Optimierung Sollwerte für die Agenten. Als Sollwerte bzw. Kopplungsvariablen zwischen den Subsystemen werden Wärmeströme im Optimierungsproblem des Koordinators verwendet.

Zur Bewertung des Regelungskonzeptes wurde ein simulatives Testsystem entwickelt, welches aus einem Simulationsmodell, Referenzreglern und Bewertungsmetriken besteht. Das Simulationsmodell basiert auf einem realen Gebäudeenergiesystem mit mehreren Wärme- und Kälteerzeugern und thermischen Speichern. Für eine realitätsnahe Bewertung wurden die Modelle mit Messdaten kalibriert und validiert. Als Referenzregelung wurde eine modusbasierten Regelung basierend auf der Betriebsstrategie des realen Gebäudeenergiesystems implementiert und die Regler mit einem Optimierungsalgorithmus eingestellt.

In Simulationen wurden zunächst die Agenten zur Regelung der Subsysteme untersucht. Die Ergebnisse zeigen, dass die adaptive MPR im Vergleich zu den Referenzreglern zu einem geringeren Energieverbrauch sowie einer höheren Regelgüte führt. Durch die Anwendung auf mehrere Sub-

systeme des gleichen Typs wurde zudem die Übertragbarkeit der adaptiven MPR aufgezeigt. Der wärmestrombasierte Ansatz des Koordinators wurde an vereinfachten Testsystemen mit verschiedenen hydraulischen Verschaltungen und Wärmeabnehmern untersucht. Die Ergebnisse zeigen, dass Temperaturniveaus eingehalten und ein effizienter Betrieb eingestellt werden kann. Die Regelung für das Gesamtsystem wurde für drei verschiedene Monate in der Heiz-, Kühl-, und Übergangsperiode in der Simulation angewendet. Im Vergleich zur Referenzregelung können Kosteneinsparungen bis zu 59 % bei gleichzeitig um 88 % verringerter Verletzung von Temperaturgrenzwerten erzielt werden. Die Verbesserungen sind dabei hauptsächlich auf einen geringeren Energiebedarf aufgrund der adaptiven MPR der Zonen zurückzuführen.

Zur Überprüfung der Praxistauglichkeit wurde das Regelungskonzept an einer realen Versuchshalle demonstriert. Die Demonstration zeigt ein analoges Verhalten der Agenten wie in der Simulationen auf. Störungen an Messtechnik und Hardware führten jedoch teils zu einem fehlerhaften Verhalten. Für den Einsatz in der Praxis sind daher zuverlässige Sensoren und Aktoren erforderlich.

8.1 Ausblick

Zukünftiger Forschungsbedarf liegt in der breiteren praktischen Überprüfung des Konzeptes. Hierbei sind sowohl komplexe Anwendungsfälle als auch die Übertragbarkeit auf verschiedene Gebäudetypen zu untersuchen. Insbesondere sind der Bedarf an Sensorik sowie der Einfluss von Messunsicherheiten und Datenausfälle zu analysieren und Methoden für einen robusten Betrieb zu entwickeln. Darüber hinaus besteht Forschungsbedarf in der Anbindung und Integration des Agentenkonzeptes an die Automationssysteme der Gebäude. Das Internet-of-Things sowie cloudbasierte Implementierungen bieten dabei ein hohes Potential für die Ertüchtigung von Bestandsgebäuden und die Anwendung höherer Regelungskonzepte.

Für die breite Anwendung des Regelungskonzeptes ist des Weiteren die Definition von Subsystemtypen notwendig, für welche die Agenten entwickelt werden. Einerseits sind theoretische Analysen zur Bildung optimaler Subsystemtypen erforderlich. Hierbei sind die Größe und Struktur der Subsysteme sowie ideale Schnittstellen zu untersuchen. Andererseits sind für die Praxis herstellerepezifische und planerische Anforderungen zu berücksichtigen. Zudem sind genaue Spezifikationen bzw. Standardisierungen der Subsysteme notwendig.

Weiterer Forschungsbedarf besteht in der Automatisierung des Implementierungs- und Instanzierungsprozesses des Regelungskonzeptes. Durch den modularen, agentenbasierten Ansatz und den adaptiven Regeln ist der Einstellaufwand der Regelung gering. Die Verknüpfungen der Agenten mit der zugehörigen Sensorik und Aktorik, Nominalwerte und Temperaturbereiche sowie die Topologie des Systems müssen jedoch konfiguriert werden. Durch die Verwendung geeigneter Datenmodelle, welche das Energie- und Automationssystem beschreiben, lässt sich der Instanzierungs- und Konfigurationsprozess weiter automatisieren. Die Entwicklung geeigneter Datenmodelle und eines automatisierten Prozesses zur Agenten-Konfiguration ist Gegenstand zukünftiger Forschung.

Literaturverzeichnis

- [Abdollahi und Chowdhary 2019] ABDOLLAHI, Ali ; CHOWDHARY, Girish: Adaptive–optimal control under time–varying stochastic uncertainty using past learning. In: *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 33 (2019), Nr. 12, S. 1803–1824. <http://dx.doi.org/10.1002/acs.3061>. – DOI 10.1002/acs.3061. – ISSN 08906327
- [Abreu et al. 2018] ABREU, Amanda ; BOURDAIS, Romain ; GUÉGUEN, Hervé: Hierarchical Model Predictive Control for Building Energy Management of Hybrid Systems. In: *IFAC-PapersOnLine* 51 (2018), Nr. 16, S. 235–240. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.040>. – DOI 10.1016/j.ifacol.2018.08.040. – ISSN 2405–8963
- [Adegbenro et al. 2021] ADEGBENRO, Akinkunmi ; SHORT, Michael ; ANGIONE, Claudio: An Integrated Approach to Adaptive Control and Supervisory Optimisation of HVAC Control Systems for Demand Response Applications. In: *Energies* 14 (2021), Nr. 8, S. 2078. <http://dx.doi.org/10.3390/en14082078>. – DOI 10.3390/en14082078
- [Afram und Janabi-Sharifi 2014a] AFRAM, Abdul ; JANABI-SHARIFI, Farrokh: Review of modeling methods for HVAC systems. In: *Applied Thermal Engineering* 67 (2014), Nr. 1–2, S. 507–519. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.03.055>. – DOI 10.1016/j.applthermaleng.2014.03.055. – ISSN 13594311
- [Afram und Janabi-Sharifi 2014b] AFRAM, Abdul ; JANABI-SHARIFI, Farrokh: Theory and applications of HVAC control systems–A review of model predictive control (MPC) // Theory and applications of HVAC control systems–A review of model predictive control (MPC). In: *Building and Environment* 72 (2014), S. 343–355. <http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.11.016>. – DOI 10.1016/j.buildenv.2013.11.016. – ISSN 0360–1323
- [Afram und Janabi-Sharifi 2015] AFRAM, Abdul ; JANABI-SHARIFI, Farrokh: Black-box modeling of residential HVAC system and comparison of gray-box and black-box modeling methods. In: *Energy and Buildings* 94 (2015), S. 121–149. – ISSN 0378–7788
- [Afroz et al. 2018] AFROZ, Zakia ; SHAFIULLAH, G. M. ; URMEE, Tania ; HIGGINS, Gary: Modeling techniques used in building HVAC control systems: A review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 83 (2018), S. 64–84. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.10.044>. – DOI 10.1016/j.rser.2017.10.044. – ISSN 1364–0321
- [Afshari et al. 2017] AFSHARI, H. H. ; GADSDEN, S. A. ; HABIBI, S.: Gaussian filters for parameter and state estimation: A general review of theory and recent trends. In: *Signal Proces-*

- sing 135 (2017), S. 218–238. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sigpro.2017.01.001>. – DOI 10.1016/j.sigpro.2017.01.001. – ISSN 01651684
- [Aghemo et al. 2013] AGHEMO, C. ; VIRGONE, J. ; FRACASTORO, G. V. ; PELLEGRINO, A. ; BLASO, L. ; SAVOYAT, J. ; JOHANNES, Kevyn: Management and monitoring of public buildings through ICT based systems: Control rules for energy saving with lighting and HVAC services. In: *Frontiers of Architectural Research* 2 (2013), Nr. 2, S. 147–161. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foar.2012.11.001>. – DOI 10.1016/j.foar.2012.11.001. – ISSN 20952635
- [Alexander et al. 2020] ALEXANDER, Ronald ; CAMPANI, Gilson ; DINH, San ; LIMA, Fernando V.: Challenges and Opportunities on Nonlinear State Estimation of Chemical and Biochemical Processes. In: *Processes* 8 (2020), Nr. 11, S. 1462. <http://dx.doi.org/10.3390/pr8111462>. – DOI 10.3390/pr8111462
- [Alfalouji et al. 2022] ALFALOUJI, Qamar ; SCHRANZ, Thomas ; KÜMPEL, Alexander ; SCHRAVEN, Markus ; STOREK, Thomas ; GROSS, Stephan ; MONTI, Antonello ; MÜLLER, Dirk ; SCHWEIGER, Gerald: IoT Middleware Platforms for Smart Energy Systems: An Empirical Expert Survey. In: *Buildings* 12 (2022), Nr. 5, S. 526. <http://dx.doi.org/10.3390/buildings12050526>. – DOI 10.3390/buildings12050526
- [Alhajeri und Soroush 2020] ALHAJERI, Mohammed ; SOROUSH, Masoud: Tuning Guidelines for Model-Predictive Control. In: *Industrial & Engineering Chemistry Research* 59 (2020), Nr. 10, S. 4177–4191. <http://dx.doi.org/10.1021/acs.iecr.9b05931>. – DOI 10.1021/acs.iecr.9b05931. – ISSN 0888–5885
- [Allison und Isaksson 1998] ALLISON, Bruce J. ; ISAKSSON, Alf J.: Design and performance of mid-ranging controllers. In: *Journal of Process Control* 8 (1998), Nr. 5-6, S. 469–474. [http://dx.doi.org/10.1016/S0959-1524\(98\)00012-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0959-1524(98)00012-2). – DOI 10.1016/S0959-1524(98)00012-2. – ISSN 0959–1524
- [Anastasiadi und Dounis 2018] ANASTASIADI, Christina ; DOUNIS, Anastasios I.: Co-simulation of fuzzy control in buildings and the HVAC system using BCVTB. In: *Advances in Building Energy Research* 12 (2018), Nr. 2, S. 195–216. – ISSN 1751–2549
- [Andersson et al. 2019] ANDERSSON, Joel A. E. ; GILLIS, Joris ; HORN, Greg ; RAWLINGS, James B. ; DIEHL, Moritz: CasADi: a software framework for nonlinear optimization and optimal control. In: *Mathematical Programming Computation* 11 (2019), Nr. 1, S. 1–36. <http://dx.doi.org/10.1007/s12532-018-0139-4>. – DOI 10.1007/s12532-018-0139-4. – ISSN 1867–2949
- [Arendt et al. 2018] ARENDT, Krzysztof ; JRADI, Muhyiddine ; SHAKER, Hamid R. ; VEJE, Christian: Comparative analysis of white-, gray-and black-box models for thermal simulation of indoor environment: Teaching building case study. In: *Proceedings of the 2018 Building Performance Modeling Conference and SimBuild co-organized by ASHRAE and IBPSA-USA, Chicago, IL, USA, 2018*, S. 26–28

- [Arendt et al. 2019] ARENDT, Krzysztof ; JRADI, Muhyiddine ; WETTER, Michael ; VEJE, Christian T.: ModestPy: An Open-Source Python Tool for Parameter Estimation in Functional Mock-up Units. In: *Proceedings of The American Modelica Conference 2018, October 9-10, Somberg Conference Center, Cambridge MA, USA*, Linköping University Electronic Press, 2019 (Linköping Electronic Conference Proceedings), S. 121–130
- [Arroyo et al. 2022a] ARROYO, Javier ; MANNA, Carlo ; SPIESSENS, Fred ; HELSEN, Lieve: Reinforced model predictive control (RL-MPC) for building energy management. In: *Applied Energy* 309 (2022), S. 118346. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118346>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2021.118346. – ISSN 0306–2619
- [Arroyo et al. 2022b] ARROYO, Javier ; SPIESSENS, Fred ; HELSEN, Lieve: Comparison of Optimal Control Techniques for Building Energy Management. In: *Frontiers in Built Environment* 8 (2022). <http://dx.doi.org/10.3389/fbuil.2022.849754>. – DOI 10.3389/fbuil.2022.849754
- [Aschendorf 2014] ASCHENDORF, Bernd: *Energiemanagement durch Gebäudeautomation*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8348-2032-7>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8348-2032-7>. – ISBN 978–3–8348–0573–7
- [ASHRAE 2020] ASHRAE: *Standard 135-2020 – BACnet—A Data Communication Protocol for Building Automation and Control Networks*. https://www.techstreet.com/ashrae/standards/ashrae-135-2020?product_id=2191852. Version: 2020
- [Åström und Hägglund 1995] ÅSTRÖM, Karl J. ; HÄGGLUND, Tore: *PID controllers: Theory, design, and tuning*. 2. ed. Research Triangle Park, NC : Instrument Society of America, 1995. – ISBN 1–55617–516–7
- [Azuatalam et al. 2020] AZUATALAM, Donald ; LEE, Wee-Lih ; NIJS, Frits de ; LIEBMAN, Ariel: Reinforcement learning for whole-building HVAC control and demand response. In: *Energy and AI* 2 (2020), S. 100020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100020>. – DOI 10.1016/j.egyai.2020.100020. – ISSN 26665468
- [Backman et al. 2012] BACKMAN, J. ; OKSANEN, T. ; VISALA, A.: Navigation system for agricultural machines: Nonlinear Model Predictive path tracking. In: *Computers and Electronics in Agriculture* 82 (2012), S. 32–43. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2011.12.009>. – DOI 10.1016/j.compag.2011.12.009. – ISSN 01681699
- [Badwe et al. 2009] BADWE, Abhijit S. ; GUDI, Ravindra D. ; PATWARDHAN, Rohit S. ; SHAH, Sirish L. ; PATWARDHAN, Sachin C.: Detection of model-plant mismatch in MPC applications. In: *Journal of Process Control* 19 (2009), Nr. 8, S. 1305–1313. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jprocont.2009.04.007>. – DOI 10.1016/j.jprocont.2009.04.007. – ISSN 0959–1524
- [Balaji und Srinivasan 2010] BALAJI, P. G. ; SRINIVASAN, D.: An Introduction to Multi-Agent Systems. Version: 2010. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-14435-6_f_1. In: KACPRZYK,

- Janusz (Hrsg.) ; SRINIVASAN, Dipti (Hrsg.) ; JAIN, Lakhmi C. (Hrsg.): *Innovations in Multi-Agent Systems and Applications - 1* Bd. 310. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010. – DOI 10.1007/978-3-642-14435-6_1. – ISBN 978-3-642-14434-9, S. 1–27
- [Balali et al. 2023] BALALI, Yasaman ; CHONG, Adrian ; BUSCH, Andrew ; O'KEEFE, Steven: Energy modelling and control of building heating and cooling systems with data-driven and hybrid models—A review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 183 (2023), S. 113496. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2023.113496>. – DOI 10.1016/j.rser.2023.113496. – ISSN 1364-0321
- [Baranski et al. 2019] BARANSKI, Marc ; MEYER, Lina ; FÜTTERER, Johannes ; MÜLLER, Dirk: Comparative study of neighbor communication approaches for distributed model predictive control in building energy systems. In: *Energy* 182 (2019), S. 840–851. <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2019.06.037>. – DOI 10.1016/j.energy.2019.06.037. – ISSN 03605442
- [Barkana 2016] BARKANA, Itzhak: Adaptive Control? But is so Simple! In: *Journal of Intelligent & Robotic Systems* 83 (2016), Nr. 1, S. 3–34. <http://dx.doi.org/10.1007/s10846-015-0299-7>. – DOI 10.1007/s10846-015-0299-7. – ISSN 0921-0296
- [Barreiro-Gomez et al. 2017] BARREIRO-GOMEZ, J (Hrsg.) ; OCAMPO-MARTINEZ, C (Hrsg.) ; QUIJANO, N (Hrsg.): *Partitioning for large-scale systems: a sequential distributed MPC design*. Elsevier, 2017
- [Behrooz et al. 2018] BEHROOZ, Farinaz ; MARIUN, Norman ; MARHABAN, Mohammad ; MOHD RADZI, Mohd ; RAMLI, Abdul: Review of Control Techniques for HVAC Systems—Nonlinearity Approaches Based on Fuzzy Cognitive Maps. In: *Energies* 11 (2018), Nr. 3, S. 495. <http://dx.doi.org/10.3390/en11030495>. – DOI 10.3390/en11030495
- [Belic et al. 2015] BELIC, Filip ; HOCENSKI, Zeljko ; SLISKOVIC, Drazen: HVAC control methods - a review. In: *2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)*, IEEE, 2015. – ISBN 978-1-4799-8481-7, S. 679–686
- [Bellifemine et al. 2007] BELLIFEMINE, Fabio ; CAIRE, Giovanni ; GREENWOOD, Dominic P. A.: *Developing multi-agent systems with JADE*. Chichester : Wiley, 2007 (Wiley series in agent technology). <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0741/2006036200-b.html>. – ISBN 978-0-470-05747-6
- [Bengea et al. 2014] BENGEEA, Sorin C. ; KELMAN, Anthony D. ; BORRELLI, Francesco ; TAYLOR, Russell ; NARAYANAN, Satish: Implementation of model predictive control for an HVAC system in a mid-size commercial building. In: *HVAC&R Research* 20 (2014), Nr. 1, S. 121–135. <http://dx.doi.org/10.1080/10789669.2013.834781>. – DOI 10.1080/10789669.2013.834781. – ISSN 1078-9669
- [Benosman 2018] BENOSMAN, Mouhacine: Model-based vs data-driven adaptive control: An overview. In: *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 32 (2018), Nr. 5, S. 753–776. <http://dx.doi.org/10.1002/acs.2862>. – DOI 10.1002/acs.2862. – ISSN 08906327

- [Bernardi et al. 2021] BERNARDI, Emanuel ; PIPINO, Hugo ; CAPPELLETTI, Carlos A. ; ADAM, Eduardo J.: Adaptive Predictive Control for Industrial Processes. In: *2021 XIX Workshop on Information Processing and Control (RPIC)*, IEEE, 2021. – ISBN 978–1–6654–1436–4, S. 1–6
- [Bianchi 2006] BIANCHI, Mikael A.: *Adaptive modellbasierte prädiktive Regelung einer Kleinwärmepumpenanlage*. ETH Zurich, 2006. – ISBN 3909386679
- [Blockwitz et al. 2012] BLOCKWITZ, Torsten ; OTTER, Martin ; AKESSON, Johan ; ARNOLD, Martin ; CLAUSS, Christoph ; ELMQVIST, Hilding ; FRIEDRICH, Markus ; JUNGHANN, Andreas ; MAUSS, Jakob ; NEUMERKEL, Dietmar ; OLSSON, Hans ; VIEL, Antoine: Functional Mockup Interface 2.0: The Standard for Tool independent Exchange of Simulation Models. In: *Proceedings*, 2012, S. 173–184
- [Blum et al. 2019] BLUM, D. H. ; ARENDT, K. ; RIVALIN, L. ; PIETTE, M. A. ; WETTER, M. ; VEJE, C. T.: Practical factors of envelope model setup and their effects on the performance of model predictive control for building heating, ventilating, and air conditioning systems. In: *Applied Energy* 236 (2019), S. 410–425. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.11.093>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2018.11.093. – ISSN 0306–2619
- [Blum et al. 2021] BLUM, David ; ARROYO, Javier ; HUANG, Sen ; DRGOÑA, Ján ; JORISSEN, Filip ; WALNUM, Harald T. ; CHEN, Yan ; BENNE, Kyle ; VRABIE, Draguna ; WETTER, Michael ; HELSEN, Lieve: Building optimization testing framework (BOPTTEST) for simulation-based benchmarking of control strategies in buildings. In: *Journal of Building Performance Simulation* 14 (2021), Nr. 5, S. 586–610. <http://dx.doi.org/10.1080/19401493.2021.1986574>. – DOI 10.1080/19401493.2021.1986574. – ISSN 1940–1493
- [Blum et al. 2020] BLUM, David ; JORISSEN, Filip ; HUANG, Sen ; CHEN, Yan ; ARROYO, Javier ; BENNE, Kyle ; LI, Yanfei ; GAVAN, Valentin ; RIVALIN, Lisa ; HELSEN, Lieve ; VRABIE, Draguna ; WETTER, Michael ; SOFOS, Marina: Prototyping The BOPTTEST Framework For Simulation-Based Testing Of Advanced Control Strategies In Buildings. In: CORRADO, Vincenzo (Hrsg.) ; FABRIZIO, Enrico (Hrsg.) ; GASPARELLA, Andrea (Hrsg.) ; PATUZZI, Francesco (Hrsg.): *Proceedings of Building Simulation 2019: 16th Conference of IBPSA, IBPSA, 2020* (Building Simulation Conference proceedings), S. 2737–2744
- [Blum et al. 2022] BLUM, David ; WANG, Zhe ; WEYANDT, Chris ; KIM, Donghun ; WETTER, Michael ; HONG, Tianzhen ; PIETTE, Mary A.: Field demonstration and implementation analysis of model predictive control in an office HVAC system. In: *Applied Energy* 318 (2022), S. 119104. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119104>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2022.119104. – ISSN 0306–2619
- [Blum und Wetter 2017] BLUM, David ; WETTER, Michael: MPCPy: An open-source software platform for model predictive control in buildings. In: IBPSA (Hrsg.): *Proceedings of the 15th IBPSA Conference San Francisco 2017*. 2017, S. 1694–1703

- [BMWK 2021] BMWK: Energieeffizienz in Zahlen: Entwicklungen und Trends in Deutschland. (2021)
- [Bode et al. 2019] BODE, Gerrit ; BARANSKI, Marc ; SCHRAVEN, Markus ; KÜMPEL, Alexander ; STORREK, Thomas ; NÜRENBERG, Markus ; MÜLLER, Dirk ; ROTHE, Andreas ; ZIEGELDORF, Jan H. ; FÜTTERER, Johannes ; SCHEUFFELE, Bernd: Cloud, wireless technology, internet of things: the next generation of building automation systems? In: *Journal of Physics: Conference Series* 1343 (2019), Nr. 1, S. 012059. <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1343/1/012059>. – DOI 10.1088/1742-6596/1343/1/012059. – ISSN 1742-6588
- [Bode et al. 2018] BODE, Gerrit ; FÜTTERER, Johannes ; MÜLLER, Dirk: Mode and storage load based control of a complex building system with a geothermal field. In: *Energy and Buildings* 158 (2018), S. 1337-1345. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.11.026>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2017.11.026. – ISSN 0378-7788
- [Bohn et al. 2021] BÖHN, Eivind ; GROS, Sebastien ; MOE, Signe ; JOHANSEN, Tor A.: Reinforcement Learning of the Prediction Horizon in Model Predictive Control. In: *IFAC-PapersOnLine* 54 (2021), Nr. 6, S. 314-320. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.08.563>. – DOI 10.1016/j.ifacol.2021.08.563. – ISSN 2405-8963
- [Bohne 2022] BOHNE, Dirk: *Gebäudetechnik und Technischer Ausbau von Gebäuden*. 12. Auflage. Wiesbaden und Heidelberg : Springer Vieweg, 2022 <http://www.springer.com/>. – ISBN 9783658374877
- [Booy et al. 2008] BOOY, Darren ; LIU, K ; QIAO, B ; GUY, C: A semiotic multi-agent system for intelligent building control. In: *Proceedings of the 1st international conference on Ambient media and systems*. 2008, S. 24-31
- [Boyd 2010] BOYD, Stephen: Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers. In: *Foundations and Trends® in Machine Learning* 3 (2010), Nr. 1, 1-122. <http://dx.doi.org/10.1561/22000000016>. – DOI 10.1561/22000000016. – ISSN 1935-8237
- [Brewka 1996] BREWKA, Gerd: Artificial intelligence—a modern approach by Stuart Russell and Peter Norvig, Prentice Hall. Series in Artificial Intelligence, Englewood Cliffs, NJ. In: *The Knowledge Engineering Review* 11 (1996), Nr. 1, S. 78-79. <http://dx.doi.org/10.1017/S0269888900007724>. – DOI 10.1017/S0269888900007724. – ISSN 0269-8889
- [Buffa et al. 2021] BUFFA, Simone ; FOULADFAR, Mohammad H. ; FRANCHINI, Giuseppe ; LOZANO GABARRE, Ismael ; ANDRÉS CHICOTE, Manuel: Advanced Control and Fault Detection Strategies for District Heating and Cooling Systems—A Review. In: *Applied Sciences* 11 (2021), Nr. 1, S. 455. <http://dx.doi.org/10.3390/app11010455>. – DOI 10.3390/app11010455
- [Bundestag 2021] BUNDESTAG: *Bundes-Klimaschutzgesetz (KSG)*. 2021

- [Bynum et al. 2021] BYNUM, Michael L. ; HACKEBEIL, Gabriel A. ; HART, William E. ; LAIRD, Carl D. ; NICHOLSON, Bethany L. ; SIROLA, John D. ; WATSON, Jean-Paul ; WOODRUFF, David L.: Pyomo — Optimization Modeling in Python. 67 (2021). <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-68928-5>. – DOI 10.1007/978-3-030-68928-5
- [Cai et al. 2016] CAI, Jie ; KIM, Donghun ; JARAMILLO, Rita ; BRAUN, James E. ; HU, Jianghai: A general multi-agent control approach for building energy system optimization. In: *Energy and Buildings* 127 (2016), S. 337–351. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.05.040>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2016.05.040. – ISSN 0378-7788
- [Cai et al. 2023] CAI, Xiaoye ; SCHILD, Thomas ; KÜMPEL, Alexander ; MÜLLER, Dirk ; MODI: A Structured Development Process of Mode-Based Control Algorithms in the Early Design Stage of Building Energy Systems. In: *Buildings* 13 (2023), Nr. 2, S. 267. <http://dx.doi.org/10.3390/buildings13020267>. – DOI 10.3390/buildings13020267
- [Camponogara et al. 2020] CAMPONOGARA, Eduardo ; SCHERER, Helton ; BIEGLER, Lorenz ; GROSSMANN, Ignacio: Hierarchical decompositions for MPC of resource constrained control systems: applications to building energy management. In: *Optimization and Engineering* 22 (2020), Nr. 1, S. 187–215. <http://dx.doi.org/10.1007/s11081-020-09506-x>. – DOI 10.1007/s11081-020-09506-x. – ISSN 1389-4420
- [Ceccolini und Sangi 2022] CECCOLINI, Clara ; SANGI, Roozbeh: Benchmarking Approaches for Assessing the Performance of Building Control Strategies: A Review. In: *Energies* 15 (2022), Nr. 4, S. 1270. <http://dx.doi.org/10.3390/en15041270>. – DOI 10.3390/en15041270
- [Chandan und Alleyne 2013] CHANDAN, Vikas ; ALLEYNE, Andrew: Optimal Partitioning for the Decentralized Thermal Control of Buildings. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 21 (2013), Nr. 5, S. 1756–1770. <http://dx.doi.org/10.1109/TCST.2012.2219308>. – DOI 10.1109/TCST.2012.2219308. – ISSN 1063-6536
- [Chanfreut et al. 2021] CHANFREUT, Paula ; MAESTRE, José M. ; CAMACHO, Eduardo F.: A survey on clustering methods for distributed and networked control systems. In: *Annual Reviews in Control* 52 (2021), S. 75–90. <http://dx.doi.org/10.1016/j.arcontrol.2021.08.002>. – DOI 10.1016/j.arcontrol.2021.08.002. – ISSN 1367-5788
- [Chikasha und Dube 2017] CHIKASHA, Piwai N. ; DUBE, Chioniso: Adaptive Model Predictive Control of a Quadrotor. In: *IFAC-PapersOnLine* 50 (2017), Nr. 2, S. 157–162. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.12.029>. – DOI 10.1016/j.ifacol.2017.12.029. – ISSN 2405-8963
- [Cigler et al. 2013a] CIGLER, Jiří ; GYALISTRAS, Dimitrios ; ŠIROKY, Jan ; TIET, V. ; FERKL, Lukaš: Beyond theory: the challenge of implementing model predictive control in buildings. In: *Proceedings of 11th Rehva world congress, Clima* Bd. 250, 2013
- [Cigler et al. 2013b] CIGLER, Jiri ; SIROKY, Jan ; KORDA, Milan ; JONES, Colin: On the selection of the most appropriate MPC problem formulation for buildings. In: *11th REHVA World Congress CLIMA 2013*, 2013

- [Coelho et al. 2017] COELHO, Vitor N. ; COHEN, Miri W. ; COELHO, Igor M. ; LIU, Nian ; GUIMARÃES, Frederico G.: Multi-agent systems applied for energy systems integration: State-of-the-art applications and trends in microgrids. In: *Applied Energy* 187 (2017), S. 820–832. – ISSN 0306–2619
- [Cohen 1978] COHEN, G.: Optimization by decomposition and coordination: A unified approach. In: *IEEE Transactions on Automatic Control* 23 (1978), Nr. 2, S. 222–232. <http://dx.doi.org/10.1109/TAC.1978.1101718>. – DOI 10.1109/TAC.1978.1101718. – ISSN 0018–9286
- [de Coninck et al. 2016] CONINCK, Roel de ; MAGNUSSON, Fredrik ; ÅKESSON, Johan ; HELSEN, Lieve: Toolbox for development and validation of grey-box building models for forecasting and control. In: *Journal of Building Performance Simulation* 9 (2016), Nr. 3, S. 288–303. <http://dx.doi.org/10.1080/19401493.2015.1046933>. – DOI 10.1080/19401493.2015.1046933. – ISSN 1940–1493
- [Constantin et al. 2017] CONSTANTIN, Ana ; LÖWEN, Artur ; PONCI, Ferdinanda ; MÜLLER, Dirk ; MONTI, Antonello: Design, Implementation and Demonstration of Embedded Agents for Energy Management in Non-Residential Buildings. In: *Energies* 10 (2017), Nr. 8, S. 1106
- [Copp und Hespanha 2014] COPP, David A. ; HESPANHA, Joao P.: Nonlinear output-feedback model predictive control with moving horizon estimation. In: *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, IEEE, 2014. – ISBN 978–1–4673–6090–6, S. 3511–3517
- [Dantzig 1963] DANTZIG, George: *Linear programming and extensions*. Princeton university press, 1963. – ISBN 1400884179
- [Di Xie et al. 2018] DI XIE ; YU, Liang ; JIANG, Tao ; ZOU, Yulong: Distributed Energy Optimization for HVAC Systems in University Campus Buildings. In: *IEEE Access* 6 (2018), S. 59141–59151. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2872589>. – DOI 10.1109/ACCESS.2018.2872589. – ISSN 2169–3536
- [Dittmar und Pfeiffer 2006] DITTMAR, Rainer ; PFEIFFER, Bernd-Markus: Modellbasierte prädiktive Regelung in der industriellen Praxis (industrial application of model predictive control). In: *at-Automatisierungstechnik* 54 (2006), Nr. 12, S. 590–601. – ISSN 0178–2312
- [Dorri et al. 2018] DORRI, Ali ; KANHERE, Salil S. ; JURDAK, Raja: Multi-Agent Systems: A Survey. In: *IEEE Access* 6 (2018), S. 28573–28593. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2831228>. – DOI 10.1109/ACCESS.2018.2831228. – ISSN 2169–3536
- [Dote und Ovaska 2001] DOTE, Yasuhiko ; OVASKA, Seppo J.: Industrial applications of soft computing: a review. In: *Proceedings of the IEEE* 89 (2001), Nr. 9, S. 1243–1265. – ISSN 0018–9219
- [Dounis und Caraiscos 2009] DOUNIS, A. I. ; CARAISCOS, C.: Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment—A review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13 (2009), Nr. 6-7, S. 1246–1261. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.015>. – DOI 10.1016/j.rser.2008.09.015. – ISSN 1364–0321
- [Drgoña et al. 2020] DRGOÑA, Ján ; ARROYO, Javier ; CUPEIRO FIGUEROA, Iago ; BLUM, David ; ARENDT, Krzysztof ; KIM, Donghun ; OLLÉ, Enric P. ; ORAVEC, Juraj ; WETTER, Michael ; VRA-

- BIE, Draguna L. ; HELSEN, Lieve: All you need to know about model predictive control for buildings. In: *Annual Reviews in Control* 50 (2020), S. 190–232. <http://dx.doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.09.001>. – DOI 10.1016/j.arcontrol.2020.09.001. – ISSN 1367–5788
- [Drgoña et al. 2018] DRGOÑA, Ján ; PICARD, Damien ; KVASNICA, Michal ; HELSEN, Lieve: Approximate model predictive building control via machine learning. In: *Applied Energy* 218 (2018), S. 199–216. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.156>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2018.02.156. – ISSN 0306–2619
- [Duan et al. 2012] DUAN, Yong ; CUI, Bao X. ; XU, Xin H.: A multi-agent reinforcement learning approach to robot soccer. In: *Artificial Intelligence Review* 38 (2012), Nr. 3, S. 193–211. <http://dx.doi.org/10.1007/s10462-011-9244-8>. – DOI 10.1007/s10462-011-9244-8. – ISSN 0269–2821
- [Durfee et al. 1989] DURFEE, E. H. ; LESSER, V. R. ; CORKILL, D. D.: Trends in cooperative distributed problem solving. In: *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 1 (1989), Nr. 1, S. 63–83. <http://dx.doi.org/10.1109/69.43404>. – DOI 10.1109/69.43404. – ISSN 10414347
- [Elliott und Rasmussen 2015] ELLIOTT, Matthew ; RASMUSSEN, Bryan P.: Optimal setpoints for HVAC systems via iterative cooperative neighbor communication. In: *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 137 (2015), Nr. 1, S. 011006. – ISSN 0022–0434
- [Eser et al. 2022] ESER, Steffen ; STOFFEL, Phillip ; KUMPEL, Alexander ; MULLER, Dirk: Distributed model predictive control of a nonlinear building energy system using consensus ADMM. In: *2022 30th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, IEEE, 2022. – ISBN 978–1–6654–0673–4, S. 902–907
- [Ferber 1999] FERBER, Jacques: *Multi-agent systems: An introduction to distributed artificial intelligence*. Harlow : Addison-Wesley, 1999. – ISBN 0201360489
- [Fernandez et al. 2018] FERNANDEZ, Nick ; KATIPAMULA, Srinivas ; WANG, Weimin ; XIE, Yulong ; ZHAO, Mingjie: Energy savings potential from improved building controls for the US commercial building sector. In: *Energy Efficiency* 11 (2018), Nr. 2, S. 393–413. <http://dx.doi.org/10.1007/s12053-017-9569-5>. – DOI 10.1007/s12053-017-9569-5. – ISSN 1570–646X
- [Fichera et al. 2018] FICHERA, Alberto ; PLUCHINO, Alessandro ; VOLPE, Rosaria: A multi-layer agent-based model for the analysis of energy distribution networks in urban areas. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 508 (2018), S. 710–725. <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2018.05.124>. – DOI 10.1016/j.physa.2018.05.124
- [Flach et al. 2019] FLACH, Matthias ; GLÜCK, Felix ; KNAPP, Thomas ; OPPERMAN, Jens ; SCHMIED, Stephan ; BARANSKI, Marc ; KÜMPEL, Alexander ; MATHIS, Paul ; MATTHES, Peter ; TEICHMANN, Jens ; MÜLLER, Dirk: *Zukünftige hydraulische Systeme für die Verteilung von Wärme und Kälte in modernen neuen oder sanierten Gebäuden mit unterschiedlichen Abnehmern und Erzeugern [ZUGABE] : Abschlussbericht zum Verbundvorhaben : gemeinschaftlicher Abschlussbericht über alle Teilprojekte : Projektlaufzeit: 06/2015-12/2018*

- [Forbes et al. 2015] FORBES, Michael G. ; PATWARDHAN, Rohit S. ; HAMADAH, Hamza ; GOPALUNI, R. B.: Model Predictive Control in Industry: Challenges and Opportunities. In: *IFAC PapersOnLine* 48 (2015), Nr. 8, S. 531–538. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.09.022>. – DOI 10.1016/j.ifacol.2015.09.022. – ISSN 2405–8963
- [Fritzson und Engelson 1998] FRITZSON, Petet (Hrsg.) ; ENGELSON, Vadim (Hrsg.): *Modelica—A unified object-oriented language for system modeling and simulation*. Springer, 1998
- [Fütterer et al. 2013] FÜTTERER, Johannes ; CONSTANTIN, Ana ; SCHMIDT, Martin ; STREBLOW, Rita ; MÜLLER, Dirk ; KOSMATOPOULOS, Elias: A multifunctional demonstration bench for advanced control research in buildings—Monitoring, control, and interface system. In: *IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2013, S. 5696–5701
- [Fütterer 2018] FÜTTERER, Johannes P.: *Tuning of PID Controllers within Building Energy Systems*, Universitätsbibliothek der RWTH Aachen, Diss., 2018. <http://dx.doi.org/10.18154/RWTH-2017-10490>. – DOI 10.18154/RWTH-2017-10490
- [Gao et al. 2019] GAO, Hao ; KOCH, Christian ; WU, Yupeng: Building information modelling based building energy modelling: A review. In: *Applied Energy* 238 (2019), S. 320–343. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.032>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2019.01.032. – ISSN 0306–2619
- [Gardezi und Hasan 2018] GARDEZI, Muhammad Saleh M. ; HASAN, Ammar: Machine Learning Based Adaptive Prediction Horizon in Finite Control Set Model Predictive Control. In: *IEEE Access* 6 (2018), S. 32392–32400. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2839519>. – DOI 10.1109/ACCESS.2018.2839519. – ISSN 2169–3536
- [Gatti et al. 2014] GATTI, Maíra ; CAVALIN, Paulo ; NETO, Samuel B. ; PINHANEZ, Claudio ; DOS SANTOS, Cícero ; GRIBEL, Daniel ; APPEL, Ana P.: Large-Scale Multi-agent-Based Modeling and Simulation of Microblogging-Based Online Social Network. Version: 2014. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-54783-6_{_}2. In: ALAM, Shah J. (Hrsg.) ; VAN PARUNAK, H. D. (Hrsg.): *Multi-Agent-Based Simulation XIV* Bd. 8235. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2014. – DOI 10.1007/978-3-642-54783-6_2. – ISBN 978-3-642-54782-9, S. 17–33
- [Ghiassi und Saidane 2005] GHIASSI, M. ; SAIDANE, H.: A dynamic architecture for artificial neural networks. In: *Neurocomputing* 63 (2005), S. 397–413. <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2004.03.014>. – DOI 10.1016/j.neucom.2004.03.014. – ISSN 09252312
- [Gholaminejad et al. 2016] GHOLAMINEJAD, Tahereh ; KHAKI-SEDIGH, Ali ; BAGHERI, Peyman: Adaptive tuning of model predictive control based on analytical results. In: *2016 4th International Conference on Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA)*, IEEE, 2016. – ISBN 978-1-4673-8704-0, S. 226–232
- [Gholamzadehmira et al. 2020] GHOLAMZADEHMIR, Maryam ; DEL PERO, Claudio ; BUFFA, Simone ; FEDRIZZI, Roberto ; ASTE, Niccolò: Adaptive-predictive control strategy for HVAC systems in

- smart buildings – A review. In: *Sustainable Cities and Society* 63 (2020), S. 102480. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scs.2020.102480>. – DOI 10.1016/j.scs.2020.102480. – ISSN 22106707
- [Girmscheid und Lunze 2010] GIRMSCHIED, Gerhard ; LUNZE, David: *Nachhaltig optimierte Gebäude: Energetischer Baukasten, Leistungsbündel und Life-Cycle-Leistungsangebote*. 1. Aufl. Berlin und Heidelberg : Springer, 2010 (VDI - Buch). – ISBN 9783642138522
- [Gorecki et al. 2015] GORECKI, Tomasz T. ; QURESHI, Faran A. ; JONES, Colin N.: OpenBuild : An integrated simulation environment for building control. In: *2015 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, IEEE, 2015. – ISBN 978-1-4799-7787-1, S. 1522–1527
- [Graveto et al. 2022] GRAVETO, Vitor ; CRUZ, Tiago ; SIMÕES, Paulo: Security of Building Automation and Control Systems: Survey and future research directions. In: *Computers & Security* 112 (2022), S. 102527. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cose.2021.102527>. – DOI 10.1016/j.cose.2021.102527. – ISSN 01674048
- [Gray 1993] GRAY, Jim: *Database and Transaction Processing Performance Handbook*. <http://jimgray.azurewebsites.net/benchmarkhandbook/chapter1.pdf>, 1993
- [Gyalistras et al. 2010] GYALISTRAS, Dimitrios ; GWERDER, Markus ; OLDEWURTEL, Frauke ; JONES, Colin N. ; MORARI, Manfred ; LEHMANN, Beat ; WIRTH, Katherina ; STAUCH, Vanessa: Analysis of Energy Savings Potentials for Integrated Room Automation. In: *Clima-RHEVA World Congress* (2010). https://infoscience.epfl.ch/record/169732/files/Gyal_10_Proc-Clima2010.pdf
- [Halhouli Merabet et al. 2021] HALHOULI MERABET, Ghezlane ; ESSAAIDI, Mohamed ; BEN HADDOU, Mohamed ; QOLOMANY, Basheer ; QADIR, Junaid ; ANAN, Muhammad ; AL-FUQAHA, Ala ; ABID, Mohamed R. ; BENHADDOU, Driss: Intelligent building control systems for thermal comfort and energy-efficiency: A systematic review of artificial intelligence-assisted techniques. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 144 (2021), S. 110969. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2021.110969>. – DOI 10.1016/j.rser.2021.110969. – ISSN 1364–0321
- [Harb et al. 2016] HARB, Hassan ; BOYANOV, Neven ; HERNANDEZ, Luis ; STREBLOW, Rita ; MÜLLER, Dirk: Development and validation of grey-box models for forecasting the thermal response of occupied buildings. In: *Energy and Buildings* 117 (2016), S. 199–207. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.02.021>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2016.02.021. – ISSN 0378–7788
- [Hentzelt et al. 2014] HENTZELT, Sebastian ; KLINGLER, Andreas ; GRAICHEN, Knut: Experimental results for distributed model predictive control applied to a water distribution system. In: *2014 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC)*, IEEE, 2014. – ISBN 978-1-4799-7406-1, S. 1100–1106
- [Himeur et al. 2023] HIMEUR, Yassine ; ELNOUR, Mariam ; FADLI, Fodil ; MESKIN, Nader ; PETRI, Ioan ; REZGUI, Yacine ; BENSAAI, Faycal ; AMIRA, Abbes: AI-big data analytics for building automation and management systems: a survey, actual challenges and future perspectives.

- In: *Artificial intelligence review* 56 (2023), Nr. 6, S. 4929–5021. <http://dx.doi.org/10.1007/s10462-022-10286-2>. – DOI 10.1007/s10462-022-10286-2. – ISSN 0269-2821
- [Homod et al. 2010] HOMOD, Raad Z. ; SAHARI, Khairul Salleh M. ; MOHAMED, Haider A. F. ; NAGI, Farrukh: Hybrid PID-cascade control for HVAC system. In: *International journal of systems control* 1 (2010), Nr. 4, S. 170–175. – ISSN 1737-927X
- [Hora und Campos 2015] HORA, Joana ; CAMPOS, Pedro: A review of performance criteria to validate simulation models. In: *Expert Systems* 32 (2015), Nr. 5, S. 578–595. <http://dx.doi.org/10.1111/exsy.12111>. – DOI 10.1111/exsy.12111. – ISSN 0266-4720
- [Hou et al. 2019] HOU, Jun ; SONG, Ziyou ; HOFMANN, Heath ; SUN, Jing: Adaptive model predictive control for hybrid energy storage energy management in all-electric ship microgrids. In: *Energy Conversion and Management* 198 (2019), S. 111929. – ISSN 0196-8904
- [Hou et al. 2017] HOU, Xiaodong ; XIAO, Yingying ; CAI, Jie ; HU, Jianghai ; BRAUN, James E.: Distributed model predictive control via Proximal Jacobian ADMM for building control applications. In: *2017 American Control Conference (ACC)*, IEEE, 2017. – ISBN 978-1-5090-5992-8, S. 37–43
- [Houska und Shi 2022] HOUSKA, Boris ; SHI, Jiahe: Distributed MPC with ALADIN—A Tutorial. In: *2022 American Control Conference (ACC)*, IEEE, 2022. – ISBN 978-1-6654-5196-3, S. 358–363
- [Huber 2016] HUBER, Max: *Agentenbasierte Gebäudeautomation raumlufttechnischer Anlagen: Agent based building automation of HVAC systems*. E. ON Energy Research Center, RWTH Aachen University, 2016. – ISBN 3942789418
- [Hurtado et al. 2014] HURTADO, L.A. ; NGUYEN, P.H. ; KLING, W.L.: Agent-based control for building energy management in the smart grid framework. In: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Europe 2014*. 2014, S. 1–6
- [Husaunndee et al. 1997] HUSAUNNDEE, A. ; LAHRECH, R. ; VAEZI-NEJAD, H. ; VISIER, J. C.: SIMBAD: A simulation toolbox for the design and test of HVAC control systems. In: *Proceedings of the 5th international IBPSA conference* Bd. 2, 1997, S. 269–276
- [Jalal und Rasmussen 2017] JALAL, Rawand E. ; RASMUSSEN, Bryan P.: Limited-Communication Distributed Model Predictive Control for Coupled and Constrained Subsystems. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 25 (2017), Nr. 5, S. 1807–1815. <http://dx.doi.org/10.1109/TCST.2016.2615088>. – DOI 10.1109/TCST.2016.2615088. – ISSN 1063-6536
- [Jiang und Jiang 2014] JIANG, Yichuan ; JIANG, J. C.: Understanding Social Networks From a Multi-agent Perspective. In: *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems* 25 (2014), Nr. 10, S. 2743–2759. <http://dx.doi.org/10.1109/TPDS.2013.254>. – DOI 10.1109/TPDS.2013.254. – ISSN 1045-9219
- [Jiménez et al. 2008] JIMÉNEZ, M. J. ; MADSEN, H. ; ANDERSEN, K. K.: Identification of the main thermal characteristics of building components using MATLAB. In: *Building and Environment*

- 43 (2008), Nr. 2, S. 170–180. <http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2006.10.030>. – DOI 10.1016/j.buildenv.2006.10.030. – ISSN 0360–1323
- [Joe und Karava 2019] JOE, Jaewan ; KARAVA, Panagiota: A model predictive control strategy to optimize the performance of radiant floor heating and cooling systems in office buildings. In: *Applied Energy* 245 (2019), S. 65–77. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.209>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2019.03.209. – ISSN 0306–2619
- [Jorissen et al. 2019] JORISSEN, F. ; BOYDENS, W. ; HELSEN, L.: Model implementation and verification of the envelope, HVAC and controller of an office building in Modelica. In: *Journal of Building Performance Simulation* 12 (2019), Nr. 4, S. 445–464. <http://dx.doi.org/10.1080/19401493.2018.1544277>. – DOI 10.1080/19401493.2018.1544277. – ISSN 1940–1493
- [Jorissen 2018] JORISSEN, Filip: Toolchain for optimal control and design of energy systems in buildings. (2018)
- [Judkoff 1988] JUDKOFF, R. D.: Validation of building energy analysis simulation programs at the solar energy research institute. In: *Energy and Buildings* 10 (1988), Nr. 3, S. 221–239. [http://dx.doi.org/10.1016/0378-7788\(88\)90008-4](http://dx.doi.org/10.1016/0378-7788(88)90008-4). – DOI 10.1016/0378-7788(88)90008-4. – ISSN 0378–7788
- [Julier und Uhlmann 2004] JULIER, S. J. ; UHLMANN, J. K.: Unscented Filtering and Nonlinear Estimation. In: *Proceedings of the IEEE* 92 (2004), Nr. 3, S. 401–422. <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2003.823141>. – DOI 10.1109/JPROC.2003.823141. – ISSN 0018–9219
- [Junghans und Woo 2021] JUNGHANS, Lars ; WOO, Deok-Oh: Introduction of a plug and play model predictive control to predict room temperatures. In: *Journal of Building Engineering* 43 (2021), S. 102578. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102578>. – DOI 10.1016/j.jobe.2021.102578. – ISSN 2352–7102
- [Kalman 1960] KALMAN, R. E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Journal of Basic Engineering* 82 (1960), Nr. 1, S. 35–45. <http://dx.doi.org/10.1115/1.3662552>. – DOI 10.1115/1.3662552. – ISSN 0021–9223
- [Kardos et al. 2019] KARDOS, Tamás ; KUTASI, Dénes N. ; GYÖRGY, Katalin: Control strategies for HVAC systems. In: *2019 IEEE 19th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics and 7th IEEE International Conference on Recent Achievements in Mechatronics, Automation, Computer Sciences and Robotics (CINTI-MACRo)*, 2019, S. 000065–000070
- [Kathirgamanathan et al. 2021] KATHIRGAMANATHAN, Anjukan ; ROSA, Mattia D. ; MANGINA, Eleni ; FINN, Donal P.: Data-driven Predictive Control for Unlocking Building Energy Flexibility: A Review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 135 (2021), 110120. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2020.110120>. – DOI 10.1016/j.rser.2020.110120. – ISSN 1364–0321
- [Kavgic et al. 2015] KAVGIC, Miroslava ; HILLIARD, Trent ; SWAN, Lukas: Opportunities for Implementation of MPC in Commercial Buildings. In: *Energy Procedia* 78 (2015), S. 2148–2153.

- <http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2015.11.300>. – DOI 10.1016/j.egypro.2015.11.300. – ISSN 1876–6102
- [Killian und Kozek 2016] KILLIAN, M. ; KOZEK, M.: Ten questions concerning model predictive control for energy efficient buildings. In: *Building and Environment* 105 (2016), S. 403–412. – ISSN 0360–1323
- [Killingsworth und Krstic 2006] KILLINGSWORTH, Nick ; KRSTIC, Miroslav: PID tuning using extremum seeking: online, model-free performance optimization. In: *IEEE Control Systems* 26 (2006), Nr. 1, S. 70–79. <http://dx.doi.org/10.1109/MCS.2006.1580155>. – DOI 10.1109/MCS.2006.1580155. – ISSN 1066–033X
- [Kim et al.] KIM, Jong W. ; KRAUSCH, Niels ; AIZPURU, Judit ; BARZ, Tilman ; LUCIA, Sergio ; NEUBAUER, Peter ; BOURNAZOU, Mariano Nicolas C.: *Model predictive control and moving horizon estimation for adaptive optimal bolus feeding in high-throughput cultivation of E. coli*. <http://arxiv.org/pdf/2203.07211v1>
- [Kircher und Zhang 2016] KIRCHER, Kevin J. ; ZHANG, K. M.: Testing building controls with the BLDG toolbox. In: *2016 American Control Conference (ACC)*, IEEE, 2016. – ISBN 978–1–4673–8682–1, S. 1472–1477
- [Kirn 2002] KIRN, Stefan: Kooperierende intelligente Softwareagenten. In: *Wirtschaftsinformatik* 44 (2002), Nr. 1, S. 53–63. <http://dx.doi.org/10.1007/BF03251465>. – DOI 10.1007/BF03251465. – ISSN 0937–6429
- [Kiurnarsi et al. 2018] KIUMARSI, Bahare ; VAMVOUDAKIS, Kyriakos G. ; MODARES, Hamidreza ; LEWIS, Frank L.: Optimal and Autonomous Control Using Reinforcement Learning: A Survey. In: *IEEE transactions on neural networks and learning systems* 29 (2018), Nr. 6, S. 2042–2062. <http://dx.doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2773458>. – DOI 10.1109/TNNLS.2017.2773458
- [Klein et al. 2012] KLEIN, Laura ; KWAK, Jun-young ; KAVULYA, Geoffrey ; JAZIZADEH, Farrokh ; BECERIK-GERBER, Burcin ; VARAKANTHAM, Pradeep ; TAMBE, Milind: Coordinating occupant behavior for building energy and comfort management using multi-agent systems. In: *Automation in Construction* 22 (2012), S. 525–536. <http://dx.doi.org/10.1016/j.autcon.2011.11.012>. – DOI 10.1016/j.autcon.2011.11.012. – ISSN 09265805
- [Klopot et al. 2018] KLOPOT, Tomasz ; SKUPIN, Piotr ; METZGER, Mieczyslaw ; GRELEWICZ, Patryk: Tuning strategy for dynamic matrix control with reduced horizons. In: *ISA transactions* 76 (2018), S. 145–154. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isatra.2018.03.003>. – DOI 10.1016/j.isatra.2018.03.003
- [Kong et al. 2022] KONG, Meng ; DONG, Bing ; ZHANG, Rongpeng ; O'NEILL, Zheng: HVAC energy savings, thermal comfort and air quality for occupant-centric control through a side-by-side experimental study. In: *Applied Energy* 306 (2022), S. 117987. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117987>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2021.117987. – ISSN 0306–2619

- [Kong et al. 2019] KONG, Xiaobing ; LIU, Xiangjie ; MA, Lele ; LEE, Kwang Y.: Hierarchical Distributed Model Predictive Control of Standalone Wind/Solar/Battery Power System. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 49 (2019), Nr. 8, S. 1570–1581. <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.2019.2897646>. – DOI 10.1109/TSMC.2019.2897646. – ISSN 2168–2216
- [Kotzur et al. 2021] KOTZUR, Leander ; NOLTING, Lars ; HOFFMANN, Maximilian ; GROSS, Theresa ; SMOLENKO, Andreas ; PRIESMANN, Jan ; BÜSING, Henrik ; BEER, Robin ; KULLMANN, Felix ; SINGH, Bismark ; PRAKTIKNJO, Aaron ; STOLTEN, Detlef ; ROBINIUS, Martin: A modeler's guide to handle complexity in energy systems optimization. In: *Advances in Applied Energy* 4 (2021), S. 100063. <http://dx.doi.org/10.1016/j.adapen.2021.100063>. – DOI 10.1016/j.adapen.2021.100063. – ISSN 26667924
- [Kühl et al. 2011] KÜHL, Peter ; DIEHL, Moritz ; KRAUS, Tom ; SCHLÖDER, Johannes P ; BOCK, Hans G.: A real-time algorithm for moving horizon state and parameter estimation. In: *Computers & Chemical Engineering* 35 (2011), Nr. 1, S. 71–83. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compchemeng.2010.07.012>. – DOI 10.1016/j.compchemeng.2010.07.012. – ISSN 0098–1354
- [Kümpel et al. 2019a] KÜMPEL, Alexander ; STINNER, Florian ; GAUCH, Bastian ; BARANSKI, Marc ; MÜLLER, Dirk: A Representative Simulation Model for Benchmarking Building Control Strategies. In: AL-HUSSEIN, Mohamed (Hrsg.): *Proceedings of the 36th International Symposium on Automation and Robotics in Construction (ISARC)*, International Association for Automation and Robotics in Construction (IAARC), 2019 (Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction (IAARC))
- [Kümpel et al. 2021] KÜMPEL, Alexander ; STOFFEL, Phillip ; MÜLLER, Dirk: Self-adjusting model predictive control for modular subsystems in HVAC systems. In: *Journal of Physics: Conference Series* 2042 (2021), Nr. 1, S. 012037. <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/2042/1/012037>. – DOI 10.1088/1742-6596/2042/1/012037. – ISSN 1742–6588
- [Kümpel et al. 2022a] KÜMPEL, Alexander ; STOFFEL, Phillip ; MÜLLER, Dirk: Development of a Long-Term Operational Optimization Model for a Building Energy System Supplied by a Geothermal Field. In: *Journal of Thermal Science* (2022). <http://dx.doi.org/10.1007/s11630-022-1616-7>. – DOI 10.1007/s11630-022-1616-7. – ISSN 1003–2169
- [Kümpel et al. 2019b] KÜMPEL, Alexander ; STOREK, Thomas ; BARANSKI, Marc ; SCHUMACHER, Markus ; MÜLLER, Dirk: A cloud-based operation optimization of building energy systems using a hierarchical multi-agent control. In: *Journal of Physics: Conference Series* Bd. 1343, 2019, S. 012053
- [Kümpel et al. 2022b] KÜMPEL, Alexander ; TEICHMANN, Jens ; MATHIS, Paul ; MÜLLER, Dirk: Modular hydronic subsystem models for testing and improving control algorithms of air-handling units. In: *Journal of Building Engineering* 53 (2022), S. 104439. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jobe.2022.104439>. – DOI 10.1016/j.jobe.2022.104439. – ISSN 2352–7102

- [de La Prieta et al. 2019] LA PRIETA, Fernando de ; RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ, Sara ; CHAMOSO, Pablo ; CORCHADO, Juan M. ; BAJO, Javier: Survey of agent-based cloud computing applications. In: *Future Generation Computer Systems* 100 (2019), S. 223–236. <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2019.04.037>. – DOI 10.1016/j.future.2019.04.037. – ISSN 0167739X
- [Landau et al. 2011] LANDAU, Ioan D. ; LOZANO, Rogelio ; M'SAAD, Mohammed ; KARIMI, Alireza: *Adaptive Control: Algorithms, Analysis and Applications*. Second Edition. London : Springer London, 2011 (SpringerLink Bücher). <http://dx.doi.org/10.1007/978-0-85729-664-1>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-0-85729-664-1>. – ISBN 978-0-85729-664-1
- [Lauckner und Krimmling 2020] LAUCKNER, Gunter ; KRIMMLING, Jörn: *Raum- und Gebäudeautomation für Architekten und Ingenieure*. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-30143-9>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-30143-9>. – ISBN 978-3-658-30142-2
- [Lauster und Constantin 2017] LAUSTER, Moritz ; CONSTANTIN, Ana: Verification of a Low Order Building Model for the Modelica Library AixLib using ASHRAE Standard 140. In: *Proceedings of Building Simulation 2017: 15th Conference of IBPSA, IBPSA, 2017* (Building Simulation Conference proceedings)
- [Lianzhong und Zaheeruddin 2007] LIANZHONG, L. ; ZAHEERUDDIN, M.: Hybrid fuzzy logic control strategies for hot water district heating systems. In: *Building Services Engineering Research and Technology* 28 (2007), Nr. 1, S. 35–53. – ISSN 0143-6244
- [Long et al. 2016] LONG, Yushen ; LIU, Shuai ; XIE, Lihua ; JOHANSSON, Karl H.: A hierarchical distributed MPC for HVAC systems. In: *2016 American Control Conference (ACC)*, 2016, S. 2385–2390
- [Löwenstein et al. 2023] LÖWENSTEIN, Kristoffer F. ; BERNARDINI, Daniele ; FAGIANO, Lorenzo ; BEMPORAD, Alberto: Physics-informed online learning of gray-box models by moving horizon estimation. In: *European Journal of Control* (2023), S. 100861. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejcon.2023.100861>. – DOI 10.1016/j.ejcon.2023.100861. – ISSN 09473580
- [Lu et al. 2021] LU, Xiaonan ; CANNON, Mark ; KOKSAL-RIVET, Denis: Robust adaptive model predictive control: Performance and parameter estimation. In: *International Journal of Robust and Nonlinear Control* 31 (2021), Nr. 18, S. 8703–8724. <http://dx.doi.org/10.1002/rnc.5175>. – DOI 10.1002/rnc.5175. – ISSN 1049-8923
- [Lv et al. 2021] LV, Ruixin ; YUAN, Zhongyuan ; LEI, Bo ; ZHENG, Jiacheng ; LUO, Xiujing: Model Predictive Control with Adaptive Building Model for Heating Using the Hybrid Air-Conditioning System in a Railway Station. In: *Energies* 14 (2021), Nr. 7, S. 1996. <http://dx.doi.org/10.3390/en14071996>. – DOI 10.3390/en14071996
- [Lymperopoulos und Ioannou 2019] LYMPEROPOULOS, Georgios ; IOANNOU, Petros: Distributed adaptive control of multi-zone HVAC systems. In: *2019 27th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, 2019, S. 553–558

- [Ma et al. 2012] MA, Jingran ; QIN, Joe ; SALSBURY, Timothy ; XU, Peng: Demand reduction in building energy systems based on economic model predictive control. In: *Chemical Engineering Science* 67 (2012), Nr. 1, S. 92–100. – ISSN 0009–2509
- [Ma et al. 2014] MA, Jingran ; QIN, S. J. ; SALSBURY, Timothy: Application of economic MPC to the energy and demand minimization of a commercial building. In: *Journal of Process Control* 24 (2014), Nr. 8, S. 1282–1291. – ISSN 0959–1524
- [Ma et al. 2022] MA, Shunjian ; ZOU, Yuanyuan ; LI, Shaoyuan: Distributed model predictive control with priority coordination for limited supply multi-zone HVAC systems. In: *Journal of Process Control* 117 (2022), S. 157–168. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jprocont.2022.07.013>. – DOI 10.1016/j.jprocont.2022.07.013. – ISSN 0959–1524
- [Maddalena et al. 2020] MADDALENA, Emilio T. ; LIAN, Yingzhao ; JONES, Colin N.: Data-driven methods for building control—A review and promising future directions. In: *Control engineering practice* 95 (2020), S. 104211. <http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2019.104211>. – DOI 10.1016/j.conengprac.2019.104211. – ISSN 0967–0661
- [Maier et al. 2023] MAIER, Laura ; JANSEN, David ; WÜLLHORST, Fabian ; KREMER, Martin ; KÜMPEL, Alexander ; BLACHA, Tobias ; MÜLLER, Dirk: AixLib: an open-source Modelica library for compound building energy systems from component to district level with automated quality management. In: *Journal of Building Performance Simulation* (2023), S. 1–24. <http://dx.doi.org/10.1080/19401493.2023.2250521>. – DOI 10.1080/19401493.2023.2250521. – ISSN 1940–1493
- [Mariano-Hernández et al. 2021] MARIANO-HERNÁNDEZ, D. ; HERNÁNDEZ-CALLEJO, L. ; ZORITALLAMADRID, A. ; DUQUE-PÉREZ, O. ; SANTOS GARCÍA, E.: A review of strategies for building energy management system: Model predictive control, demand side management, optimization, and fault detect & diagnosis. In: *Journal of Building Engineering* 33 (2021), S. 101692. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101692>. – DOI 10.1016/j.jobe.2020.101692. – ISSN 2352–7102
- [Mařík et al. 2011] MAŘÍK, Karel ; ROJÍČEK, Jiří ; STLUKA, Petr ; VASS, Jiří: Advanced HVAC Control: Theory vs. Reality. In: *IFAC Proceedings Volumes* 44 (2011), Nr. 1, S. 3108–3113. <http://dx.doi.org/10.3182/20110828-6-IT-1002.03085>. – DOI 10.3182/20110828-6-IT-1002.03085. – ISSN 1474–6670
- [Mayne 2014] MAYNE, David Q.: Model predictive control: Recent developments and future promise. In: *Automatica* 50 (2014), Nr. 12, S. 2967–2986. – ISSN 0005–1098
- [Merz et al. 2018] MERZ, Hermann ; HANSEMANN, Thomas ; HÜBNER, Christof: *Building Automation: Communication systems with EIB/KNX, LON and BACnet*. 2nd ed. 2018. Cham : Springer International Publishing, 2018 (SpringerLink Bücher). <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-73223-7>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-73223-7>. – ISBN 9783319732237
- [Morari und H. Lee 1999] MORARI, Manfred ; H. LEE, Jay: Model predictive control: past, present and future. In: *Computers & Chemical Engineering* 23 (1999), Nr. 4-5, S. 667–682. [http://dx.doi.org/10.1016/S0098-5286\(99\)00100-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0098-5286(99)00100-0).

- [doi.org/10.1016/S0098-1354\(98\)00301-9](https://doi.org/10.1016/S0098-1354(98)00301-9). – DOI 10.1016/S0098-1354(98)00301-9. – ISSN 0098-1354
- [Mork et al. 2020] MORK, Maximilian ; KHONNEUX, André ; MÜLLER, Dirk: Hierarchical Model Predictive Control for complex building energy systems. In: *Bauphysik* 42 (2020), Nr. 6, S. 306–314. <http://dx.doi.org/10.1002/bapi.202000031>. – DOI 10.1002/bapi.202000031. – ISSN 0171-5445
- [Mork et al. 2022] MORK, Maximilian ; KHONNEUX, André ; MÜLLER, Dirk: Nonlinear Distributed Model Predictive Control for multi-zone building energy systems. In: *Energy and Buildings* 264 (2022), S. 112066. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112066>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2022.112066. – ISSN 0378-7788
- [Moroşan et al. 2010a] MOROŞAN, Petru-Daniel ; BOURDAIS, Romain ; DUMUR, Didier ; BUISSON, Jean: Building temperature regulation using a distributed model predictive control. In: *Energy and Buildings* 42 (2010), Nr. 9, S. 1445–1452. – ISSN 0378-7788
- [Moroşan et al. 2010b] MOROŞAN, Petru-Daniel ; BOURDAIS, Romain ; DUMUR, Didier ; BUISSON, Jean: Distributed model predictive control for building temperature regulation. In: *2010 American Control Conference Marriott Waterfront, Baltimore, MD, USA June 30-July 02, 2010*. 2010, S. 3174–3179
- [Moroşan et al. 2011a] MOROŞAN, Petru-Daniel ; BOURDAIS, Romain ; DUMUR, Didier ; BUISSON, Jean: Distributed MPC for multi-zone temperature regulation with coupled constraints. In: *IFAC Proceedings Volumes* 44 (2011), Nr. 1, S. 1552–1557. – ISSN 1474-6670
- [Moroşan et al. 2011b] MOROŞAN, Petru-Daniel ; BOURDAIS, Romain ; DUMUR, Didier ; BUISSON, Jean: A distributed MPC strategy based on Benders' decomposition applied to multi-source multi-zone temperature regulation. In: *Journal of Process Control* 21 (2011), Nr. 5, S. 729–737. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jprocont.2010.12.002>. – DOI 10.1016/j.jprocont.2010.12.002. – ISSN 0959-1524
- [Müller et al. 2016] MÜLLER, D. ; LAUSTER, M. ; CONSTANTIN, A. ; FUCHS, M. ; REMMEN, P.: AixLib-An open-source modelica library within the IEA-EBC annex 60 framework. In: *BauSIM 2016* (2016), S. 3–9
- [Müller und Allgöwer 2017] MÜLLER, Matthias A. ; ALLGÖWER, Frank: Economic and Distributed Model Predictive Control: Recent Developments in Optimization-Based Control. In: *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration* 10 (2017), Nr. 2, 39–52. <http://dx.doi.org/10.9746/jcmsi.10.39>. – DOI 10.9746/jcmsi.10.39. – ISSN 1882-4889
- [Munoz et al. 2023] MUNOZ, Samuel A. ; PARK, Junho ; STEWART, Cristina M. ; MARTIN, Adam M. ; HEDENGREN, John D.: Deep Transfer Learning for Approximate Model Predictive Control. In: *Processes* 11 (2023), Nr. 1, S. 197. <http://dx.doi.org/10.3390/pr11010197>. – DOI 10.3390/pr11010197

- [Naidu und Rieger 2011] NAIDU, D. S. ; RIEGER, Craig G.: Advanced control strategies for heating, ventilation, air-conditioning, and refrigeration systems—An overview: Part I: Hard control. In: *HVAC&R Research* 17 (2011), Nr. 1, S. 2–21. – ISSN 1078–9669
- [Naylor et al. 2018] NAYLOR, Sophie ; GILLOTT, Mark ; LAU, Tom: A review of occupant-centric building control strategies to reduce building energy use. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 96 (2018), S. 1–10. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.019>. – DOI 10.1016/j.rser.2018.07.019. – ISSN 1364–0321
- [Nebeluk und Ławryńczuk 2021] NEBELUK, Robert ; ŁAWRYŃCZUK, Maciej: Tuning of Multivariable Model Predictive Control for Industrial Tasks. In: *Algorithms* 14 (2021), Nr. 1, S. 10. <http://dx.doi.org/10.3390/a14010010>. – DOI 10.3390/a14010010
- [O'Neill et al. 2017] O'NEILL, Zheng ; LI, Yanfei ; WILLIAMS, Keith: HVAC control loop performance assessment: A critical review (1587-RP). In: *Science and Technology for the Built Environment* 23 (2017), Nr. 4, S. 619–636. <http://dx.doi.org/10.1080/23744731.2016.1239466>. – DOI 10.1080/23744731.2016.1239466. – ISSN 2374–4731
- [Oppermann et al. 2020] OPPERMANN, Jens ; TEICHMANN, Jens ; KÜMPEL, Alexander ; MATHIS, Paul: VERFAHREN UND SYSTEM ZUR REGELUNG EINES MEDIENPARAMETERS DES MEDIUMSAUF DER SEKUNDÄRSEITE EINES WÄRMEÜBERTRAGERS - European Patent Office. <https://data.epo.org/publication-server/document/pdf/3757396/A1/2020-12-30>. Version: 2020
- [Ota 2006] OTA, Jun: Multi-agent robot systems as distributed autonomous systems. In: *Advanced Engineering Informatics* 20 (2006), Nr. 1, S. 59–70. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aei.2005.06.002>. – DOI 10.1016/j.aei.2005.06.002. – ISSN 14740346
- [Palomar und Chiang 2006] PALOMAR, Daniel P. ; CHIANG, Mung: A tutorial on decomposition methods for network utility maximization. In: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 24 (2006), Nr. 8, S. 1439–1451. – ISSN 0733–8716
- [Papadopoulos und Azar 2016] PAPADOPOULOS, Sokratis ; AZAR, Elie: Integrating building performance simulation in agent-based modeling using regression surrogate models: A novel human-in-the-loop energy modeling approach. In: *Energy and Buildings* 128 (2016), S. 214–223. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.079>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2016.06.079. – ISSN 0378–7788
- [Parisio et al. 2014] PARISIO, Alessandra ; RIKOS, Evangelos ; GLIELMO, Luigi: A model predictive control approach to microgrid operation optimization. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 22 (2014), Nr. 5, S. 1813–1827. – ISSN 1063–6536
- [Perera et al. 2014] PERERA, Degurunnehalage Wathsala U. ; PFEIFFER, C. F. ; SKEIE, N-O: Control of temperature and energy consumption in buildings-A review. In: *International Journal of Energy & Environment* 5 (2014), Nr. 4. – ISSN 2076–2895

- [Prívvara et al. 2013] PRÍVARA, Samuel ; CIGLER, Jiří ; VÁNA, Zdeněk ; OLDEWURTEL, Frauke ; SAGER-SCHNIG, Carina ; ŽÁČEKOVÁ, Eva: Building modeling as a crucial part for building predictive control. In: *Energy and Buildings* 56 (2013), S. 8–22. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.10.024>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2012.10.024. – ISSN 0378–7788
- [Qin und Badgwell 2003] QIN, S. J. ; BADGWELL, Thomas A.: A survey of industrial model predictive control technology. In: *Control engineering practice* 11 (2003), Nr. 7, S. 733–764. – ISSN 0967–0661
- [Raman et al. 2021] RAMAN, Naren S. ; CHATURVEDI, Rahul U. ; GUO, Zhong ; BAROOAH, Prabir: Model Predictive Control-Based Hierarchical Control of a Multi-Zone Commercial HVAC System. In: *ASME Journal of Engineering for Sustainable Buildings and Cities* 2 (2021), Nr. 2. <http://dx.doi.org/10.1115/1.4051205>. – DOI 10.1115/1.4051205. – ISSN 2642–6641
- [Rao und Rawlings 2002] RAO, Christopher V. ; RAWLINGS, James B.: Constrained process monitoring: Moving-horizon approach. In: *AIChE journal* 48 (2002), Nr. 1, S. 97–109. <http://dx.doi.org/10.1002/aic.690480111>. – DOI 10.1002/aic.690480111. – ISSN 1547–5905
- [Rawlings 2000] RAWLINGS, James B.: Tutorial overview of model predictive control. In: *IEEE Control Systems* 20 (2000), Nr. 3, S. 38–52. – ISSN 1066–033X
- [Rawlings et al. 2018] RAWLINGS, James B. ; PATEL, Nishith R. ; RISBECK, Michael J. ; MARAVELIAS, Christos T. ; WENZEL, Michael J. ; TURNEY, Robert D.: Economic MPC and real-time decision making with application to large-scale HVAC energy systems. In: *Computers & Chemical Engineering* 114 (2018), S. 89–98. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compchemeng.2017.10.038>. – DOI 10.1016/j.compchemeng.2017.10.038. – ISSN 0098–1354
- [Rawlings und Mayne 2009] RAWLINGS, James B. ; MAYNE, David Q.: *Model predictive control: Theory and design*. Nob Hill Pub, 2009. – ISBN 0975937707
- [Reynders et al. 2014] REYNDERS, G. ; DIRIKEN, J. ; SAELENS, D.: Quality of grey-box models and identified parameters as function of the accuracy of input and observation signals. In: *Energy and Buildings* 82 (2014), S. 263–274. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.07.025>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2014.07.025. – ISSN 0378–7788
- [Ringler et al. 2016] RINGLER, Philipp ; KELES, Dogan ; FICHTNER, Wolf: Agent-based modelling and simulation of smart electricity grids and markets – A literature review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 57 (2016), S. 205–215. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.169>. – DOI 10.1016/j.rser.2015.12.169. – ISSN 1364–0321
- [Rockett und Hathway 2017] ROCKETT, Peter ; HATHWAY, Elizabeth A.: Model-predictive control for non-domestic buildings: a critical review and prospects. In: *Building Research & Information* 45 (2017), Nr. 5, S. 556–571. <http://dx.doi.org/10.1080/09613218.2016.1139885>. – DOI 10.1080/09613218.2016.1139885. – ISSN 0961–3218
- [Rosenschein 1986] ROSENSCHEIN, J. S.: Rational interaction: cooperation among intelligent agents. (1986). <https://www.osti.gov/biblio/5310977>, journal=

- [Saberi Derakhtenjani et al. 2015] SABERI DERAKHTENJANI, Ali ; CANDANEDO, José A. ; CHEN, Yu-xiang ; DEHKORDI, Vahid R. ; ATHIENITIS, Andreas K.: Modeling approaches for the characterization of building thermal dynamics and model-based control: A case study. In: *Science and Technology for the Built Environment* 21 (2015), Nr. 6, S. 824–836. <http://dx.doi.org/10.1080/23744731.2015.1057060>. – DOI 10.1080/23744731.2015.1057060. – ISSN 2374–4731
- [Salsbury et al. 2013] SALSBURY, Tim ; MHASKAR, Prashant ; QIN, S. J.: Predictive control methods to improve energy efficiency and reduce demand in buildings. In: *Computers & Chemical Engineering* 51 (2013), S. 77–85. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compchemeng.2012.08.003>. – DOI 10.1016/j.compchemeng.2012.08.003. – ISSN 0098–1354
- [Sangi 2018] SANGI, Roozbeh: *Development of Exergy-based Control Strategies for Building Energy Systems: Entwicklung Von Exergiebasierten Regelungsstrategien Für Gebäudeenergiesysteme*. E. ON Energy Research Center, RWTH Aachen University, 2018. – ISBN 394278954X
- [Sangi et al. 2019] SANGI, Roozbeh ; KÜMPEL, Alexander ; MÜLLER, Dirk: Real-life implementation of a linear model predictive control in a building energy system. In: *Journal of Building Engineering* 22 (2019), S. 451–463. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jobe.2019.01.002>. – DOI 10.1016/j.jobe.2019.01.002. – ISSN 2352–7102
- [Sangi und Müller 2018] SANGI, Roozbeh ; MÜLLER, Dirk: A novel hybrid agent-based model predictive control for advanced building energy systems. In: *Energy Conversion and Management* 178 (2018), S. 415–427. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2018.08.111>. – DOI 10.1016/j.enconman.2018.08.111. – ISSN 0196–8904
- [Savaglio et al. 2020] SAVAGLIO, Claudio ; GANZHA, Maria ; PAPRZYCKI, Marcin ; BĂDICĂ, Costin ; IVANOVIĆ, Mirjana ; FORTINO, Giancarlo: Agent-based Internet of Things: State-of-the-art and research challenges. In: *Future Generation Computer Systems* 102 (2020), S. 1038–1053. <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2019.09.016>. – DOI 10.1016/j.future.2019.09.016. – ISSN 0167739X
- [Scattolini 2009] SCATTOLINI, Riccardo: Architectures for distributed and hierarchical model predictive control—a review. In: *Journal of Process Control* 19 (2009), Nr. 5, S. 723–731. – ISSN 0959–1524
- [Scherer et al. 2014] SCHERER, Helton F. ; PASAMONTES, Manuel ; GUZMÁN, Jose L. ; ÁLVAREZ, J. D. ; CAMPONOGARA, E. ; NORMEY-RICO, J. E.: Efficient building energy management using distributed model predictive control. In: *Journal of Process Control* 24 (2014), Nr. 6, S. 740–749. – ISSN 0959–1524
- [Schild et al. 2019] SCHILD, Thomas P. ; RADEMACHER, Matti ; BARANSKI, Marc A. ; MÜLLER, Dirk: *Gebäudeautomationssysteme in der Praxis - Höhere Regelalgorithmen*. <http://dx.doi.org/10.18154/RWTH-2019-00911>. Version: 2019
- [Schmelas et al. 2016] SCHMELAS, Martin ; FELDMANN, Thomas ; WELLNITZ, Patrick ; BOLLIN, Elmar: Adaptive predictive control of thermo-active building systems (TABS) based on a multiple

- regression algorithm: First practical test. In: *Energy and Buildings* 129 (2016), S. 367–377. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.08.013>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2016.08.013. – ISSN 0378–7788
- [Schraven et al. 2023] SCHRAVEN, Markus H. ; BARANSKI, Marc ; KÜMPEL, Alexander ; MÜLLER, Dirk: A comprehensive building HVAC design for application of model-predictive control: Experiences and challenges of construction, commissioning, and operation in a real-world scenario. (2023). <http://dx.doi.org/10.18154/RWTH-2023-03811>. – DOI 10.18154/RWTH-2023-03811
- [Schreiber et al. 2021] SCHREIBER, Thomas ; NETSCH, Christoph ; ESCHWEILER, Sören ; WANG, Tianyuan ; STOREK, Thomas ; BARANSKI, Marc ; MÜLLER, Dirk: Application of data-driven methods for energy system modelling demonstrated on an adaptive cooling supply system. In: *Energy* 230 (2021), S. 120894. <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2021.120894>. – DOI 10.1016/j.energy.2021.120894. – ISSN 03605442
- [Serale et al. 2018] SERALE, Gianluca ; FIORENTINI, Massimo ; CAPOZZOLI, Alfonso ; BERNARDINI, Daniele ; BEMPORAD, Alberto: Model predictive control (MPC) for enhancing building and HVAC system energy efficiency: Problem formulation, applications and opportunities. In: *Energies* 11 (2018), Nr. 3, S. 631
- [Sha'aban et al. 2013] SHA'ABAN, Y. A. ; LENNOX, B. ; LAURÍ, D.: PID versus MPC Performance for SISO Dead-time Dominant Processes. In: *IFAC Proceedings Volumes* 46 (2013), Nr. 32, S. 241–246. <http://dx.doi.org/10.3182/20131218-3-IN-2045.00054>. – DOI 10.3182/20131218-3-IN-2045.00054. – ISSN 1474–6670
- [Shamshirband et al. 2013] SHAMSHIRBAND, Shahaboddin ; ANUAR, Nor B. ; KIAH, Miss Laiha M. ; PATEL, Ahmed: An appraisal and design of a multi-agent system based cooperative wireless intrusion detection computational intelligence technique. In: *Engineering applications of artificial intelligence* 26 (2013), Nr. 9, S. 2105–2127. <http://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2013.04.010>. – DOI 10.1016/j.engappai.2013.04.010. – ISSN 0952–1976
- [Shridhar und Cooper 1998] SHRIDHAR, Rahul ; COOPER, Douglas J.: A tuning strategy for uncons-trained multivariable model predictive control. In: *Industrial & engineering chemistry research* 37 (1998), Nr. 10, S. 4003–4016. – ISSN 0888–5885
- [SIA 2024] SIA, Schweizerischer I.: Architektenverein. In: *Merkblatt SIA* (2024)
- [Sierla et al. 2022] SIERLA, Seppo ; IHASALO, Heikki ; VYATKIN, Valeriy: A Review of Reinforcement Learning Applications to Control of Heating, Ventilation and Air Conditioning Systems. In: *Energies* 15 (2022), Nr. 10, S. 3526. <http://dx.doi.org/10.3390/en15103526>. – DOI 10.3390/en15103526
- [Skogestad 2004] SKOGESTAD, Sigurd: Control structure design for complete chemical plants. In: *Computers & Chemical Engineering* 28 (2004), Nr. 1-2, S. 219–234. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compchemeng.2003.08.002>. – DOI 10.1016/j.compchemeng.2003.08.002. – ISSN 0098–1354

- [Song et al. 2015] SONG, Y.; WU, S.; YAN, Y. Y.: Control strategies for indoor environment quality and energy efficiency—a review. In: *International Journal of Low-Carbon Technologies* 10 (2015), Nr. 3, S. 305–312. <http://dx.doi.org/10.1093/ijlct/ctt051>. – DOI 10.1093/ijlct/ctt051. – ISSN 1748–1317
- [Soucek und Zucker 2012] SOUCEK, Stefan; ZUCKER, Gerhard: Current developments and challenges in building automation. In: *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik* 129 (2012), Nr. 4, S. 278–285. <http://dx.doi.org/10.1007/s00502-012-0013-4>. – DOI 10.1007/s00502-012-0013-4. – ISSN 0932–383X
- [Stegemerten et al. 2023] STEGEMERTEN, Felix; MAGHNIE, Marwa; KÜMPEL, Alexander; MÜLLER, Dirk: Simulation-Based Performance Assessment for Building Automation Systems. In: SMITH, John R. (Hrsg.): *36th International Conference on Efficiency, Cost, Optimization, Simulation and Environmental Impact of Energy Systems (ECOS 2023)*. Red Hook, NY : Curran Associates Inc, 2023. – ISBN 978–1–7138–7492–8, S. 1240–1251
- [Stemmler 2020] STEMMLER, Sebastian: *Intelligente Regelungsstrategien als Schlüsseltechnologie selbstoptimierender Fertigungssysteme*, Dissertation, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen, 2020, Diss., 2020
- [Stinner et al. 2022] STINNER, Florian; LLOPIS-MENGUAL, Belén; STOREK, Thomas; KÜMPEL, Alexander; MÜLLER, Dirk: Comparative study of supervised algorithms for topology detection of sensor networks in building energy systems. In: *Automation in Construction* 138 (2022), S. 104248. <http://dx.doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104248>. – DOI 10.1016/j.autcon.2022.104248. – ISSN 09265805
- [Stoffel et al. 2023a] STOFFEL, Phillip; HENKEL, Patrick; RÄTZ, Martin; KÜMPEL, Alexander; MÜLLER, Dirk: Safe operation of online learning data driven model predictive control of building energy systems. In: *Energy and AI* 14 (2023), S. 100296. <http://dx.doi.org/10.1016/j.egyai.2023.100296>. – DOI 10.1016/j.egyai.2023.100296. – ISSN 26665468
- [Stoffel et al. 2022] STOFFEL, Phillip; KÜMPEL, Alexander; MÜLLER, Dirk: Cloud-Based Optimal Control of Individual Borehole Heat Exchangers in a Geothermal Field. In: *Journal of Thermal Science* (2022). <http://dx.doi.org/10.1007/s11630-022-1639-0>. – DOI 10.1007/s11630-022-1639-0. – ISSN 1003–2169
- [Stoffel et al. 2023b] STOFFEL, Phillip; MAIER, Laura; KÜMPEL, Alexander; SCHREIBER, Thomas; MÜLLER, Dirk: Evaluation of advanced control strategies for building energy systems. In: *Energy and Buildings* 280 (2023), S. 112709. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112709>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2022.112709. – ISSN 0378–7788
- [Storek et al. 2019] STOREK, T.; LOHMÖLLER, J.; KÜMPEL, A.; BARANSKI, M.; MÜLLER, D.: Application of the open-source cloud platform FIWARE for future building energy management systems. In: *Journal of Physics: Conference Series* 1343 (2019), Nr. 1, S. 012063. <http://dx.doi.org/10.1088/1751-8113/ab1111>

- [org/10.1088/1742-6596/1343/1/012063](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1343/1/012063). – DOI 10.1088/1742-6596/1343/1/012063. – ISSN 1742-6588
- [Sturzenegger et al. 2015] STURZENEGGER, David ; GYALISTRAS, Dimitrios ; MORARI, Manfred ; SMITH, Roy S.: Model predictive climate control of a swiss office building: Implementation, results, and cost-benefit analysis. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 24 (2015), Nr. 1, S. 1-12. – ISSN 1063-6536
- [Tanaskovic et al. 2017] TANASKOVIC, Marko ; STURZENEGGER, David ; SMITH, Roy ; MORARI, Manfred: Robust Adaptive Model Predictive Building Climate Control. In: *IFAC-PapersOnLine* 50 (2017), Nr. 1, S. 1871-1876. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.257>. – DOI 10.1016/j.ifacol.2017.08.257. – ISSN 2405-8963
- [Teichmann et al. 2018] TEICHMANN, Jens ; KÜMPEL, Alexander ; MATHIS, Paul ; MÜLLER, Dirk: Improving control quality and reducing pump energy consumption of AHU. In: *REVHA Journal* (2018), S. 30-34
- [Teichmann 2023] TEICHMANN, Jens P.: *Auswirkungen der Hydraulik auf das Betriebsverhalten von raumlufttechnischen Anlagen*. 1. Auflage. E.ON Energy Research Center, RWTH Aachen University, 2023. <http://dx.doi.org/10.18154/RWTH-2023-07206>. <http://dx.doi.org/10.18154/RWTH-2023-07206>. – ISBN 978-3-948234-33-1
- [Thieblemont et al. 2017] THIEBLEMONT, Hélène ; HAGHIGHAT, Fariborz ; OOKA, Ryozy ; MOREAU, Alain: Predictive control strategies based on weather forecast in buildings with energy storage system: A review of the state-of-the art. In: *Energy and Buildings* 153 (2017), S. 485-500. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.08.010>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2017.08.010. – ISSN 0378-7788
- [Touretzky und Baldea 2016] TOURETZKY, Cara R. ; BALDEA, Michael: A hierarchical scheduling and control strategy for thermal energy storage systems. In: *Energy and Buildings* 110 (2016), S. 94-107. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.09.049>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2015.09.049. – ISSN 0378-7788
- [Treado und Chen 2013] TREADO, Stephen ; CHEN, Yan: Saving Building Energy through Advanced Control Strategies. In: *Energies* 6 (2013), Nr. 9, S. 4769-4785. <http://dx.doi.org/10.3390/en6094769>. – DOI 10.3390/en6094769
- [van Thillo et al. 2022] VAN THILLO, L. ; VERBEKE, S. ; AUDENAERT, A.: The potential of building automation and control systems to lower the energy demand in residential buildings: A review of their performance and influencing parameters. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 158 (2022), S. 112099. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2022.112099>. – DOI 10.1016/j.rser.2022.112099. – ISSN 1364-0321
- [Vandenbogaerde et al. 2023] VANDENBOGAERDE, L. ; VERBEKE, S. ; AUDENAERT, A.: Optimizing building energy consumption in office buildings: A review of building automation and

- control systems and factors influencing energy savings. In: *Journal of Building Engineering* 76 (2023), S. 107233. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jobe.2023.107233>. – DOI 10.1016/j.jobe.2023.107233. – ISSN 2352–7102
- [VDI 3813 2015] VDI 3813: *Gebäudeautomation (GA): Anwendungsbeispiele für Raumtypen und Funktionsmakros in der Raumautomation*. 2015
- [VDI 3814 2019] VDI 3814: *GA-Funktionen: Automationsfunktionen*. 2019
- [Venkat et al. 2006] VENKAT, Aswin N. ; RAWLINGS, James B. ; WRIGHT, Stephen J.: Stability and optimality of distributed, linear model predictive control. Part I: State feedback. In: *Texas-Wisconsin modeling and control consortium technical report 3* (2006)
- [Vukov et al. 2015] VUKOV, M. ; GROS, S. ; HORN, G. ; FRISON, G. ; GEEBELEN, K. ; JØRGENSEN, J. B. ; SWEVERS, J. ; DIEHL, M.: Real-time nonlinear MPC and MHE for a large-scale mechatronic application. In: *Control engineering practice* 45 (2015), S. 64–78. <http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2015.08.012>. – DOI 10.1016/j.conengprac.2015.08.012. – ISSN 0967–0661
- [W. Collier et al. 2019] W. COLLIER, Rem ; O'NEILL, Eoin ; LILLIS, David ; O'HARE, Gregory: MAMS: Multi-Agent MicroServices. In: LIU, Ling (Hrsg.) ; WHITE, Ryan (Hrsg.): *Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference*. New York, NY, USA : ACM, 2019. – ISBN 9781450366755, S. 655–662
- [Wächter und Biegler 2006] WÄCHTER, Andreas ; BIEGLER, Lorenz T.: On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming. In: *Mathematical Programming* 106 (2006), Nr. 1, S. 25–57. <http://dx.doi.org/10.1007/s10107-004-0559-y>. – DOI 10.1007/s10107-004-0559-y. – ISSN 0025–5610
- [Wald et al. 2022] WALD, Dylan ; KING, Jennifer ; BAY, Christopher J. ; CHINTALA, Rohit ; JOHNSON, Kathryn: Integration of distributed controllers: Power reference tracking through charging station and building coordination. In: *Applied Energy* 314 (2022), S. 118753. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118753>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2022.118753. – ISSN 0306–2619
- [Wang und Hong 2020] WANG, Zhe ; HONG, Tianzhen: Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges. In: *Applied Energy* 269 (2020), S. 115036. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115036>. – DOI 10.1016/j.apenergy.2020.115036. – ISSN 0306–2619
- [Wetter 2011] WETTER, Michael: Co-simulation of building energy and control systems with the Building Controls Virtual Test Bed. In: *Journal of Building Performance Simulation* 4 (2011), Nr. 3, S. 185–203. <http://dx.doi.org/10.1080/19401493.2010.518631>. – DOI 10.1080/19401493.2010.518631. – ISSN 1940–1493
- [Wimmer 2005] WIMMER, Roger W.: *Regelung einer Wärmepumpenanlage mit Model Predictive Control: Zugl.: Zürich, Eidgenössische Techn. Hochsch., Diss., 2004*. [Elektronische Ressource].

- Zürich : IMRT Press, 2005. <http://dx.doi.org/10.3929/ethz-a-004904606>. <http://dx.doi.org/10.3929/ethz-a-004904606>. – ISBN 3906483061
- [Wölfle et al. 2020] WÖLFLE, David ; VISHWANATH, Arun ; SCHMECK, Hartmut: A Guide for the Design of Benchmark Environments for Building Energy Optimization. Version:2020. <http://dx.doi.org/10.1145/3408308.3427614>. In: *Proceedings of the 7th ACM 2020*. 2020. – DOI 10.1145/3408308.3427614, S. 220–229
- [Wooldridge und Jennings 1995] WOOLDRIDGE, Michael ; JENNINGS, Nicholas R.: Intelligent agents: theory and practice. In: *The Knowledge Engineering Review* 10 (1995), Nr. 2, S. 115–152. <http://dx.doi.org/10.1017/S0269888900008122>. – DOI 10.1017/S0269888900008122. – ISSN 0269–8889
- [Wright 1997] WRIGHT, Stephen J.: *Primal-dual interior-point methods*. Philadelphia, Pa. : SIAM Soc. for Industrial and Applied Mathematics, 1997. – ISBN 978–0–89871–382–4
- [Xu et al. 2020] XU, Yiqiao ; PARISIO, Alessandra ; DING, Zhengtao: Hierarchical Model Predictive Control for Energy Efficient Buildings with Multi-Energy Storage Systems. In: *2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, IEEE, 2020. – ISBN 978–1–7281–5508–1, S. 1–5
- [Yang und Johansson 2010] YANG, Bo ; JOHANSSON, Mikael: Distributed Optimization and Games: A Tutorial Overview. Version:2010. http://dx.doi.org/10.1007/978-0-85729-033-5_4. In: *Networked Control Systems* Bd. 406. Springer, 2010. – DOI 10.1007/978-0-85729-033-5_4, S. 109–148
- [Yang und Wang 2013] YANG, Rui ; WANG, Lingfeng: Development of multi-agent system for building energy and comfort management based on occupant behaviors. In: *Energy and Buildings* 56 (2013), S. 1–7. – ISSN 0378–7788
- [Yang et al. 2019a] YANG, Shiyu ; WAN, Man P. ; CHEN, Wanyu ; NG, Bing F. ; ZHAI, Deqing: An adaptive robust model predictive control for indoor climate optimization and uncertainties handling in buildings. In: *Building and Environment* 163 (2019), S. 106326. <http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106326>. – DOI 10.1016/j.buildenv.2019.106326. – ISSN 0360–1323
- [Yang et al. 2019b] YANG, Tao ; YI, Xinlei ; WU, Junfeng ; YUAN, Ye ; DI WU ; MENG, Ziyang ; HONG, Yiguang ; WANG, Hong ; LIN, Zongli ; JOHANSSON, Karl H.: A survey of distributed optimization. In: *Annual Reviews in Control* 47 (2019), S. 278–305. <http://dx.doi.org/10.1016/j.arcontrol.2019.05.006>. – DOI 10.1016/j.arcontrol.2019.05.006. – ISSN 1367–5788
- [Yao und Chen 2010] YAO, Ye ; CHEN, Jing: Global optimization of a central air-conditioning system using decomposition–coordination method. In: *Energy and Buildings* 42 (2010), Nr. 5, S. 570–583. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.10.027>. – DOI 10.1016/j.enbuild.2009.10.027. – ISSN 0378–7788
- [Yao und Shekhar 2021] YAO, Ye ; SHEKHAR, Divyanshu K.: State of the art review on model predictive control (MPC) in Heating Ventilation and Air-conditioning (HVAC) field. In: *Building and En-*

- vironment* 200 (2021), S. 107952. <http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107952>. – DOI 10.1016/j.buildenv.2021.107952. – ISSN 0360–1323
- [Zeng und Barooah 2021] ZENG, Tingting ; BAROOAH, Prabir: An Adaptive Model Predictive Control Scheme for Energy-Efficient Control of Building HVAC Systems. In: *ASME Journal of Engineering for Sustainable Buildings and Cities* 2 (2021), Nr. 3. <http://dx.doi.org/10.1115/1.4051482>. – DOI 10.1115/1.4051482. – ISSN 2642–6641
- [Zhan und Chong 2021] ZHAN, Sicheng ; CHONG, Adrian: Data requirements and performance evaluation of model predictive control in buildings: A modeling perspective. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 142 (2021), S. 110835. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2021.110835>. – DOI 10.1016/j.rser.2021.110835. – ISSN 1364–0321
- [Zhang und Shi 2020] ZHANG, Kunwu ; SHI, Yang: Adaptive model predictive control for a class of constrained linear systems with parametric uncertainties. In: *Automatica* 117 (2020), 108974. <http://dx.doi.org/10.1016/j.automatica.2020.108974>. – DOI 10.1016/j.automatica.2020.108974. – ISSN 0005–1098
- [Zhao et al. 2012] ZHAO, Peng ; SURYANARAYANAN, Siddharth ; SIMÕES, Marcelo G.: An energy management system for building structures using a multi-agent decision-making control methodology. In: *IEEE Transactions on Industry Applications* 49 (2012), Nr. 1, S. 322–330. – ISSN 0093–9994
- [Zheming Wang, Guoqiang Hu, Costas J. Spanos et al. 2017] ZHEMING WANG, GUOQIANG HU, COSTAS J. SPANOS ; ZHEMING WANG ; GUOQIANG HU ; COSTAS J. SPANOS: *Distributed Model Predictive Control of Bilinear HVAC Systems Using a Convexification Method: Gold Coast Convention and Exhibition Centre, 17th-20th December 2017*. Piscataway, NJ : IEEE, 2017 <http://ieeexplore.ieee.org/servlet/opac?punumber=8267339>. – ISBN 9781509015733

Anhang

A Appendix A

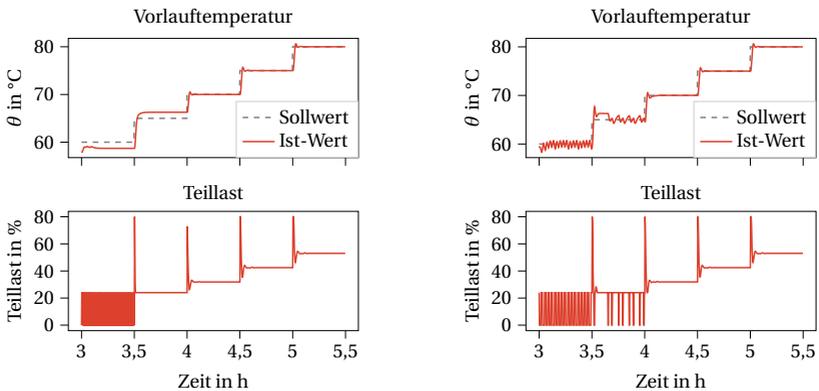
A.1 Modellierung der Subsystem-Agenten

Berücksichtigung von Schaltvorgängen

Zur Berücksichtigung von minimaler bzw. physikalisch möglicher Teillast der Erzeugerkomponenten müssen Schaltvorgänge in die Regelung integriert werden. Hierfür können wie in Kapitel 3.3.2 beschrieben entweder binäre Variablen in der MPR verwendet werden, oder über eine regelbasierte Schaltbedingung in Abhängigkeit der relativen Teillast an bzw. ausgeschaltet werden.

Ein Vergleich beider Varianten ist in Abbildung A.1 exemplarisch für den Kessel 1 dargestellt. Die Verwendung von binären Variablen führt zu einem häufigen Takten bei Betriebspunkten nahe der minimalen Teillast von 30%. Eine minimale Betriebszeit ist nicht berücksichtigt, könnte aber als Nebenbedingung, wie von Parisio et al. [2014] vorgeschlagen, implementiert werden. Ab einem Sollwert von 65 °C ist der Kessel dauerhaft eingeschaltet, obwohl der Sollwert überschritten wird. Dieses Verhalten ist auf die Bestrafung der Stellaktivität, bzw. der Bestrafung von Ein- und Ausschaltvorgängen, in der Zielfunktion zurückzuführen.

Bei der Anwendung der regelbasierten Strategie ist bei niedrigen Solltemperaturen ebenfalls ein Takten zu erkennen. Im Gegensatz zur Verwendung von Binärvariablen taktet der Kessel ebenfalls bei einem Temperatursollwert von 65 °C. Die Abweichung vom Sollwert ist jedoch geringer als bei der Verwendung von binären Variablen. Die regelbasierte An- und Ausschaltung führt zu einem ähnlichen Verhalten wie die direkte Berücksichtigung von An- und Aus-Zuständen über Binärvariablen im Modell der MPR. Die Berechnungszeit für die regelbasierte Schaltung ist jedoch um den Faktor 10 geringer als bei der Einführung einer binären Entscheidungsvariable. Für die Berücksichtigung minimaler Teillasten wird daher für die Simulationen des Gesamtsystems eine regelbasierte An/Aus-Schaltung angewendet.



(a) An/Aus-Schaltung mit binären Entscheidungsvariablen.

(b) An/Aus-Schaltung mit regelbasierter Schaltung.

Abbildung A.1: Vergleich von Regelstrategien zur An- und Ausschaltung am Beispiel des Kesselsubsystems.

A.2 Modellvalidierung

A.2.1 Wärmeübertragungssystem

In Abbildung A.2 sind Mess- und Simulationsdaten des Wärmeübertragungssystems zwischen Hochtemperatur und Niedertemperatursystem dargestellt. Über den Validierungszeitraum wird das Ventil stufenweise geöffnet. Der Volumenstrom auf der Primärseite kann durch eine Kalibrierung der Ventilkennlinie mit geringen Abweichungen vom Simulationsmodell abgebildet werden. Der MAPE ist hierbei mit 43,6 % auffällig hoch, was jedoch auf das Messrauschen bei geschlossenem Ventil zurückzuführen ist und der Volumenstrom nahe 0 l/s beträgt. Die Temperaturen von Primär- und Sekundärseite des Wärmeübertragers werden mit hinreichender Genauigkeit mit einem MAPE unter 4,4 % simuliert.

A.2.2 Wärmepumpensystem

Der Vergleich von Messdaten mit der Simulation der Wärmepumpe mit Speichern und Glykolkühler ist in Abbildung A.3 zu sehen. Die Abweichungen der Temperaturen zwischen Messung und Simulation sind generell höher als bei der Validierung der Wärmepumpe alleine, da sich durch die Erweiterung des Systems zu Fehlerfortpflanzung kommt. Innerhalb der ersten vier Stunden wird nur die Wärmepumpe betrieben und die Temperaturabweichungen am Kondensator und Verdampfer liegen im Bereich unter 1 K. Ebenso weichen die Volumenströme nur geringfügig ab. Beim

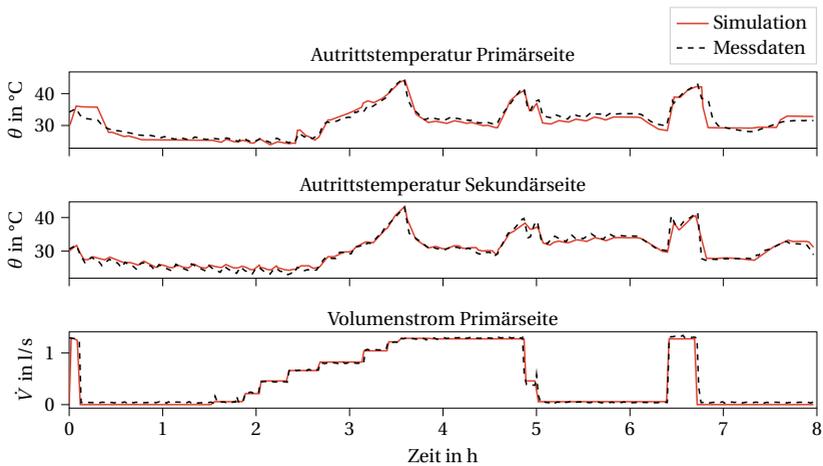


Abbildung A.2: Validierung des Hochtemperatur-Niedertemperatur Wärmeübertragungssystems.

Glycolkühler sind die Temperaturabweichungen im Bereich von 3 K, wobei der Glycolkühler innerhalb der ersten vier Stunden nicht betrieben wird. Die Abweichungen sind daher auf die Initialisierungstemperaturen der Simulation und ggf. nicht kalibrierte Sensoren zurückzuführen. Nach 4,5 Stunden wird der Glycolkühler zur Rückkühlung aktiviert. Die grundlegende Dynamik wird von der Simulation abgebildet, jedoch sind die Abweichungen von der Messung höher als in den ersten Stunden.

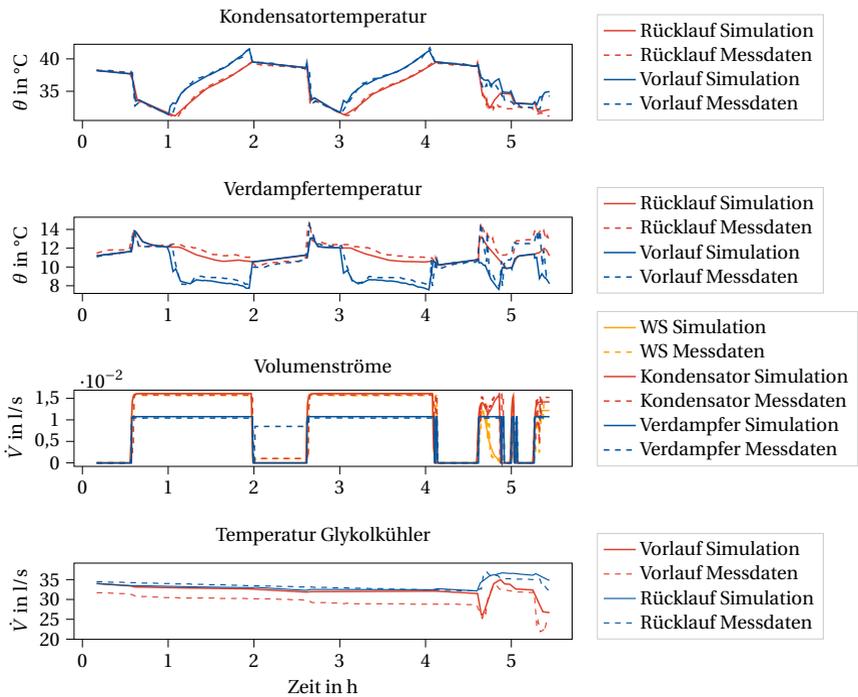


Abbildung A.3: Validierung des Wärmepumpensystems mit Speicher und Glykolkühler.

A.2.3 BHKW

Der Vergleich der Simulation mit den Messdaten des BHKW ist in Abbildung A.4 zu sehen. Hierbei wird der Gasverbrauch für einen vorgegebenen Temperaturverlauf verglichen. Der Verlauf der Austrittstemperaturen des Simulationsmodells entspricht mit geringen Abweichungen dem der Messdaten. Die Temperaturschwankungen zu Beginn sind dabei auf ein häufiges Takten des BHKWs zurückzuführen. Das BHKW ist hierbei entweder ausgeschaltet oder wird auf Volllast betrieben. Der Gasverbrauch wird vom Modell mit einem MAPE von unter 0,3% präzise abgebildet. Die genaue Simulation ist darauf zurückzuführen, dass das BHKW über den Messdatenzeitraum nur unter Volllast betrieben wird und für den Volllastbetrieb vom Hersteller exakte Angaben zu den Wirkungsgraden vorliegen.

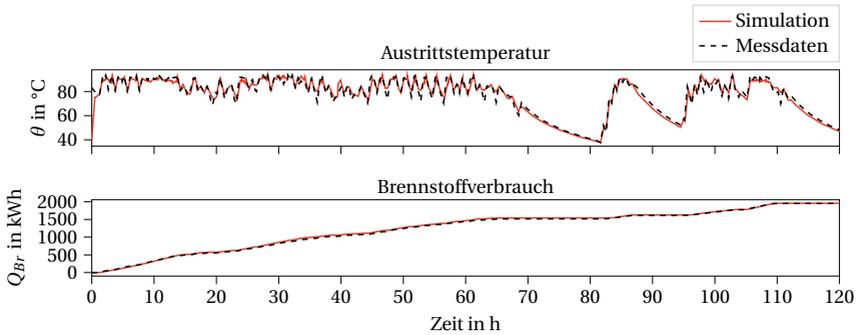


Abbildung A.4: Validierung des BHKW-Modells.

A.2.4 Glykolkühler

Zur Validierung des Modellierungsansatzes wird die Eintrittstemperatur des Glykolkühlers im Niedertemperatursystem aus den Messdaten im Simulationsmodell vorgegeben und die Austrittstemperatur validiert (siehe Abb. A.5). Die Grundlegende Dynamik des Glykolkühlers wird vom Modell abgebildet. Teilweise werden die Temperaturen sowohl unter- als auch überschätzt, jedoch ist das Modell mit einem MAPE von 3,41 K hinreichend genau.

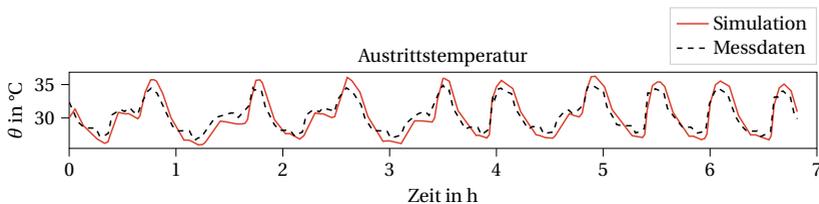


Abbildung A.5: Validierung des Glykolkühlermodells.

A.2.5 Wärme- und Kältespeicher

Zur Validierung der Speicher werden die Eintrittstemperaturen und Volumenströme auf Primär- und Sekundärseite des Speichers als Randbindungen aufgeprägt und die Austrittstemperaturen mit den Messdaten verglichen.

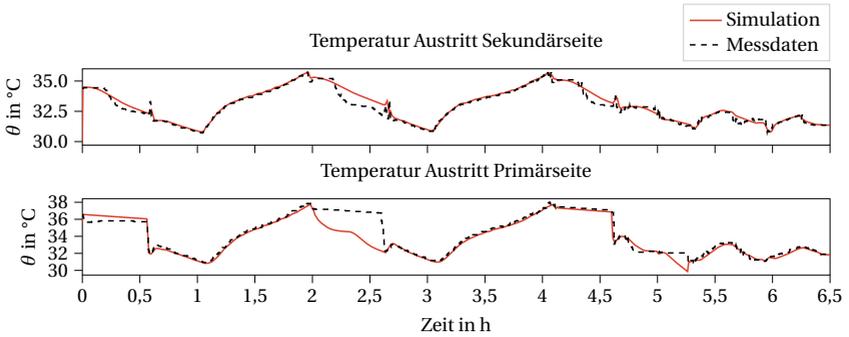


Abbildung A.6: Validierung des Warmwasserspeichers.

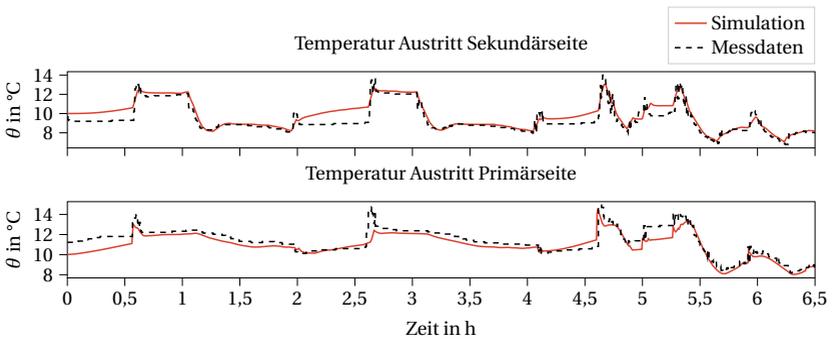


Abbildung A.7: Validierung des Warmwasserspeichers.

A.2.6 Verbraucher

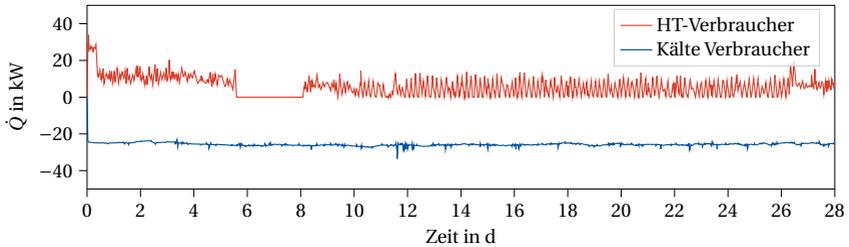


Abbildung A.8: Aus Messdaten berechnete Wärmeströme des Hochtemperatur- und Kälteverbraucher.

A.3 Ergebnisse Subsystemregler

Tabelle A.1: Subsystemtypen mit unterschiedlichen Varianten

Subsystemtyp	Bezeichnung	Nennleistung [kW]	Typ
Kesselsubsysteme	Kessel 1	120	Rameha Gas 210 Eco
	Kessel 2	29	Viessmann Vitogas 200F
	Kessel 3	311	Viessmann Vitocrossal 200
	Kessel 4	62	Buderus Logano GB202
BHKW-Subsysteme	BHKW 1	32	EcPower XRGBI 15
	BHKW 2	8	Vaillant eco Power 3
	BHKW 3	114	Sokratherm GG 70
	BHKW 4	82	Schmitt Enertec FMB-65
Wärmepumpensubsysteme	WP 1	51	Cofely Quantum X030
	WP 2	3.5	Viessmann Vitocal 350
	WP 3	3.3	Alpha Innotec SW170
	WP 4	4.1	Stiebel Eltron WPL18

A.3.1 Ergebnisse der Heiz- und Kühlregisterregelung

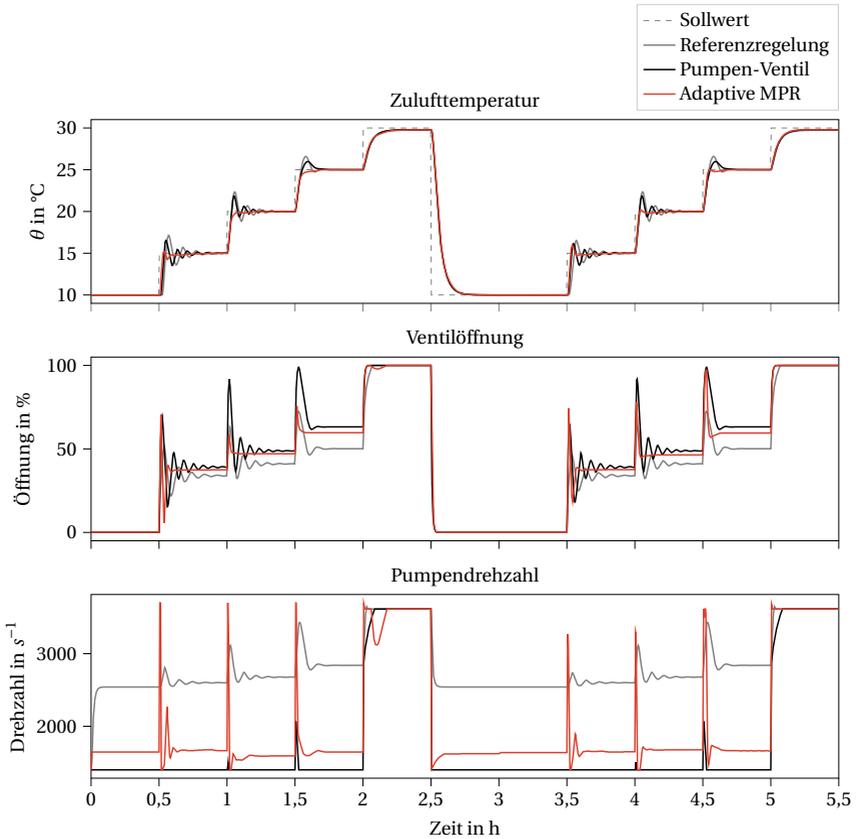


Abbildung A.9: Vergleich der AMPR, Pumpen-Ventil-Regelung und Referenzregelung für das HWS 2.

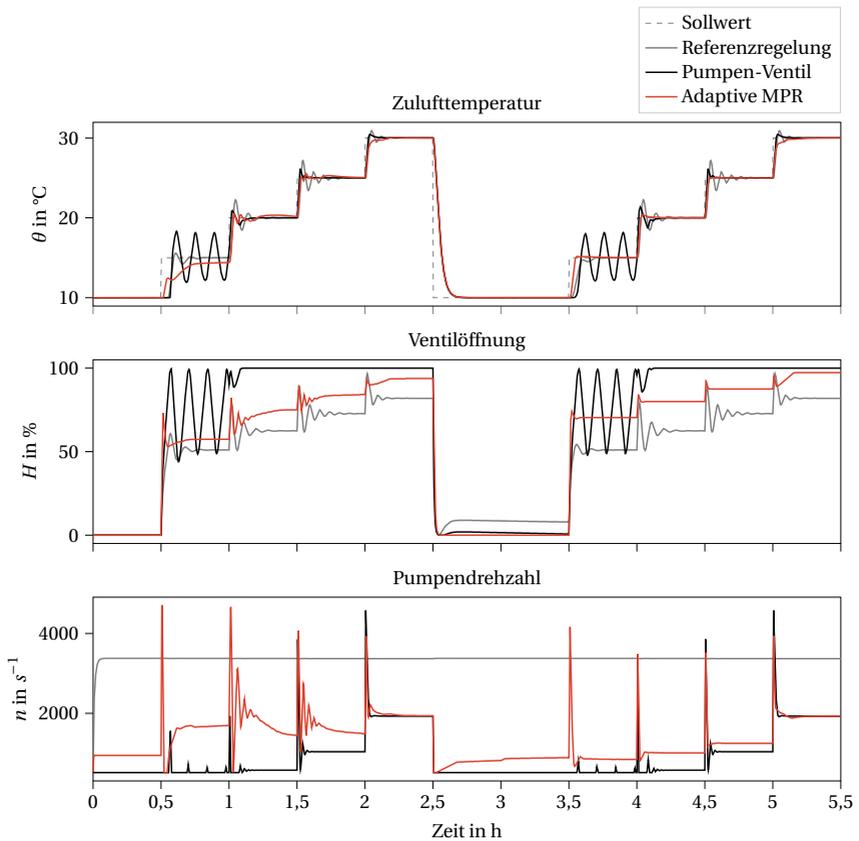


Abbildung A.10: Vergleich der AMPR, Pumpen-Ventil-Regelung und Referenzregelung für das HWS 3.

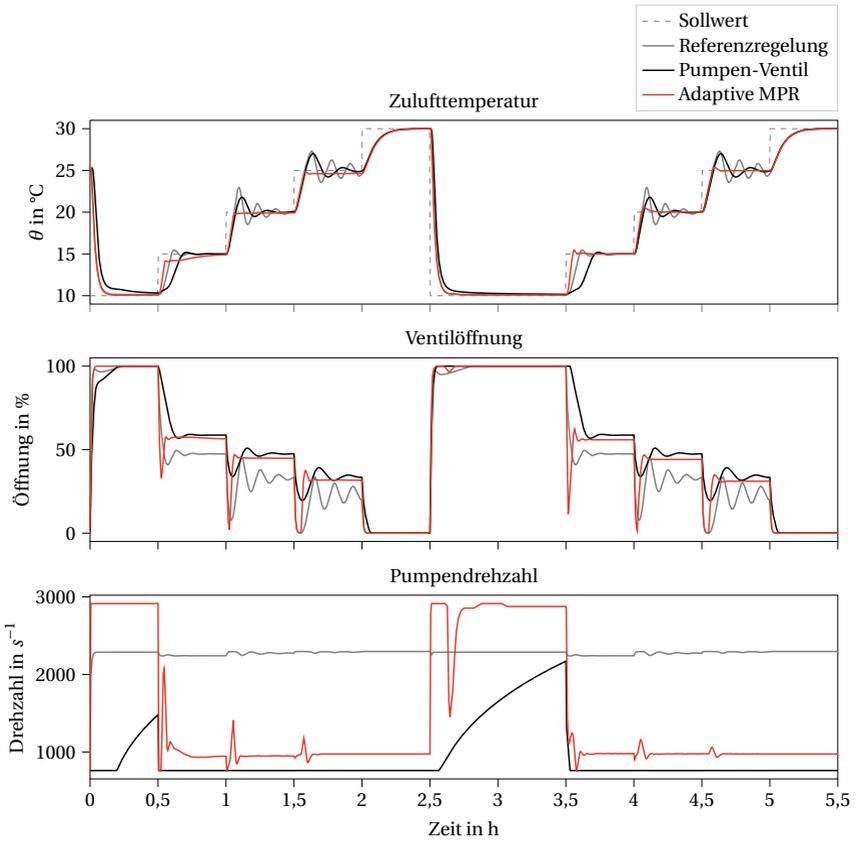


Abbildung A.11: Vergleich der AMPR, Pumpen-Ventil-Regelung und Referenzregelung für das HWS 4.

A.3.2 Ergebnisse der Zonenregelung

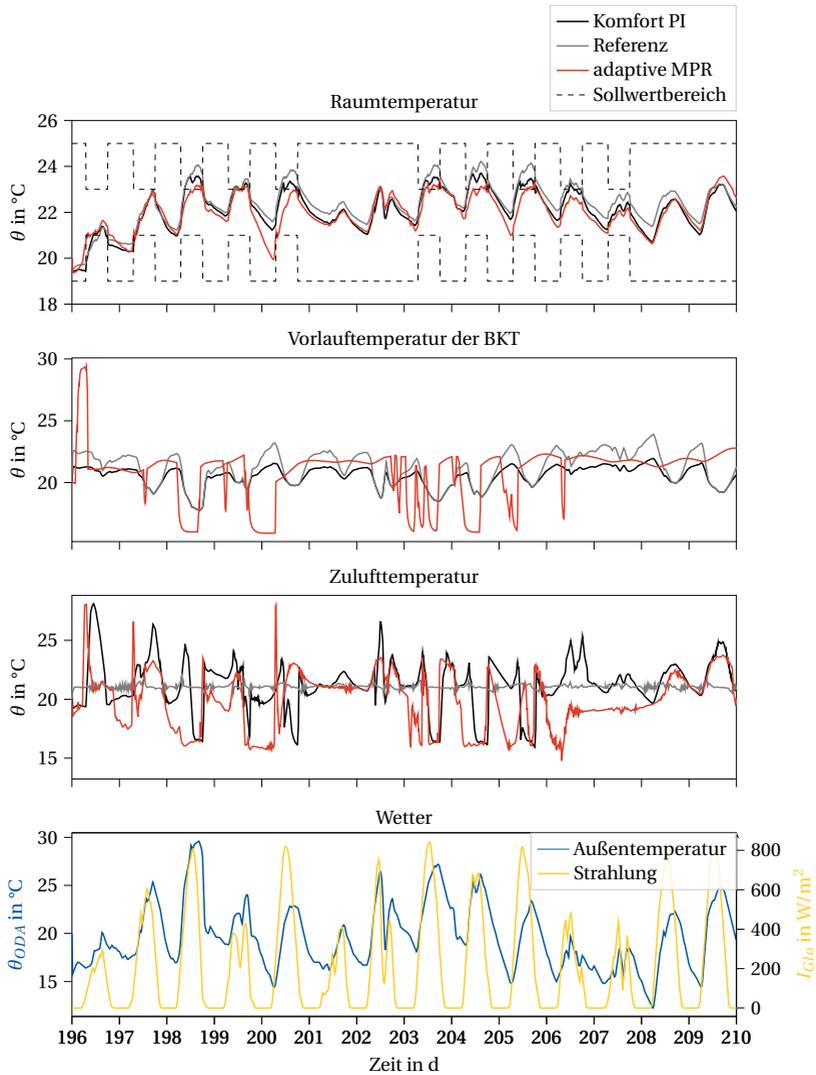


Abbildung A.12: Vergleich der Regelungen für die ERC Südzone im Sommer.

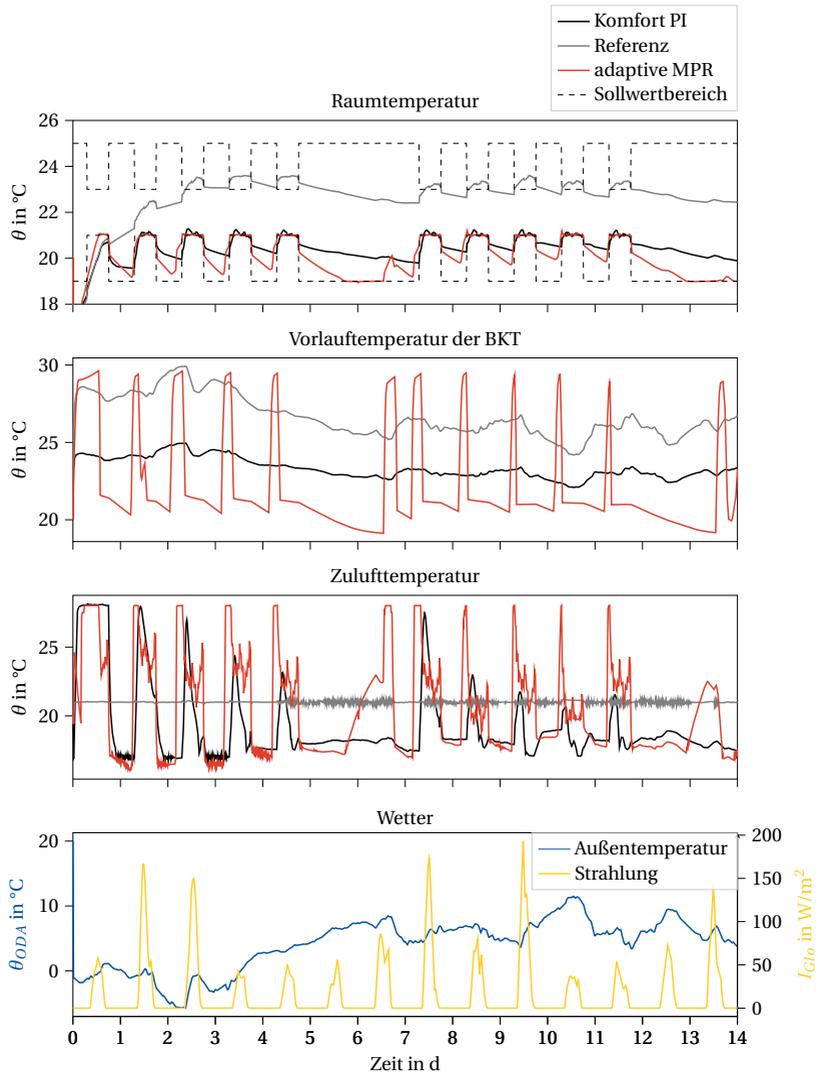


Abbildung A.13: Vergleich der Regelungen für die ERC Nordzone im Winter.

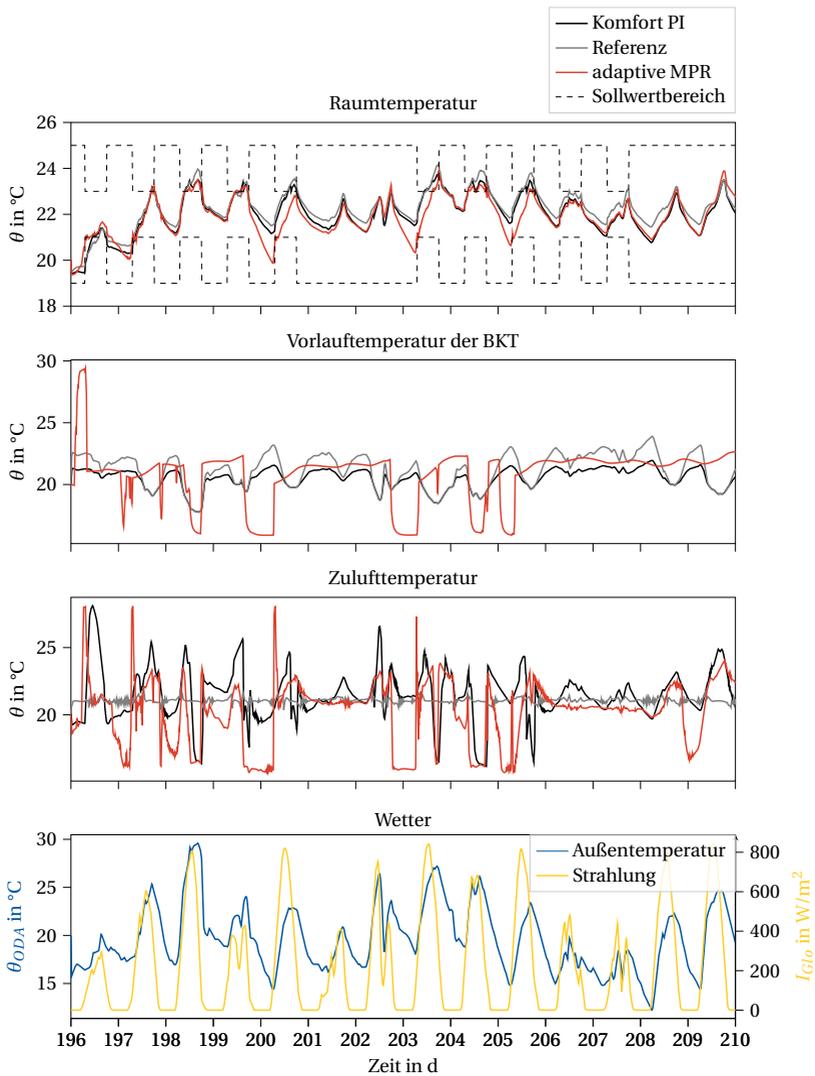


Abbildung A.14: Vergleich der Regelungen für die ERC Nordzone im Sommer.

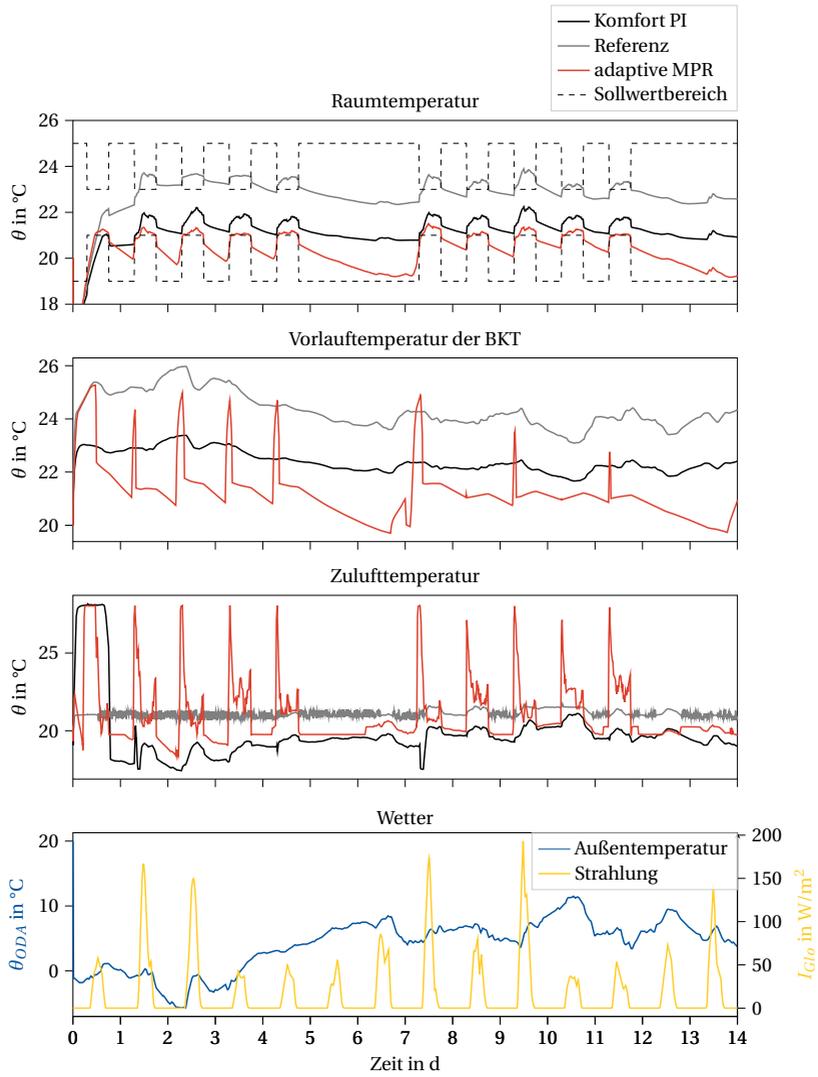


Abbildung A.15: Vergleich der Regelungen für die Bürozone im Winter.

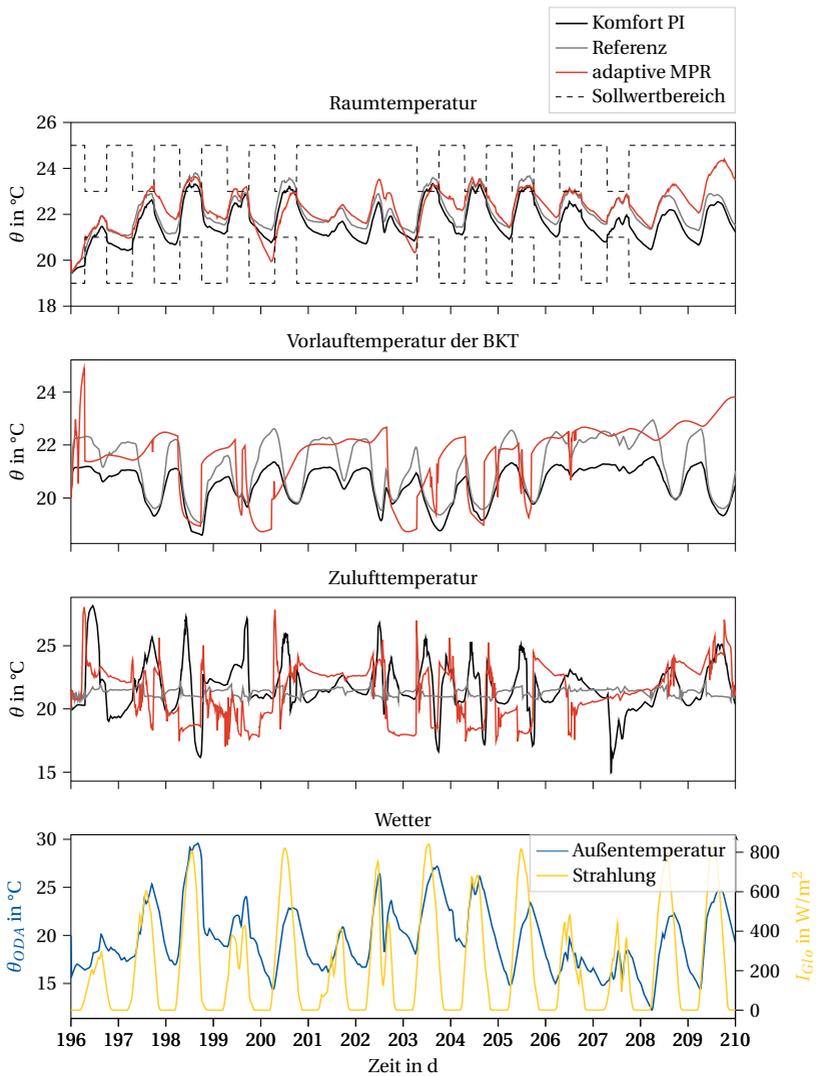


Abbildung A.16: Vergleich der Regelungen für die Bürozone im Sommer.

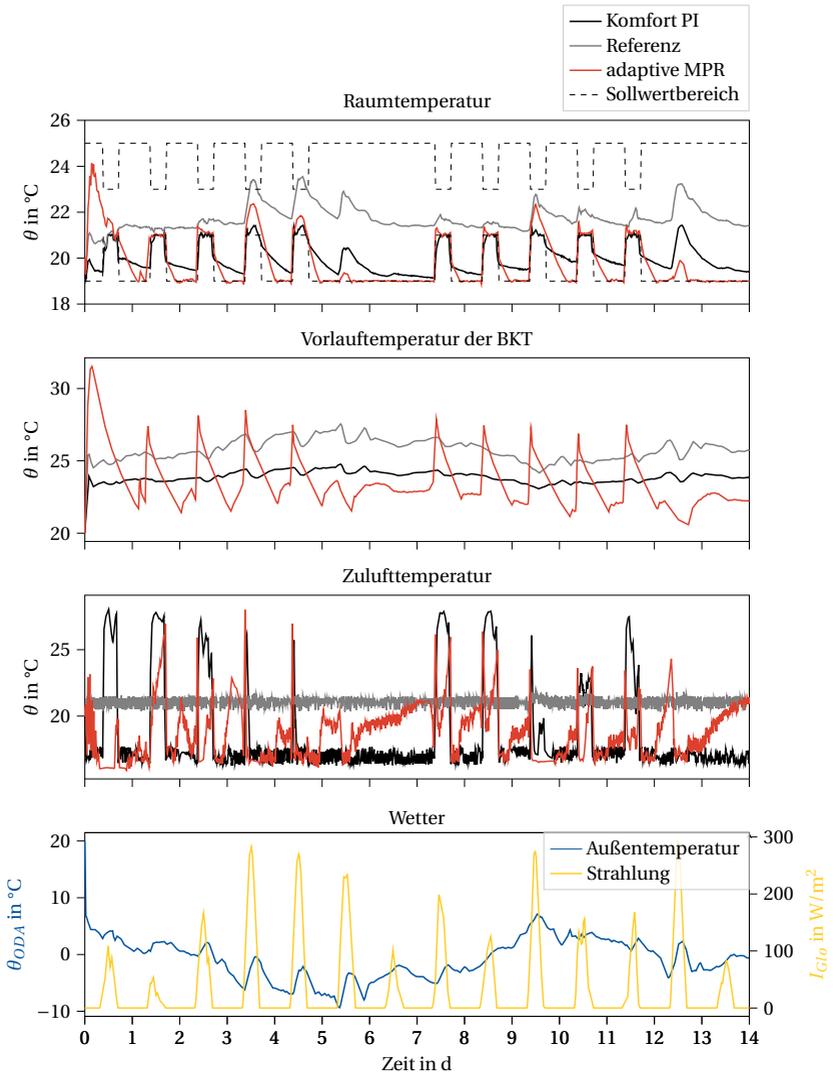


Abbildung A.17: Vergleich der Regelungen für die Ashrae140-Zone im Winter.

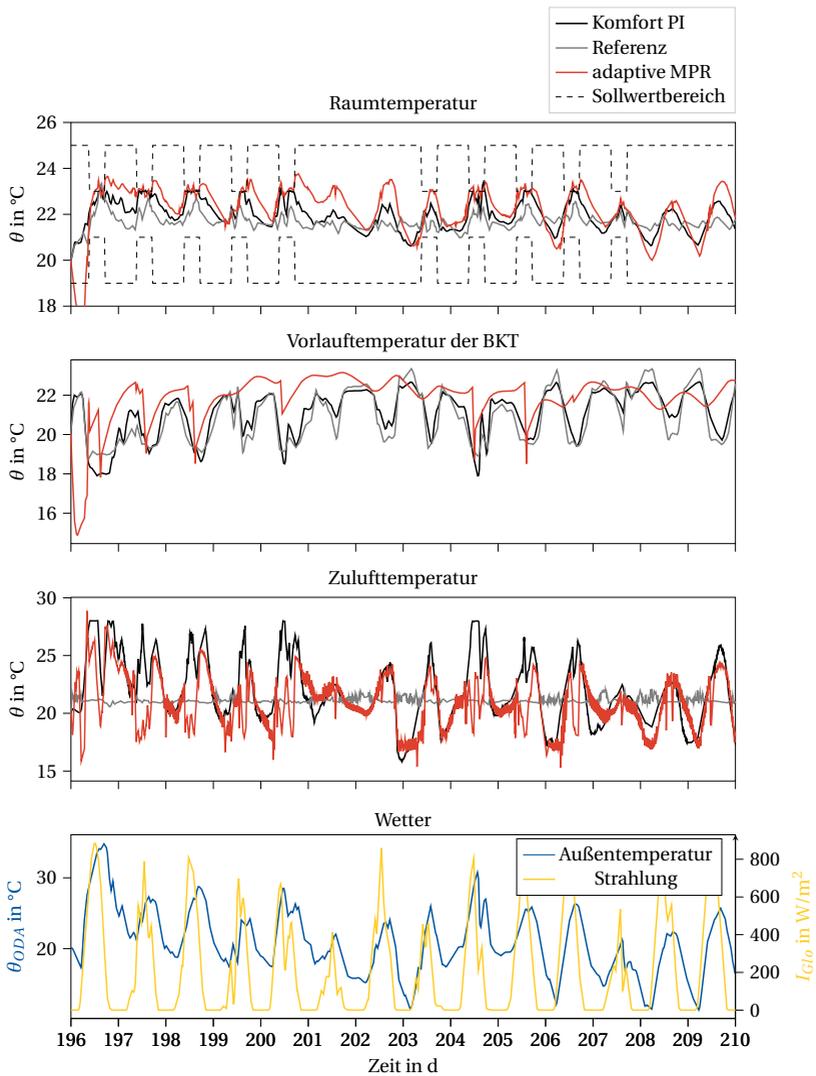


Abbildung A.18: Vergleich der Regelungen für die Ashrae140-Zone im Sommer.

A.4 Ergebnisse der Gesamtsystemregelung

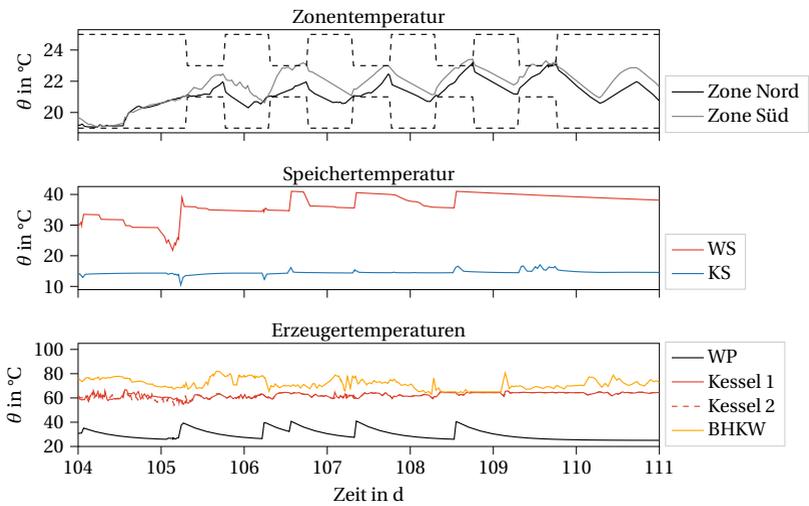


Abbildung A.19: Temperaturen der agentenbasierten Regelung für eine Woche im April.

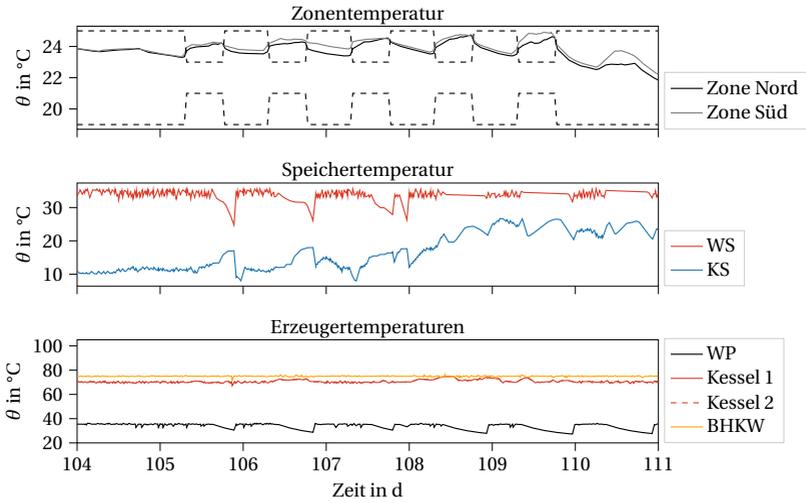


Abbildung A.20: Temperaturen der Referenzregelung für eine Woche im April.

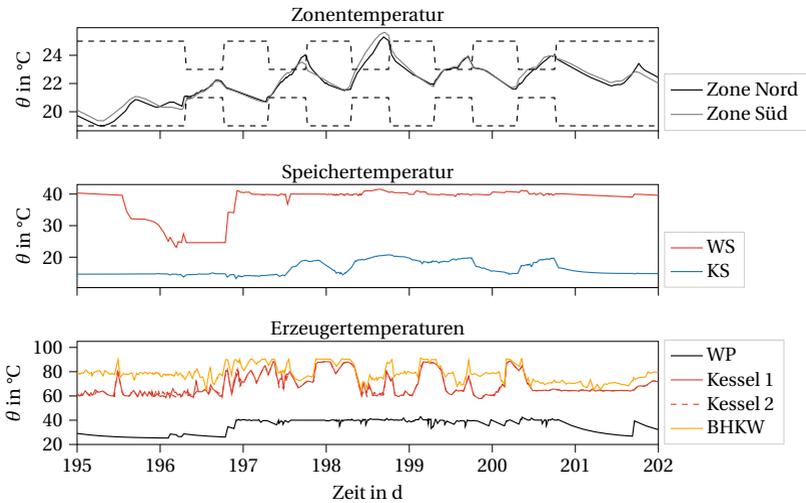


Abbildung A.21: Temperaturen der agentenbasierten Regelung für eine Woche im Juli.

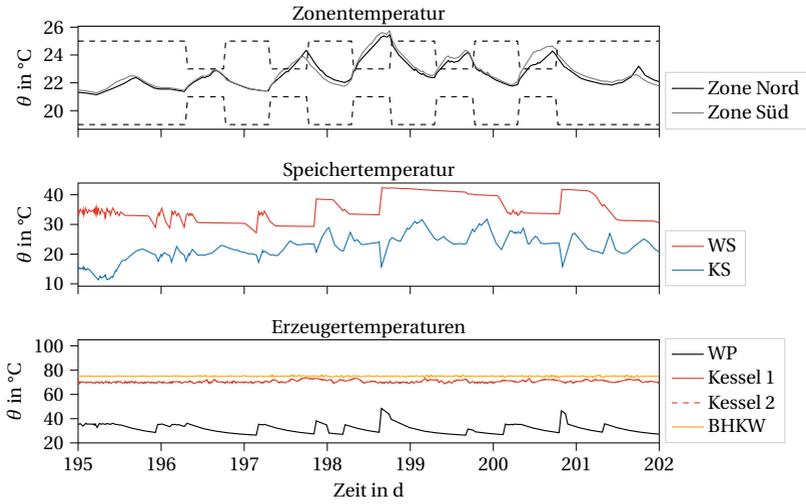


Abbildung A.22: Temperaturen der Referenzregelung für eine Woche im Juli.

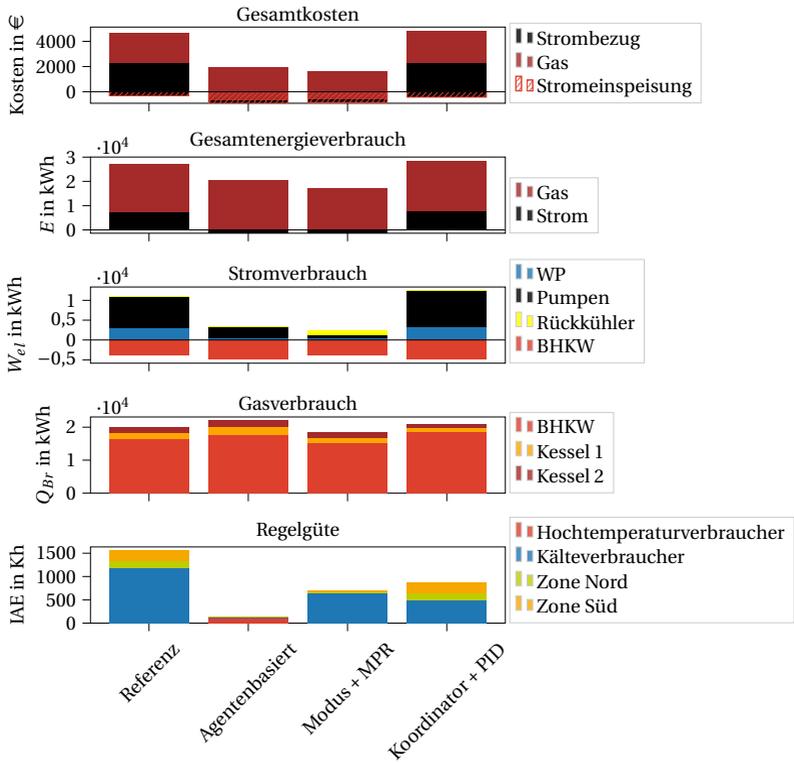


Abbildung A.23: Vergleich der Referenzregelung mit Varianten der agentenbasierten Regelung für den Übergangszeitraum (April).

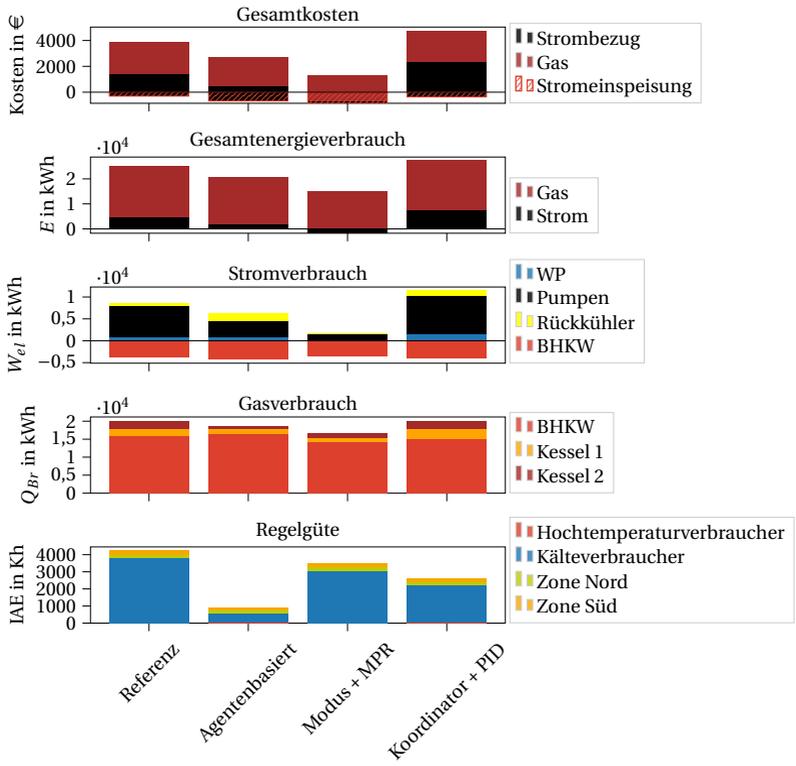


Abbildung A.24: Vergleich der Referenzregelung mit Varianten der agentenbasierten Regelung für den Kühlzeitraum (Juli).

E.ON ERC Band 1**Streblov, R.**

Thermal Sensation and Comfort Model for Inhomogeneous Indoor Environments

1. Auflage 2011

ISBN 978-3-942789-00-4

E.ON ERC Band 2**Naderi, A.**

Multi-phase, multi-species reactive transport modeling as a tool for system analysis in geological carbon dioxide storage

1. Auflage 2011

ISBN 978-3-942789-01-1

E.ON ERC Band 3**Westner, G.**

Four Essays related to Energy Economic Aspects of Combined Heat and Power Generation

1. Auflage 2012

ISBN 978-3-942789-02-8

E.ON ERC Band 4**Lohwasser, R.**

Impact of Carbon Capture and Storage (CCS) on the European Electricity Market

1. Auflage 2012

ISBN 978-3-942789-03-5

E.ON ERC Band 5**Dick, C.**

Multi-Resonant Converters as Photovoltaic Module-Integrated Maximum Power Point Tracker

1. Auflage 2012

ISBN 978-3-942789-04-2

E.ON ERC Band 6**Lenke, R.**

A Contribution to the Design of Isolated DC-DC Converters for Utility Applications

1. Auflage 2012

ISBN 978-3-942789-05-9

E.ON ERC Band 7**Brännström, F.**

Einsatz hybrider RANS-LES-Turbulenzmodelle in der Fahrzeugklimatisierung

1. Auflage 2012

ISBN 978-3-942789-06-6

E.ON ERC Band 8**Bragard, M.**

The Integrated Emitter Turn-Off Thyristor - An Innovative MOS-Gated High-Power Device

1. Auflage 2012

ISBN 978-3-942789-07-3

E.ON ERC Band 9**Hoh, A.**

Exergiebasierte Bewertung gebäudetechnischer Anlagen

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-08-0

E.ON ERC Band 10**Köllensperger, P.**

The Internally Commutated Thyristor - Concept, Design and Application

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-09-7

E.ON ERC Band 11**Achtnicht, M.**

Essays on Consumer Choices Relevant to Climate Change: Stated Preference Evidence from Germany

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-10-3

E.ON ERC Band 12**Panašková, J.**

Olfaktorische Bewertung von Emissionen aus Bauprodukten

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-11-0

E.ON ERC Band 13**Vogt, C.**

Optimization of Geothermal Energy Reservoir Modeling using Advanced Numerical Tools for Stochastic Parameter Estimation and Quantifying Uncertainties

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-12-7

E.ON ERC Band 14**Benigni, A.**

Latency exploitation for parallelization of power systems simulation

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-13-4

E.ON ERC Band 15**Butschen, T.**

Dual-ICT – A Clever Way to Unite Conduction and Switching Optimized Properties in a Single Wafer

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-14-1

E.ON ERC Band 16**Li, W.**

Fault Detection and Protection in Medium Voltage DC Shipboard Power Systems

1. Auflage 2013

ISBN 978-3-942789-15-8

E.ON ERC Band 17**Shen, J.**

Modeling Methodologies for Analysis and Synthesis of Controls and Modulation Schemes for High-Power Converters with Low Pulse Ratios

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-16-5

E.ON ERC Band 18**Flieger, B.**

Innenraummodellierung einer Fahrzeugkabine in der Programmiersprache Modelica

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-17-2

E.ON ERC Band 19**Liu, J.**

Measurement System and Technique for Future Active Distribution Grids

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-18-9

E.ON ERC Band 20**Kandzia, C.**

Experimentelle Untersuchung der Strömungsstrukturen in einer Mischlüftung

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-19-6

E.ON ERC Band 21**Thomas, S.**

A Medium-Voltage Multi-Level DC/DC Converter with High Voltage Transformation Ratio

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-20-2

E.ON ERC Band 22**Tang, J.**

Probabilistic Analysis and Stability Assessment for Power Systems with Integration of Wind Generation and Synchrophasor Measurement

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-21-9

E.ON ERC Band 23**Sorda, G.**

The Diffusion of Selected Renewable Energy Technologies: Modeling, Economic Impacts, and Policy Implications

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-22-6

E.ON ERC Band 24**Rosen, C.**

Design considerations and functional analysis of local reserve energy markets for distributed generation

1. Auflage 2014

ISBN 978-3-942789-23-3

E.ON ERC Band 25**Ni, F.**

Applications of Arbitrary Polynomial Chaos in Electrical Systems

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-24-0

E.ON ERC Band 26**Michelsen, C. C.**The *Energiewende* in the German Residential Sector: Empirical Essays on Homeowners' Choices of Space Heating Technologies

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-25-7

E.ON ERC Band 27**Rohlf, W.**

Decision-Making under Multi-Dimensional Price Uncertainty for Long-Lived Energy Investments

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-26-4

E.ON ERC Band 28**Wang, J.**

Design of Novel Control algorithms of Power Converters for Distributed Generation

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-27-1

E.ON ERC Band 29**Helmedag, A.**

System-Level Multi-Physics Power Hardware in the Loop Testing for Wind Energy Converters

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-28-8

E.ON ERC Band 30**Togawa, K.**

Stochastics-based Methods Enabling Testing of Grid-related Algorithms through Simulation

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-29-5

E.ON ERC Band 31**Huchtemann, K.**

Supply Temperature Control Concepts in Heat Pump Heating Systems

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-30-1

E.ON ERC Band 32**Molitor, C.**

Residential City Districts as Flexibility Resource: Analysis, Simulation, and Decentralized Coordination Algorithms

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-31-8

E.ON ERC Band 33**Sunak, Y.**

Spatial Perspectives on the Economics of Renewable Energy Technologies

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-32-5

E.ON ERC Band 34**Cupelli, M.**

Advanced Control Methods for Robust Stability of MVDC Systems

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-33-2

E.ON ERC Band 35**Chen, K.**

Active Thermal Management for Residential Air Source Heat Pump Systems

1. Auflage 2015

ISBN 978-3-942789-34-9

E.ON ERC Band 36**Pâques, G.**

Development of SiC GTO Thyristors with Etched Junction Termination
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-35-6

E.ON ERC Band 37**Garnier, E.**

Distributed Energy Resources and Virtual Power Plants: Economics of Investment and Operation
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-37-0

E.ON ERC Band 38**Cali, D.**

Occupants' Behavior and its Impact upon the Energy Performance of Buildings
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-36-3

E.ON ERC Band 39**Isermann, T.**

A Multi-Agent-based Component Control and Energy Management System for Electric Vehicles
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-38-7

E.ON ERC Band 40**Wu, X.**

New Approaches to Dynamic Equivalent of Active Distribution Network for Transient Analysis
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-39-4

E.ON ERC Band 41**Garbuzova-Schiftler, M.**

The Growing ESCO Market for Energy Efficiency in Russia: A Business and Risk Analysis
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-40-0

E.ON ERC Band 42**Huber, M.**

Agentenbasierte Gebäudeautomation für raumlufttechnische Anlagen
1. Auflage 2016
ISBN 978-3-942789-41-7

E.ON ERC Band 43**Soltau, N.**

High-Power Medium-Voltage DC-DC Converters: Design, Control and Demonstration
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-42-4

E.ON ERC Band 44**Stieneker, M.**

Analysis of Medium-Voltage Direct-Current Collector Grids in Offshore Wind Parks
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-43-1

E.ON ERC Band 45**Bader, A.**

Entwicklung eines Verfahrens zur Strompreisvorhersage im kurzfristigen Intraday-Handelszeitraum
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-44-8

E.ON ERC Band 46**Chen, T.**

Upscaling Permeability for Fractured Porous Rocks and Modeling Anisotropic Flow and Heat Transport
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-45-5

E.ON ERC Band 47**Ferdowsi, M.**

Data-Driven Approaches for Monitoring of Distribution Grids
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-46-2

E.ON ERC Band 48**Kopmann, N.**

Betriebsverhalten freier Heizflächen unter zeitlich variablen Randbedingungen
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-47-9

E.ON ERC Band 49**Fütterer, J.**

Tuning of PID Controllers within Building Energy Systems
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-48-6

E.ON ERC Band 50**Adler, F.**

A Digital Hardware Platform for Distributed Real-Time Simulation of Power Electronic Systems
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-49-3

E.ON ERC Band 51**Harb, H.**

Predictive Demand Side Management Strategies for Residential Building Energy Systems
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-50-9

E.ON ERC Band 52**Jahangiri, P.**

Applications of Paraffin-Water Dispersions in Energy Distribution Systems
1. Auflage 2017
ISBN 978-3-942789-51-6

E.ON ERC Band 53**Adolph, M.**

Identification of Characteristic User Behavior with a Simple User Interface in the Context of Space Heating
1. Auflage 2018
ISBN 978-3-942789-52-3

E.ON ERC Band 54**Galassi, V.**

Experimental evidence of private energy consumer and prosumer preferences in the sustainable energy transition
1. Auflage 2017

ISBN 978-3-942789-53-0

E.ON ERC Band 55**Sangi, R.**

Development of Exergy-based Control Strategies for Building Energy Systems

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-54-7

E.ON ERC Band 56**Stinner, S.**

Quantifying and Aggregating the Flexibility of Building Energy Systems

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-55-4

E.ON ERC Band 57**Fuchs, M.**

Graph Framework for Automated Urban Energy System Modeling

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-56-1

E.ON ERC Band 58**Osterhage, T.**

Messdatengestützte Analyse und Interpretation sanierungsbedingter

Effizienzsteigerungen im Wohnungsbau

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-57-8

E.ON ERC Band 59**Frieling, J.**

Quantifying the Role of Energy in Aggregate Production Functions for Industrialized Countries

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-58-5

E.ON ERC Band 60**Lauster, M.**

Parametrierbare Gebäudemodelle für dynamische Energiebedarfsrechnungen von Stadtquartieren

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-59-2

E.ON ERC Band 61**Zhu, L.**

Modeling, Control and Hardware in the Loop in Medium Voltage DC Shipboard Power Systems

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-60-8

E.ON ERC Band 62**Feron, B.**

An optimality assessment methodology for Home Energy Management System approaches based on uncertainty analysis

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-61-5

E.ON ERC Band 63**Diekerhof, M.**

Distributed Optimization for the Exploitation of Multi-Energy Flexibility under Uncertainty in City Districts

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-62-2

E.ON ERC Band 64**Wolisz, H.**

Transient Thermal Comfort Constraints for Model Predictive Heating Control

1. Auflage 2018

ISBN 978-3-942789-63-9

E.ON ERC Band 65**Pickartz, S.**

Virtualization as an Enabler for Dynamic Resource Allocation in HPC

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-64-6

E.ON ERC Band 66**Khayyamim, S.**

Centralized-decentralized Energy Management in Railway System

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-65-3

E.ON ERC Band 67**Schlösser, T.**

Methodology for Holistic Evaluation of Building Energy Systems under Dynamic Boundary Conditions

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-66-0

E.ON ERC Band 68**Cui, S.**

Modular Multilevel DC-DC Converters Interconnecting High-Voltage and Medium-Voltage DC Grids

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-67-7

E.ON ERC Band 69**Hu, J.**

Modulation and Dynamic Control of Intelligent Dual-Active-Bridge Converter Based Substations for Flexible DC Grids

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-68-4

E.ON ERC Band 70**Schiefelbein, J.**

Optimized Placement of Thermo-Electric Energy Systems in City Districts under Uncertainty

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-69-1

E.ON ERC Band 71**Ferdinand, R.**

Grid Operation of HVDC-Connected Offshore Wind Farms: Power Quality and Switching Strategies

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-70-7

E.ON ERC Band 72**Musa, A.**

Advanced Control Strategies for Stability Enhancement of Future Hybrid AC/DC Networks

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-71-4

E.ON ERC Band 73**Angioni, A.**

Uncertainty modeling for analysis and design of monitoring systems for dynamic electrical distribution grids

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-72-1

E.ON ERC Band 74**Möhlenkamp, M.**

Thermischer Komfort bei Quellluftströmungen

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-73-8

E.ON ERC Band 75**Voss, J.**

Multi-Megawatt Three-Phase Dual-Active Bridge DC-DC Converter

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-74-5

E.ON ERC Band 76**Siddique, H.**

The Three-Phase Dual-Active Bridge Converter Family:

Modeling, Analysis, Optimization and

Comparison of Two-Level and Three-Level Converter Variants

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-75-2

E.ON ERC Band 77**Heesen, F.**

An Interdisciplinary Analysis of Heat Energy Consumption in Energy-Efficient Homes: Essays on Economic, Technical and Behavioral Aspects

1. Auflage 2019

ISBN 978-3-942789-76-9

E.ON ERC Band 78**Möller, R.**

Untersuchung der Durchschlagspannung von Mineral-, Silikonölen und synthetischen Estern bei mittelfrequenten Spannungen

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-77-6

E.ON ERC Band 79**Höfer, T.**

Transition Towards a Renewable Energy Infrastructure: Spatial Interdependencies and Stakeholder Preferences

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-78-3

E.ON ERC Band 80**Freitag, H.**

Investigation of the Internal Flow Behavior in Active Chilled Beams

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-79-0

E.ON ERC Band 81**Razik, L.**

High-Performance Computing Methods in Large-Scale Power System Simulation

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-80-6

E.ON ERC Band 82**Mirz, M.**

A Dynamic Phasor Real-Time Simulation Based Digital Twin for Power Systems

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-81-3

E.ON ERC Band 83**Schmitz, H.**

Energy Consumption Behavior of Private Households: Heterogeneity, Prosuming, and Rebound

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-82-0

E.ON ERC Band 84**Cupelli, L.**

Data-driven Methods for Voltage Control in Distribution Networks: A Bottom-Up Approach

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-83-7

E.ON ERC Band 85**Happ, S.**

A Scalable Simulation Method for Cyber-Physical Power Systems

1. Auflage 2020

ISBN 978-3-942789-84-4

E.ON ERC Band 86**Rewitz, K.**

Modellierung des thermischen Komforts in Kabinen-innenräumen

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-00-3

E.ON ERC Band 87**Wesseling, M.**

Probabilistische Bewertung von Entrauchungsanlagen

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-01-0

E.ON ERC Band 88**Stoyanova, I.**

Cooperative Energy Management and Cross-Domain Optimization for Electro-Thermal Devices at City-District and City-Level

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-02-7

E.ON ERC Band 89**Tran, T.**

Advanced hierarchical control structure for Virtual Oscillator-based distributed generation in multi-bus microgrids under different grid dynamics and disturbances

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-03-4

E.ON ERC Band 90**Yang, Z.**

On the Stability of Three-Phase Grid-Tied Photovoltaic Inverter Systems

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-04-1

E.ON ERC Band 91**Wang, T.**

Fault Detection and Isolation in DC Distribution Grids

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-05-8

E.ON ERC Band 92**Beushausen, S.**

A GaN-Based Switched-Mode Gate-Drive Unit for Medium-Voltage IGBTs

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-06-5

E.ON ERC Band 93**Schumacher, M.**

Design and Assessment of Grid-driven Distributed Cogeneration

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-07-2

E.ON ERC Band 94**Jobges, P.**

Distributed Real-Time Simulation of Modular Bidirectional DC-DC Converters for Control-Hardware-in-the-Loop

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-08-9

E.ON ERC Band 95**Averous, R.**

Analysis of the Application of a Grid Emulator to Conduct Grid Compliance Tests for Multi-Megawatt Wind Turbines A Contribution towards Ground Testing of

Wind Turbines

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-09-6

E.ON ERC Band 96**Virdag, A.**

Design, Implementation and Analysis of DC Circuit-breaker for Low-Voltage DC Grids with Counter-current Injection Principle

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-10-2

E.ON ERC Band 97**Dähling, S.**

Cloud-based Multi-Agent Systems for Flexibility Management in Future Distribution Grids

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-11-9

E.ON ERC Band 98**Qawasmi, A.**

Fault Current Interruption Analysis and Development of a Power Semiconductor Switch for a Medium-Voltage DC Hybrid Circuit Breaker

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-12-6

E.ON ERC Band 99**Nolting, L.**

Die Versorgungssicherheit mit Elektrizität im Kontext von Liberalisierung und Energiewende

1. Auflage 2021

ISBN 978-3-948234-13-3

E.ON ERC Band 100**Mathis, P.**

Heat Transfer Enhancement in Natural Convective Channel Flows by Vortex Streets

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-14-0

E.ON ERC Band 101**Wolff, S.**

Stated Preferences Concerning Private Passenger and Light-Duty Electric Vehicles in Germany

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-15-7

E.ON ERC Band 102**Hackbarth, A.**

Private Households' Preferences for Alternative Fuel Vehicles in Germany – An Empirically Founded Analysis of Adoption Decisions, Willingness-to-Pay, and Policy Scenarios

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-16-4

E.ON ERC Band 103**Ge, L.**

Performance Enhancement of Switched Reluctance Machines for High-speed Backup Generators: Design, Measurement and Control

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-17-1

E.ON ERC Band 104**Atasoy, T.**

Strategic and Behavioral Responses of Consumers and Producers to Energy and Environmental Policies

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-18-8

E.ON ERC Band 105**Remmen, P.**

Automated Calibration of Non-Residential Urban Building Energy Modeling

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-19-5

E.ON ERC Band 106**Schild, T.**

Systematische Entwicklung strukturierter Steuerungs-
algorithmen für die Gebäude-
und Anlagentechnik

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-20-1

E.ON ERC Band 107**Sidik, Y.**

Modeling, Control, and
Dynamic Stability Analysis of
Two-Stage DC Collector Grids
in Offshore Wind Park Clusters

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-21-8

E.ON ERC Band 108**Sadu, A.**

Towards resilient design of
distribution grid automation
system: An evaluation of its
reliability against random
failures and susceptibility to
targeted attacks

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-22-5

E.ON ERC Band 109**Hinz, A.**

Electrical Propulsion Systems
for Civil Transportation
Aircraft

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-23-2

E.ON ERC Band 110**Mehrfeld, P.**

Evaluation of Heat Pump
Systems Under Dynamic
Operating Conditions

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-24-9

E.ON ERC Band 111**Teichrib, J.**

A Hybrid Semiconductor
Device for Medium-Voltage
DC-DC Converters - The
Combination of Thyris-tor and
Transistor Technologies

1. Auflage 2022

ISBN 978-3-948234-25-6

E.ON ERC Band 112**Frehn, A.**

Under voltage ride through
tests on nacelle test benches
equipped with a power
hardware in the loop setup

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-26-3

E.ON ERC Band 113**Bode, G.**

Generation of Training Data
for Fault Detection and
Diagnosis Algorithms Using
Fault Simulation and Parameter
Uncertainty

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-27-0

E.ON ERC Band 114**Vering, C.**

Optimale Auslegung von
Wärmepumpensystemen für
Bestandsgebäude

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-28-7

E.ON ERC Band 115**Bogdanović, M.**

Towards model partitioning
automation of distributed real-
time power systems
simulations of distribution
networks

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-29-4

E.ON ERC Band 116**Hering, D.**

Optimization of district heating
networks using mixed integer
quadratically constrained
programs

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-30-0

E.ON ERC Band 117**De Din, E.**

Multi-Timescale Framework
for the Voltage Control of
Active Distribution Grids

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-31-7

E.ON ERC Band 118**Specht, J.**

The Energy Supplier 2.0 –
Activating Private Households'
Flexibility Potential for Value
Creation and Services Supply

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-32-4

E.ON ERC Band 119**Teichmann, J.**

Auswirkungen der Hydraulik
auf das Betriebsverhalten von
raumluftechnischen Anlagen

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-33-1

E.ON ERC Band 120**Haghdoo, M.**

Semantic Interoperability as a
Service for the Smart Energy
System

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-34-8

E.ON ERC Band 121**Roy, G.**

Automation Architectures for
hybrid ac-dc grid

1. Auflage 2023

ISBN 978-3-948234-35-5

E.ON ERC Band 122**Mork, M.**

Model Predictive Control of Building Energy Systems
1. Auflage 2023
ISBN 978-3-948234-36-2

E.ON ERC Band 123**Zargar, B.**

Data-Driven Distribution System State Estimation Using Synchrophasor Measurements
1. Auflage 2023
ISBN 978-3-948234-37-9

E.ON ERC Band 124**Rohn, M.**

Einseitiges Induktionsverhalten von multiplen Luftstrahlen unterschiedlicher Düsengeometrien
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-38-6

E.ON ERC Band 125**Sheykhha, S.**

Four essays on the sustainable energy transition: Model-based analyses of regional energy market structures and regulations
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-39-3

E.ON ERC Band 126**Warmuz, J.**

Current Interruption Capability and Feasibility Assessment for a Medium-Voltage Direct Current Hybrid Circuit Breaker Application
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-40-9

E.ON ERC Band 127**Gürses, G.**

Machine learning techniques for time series forecasting in power systems operation
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-41-6

E.ON ERC Band 128**Baranski, M.**

Design of Distributed Model-based Control Agents for Building Automation Systems
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-42-3

E.ON ERC Band 129**Karami, M.**

Driving Sustainability Through Business Model Innovation in the Energy Industry and Related Sectors
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-43-0

E.ON ERC Band 130**Hoffmann, M.**

Entwicklung eines Simulationsmodells zur Vorhersage und Optimierung eines Luftwäschers mittels 3-dimensionaler Mehrphasen-Strömungssimulation
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-44-7

E.ON ERC Band 131**Stoffel, P.**

Learning Strategies for Data-Driven Model Predictive Control of Building Management Systems
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-45-4

E.ON ERC Band 132**Dognini, A.**

Multi-criteria service restoration methods for AC and AC/DC distribution grids
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-46-1

E.ON ERC Band 133**Schreiner, L.**

International Public-Private Strategies in Sustainable Investment and Finance
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-47-8

E.ON ERC Band 134**Priesmann, J.**

Verteilungseffekte im Kontext der Energiewende: Herausforderungen und regulatorische Lösungsansätze
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-48-5

E.ON ERC Band 135**Mortimer, B.**

Horizontal Network Coupling for Charging Infrastructure Based on Three-Phase Solid-State Transformers
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-49-2

E.ON ERC Band 136**Gümrükcü, E.**

A Versatile Strategy for Optimizing Electric Vehicles' Charging Spot Selections in Distribution Grids
1. Auflage 2024
ISBN 978-3-948234-50-8

E.ON ERC Band 137**Pan, Z.**

Large Language Model Based Semantic Interoperability Enhancement for Energy Data Management
1. Auflage 2025
ISBN 978-3-948234-51-5

E.ON ERC Band 138**Korompili, A.**

Two-Level Control for Multi-Terminal DC Distribution Grids
1. Auflage 2025
ISBN 978-3-948234-52-2

E.ON ERC Band 139**Dinkelbach, J.**

Enabling the Real-Time Simulation of Low-Inertia Power Systems by Dynamic Phasor Modelling and Efficient Computing Methods
1. Auflage 2025
ISBN 978-3-948234-53-9

In dieser Arbeit wird eine adaptive und modulare modellprädiktive Regelung (MPR) für Gebäudeenergiesysteme entwickelt, welche mit geringem Konfigurationsaufwand auf verschiedene Gebäude übertragbar ist. Die grundlegende Idee des Ansatzes ist die Einteilung des Energiesystems in wiederkehrende Subsysteme. Für die Regelung der Subsysteme wird ein hierarchischer agentenbasierter Ansatz verwendet, bei dem verschiedene Agenten die Subsysteme mittels adaptiver MPR regeln. Zum effizienten Betrieb des Gesamtsystems berechnet ein Koordinator durch Lösen eines übergeordneten Optimierungsproblems Sollwerte für die einzelnen Subsysteme und übergibt diese an die Agenten. Zur Bewertung des Regelungskonzeptes wird ein mit Messdaten kalibriertes und validiertes Simulationsmodell entwickelt.

Die Regelung verschiedener Subsysteme zeigt, dass die Agenten einen energieeffizienten Betrieb ermöglichen und auf typgleiche Subsysteme mit hoher Regelgüte übertragbar sind. Die Regelung des Gesamtsystems führt zu Kosteneinsparungen bei gleichzeitig verringerter Verletzung von Temperaturgrenzwerten. Zur Erprobung des Regelungskonzeptes an realen Systemen wird das Energiesystem einer Versuchshalle geregelt. Die Regelung verhält sich analog zu den Simulationen und zeigt die Anwendbarkeit des Konzeptes in der Praxis auf.

ISBN 978-3-948234-54-6