

Grey-Box-Modellierung einer Lüftungsanlage mit realen Betriebsdaten für die Optimierung des Reglers

Masterarbeit zur Erlangung des akademischen Grades

Master of Science in Engineering (MSc)

Fachhochschule Vorarlberg Nachhaltige Energiesysteme

Betreut von DI. Gerhard Huber

Vorgelegt von Valentin Seiler, B. Eng Dornbirn, August 2022

Kurzreferat

Grey-Box-Modellierung einer Lüftungsanlage mit realen Betriebsdaten für die Optimierung des Reglers

Oszillationen in Heizungs-, Lüftungs- und Klimaanlagen können die Lebensdauer von Ventilen und Aktuatoren deutlich reduzieren und die Effizienz solcher Anlagen negativ beeinflussen. Die hier betrachtete Lüftungsanlage eines Verkaufsraums zeigt deutlich schwingendes Verhalten, das höchst wahrscheinlich auf die Regelung zurückzuführen ist. Um dieses Verhalten zu untersuchen und ein Testfeld für die Auslegung und Optimierung von alternativen Regelkonzepten zu erstellen, wird ein Grey-Box-Modell der Anlage erstellt. Grey-Box-Modelle sind physikalische Modelle, deren Parameter mit Messdaten identifiziert werden. Die Ermittlung der Parameter (Systemidentifikation) des Grey-Box-Modells wird hier mittels nichtlinearer Optimierung an dem realen Betriebsdatensatz durchgeführt. Dieser Betriebsdatensatz hat im Vergleich zu anderen Arbeiten aufgrund geringer Ausstattung der Anlage mit Sensorik und geringer Auflösung der Messdaten eine niedrige Qualität. Aus diesem Grund können die einzelnen Komponenten der Anlage (eine Wärmerückgewinnung, ein Heizregister und ein Kühlregister) nicht separat identifiziert werden, sondern nur im Gesamtsystem. Hieraus ergibt sich die Frage, welche physikalische Formulierung der Komponenten der Anlage am besten geeignet ist. Konkret stellt sich die Frage, welche Komplexität, welche Anzahl der zu identifizierenden Parameter und welche Annahmen, die für die Formulierung getroffen werden sinnvoll sind. Dazu werden für die einzelnen Komponenten der Anlage jeweils verschiedene Modelle aus der Literatur implementiert und verglichen. Untersucht wird, ob ein Zusammenhang zwischen der Anzahl an Parametern, die sich durch eine bestimmte Formulierung des Modells ergibt und der erreichten Güte des Modells zu beobachten ist. Die Güte des Modells wir dabei mittels der Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers zwischen Modellausgang und Datensatz bewertet.

Die Ergebnisse dieser Fallstudie zeigen, dass ein möglicher Zusammenhang zwischen der Anzahl an Parametern des Grey-Box-Modells und der Güte des Modells besteht. Insbesondere zeigt sich mit diesem Datensatz ein deutlicher Abfall der Modellgüte bei mehr als zehn Parametern. Es kann des Weiteren bestätigt werden, dass bei der vorliegenden niedrigen Datenqualität die getroffenen Annahmen für die Modellierung von erheblicher Bedeutung sind. Durch bestimmte Formulierungen kann zwar die Güte des Modells erhöht werden, jedoch wir dadurch die Generalisationsfähigkeit des Modells höchst wahrscheinlich reduziert.

HLK, Grey-Box-Modellierung, Optimierung, Regelung, Fallstudie, Realdaten

Abstract

Grey-box Modeling of a Ventilation System with Real Operating Data for Controller Optimization

Oscillations in heating, ventilation and air conditioning systems can significantly reduce the service life of values and actuators and negatively affect the efficiency of such systems. The ventilation system of a salesroom considered here clearly shows oscillating behavior, which is most likely due to the control system. In order to investigate this behavior and to create a test bed for the design and optimization of alternative control concepts, a grey-box model of the system is created. Grey-box models are physical models whose parameters are identified with measured data. The determination of the parameters (the system identification) of the grey-box model is performed here by means of nonlinear optimization on the real operating data set. This operating data set has a low quality compared to other studies due to low equipment of the plant with sensors and low resolution of the measurement data. For this reason, the individual components of the system; a heat recovery unit, a heating coil and a cooling coil cannot be identified separately but only in the overall system. This raises the question of which physical formulation of the components of the system is most suitable. Specifically, the question is what complexity, what number of parameters to be identified, and what assumptions to make for the formulation are reasonable. For this purpose, different models from the literature are implemented and compared for each of the components of the plant. It is examined whether a connection between the number of parameters, which results from a certain formulation of the model and the achieved quality of the model can be observed. The quality of the model is evaluated by the root mean square error between the model output and the data set. The results of this case study show that there is a possible relationship between the number of parameters of the grey-box model and the goodness of the model. In particular, this data set shows a significant drop in model goodness with more than ten parameters. Furthermore, it can be confirmed that with the present low data quality, the assumptions made are of considerable importance for the modeling. Although the quality of the model can be increased by certain formulations, this will most likely reduce the generalization capability of the model.

HVAC, grey box modeling, optimization, control, case study, real data

Inhaltsverzeichnis

Ał	bildungsverzeichnis	6
Ta	bellenverzeichnis	7
1	Einleitung und Literatur	11
2	Methodik 2.1 Anlagenbeschreibung 2.2 Modellierung 2.2.1 Wärmerückgewinnungsmodelle 2.2.2 Heizregistermodelle 2.2.3 Kühlregistermodelle 2.2.4 Lösung der dynamischen Gleichungen 2.3 Datenaufbereitung 2.4 Systemidentifikation	16 16 21 28 32 35 36 39 42
3	Ergebnisse 3.1 Datensatz 3.2 Vergleich der Varianten 3.3 Finales Modell	47 47 48 54
4	Diskussion	59
5	Schlussfolgerung	67
Lit	eraturverzeichnis	69
Ar	hang	72
Ei	lesstattliche Erklärung	81

Abbildungsverzeichnis

2.1	Schema der Anlage	17
2.2	Schema der Zulufttemperaturregelung	20
2.3	Sequenzer Plot	20
2.4	Blockschema des Modells	22
2.5	X-T-Diagramm	26
2.6	Wärmerückgewinnung	28
2.7	Heizregister	32
2.8	Kühlregister	35
2.9	Definition der Zeitschritte	37
2.10	Ablaufplan Systemidentifikation	43
3.1	Histogramm der Außentemperaturen	48
3.2	Auswertung der Varianten: Einfluss der Parameteranzahl	49
3.3	Variantenvergleich Wärmerückgewinnung	51
3.4	Variantenvergleich Heizregister	52
3.5	Variantenvergleich Kühlregister	53
3.6	Simulation des finalen Modells im Heizfall	56
3.7	Simulation des finalen Modells im Kühlfall	57
3.8	Korrelation des Fehlers	58
4 1		
4.1	Analyse des finalen Modells	64
5.1	Simulationsergebnisse Tag 1	73
5.2	Simulationsergebnisse Tag 2	74
5.3	Simulationsergebnisse Tag 3	75
5.4	Simulationsergebnisse Tag 4	76
5.5	Simulationsergebnisse Tag 5	77
5.6	Simulationsergebnisse Tag 6	78
5.7	Simulationsergebnisse Tag 7	79
5.8	Simulationsergebnisse Tag 8	80

Tabellenverzeichnis

2.1	Komponenten der Anlage	18
2.2	Messtechnik der Anlage	19
2.3	Betriebszeiten	19
2.4	Startparameter der Optimierung	42
3.1	Ergebnisse der Datenauswahl	47
3.2	Parameter des finalen Modells	54
3.3	RMSE des finalen Modells	55
5.1	Sequenzer Daten	72

Nomenklatur

Abkü	rzungen	SPS	Speicherprog Steuerung
ABL	Abluft	SQL	Structured Q
AUL	Außenluft	UML	Umluft
el.	Elektrisch	Verk.	Verkaufsraum
FOL	Fortluft	WP	Wärmepump
ges.	Gesamt	WRG	Wärmerückg
HLK	Heizung Lüftung Klima	ZUL	Zuluft
Holzk.	Holzkessel	Indiz	es
HR	Heizregister	0	Startwert der
KR	Kühlregister	0	Umgebung
MISO	Multiple Input Single Output	*	Modellausgar
MPC	Modellprädiktive Regelung	abl	Abluft
	(Model Predictive Control)	aul	Außenluft
NTU	Number of Transfere Units, Anzahl der Übertragungsein-	aus	Ausgang
	heiten	bp	Bypass
Opt	Optimierung	c	Kapazitiv
PID	Proportional Integral Diffe-	D	Tag
	renzial	dyn	Dynamisch
RMSE	2 Root Mean Squared Error, Wurzel des mittleren guadra	ein	Eingang
	tischen Fehlers	fl	Feuchte Luft

SPS	Speicherprogrammierbare Steuerung
SQL	Structured Query Language
UML	Umluft
Verk.	Verkaufsraum
WP	Wärmepumpe
WRG	Wärmerückgewinnung
ZUL	Zuluft
Indiz	es
0	Startwert der Optimierung
0	Umgebung
*	Modellausgang
abl	Abluft
aul	Außenluft
aus	Ausgang
bp	Bypass
С	Kapazitiv
D	Tag
dyn	Dynamisch
ein	Eingang

fol	Fortluft	test
hk	Heizkörper	tk
hr	Heizregister	trais
hrrl	Heizregister Rücklauf	umg
hrvl	Heizregister Vorlauf	uml
int	Interne Gewinne	v
k	Parameter-Index	verl
kr	Kühlregister	wm
krrl	Kühlregister Rücklauf	wp wra
krvl	Kühlregister Vorlauf	wt g
l	Luft	x
lm	Luft, Metall	zul
max	Maximum	For
min	Minimum	Ċ
mod	Modellierung	\dot{m}
n	Anzahl der Parameter	\dot{V}
opt	Optimierung	ϵ
PID	PID-Regler	\mathcal{B}
raum	Raum	\mathcal{I}
seq	Sequenzer	\mathcal{P}
sol	Solare Einträge	\mathcal{V}
sp, o	Pufferspeicher Oben	0
sp. 11	Pufferspeicher Unten	ho $ au$
stell	Stellgröße	1
51011	C TO INC	$\boldsymbol{\gamma}$

tk	Trockenkugel
train	Trainingsdaten
umg	Umgebung
uml	Umluft
v	Variante
verl	Verluste
wm	Wasser, Metall
wp	Wärmepumpe
wrg	Wärmerückgewinnung
wt	Wärmetauscher
x	Zeit
zul	Zuluft
Form	elzeichen
Ċ	Wärmekapazitätsstrom, $J/(K s)$
\dot{m}	Massenstrom, kg/s
\dot{V}	Volumenstrom, m^3/s
ϵ	Effektivität
${\mathcal B}$	Set der Betriebszeiten
\mathcal{I}	Zeitschritte der Simulation
\mathcal{P}	Set der Parameter
\mathcal{V}	Zeitraum bis Ende der Be- triebszeiten
ρ	Dichte, kg/m^3
au	Zeitkonstante, s
φ	relative Luftfeuchte

Testdaten

ζ	Widerstandsbeiwert	p	Parameter
A	Fläche, m^2	s	Skalierungsfaktor
C	Wärmekapazität, ${\rm J}/{\rm K}$	T	Temperatur, °C
С	spezifische Wärmekapazität, $J/(kg K)$	t	Zeit, s
c_1, c_2	Konstanten	U	Wärmedurchgangskoeffizient, $\rm W/(m^2 \rm K)$
C_r	Wärmekapazitätsverhältnis	21	Stellgröße
e	Fehler, K^2	u 	
Η	Enthalpie, J	V	Volumen, m ³
h	spezifische Enthalpie, J/kg	v	Variante
i	Zeitschritt	w	Sollwert
k_v	Armaturenverlustbeiwert	X	Wasserbeladung, $\rm kg_w/\rm kg_l$
m	Masse, kg	x	Modelleingang
p	Druck, Pa	y^*	Modellausgang

1 Einleitung und Literatur

In der hier betrachteten Heizungs-Lüftungs-Klimaanlage (HLK) treten Oszillationen auf, deren Ursache höchst wahrscheinlich auf die Regelung zurückzuführen ist. Um alternative Regelungskonzepte untersuchen und optimieren zu können, wird in dieser Arbeit die Grey-Box-Modellierung einer HLK Anlage durchgeführt. Die Parameter des Grey-Box-Modells werden dazu mit realen Betriebsdaten identifiziert. Bei der betrachteten Anlage handelt es sich um eine Zu- und Abluftanlage eines Verkaufsgebäudes mit konstantem Volumenstrom, deren Zulufttemperatur geregelt wird. Die Zulufttemperatur wird bei dieser Anlage durch eine Wärmerückgewinnung, ein wassergeführtes Heizregister und ein wassergeführtes Kühlregister konditioniert. Neben der betrachteten Lüftungsanlage besteht die Anlage aus mehreren Heizkörpern für die Verkaufsräume, Heizkörpern für ein angeschlossenes Wohngebäude sowie Wärmepumpen und Pufferspeicher als Wärmequellen. Die Komponenten sind jedoch, abgesehen von der Lüftungsanlage, nicht Teil dieser Betrachtung. Zur Verfügung steht ein Betriebsdatensatz der Anlage, der mehrere Monate umfasst. In diesem Betriebsdatensatz lässt sich das Problem deutlich erkennen: In mehreren Betriebsbereichen der Anlage sind deutliche Schwingungen in der Zulufttemperatur, der Stellgröße des Reglers und einigen weiteren Messwerten zu beobachten. Die Stellgröße des Reglers wird duch Aktuatoren mit der Anlage gekoppelt. Im Fall einer HLK Anlage handelt es sich bei den Aktuatoren meist um Ventile mit einem Stellmotor. Häufige Schwingungen aufgrund der Regelung erhöhen hier die Zyklenzahlen dieser Aktuatoren gegenüber einem stabilen Betrieb deutlich. Das wiederum verkürzt die Lebensdauer der Komponenten potenziell signifikant. Des Weiteren wird verbessertes Management und Regelung von Gebäuden als einer der Haupteinflussfaktoren auf den CO_2 - Fußabdruck und den Energieverbrauch betrachtet [1]. Die aktuelle Regelung der Komponenten der Lüftungsanlage, also Wärmerückgewinnung, Heizregister und Kühlregister erfolgt mittels eines PID-Reglers (Proportional Integral Differenzial) dessen Ausgang auf die drei Komponenten aufgeteilt wird. Die Aufteilung wird mithilfe eines sogenannten Sequenzers gemacht. Somit handelt es sich bei der vorliegenden Anlage um ein System mit mehreren Eingängen und einem Ausgang, ein MISO-System (Multi Input Single Output). Eine wahrscheinliche Ursache für die Schwingungen ist die ungünstige Auslegung des Reglers, der in einem großen Betriebsbereich agiert.

Laut Afram und Janabi-Sharifi [2] sind klassische Regelungsansätze wie der hier verwendete PID-Regler wegen ihrer Einfachheit immer noch häufig in Verwendung. Der Prozess der Auslegung von PID Reglern wird jedoch auch in der Literatur als zeitaufwändig, kostenintensiv und schwierig beschrieben [3], was die hier betrachteten Schwingungen erklären könnte. Im Bereich der Heizungs-, Lüftungs- und Klimageräte ergeben sich im Gegensatz zu anderen Bereichen der Prozesstechnik zusätzlich einige besondere Herausforderungen für die Regelungstechnik [2] [4]:

- Nichtlineare Dynamik.
- Zeitvariante Systemdynamik.
- Zeitvariante Störgrößen.
- Langsame Abtastraten.
- Niedrige Qualität der Messdaten.
- Betriebskritisch, Komfortbedingungen müssen auch während der Reglerauslegung bzw. Systemidentifikation eingehalten werden.

Fortschritt in Datenaufzeichnung, Rechnerleistung und Kommunikationstechnologie ermöglichen hier neue Techniken [2]. Regelungstechnische Ansätze, die im Bereich von HLK-Anlagen verbreitet sind, lassen sich laut Afram und Janabi-Sharifi [2] wie folgt einteilen:

- *Classical Control.* Hierunter versteht man die weit verbreiteten Ansätze wie beispielsweise PID- und An-Aus-Regler.
- *Hard Control.* Diese Kategorie umfasst Ansätze der klassischen Regelungstechnik wie die robuste Regelung oder die Modellprädiktive Regelung (MPC).
- *Soft Control.* Hier werden neuere Methoden wie Fuzzy Logic Regler und künstliche neuronale Netze verwendet, welche durch die Verwendung digitaler Regler ermöglicht werden.
- *Hybrid Control.* Diese basieren auf einer Kombination von Hard- und Soft Control.
- Sonstige. Unter andere Ansätze fällt beispielsweise Reinforcement Learning.

Die Modellprädiktive Regelung wird von Afram und Janabi-Sharifi [2] und Yao und Shekhar [5] als vielversprechendster Ansatz angesehen. Unter anderem aufgrund der Möglichkeit (1) Vorhersagen einbinden und (2) eine Zielfunktion definieren zu können, welche Energieverbrauch und Abweichung vom Sollwert optimiert. Laut Royapoor, Antony und Roskilly [6] kann des Weiteren unterschieden werden, ob die Regelung auf der Managementebene oder der Feldebene stattfindet. Die hier betrachtete Regelung der Zulufttemperatur fällt unter die Feldebene. Vielversprechender Ansatz für Verbesserungen auf Feldebene ist laut Royapoor, Antony und Roskilly [6] die globale Optimierung über ein physikalisches oder empirisches Modell, sodass die Komponenten im optimalen Betriebspunkt laufen. Maddalena, Lian und Jones [4] sehen das größte Potenzial für Verbesserungen auf der Managementebene (Supervisory Control). Im Gegensatz dazu scheint es jedoch auch im Bereich der klassischen Regelungstechnik (auf der Feldebene) für die konkrete Problemstellung aktuelle, alternative Ansätze zu geben. Reyes-Lúa und Skogestad [7] präsentieren beispielsweise einen Ansatz, mit dem die Limitierungen der Auslegung von sogenannten Split Range Reglern (hier als Sequenzer bezeichnet) überwunden werden können.

Unabhängig von den verschiedenen Ansätzen wird für die Auslegung von Regelungen üblicherweise ein Modell der Anlage als Testfeld erstellt, mit dem mögliche Ansätze simuliert und auf ihre Performance überprüft werden können [2], [5]. Dieses Modell kann dann wie bereits erwähnt auch für die globale Optimierung von Betriebspunkten [6] oder zur Ursachenanalyse von Schwingungen verwendet werden. Demnach ist der erste Schritt zur Verbesserung der Regelung der Lüftungsanlage die Modellierung der Anlage um ein Testfeld zum Erproben und Optimieren möglicher Regelungsansätze zu erstellen. Das ist das Ziel dieser Arbeit.

Zur Modellierung von HLK-Anlagen gibt es grundsätzlich drei Modellierungsprinzipien die sich wie folgt klassifizieren lassen [8]–[11]:

- Black-Box-Modelle: Bei der auch als datengetriebene Modelle bezeichneten Modellierungsvariante werden Systemdaten aufgezeichnet und mittels mathematischer Methoden Relationen zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen abgeleitet. Beispiele hierfür sind Regressionen oder künstliche neuronale Netze.
- White-Box-Modelle: Diese werden auch als physikalische Modelle bezeichnet. Hier werden physikalische Gesetze verwendet, um das Systemverhalten abzubilden. Sie basieren auf Energie-, Massen-, sowie Impulserhaltung und bilden beispielsweise Wärmeübergänge und Strömungsverluste ab.
- Grey-Box-Modelle: Diese stellen eine Kombination aus Black-Box- und White-Box-Modellen dar. Das Systemverhalten wird hier durch physikalische Methoden wie bei den White-Box-Modellen abgebildet, jedoch werden die Parameter der Modelle mit gemessenen Daten mittels Parameteridentifikation ermittelt.

Maßgebliche Unterscheidungsmerkmale der Modellvarianten sind die Vorhersagegenauigkeit, die Fähigkeit des Modells zu generalisieren, die Anforderungen an die Trainingsdaten und die Komplexität des Modells [11]. Nachdem Black-Box-Modelle rein datenbasiert sind, sind die Anforderungen an den Datensatz hoch, sie können hier jedoch (unter der Einbuße von Generalisierbarkeit) hohe Vorhersage-genauigkeiten erzielen. Black-Box-Modelle kommen daher vor allem in der Verwendung zur Analyse und Performanceverbesserung von bestehenden Anlagen zur Anwendung, wenn die Datenqualität ausreichend ist [11]. White-Box-Modelle werden dadurch, dass keine oder wenige Messdaten benötigt werden, vorwiegend in der Auslegungsphase verwendet, um die Performance der Anlage vorherzusagen. Ihre Komplexität ist tendenziell hoch [11]. Aufgrund der vergleichsweise geringen Ansprüche an die Datenqualität und einer Vorhersagegenauigkeit, welche zwischen White-Box und Black-Box liegt. bieten Grey-Box-Modelle hier einen Kompromiss [11]. Daher ist dieser Ansatz besonders für regelungstechnische Untersuchungen prädestiniert und wird in dieser Arbeit verwendet.

Neben den allgemeinen Methoden zur Modellierung von HLK-Anlagen sollen im Folgenden konkrete Umsetzungen von Modellierungen im Grey-Box bzw. White-Box Prinzip von HLK- oder Lüftungsanlagen für unterschiedliche Verwendungszwecke präsentiert werden. Tashtoush, Molhim und Al-Rousan [12] erstellen ein vereinfachtes physikalisches (White-Box-) Modell einer Lüftungsanlage mit einem Befeuchter, Heizregister, Kühlregister zur Entfeuchtung, Rohrleitungen und dem Raum. Das Modell dient zur Auslegung und Untersuchung eines Reglers.

Ghiaus, Chicinas und Inard [13] führten eine Grey-Box Identifikation von Elementen von Lüftungsanlagen durch. Hier besteht die Anlage aus zwei elektrischen Heizregistern (eins zum Vorwärmen und eins zum Heizen), einem wassergeführten Kühlregister und einem Verdampfer zur Luftbefeuchtung. Geregelt wird die relative Luftfeuchte und die Temperatur der Zuluft. Die Anlage wird in kleine SISO (Single Input Single Output Elemente) unterteilt, die unabhängig voneinander identifiziert werden. Dieses Modell eignet sich durch die einfache Struktur gut zur Reglerauslegung, jedoch werden wesentliche Strörgrößen nicht abgebildet. Koehler, Chuang, Ma u. a. [14] erstellen ein einfaches Grey-Box-Modell einer Lüftungsanlage zur Verwendung in der modellprädiktiven Regelung. Auch Schito [15] erstellen ein Modell einer Lüftungsanlage in MATLAB[®], das an ein Gebäudemodell gekoppelt wird, welches in Trnsys simuliert wird. Das Modell wird mit Realdaten eines Ausstellungsraumes eines Museums verglichen. Die Auflösung des zeitdiskreten Modells beträgt 15 Minuten. Zweck der Modellierung ist hier die Performanceanalyse. Eine sehr ausführliche Modellierung einer gesamten HLK-Anlage eines Prototypenwohnhauses im Grey-Box Ansatz führt Afram und Janabi-Sharifi [16] durch. Zu den betrachteten Komponenten gehört unter anderem die Lüftungsanlage mit Wärmerückgewinnung und Kühlregister. Die reiche Ausstattung mit Sensoren erlaubt hier die separate Identifikation der verschiedenen Komponenten unabhängig voneinander.

Bei vielen der bisher präsentierten Arbeiten [12]–[15] werden entweder keine oder nur eine qualitative Systemidentifikation durchgeführt (White-Box-Modelle) oder wesentliche Störgrößen nicht abgebildet. Die Modelle eignen sich somit zur Auslegung von Reglern, zur Verwendung in der modellprädiktiven Regelung oder zur Performanceanalyse. Jedoch sind sie Aufgrund der fehlenden Störgrößen nicht detailliert genug um als Simulationsmodell für die Regelung verwendet zu werden. Des Weiteren ist die Zeitauflösung beispielsweise bei Schito [15] für eine Analyse der Regelung zu klein, sodass wesentliche Schwingungen (im vorliegenden Datensatz mit einer Periodendauer von ca. 10 Minuten) nicht abgebildet werden können. Bei Afram und Janabi-Sharifi [16] erlaubt die hohe Datenqualität eine Systemidentifikation der einzelnen Komponenten. Die hier betrachtete reale Lüftungsanlage besitzt eine deutlich geringere Datenqualität sowohl in Bezug auf die Ausstattung mit Sensorik als auch in Bezug auf die Aufzeichnungsqualität. Gerade unter dem Gesichtspunkt, dass HLK-Anlagen generell zunehmend automatisiert und mit Datenerfassungssystemen ausgestattet werden [2], die Qualität jedoch aus Kostengründen selten optimal sein wird, ergibt sich die Relevanz der folgenden Untersuchung.

Konkret ergibt sich daraus die Fragestellung, welche Qualität eines Grey-Box-Modells mit realen Betriebsdaten deutlich geringerer Auflösung und geringerer Ausstattung mit Sensorik bei einer Systmidentifikation erreicht werden kann. Aufgrund der teilweise unterschiedlichen Komplexität der in der Literatur zu findenden Modelle, stellt sich weiterhin die Frage, welche Komplexität mit einem realen Datensatz geringerer Qualität zu den besten Ergebnissen führt. Daher wird im Folgenden ein systematischer Vergleich von Komponentenvarianten unterschiedlicher Komplexität und mathematischer bzw. physikalischer Formulierung durchgeführt um dies zu untersuchen. Aufgrund der geringen Qualität der Daten ist ausserdem eine Datenaufbereitung notwendig, welche im Zuge dieser Arbeit beschrieben wird.

2 Methodik

In diesem Kapitel wird zunächst die bestehende Anlage beschrieben. In den folgenden Kapiteln werden die Annahmen, die für die Modellierung der Anlage getroffen werden erläutert. Danach folgen die physikalischen Modellierungen der Komponenten und die Lösung deren dynamischen Gleichungen. Im Anschluss wird die Aufbereitung des Datensatzes und zuletzt die damit vorgenommene Systemidentifikation mit allen präsentierten physikalischen Modellen vorgestellt.

2.1 Anlagenbeschreibung

Bei der untersuchten Anlage handelt es sich um ein Lüftungsgerät für einen Verkaufsraum. Die gesamte Anlage des Gebäudes umfasst jedoch die Wärmeund Kälteversorgung der Verkaufsräume, einer Werkstatt und von Wohnräumen. Nachdem die Lüftungsanlage nicht völlig entkoppelt von den anderen Anlagenkomponenten betrachtet werden kann, soll im Folgenden ein Überblick über die gesamte Anlage gegeben werden. Ein vereinfachtes Schema mit den relevanten Komponenten ist in Abbildung 2.1 zu sehen. Die Wärme für Lüftung und Gebäudeheizung wird dabei mittels zwei Wärmepumpen erzeugt, die Wärme über das Grundwasser aufnehmen. Die Wärmepumpen sind über einen Pufferspeicher mit den Verbrauchern gekoppelt. Zusätzlich ist auf der Verbraucherseite des Pufferspeichers ein Holzkessel eingebunden, welcher zu unregelmäßigen Zeiten geheizt wird. Neben der hier behandelten Lüftungsanlage sind außerdem die Heizkörper der Wohnräume, der Werkstatt (nicht in Abbildung 2.1 abgebildet) sowie der Verkaufsräume Wärmeabnehmer aus dem Speicher. Die Kälteversorgung wird ebenfalls vom Grundwasser gespeist. Kälteabnehmer sind die hier betrachtete Lüftungsanlage, welche die Kühlung der Verkaufsräume übernimmt, sowie kleine Deckenlüftungsgeräte in der Werkstatt (nicht in Abbildung 2.1 abgebildet). Eine Liste der relevanten Komponenten mit ihren jeweiligen Auslegungspunkten bzw. Kenngrößen ist in Tabelle 2.1 zu sehen. Die hier betrachtete Lüftungsanlage der Verkaufsräume (innerhalb der gekennzeichneten Systemgrenzen in Abbildung 2.1) besteht neben den bereits erwähnten Registern zum Kühlen (KR) und Heizen (HR) aus einer Wärmerückgewinnung (WRG) und einer Umluftklappe (UML), mit der die Abluft zirkuliert werden kann. Die Wärmerückgewinnung ist als Plattenwärmetauscher ausgeführt, der zur Leistungsregelung über einen



Abbildung 2.1: Schema der Anlage

Komponente	Kenngröße	Wert	Einheit
Zuluftventilator	Leistung (el.)	1,04	kW
	Volumenstrom	3000	$\mathrm{m^3/h}$
Abluftventilator	Leistung	$1,\!04$	kW
	Volumenstrom	3000	$\mathrm{m^3/h}$
Wärmerückgewinnung	Leistung (el.)	$28,\!8$	kW
	Ab-/Fortlufttemperatur	16,7/-2,2	$^{\circ}\mathrm{C}$
	Zu-/Außenlufttemperatur	22/-12	$^{\circ}\mathrm{C}$
	Rückwärmezahl feucht	84,3	%
	Rückwärmezahl trocken	83,4	%
Heizregister	Leistung	$6,\!08$	kW
	Wassertemperatur ein/aus	45/40	$^{\circ}\mathrm{C}$
	Lufttemperatur ein/aus	16/22	$^{\circ}\mathrm{C}$
	Massenstrom Wasser	$0,\!29$	m kg/s
Kühlregister	Leistung	$11,\!63$	kW
	Wassertemperatur ein/aus	12/18	$^{\circ}\mathrm{C}$
	Lufttemperatur ein/aus	28/18	$^{\circ}\mathrm{C}$
	Massenstrom Wasser	$0,\!46$	m kg/s
Heizkörper Verkaufsraum	Leistung	14	kW
Pufferspeicher	Volumen	1000	1

Tabelle 2.1: Komponenten der Anlage

Bypass überbrückt werden kann, falls die Außenluft näher an der Solltemperatur liegt als die Abluft. Die Leistungsregelung des Heizregisters erfolgt durch eine Beimischschaltung und die des Kühlregisters durch eine Drosselschaltung.

Zur Messdatenerfassung und Regelung ist eine Speicherprogramierbare Steuerung (SPS) verbaut, welche über das Netzwerk konfiguriert und gesteuert werden kann. Die Daten werden direkt in einer Datenbank gespeichert. Die messtechnische Ausstattung der Lüftungsanlagenlage ist in Tabelle 2.2 gelistet. Die meisten Werte werden nach einem eventbasierten Messprinzip aufgezeichnet. Das bedeutet, ein neuer Wert wird nur gespeichert, wenn der aktuelle Messwert vom vorherigen um ein bestimmtes Delta ($\Delta Messwert$, in Tabelle 2.2 angegeben) abweicht. Alternativ können Messwerte in konstanten Zeitschritten aufgezeichnet werden, dementsprechend wird eine Abtastrate angegeben (Δt).

Neben den analogen Sensoren werden, wie in Tabelle 2.2 zu sehen, zusätzlich die Stellgröße der Regelung sowie der Sollwert aufgezeichnet.

Das bestehende Steuerungs- und Regelungskonzept der Anlage soll im Fol-

Position	Größe	Einheit	Symbol	Prinzip
Zuluftstrom	Temperatur	°C	T_{zul}	$\Delta t = 1 \min$
Zuluftstrom	Volumenstrom	$\mathrm{m^3/h}$	\dot{V}_{zul}	$\Delta \dot{V} = 1 \; \mathrm{m^3/h}$
Abluftstrom	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	T_{abl}	$\Delta T = 1~{ m K}$
Abluftstrom	Volumenstrom	${ m m^3/h}$	\dot{V}_{abl}	$\Delta \dot{V} = 1 \; \mathrm{m^3/h}$
Außenluft	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	T_{aul}	$\Delta T = 1~{\rm K}$
Heizregister Rücklauf	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	T_{hrrl}	$\Delta T = 1~{ m K}$
Kühlregister Vorlauf	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	T_{krvl}	$\Delta T = 1~{\rm K}$
Speicher unten	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	$T_{sp,o}$	$\Delta T = 1~{ m K}$
Speicher oben	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	$T_{sp,u}$	$\Delta T = 1~{ m K}$
Wärmepumpe 1 aus	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	$T_{wp,1}$	$\Delta T = 1~{\rm K}$
Wärmepumpe 2 aus	Temperatur	$^{\circ}\mathrm{C}$	$T_{wp,2}$	$\Delta T = 1~{\rm K}$
PID-Regler	Stellgröße	%	u	$\Delta u = 1~\%$
PID-Regler	Sollwert	$^{\circ}\mathrm{C}$	w	$\Delta w = 1 \; { m K}$

Tabelle 2.2: Messtechnik und Aufzeichnungsprinzip der Anlage

genden erläutert werden. Im Fokus dieser Arbeit steht die Zulufttemperaturregelung der Lüftungsanlage. Jedoch haben auch die übergeordnete Steuerung, die Regelung des Pufferspeichers und die Volumenstromregelung der Zu- und Abluft Einfluss auf die Zulufttemperatur, diese werden daher ebenfalls beschrieben. Übergeordnet findet eine zeitgesteuerte An- und Abschaltung der Anlage statt, deren übliche Betriebszeiten Tabelle 2.3 entnommen werden können. Der

Tag	Start	Ende
Montag	08:15	18:00
Dienstag bis Freitag	08:30	18:00
Samstag	08:30	12:15

Tabelle 2.3: Betriebszeiten de	er Anlage
--------------------------------	-----------

Pufferspeicher ist als Wärmequelle für das Heizregister relevant. Dessen Sollwerttemperatur wird in Abhängigkeit der Außentemperatur angepasst und durch An- und Abschalten der Wärmepumpen mittels einer Hystereseregelung in einem Band von ± 2 K um den Sollwert geregelt. Die Wärmepumpen liefern eine Temperaturspreizung von 5 K. Der Zuluftvolumenstrom wird auf einen konstanten Wert von 3000 m³/h geregelt. Nachdem dieser gemessen wird, kannn er als Störgröße für die Zulufttemperaturregelung betrachtet werden.

Die in dieser Arbeit betrachtete Regelung der Zulufttemperatur ist in Abbildung 2.2 dargestellt. Zunächst wird der Sollwert der Raumtemperatur im Verkaufsraum über eine lineare Funktion in Abhängigkeit der Außentemperatur ange-



Abbildung 2.2: Schema der Zulufttemperaturregelung

passt. Die eigentliche Regelung besteht aus einer Kaskadenregelung. Die erste Kaskade dient der Raumtemperaturregelung. Hier wird der Sollwert der Zulufttemperatur proportional geregelt. Liegt die Raumtemperatur unter dem Sollwert wird die Zulufttemperatur erhöht und vice versa. Diese Kaskade ist nicht Teil der Arbeit und ist in der Abbildung daher grau dargestellt. In der zweiten Kaskade, welche der eigentliche Gegenstand dieser Arbeit ist, wird die Zulufttemperatur der Lüftungsanlage mittels eines PID-Reglers geregelt. Die Lüftungsanlage besitzt vier Stellgrößen, die Einfluss auf die Zulufttemperatur haben. Geregelt



Abbildung 2.3: Funktionsblock des Sequenzers

werden können die Leistung der Wärmerückgewinnung über die Bypassklappe, die Leistung des Heizregisters über die Ventilstellung des Dreiwegeventils, die Leistung des Kühlregisters über die Ventilstellung des Drosselventils und die Umluftklappe. Dementsprechend handelt es sich aus regelungstechnischer Sicht um ein Multi Input Single Output System. Nachdem der PID-Regler nur einen Ausgang hat, wird dieser mittels eines sogenannten Sequenzers auf die jeweiligen Stellgrößen des Systems aufgeteilt. Der Funktionsblock des Sequenzers ist in Abbildung 2.3 zu sehen. kr, wrg, hr und uml bezieht sich dabei auf Kühlregister, Wärmerückgewinnung, Heizregister und Umluftklappe. Jede Stellgröße ist somit eine Funktion in Abhängigkeit des PID-Reglerausgangs.

2.2 Modellierung

Damit das Modell für die Optimierung bzw. Simulation des Reglers der Zulufttemperatur geeignet ist, müssen alle Stellgrößen der Anlage abgebildet werden. Zusätzlich sollten alle messbaren Störgrößen abgebildet werden um für die spätere Verwendung des Models deren Einfluss auf die Regelung analysieren zu können. Demnach sollten alle gemessenen Stoff-, Energieströme und Signale über die Systemgrenzen abgebildet werden. Das Simulationsschema der Anlage ist in Abbildung 2.4 zu sehen. Die Ein- und Ausgänge des Modells sind also folgende:

Eingänge: u, T_{aul} , \dot{m}_{zul} , \dot{m}_{abl} , T_{abl} , T_{hrvl} und T_{krvl} Ausgänge: T_{fol}^* , T_{krrl}^* , T_{hrrl}^* und T_{zul}^* , wobei nur T_{hrrl} und T_{zul} auch im Datensatz zu finden sind. Jeder Block repräsentiert eine unabhängige Komponente der Anlage.

Der folgende Teil des Kapitels widmet sich einerseits der Erläuterung der für die Modellierung getroffenen Annahmen andererseits dem Aufbau des Modells. Durch die Festlegung der Systemgrenzen wird die Annahme getroffen, dass die Systemausgänge keine Rückkoppelung auf die Systemeingänge besitzen. Diese Annahme unterliegt jedoch bestimmten Einschränkungen wie auch in Abbildung 2.4 zu sehen ist. Es soll hier nun erläutert werden, warum diese Annahme dennoch als zulässig angenommen werden kann: Zunächst ist davon auszugehen, dass die Zulufttemperatur indirekt die Ablufttemperatur über das Gebäude beeinflusst. Die übergeordnete Kaskade der Solltemperaturregelung (siehe Abbildung 2.2) wird für die Optimierung der Zulufttemperatur nur unwesentlich. Lediglich die Abweichung vom Sollwert wird sich bei Änderung des Reglers ändern. Ein Blick auf die überschlägige Energiebilanz des Verkaufsraumes

$$\frac{dT_{raum}}{dt} = \frac{1}{C_{raum}} [\dot{Q}_{hk} + \dot{Q}_{sol} + \dot{Q}_{zul} + \dot{Q}_{int} - \dot{Q}_{verl}]$$
(2.1)

mit C_{raum} der Wärmekapazität des Raumes, Q_{hk} dem Wärmeeintrag der Heizkörper, \dot{Q}_{sol} den Solaren Gewinne, \dot{Q}_{zul} dem Wärmeeintrag durch die Zuluft, \dot{Q}_{int} den internen Gewinnen und \dot{Q}_{verl} den Wärmeverlusten zeigt: Der Einfluss auf die Energiebilanz des Raumes durch eine geänderte \dot{Q}_{zul} ist bei den



Abbildung 2.4: Blockschema des Modells

zu erwartenden Temperaturabweichungen durch eine veränderte Regelung vernachlässigbar klein. Hinzu kommt, dass die Trägheit des Raumes durch die vermutlich hohe Kapazität die Schwankungen der Regelung ausgleicht. Die anderen Faktoren wie Heizkörper, internen Gewinne und solare Einträgen sowie viele weitere (nicht messbare) Störgrößen wirken auf das System ein. Diese sind in Summe höchst wahrscheinlich deutlich größer als die Schwankung der Zulufttemperatur. Die Heizleistung des Zuluftregisters ist mit 10 kW bereits ohnehin kleiner bemessen ist als die der Heizkörper mit 14 kW.

Für die Vorlauftemperatur des Heizregisters ist auch von einer Beeinflussung der Speichertemperatur durch den Rücklauf auszugehen. Hier wird jedoch die gleiche Annahme getroffen wie bei der Abluft: Aus der Energiebilanz des Warmwasserspeichers bzw. des Verteilers ergibt sich, dass die weiteren Verbraucher, die mit dem Verteiler verbunden sind, nominell eine deutlich größere Leistung als das Heizregister besitzen. Daher kann der Einfluss der Rücklauftemperatur-Schwankung aufgrund einer veränderten Regelung auf die Vorlauftemperatur als vernachlässigbar klein angenommen werden.

Auch bei dem Kühlregister wird angenommen, dass die Rücklauftemperatur die Vorlauftemperatur nicht wesentlich beeinflusst. Auf der Primärseite des Wärmetauschers (siehe Abbildung 2.1) ist hier eine frequenzmodulierte Pumpe angebracht, welche die Vorlauftemperatur regelt. Somit sollte eine Rückkopplung des Kühlregisters auf sich selbst durch die entnommenen Energiemengen vernachlässigbar sein.

Eine Rückkopplung über veränderte Druckverhältnisse, lässt sich jedoch nicht ausschließen. Diese Problematik gilt für die in den Vor- bzw. Rückläufen der Register verbauten Ventile, über die sich die Leistung der Komponente regeln lässt (zu sehen in Abbildung 2.1). Des weitern ist die Problematik für die Wärmerückgewinnung, also den Klappen im Zuluftkanal relevant. Prinzipiell ist die Durchflussmenge einer Klappe oder eines Ventils abhängig vom Druckverlust Δp über das Ventil/die Klappe, dem Widerstandsbeiwert ζ und dem Querschnitt A bzw. dem Druckverlust Δp und einem k_v -Wert [17]. Nachdem die Drücke in der Anlage nicht gemessen werden und somit die Druckverluste unbekannt sind, wird hier von einer optimalen Auslegung ausgegangen, sodass sich die Volumenströme proportional zur Stellgröße u des Ventils verhalten. Eine Rückkopplung sowie eine gegenseitige Beeinflussung der Wärme- und Kälteabnehmer durch geänderte Druckverhältnisse in den Verteilern ist nicht auszuschließen, muss jedoch aufgrund der fehlenden Messung toleriert werden.

Die Ventilatoren sind für die regelungstechnische Betrachtung der Zulufttemperatur nicht relevant, da die Luftvolumenströme wie bereits beschrieben auf einen konstanten Wert geregelt werden. Die Volumenströme können somit als Störgröße für die Temperaturregelung betrachtet werden. Es wird zusätzlich angenommen, dass der Wärmeeintrag durch die elektrischen Verluste der Ventilatoren im Verhältnis zu den Wärmemengen von Heiz- und Kühlregister und Wärmerückgewinnung vernachlässigbar ist.

Nachdem keine Messung der Temperatur im Anlagenraum vorliegt, können die Wärmeverluste der Komponenten an die Umgebung nicht abgebildet werden. In den meisten Modellen aus der Literatur, die in den folgenden Kapiteln vorgestellt werden, werden Wärmeverluste an die Umgebung ebenfalls vernachlässigt. Im Verhältnis zu den Wärmemengen durch Wärmerückgewinnung, Heizregister und Kühlregister sind die Verluste vernachlässigbar. Eine Einschränkung dieser Annahme ist der ausgeschaltete Zustand außerhalb der Betriebszeiten. Hier ist das Auskühlverhalten gegenüber der Umgebung der maßgebliche Effekt. Daher werden die Modelle auf die Abbildung der Betriebszeiten beschränkt. Nachdem der Regler jedoch nur während der Betriebszeiten aktiv ist, stellt dies für die Verwendung des Modells keine Einschränkung dar.

Zusätzlich werden die ersten 25 Minuten jedes Betriebszeitfensters nicht verwendet, da das Modell die Anfahrvorgänge nicht gut genug abbilden kann, da hier die Messungen die tatsächlichen Zustände nicht gut repräsentieren. Beispielsweise sind hier die Sensordynamiken der Volumenstrommessung nicht vernachlässigbar. Diese Einschränkung muss für die Verwendung in der Reglerauslegung in Kauf genommen werden. Unter Umständen ist das Modell jedoch in der Lage auf einem synthetisch generierten Datensatz (ohne Messfehler) weit genug zu extrapolieren, dass bestimmte Anfahrvorgänge abgebildet werden können. Das ist jedoch nicht Teil dieser Arbeit.

Die Luftfeuchtigkeit wird in der Anlage nicht aufgezeichnet. Aus diesem Grund werden alle Aufwärm- und Abkühlvorgänge als trocken angenommen. Diese Thematik soll im folgenden kurz erläutert werden: Beim Kühlregister und der Wärmerückgewinnung, kann es bei hohen Luftfeuchten am Lufteintritt im Wärmetauscher durch den Abkühlprozess zu Kondensation kommen. Dies führt einerseits dazu, dass sich an der Wärmetauscheroberfläche unterschiedliche Wärmeübertragungschrakteristiken zeigen, je nachdem ob die entsprechende Fläche feucht (durch auskondensiertes Wasser) oder trocken ist. Andererseits führt die latente Wärme des auskondensierenden Wassers zur Veränderung der Energiebilanz. Liegt die Temperatur im Wärmetauscher über der Taupunkttemperatur liegt alleine feuchte Luft vor. Die Änderung der Enthalpie lässt sich dann durch $\Delta H = mc_{pl}\Delta T$ beschreiben. Kondensiert jedoch Wasser an der

Oberfläche des Wärmetauschers aus, wenn die Taupunkttemperatur unterschritten ist, muss zusätzlich die latente Wärme des Wassers betrachtet werden. In dem X-T-Diagramm in Abbildung 2.5 sind zwei unterschiedliche Abkühlvorgänge zu sehen, die jeweils bei den gleichen Temperaturen beginnen und enden, jedoch bei unterschiedlicher relativer Luftfeuchtigkeit. Prozess 1-2-3 startet bei 80 % und Prozess I-II bei 40 %. Wie zu sehen, ist die abzuführende Enthalpieänderung der beiden Prozesse unterschiedlich. Hier sei erwähnt, dass die Wärmetauscheroberfläche, um einen Wärmeaustausch zu gewährleisten, kälter als die Zuluft sein muss, somit kann es schon früher zu Kondensation kommen. Hier wird angenommen, dass dieser Effekt zumindest für die Energiebilanzierung nicht maßgeblich ist und somit lediglich eine Zulufttemperatur unterhalb des Taupunktes zu Kondensation führt.

Nachdem der Sollwert der Zuluft durch die Sollwertanpassung in Abhängigkeit der Außentemperatur an heißen Tagen jedoch meist über 22 °C liegt, müssen entweder hohe Außentemperaturen oder hohe Luftfeuchtigkeiten vorliegen, damit es zu Kondensation kommt. Bei der Wärmerückgewinnung sind die Außenlufttemperatur, welche die Fortlufttemperatur indirekt bestimmt, und die Luftfeuchtigkeit der Abluft entscheidend ob Kondensation zustande kommt. Hier ist die Folgenabschätzung der Auswirkungen komplexer. Ein Indiz bietet der Vergleich von feuchter und trockener Rückwärmezahl aus dem Datenblatt (siehe Tabelle 2.1), welche sich nur um 0,9 Prozentpunkte unterscheiden. Es wird daher angenommen, dass der Effekt vernachlässigt werden kann. Bei Aufwärmvorgängen (i-ii in Abbildung 2.5) ist Kondensation kein Problem. Hier werden aufgrund der fehlenden Messung trockene Abkühlprozesse (I-II) angenommen.

Neben den soeben erläuterten detaillierten Annahmen werden folgende allgemeine Annahmen und Vereinfachungen getroffen:

- Alle Fluide werden als inkompressibel betrachtet, die Dichten der Fluide Luft und Wasser werden mit $\rho_l = 1,2255 \text{ kg/m}^3$ und $\rho_w = 999,10 \text{ kg/m}^3$ (Datenbasis: CoolProps [18]) angenommen.
- Die spezifischen Wärmekapazitäten der Fluide Luft und Wasser sind konstant: $c_{pl} = 1006, 00 \text{ J/(kg K)}$ und $c_{pw} = 4188, 46 \text{ J/(kg K)}$ (Datenbasis: CoolProps [18])
- Alle Prozesse finden bei Umgebungsdruck $p_0 = 101325$ Pa [19] statt (da keine Messung der Drücke im System erfolgt).
- Bei Wärmeübergängen werden Strahlungsanteile vernachlässigt.
- Kinetische Energien bzw. Impulse der Fluide sind verhältnismäßig klein und werden bei allen Komponenten vernachlässigt.



Abbildung 2.5: X-T-Diagramm, Datenbasis CoolProps [18]

- Die Fluide sind vollständig gemischt, die gemessenen Temperaturen sind über den gesamten Strömungsquerschnitt konstant.
- Totzeiten werden vernachlässigt, da diese im Verhältnis zur Abtastrate klein sind.
- Die Sensordynamiken sind vernachlässigbar, da diese im Verhältnis zur Abtastrate klein sind.
- Die Dynamik der Stellglieder bzw. Stellmotoren ist im Verhältnis zur Abtastrate vernachlässigbar.

Basierend auf diesen Annahmen über das System müssen also Modelle für die Komponenten erstellt werden. Die Umluftklappe ist im vorliegenden Datenstaz nicht ausreichend aktiv um eine Systemidentifikation vornehmen zu können wie in Kapitel 2.3 noch ausgeführt werden wird. Nachdem diese jedoch selten in Gebrauch ist, ist sie auch für die Reglerauslegung nicht von großer Bedeutung.

Neben physikalischen Modellen für Wärmerückgewinnung, Heizregister und Kühlregister welche in den nächsten Kapiteln erläutert werden, muss der Sequenzer abgebildet werden. Der Sequenzer kann zur Aufteilung des Reglerausganges auf die unterschiedlichen Komponenten als einfacher interpolierter Lookup implementiert werden. Die dazu nötigen Punkte, die auch in Abbildung 2.3 zu sehen sind, können aus der Regelungssoftware exportiert werden und sind im Anhang in Tabelle 5.1 angegeben. der Ausgang jeder Komponente ergibt sich somit als Funktion des Reglerausgangs u zu $u_k = f_{seq,k}(u)$ für alle Komponenten $k \in \{wrg, hr, kr, uml\}.$

Des Weiteren muss ein Sensormodell implementiert werden. Obwohl die Sensordynamik vernachlässigbar ist, hat das eventbasierte Aufzeichnungsprinzip (siehe Kapitel 2.1) doch einen erheblichen Einfluss auf die Messwerte. Um die Messwerte möglichst gut mit den Modellausgängen vergleichen zu können und dieses Verhalten möglichst realistisch zu simulieren, wird das Messprinzip für den Temperatursensor des Heizregister-Rücklaufs mit diesem Prinzip implementiert. Der Wert des Modellausgangs wird also nur aktualisiert, wenn eine bestimmte Abweichung (ΔT) zum vorherigen Wert vorliegt, anderenfalls wird der vorherige Wert ausgegeben.

Aus der Literatur lassen sich für die physikalischen Modelle von Wärmerückgewinnung, Heizregister und Kühlregister unterschiedliche Berechnungsansätze ableiten. Diese haben unterschiedliche und unterschiedlich viele zu identifizierende Parameter aber jeweils dieselben Ein- und Ausgänge. Die verschiedenen



Abbildung 2.6: Wärmerückgewinnung

Varianten für die Komponenten, die grundsätzlich durch Energie- und Massebilanzen modelliert werden können, werden in den folgenden Kapiteln erläutert.

2.2.1 Wärmerückgewinnungsmodelle

Die Ein- und Ausgänge der Wärmerückgewinnung ergeben sich wie in Abbildung 2.6 zu sehen, wie folgt:

Eingänge: \dot{m}_{zul} , \dot{m}_{abl} , T_{aul} , T_{abl} und u

Ausgänge: T_{zul} und T_{fol}

Die Wärmerückgewinnung besteht im Wesentlichen aus dem Bypass und einem Plattenwärmetauscher. Die Modellierung des Bypasses erfolgt in allen Varianten folgendermaßen: Vor dem Wärmetauscher wird der Luftmassenstrom der Zuluft durch eine Klappe aufgeteilt, wobei ein Teilstrom durch den Wärmetauscher und ein anderer durch den Bypass verläuft. Der Abluftstrom läuft vollständig durch den Plattenwärmetauscher. Nach dem Wärmetauscher werden die Massenströme wieder gemischt. Unter der Annahme, dass die Druckverluste über den Wärmetauscher und den Bypass gleich sind und sich die Klappe linear verhält, folgt aus der Massenbilanz über die Klappe folgender Zusammenhang für die beiden Massenströme nach der Klappe:

$$\dot{m}_{zul,wt} = \dot{m}_{zul} \, u \tag{2.2}$$

$$\dot{m}_{zul,bp} = \dot{m}_{zul} \left(1 - u \right) \tag{2.3}$$

Wobei u die Stellgröße des Ventils ist, sodass der gesamte Massenstrom bei u = 1 durch den Wärmetauscher und bei u = 0 über den Bypass geleitet wird. Die Mischtemperatur am Ausgang der Wärmerückgewinnung T_{zul} ergibt sich

unter der Annahme einer konstanten spezifischen Wärmekapazität der Luft aus der Energiebilanz wie folgt:

$$T_{zul} = T_{zul,wt}u + T_{aul}(1-u)$$
(2.4)

Zur Modellierung des Plattenwärmetauschers bieten sich mehrere Varianten, die im Folgenden präsentiert werden:

NTU-Variante

Ein vereinfachtes Modell mit der sogenannten effectiveness - Number of Transfere Units ($\epsilon - NTU$) Methode (im folgenden als NTU-Methode bezeichnet) wird Beispielsweise von Schito [15] angewandt, lässt sich aber auch in Bergman und Incropera [19], Okochi und Yao [20], Afroz, Shafiullah, Urmee u. a. [11] finden und wird beispielsweise auch in der Simulationssoftware TRNSYS[®] [21] als vereinfachtes Wärmetauschermodell verwendet. Basis der Methode ist, dass jeweils ein konstanter Anteil (ϵ) des maximal übertragbaren Wärmestroms vom warmen Fluid an das kalte Fluid übertragen wird. Der maximal übertragbare Wärmestrom ergibt sich in der Theorie in einem Gegenstrom-Wärmetauscher unendlicher Länge. Hier würde die Temperatur des Fluides mit der kleineren Wärmekapazität die Eingangstemperatur des Fluides mit der größeren Wärmekapazität annehmen [19]. Mit

$$C_{zul,wt} = c_{pl} \dot{m}_{zul,wt}, \tag{2.5}$$

$$\dot{C}_{abl} = c_{pl} \dot{m}_{abl}, \qquad (2.6)$$

$$\dot{C}_{max} = \max(\dot{C}_{abl}, \dot{C}_{zul,wt}) \tag{2.7}$$

und

$$\dot{C}_{min} = \min(\dot{C}_{abl}, \dot{C}_{zul,wt}) \tag{2.8}$$

ergibt sich die maximal übertragbare Wärmemenge

$$\dot{Q}_{max} = \dot{C}_{min}(T_{abl} - T_{aul}). \tag{2.9}$$

Die Temperaturen an den Ausgängen ergeben sich dann zu

.

$$T_{zul,wt} = T_{aul} + \frac{\epsilon \dot{Q}_{max}}{\dot{m}_{zul,wt}c_{pl}}$$
(2.10)

$$T_{fol} = T_{abl} - \frac{\epsilon \dot{Q}_{max}}{\dot{m}_{abl}c_{pl}}.$$
(2.11)

Die Effektivität ϵ lässt sich für alle Wärmetauschertypen als Funktion

$$\epsilon = f\left(NTU, C_r\right) \tag{2.12}$$

analytisch bestimmen [19]. Dabei gilt

$$C_r = \frac{\dot{C}_{min}}{\dot{C}_{max}}.$$
(2.13)

Die Number of Transfere Units (NTU) ist dabei eine dimensionslose Kennzahl, die in der Wärmetauscheranalyse weit verbreitet ist. Sie wird nach [19] definiert als:

$$NTU = \frac{UA}{\dot{C}_{min}}.$$
(2.14)

Wobei UA sich aus dem Wärmeübergangskoeffizient U in W/K und der Fläche A in m^2 des Wärmetauschers zusammensetzt. Viele ϵ - Korrelationen für gängige Wärmetauschertypen finden sich in der Literatur. Hier wird folgende Korrelation nach [19] implementiert, unter der Annahme, dass es sich bei dem Wärmetauscher um einen Kreuzstrom-Wärmetauscher handelt:

$$\epsilon = 1 - e^{\frac{1}{C_r}(NTU)^{0,22} \left(e^{-C_r(NTU)^{0,78}} - 1\right)}.$$
(2.15)

Um Divisionen durch Null zu vermeiden werden bei $\dot{C}_{zul,wt} = 0$ oder $\dot{C}_{abl} = 0$ die Modellausgänge auf $T_{zul,wt} = T_{aul}$ und $T_{fol} = T_{abl}$ gesetzt. Die Parameter Uund A kommen in der Gleichung nur gekoppelt, als Produkt vor und werden somit gemeinsam identifiziert. Für die NTU-Variante identifiziert werden muss also nur der

Parameter: (UA).

Diese NTU Methode bildet jedoch nur den stationären Zustand ab.

NTU Dyn-Variante

Chen und Treado [22] verwenden ein Heizregistermodell, welches auch auf der $\epsilon - NTU$ Methodik basiert, jedoch die kapazitive Dynamik (hier Aufwärmund Abkühlvorgänge) des Registers berücksichtigt. Die Methode ist ohne Einschränkung auf die Wärmerückgewinnung anwendbar. Im Folgenden wird diese Variante als NTU Dyn bezeichnet. Die Gleichgewichtstemperaturen berechnen sich hierbei ebenfalls nach Gleichung 2.10 und 2.11. Wobei die dynamischen Ausgangstemperaturen zusätzlich nach

$$\frac{dT_{zul,dyn}}{dt} = \frac{T_{zul} - T_{zul,dyn}}{\tau}$$
(2.16)

und

$$\frac{dT_{fol,dyn}}{dt} = \frac{T_{fol} - T_{fol,dyn}}{\tau}$$
(2.17)

30

berechnet werden. Die Zeitkonstante τ setzt sich nach Chen und Treado aus einem kapazitiven Term τ_c und einer "flush time" (Spülzeit) τ_x wie folgt zusammen:

$$\tau = \frac{1}{\tau_c^{-1} + \tau_x^{-1}}.$$
(2.18)

In dieser Arbeit wird τ jedoch als einzelner Parameter in der Systemidentifikation ermittelt. Identifiziert werden müssen also:

Parameter: (UA) und τ

UA2C und UA2C c -Variante

Afram und Janabi-Sharifi [16] modellieren die Wärmerückgewinnung auf eine andere Art und Weise. Sie verwenden zwei Energiebilanzen für beide Luftvolumenströme wie folgt:

$$\frac{dT_{fol}}{dt} = \frac{1}{C_{lm}} \left[\dot{m}_{abl} c_{pl} (T_{abl} - T_{fol}) - (UA)_{wrg} \left(\frac{T_{abl} + T_{fol}}{2} - \frac{T_{aul} + T_{zul,wt}}{2} \right) \right] + c_1 \quad (2.19)$$

$$\frac{dT_{zul,wt}}{dt} = \frac{1}{C_{lm}} \left[(UA)_{wrg} \left(\frac{T_{abl} + T_{fol}}{2} - \frac{T_{aul} + T_{zul,wt}}{2} \right) - \dot{m}_{zul,wt} c_{pl} (T_{zul,wt} - T_{aul}) \right] + c_2. \quad (2.20)$$

Wobei sich der Wärmeübergang zwischen den beiden Luftmassenströmen im Gegensatz zu den bisher genannten Methoden aus der Mitteltemperatur zwischen den Ein- und Ausgangstemperaturen berechnet. Korrekt charakterisiert werden würde der Wärmeübergang durch die sogenannte mittlere logarithmische Temperaturdifferenz [19], es handelt sich also um eine lineare Approximation/Näherung. Afram und Janabi-Sharifi schlagen vor, in der Systemidentifikation die Parameter C_{lm} , $(UA)_{wrg}$, c_{pl} , c_1 und c_2 zu ermittlen. Parameter c_1 und c_2 stellen Korrekturterme dar, die Modellierungsungenauigkeiten ausgleichen sollen. Die Wärmekapazität von Luft c_{pl} wird in dieser Arbeit nicht als zu identifizierender Parameter verwendet, sondern konstant angenommen. Es wird hier nicht davon ausgegangen, dass dieser Parameter die Genauigkeit in einem weiten Betriebsbereich erhöht, also andersherum die Extrapolationsfähigkeit des Modells einschränkt. In dieser Arbeit wird diese Variante in zwei Untervarianten implementiert. Erstens unter der Bezeichnung UA2C ohne die Korrekturterme mit

Parameter: C_{lm} und $(UA)_{wrg}$



Abbildung 2.7: Heizregister

und zweitens unter der Bezeichnung UA2C c mit Korrekturtermen mit Parameter: C_{lm} , $(UA)_{wrg}$, c_1 und c_2 .

2.2.2 Heizregistermodelle

Wie in Abbildung 2.7 zu sehen, besitzt das Heizregister folgende Ein- und Ausgänge:

Eingänge: $T_{l,ein}$, \dot{m}_l , T_{hrvl} und u Ausgänge: $T_{l,aus}$ und T_{hrrl}

Ähnlich der Wärmerückgewinnung setzt sich das Heizregister aus zwei Teilkomponenten zusammen, dem Wasser-Luft-Wärmetauscher und einem Dreiwegeventil, welches die Leistung des Registers regelt. Es liegt eine sogenannte Beimischschaltung vor. Das bedeutet, der Massenstrom im Wärmetauscher ist konstant und je nach Ventilstellung wird dem Vorlauf des Wärmetauschers anteilig Wasser aus dem Rücklauf beigemischt. Der konstante Massenstrom kann als Parameter des Modells während der Systemidentifikation ermittelt werden. Die Temperatur am Eingang des Wärmetauchers bildet sich als Mischtemperatur aus der Speichertemperatur und der Rücklauftemperatur des Wärmetauchers. Aus der Energiebilanz über das Dreiwegeventil folgt die für die Mischtemperatur $T_{w,ein}$ in Abhängigkeit der Stellgröße u des Ventils:

$$T_{w,ein} = T_{hrvl}u + T_{w,aus}(1-u).$$
 (2.21)

Hierbei werden folgende Annahmen getroffen: (1) die Wärmekapazität des Wassers ist konstant. (2) Die Druckverluste der Rohrleitungen über den Speicher und den Wärmetauscher sind gleich. (3) Das Dreiwegeventil verhält sich vollständig linear. Der Luft-Wasser-Wärmetauscher lässt sich wie bei der Wärmerückgewinnung auf verschiedene Arten implementieren.

NTU-Variante

Auch hier bietet sich die NTU-Variante an. Diese berechnet sich analog zu Gleichungen (2.5)-(2.13) jedoch mit Luft und Wasser als Fluide folgendermaßen: Mit

$$C_w = c_{pw} \dot{m}_w, \tag{2.22}$$

$$\dot{C}_l = c_{pl} \dot{m}_l, \tag{2.23}$$

$$\dot{C}_{max} = \max(\dot{C}_w, \dot{C}_l) \tag{2.24}$$

und

$$\dot{C}_{min} = \min(\dot{C}_w, \dot{C}_l) \tag{2.25}$$

ergibt sich die maximal übertragbare Wärmemenge zu:

$$\dot{Q}_{max} = \dot{C}_{min}(T_{l,ein} - T_{w,ein}).$$
(2.26)

Die Temperaturen an den Ausgängen ergeben sich dann zu:

$$T_{w,aus} = T_{w,ein} + \frac{\epsilon \dot{Q}_{max}}{\dot{m}_w c_{pw}}$$
(2.27)

und

$$T_{l,aus} = T_{l,ein} - \frac{\epsilon \dot{Q}_{max}}{\dot{m}_l c_{pl}}.$$
(2.28)

Detaillierte ϵ -Korrelationen finden sich beispielsweise in Navarro, Cabezas-Gómez, Zoghbi Filho u. a. [23]. Hier wird jedoch eine ϵ -Korrelationen für Gegenstrom-Wärmetauscher nach Bergman und Incropera[19] als allgemeine Annahme implementiert, nachdem die genaue Bauart des Registers nicht bekannt ist:

$$\epsilon = \frac{1 - e^{-NTU(1 - C_r)}}{1 - C_r e^{-NTU(1 - C_r)}} \quad \text{für} \quad (C_r < 1)$$

$$\epsilon = \frac{NTU}{1 + NTU} \quad \text{für} \quad (C_r = 1). \tag{2.29}$$

Für die NTU Variante ergeben sich bei dem Heizregister für die Identifikation also die

Parameter: \dot{m}_w und $(UA)_{hr}$

NTU Dyn-Variante

Analog zur NTU Dyn Variante der Wärmerückgewinnung (Vgl. Gleichung (2.16)

und (2.17) lässt sich auch das Heizregister berechnen. Mit Zuluft und respektive Wasser werden die dynamischen Temperaturen basierend auf (2.27) und (2.28) zu

$$\frac{dT_{w,aus,dyn}}{dt} = \frac{T_{w,aus} - T_{w,aus,dyn}}{\tau}$$
(2.30)

und

$$\frac{dT_{l,aus,dyn}}{dt} = \frac{T_{l,aus} - T_{l,aus,dyn}}{\tau}$$
(2.31)

berechnet. Auch hier wird τ als einzelner Parameter in der Systemidentifikation ermittelt. Es ergeben sich somit die

Parameter: \dot{m}_w , $(UA)_{hr}$ und τ .

UA1C-Variante

Ein anderer Ansatz der Modellierung wird von Tashtoush, Molhim und Al-Rousan [12] verwendet, welches im Folgenden als UA1C bezeichnet wird. Hier wird der Wärmetauscher über die Energiebilanz mit einem Kapazitiven Term als einfaches "lumeped capacity" Modell folgendermaßen modelliert:

$$C\frac{dT_{l,aus}}{dt} = \dot{m}_w c_{pw} (T_{w,ein} - T_{w,aus}) + UA(T_{umg} - T_{l,aus}) - \dot{m}_l c_{pl} (T_{l,ein} - T_{l,aus}).$$
(2.32)

Wird hier der Wärmeaustausch mit der Umgebung $UA(T_{umg} - T_{l,aus})$ vernachlässigt, ergibt sich

$$C\frac{dT_{l,aus}}{dt} = \dot{m}_w c_{pw} (T_{w,ein} - T_{w,aus}) - \dot{m}_l c_{pl} (T_{l,ein} - T_{l,aus}).$$
(2.33)

Von Tashtoush, Molhim und Al-Rousan [12] wird des Weiteren angenommen, dass die Ausgangstemperatur des Wassermassenstoms konstant $T_{w,aus} = 10^{\circ}$ C ist, da diese Temperatur im Gegensatz zu den anderen Modellen keine Ausgangsgröße ist. In dieser Arbeit wird $T_{w,aus}$ als Parameter zur Systemidentifikation aufgenommen. Insgesamt ergeben sich somit die

Parameter: \dot{m}_w , C und $T_{w,aus}$.

UA2C und UA2C c -Variante

Auch für einen Luft-Wasser-Wärmetauscher wird von Afram und Janabi-Sharifi [16] ein Modell präsentiert, das ähnlich wie das UA2C Modell der Wärmerückgewinnung auf zwei gekoppelten Energiebilanzen basiert. Der Wärmeübergang wird hier jedoch im Gegensatz zur Wärmerückgewinnung durch den Term $(UA)_{hr}(T_{w,aus} - T_{l,aus})$ charakterisiert. Es ergeben sich also folgende Differenzialgleichungen:

$$\frac{dT_{w,aus}}{dt} = \frac{1}{C_{wm}} \left[\dot{m}_w c_{pw} (T_{w,ein} - T_{w,aus}) - (UA)_{hr} (T_{w,aus} - T_{l,aus}) \right] + c_1 \quad (2.34)$$



Abbildung 2.8: Kühlregister

$$\frac{dT_{l,aus}}{dt} = \frac{1}{C_{pl}} \left[(UA)_{hr} (T_{w,aus} - T_{l,aus}) - \dot{m}_l c_{pl} (T_{l,aus} - T_{l,ein}) \right] + c_2.$$
(2.35)

Aufgrund einer unklaren Formulierung in Afram und Janabi-Sharifi [16] wird hier angenommen, dass $C_{pl} = c_{pl} \cdot 1$ kg gilt. Hier werden wieder zwei Varianten, erstens mit Korrekturfaktoren c_1 und c_2 als UA2C c Variante mit

Parameter: \dot{m}_w , $C_{wm} = c_{wm}\rho_{wm}V_{wm}$, $(UA)_{hr}$, c_1 und c_2 und ohne Korrekturfaktoren, also $(c_1 = c_2 = 0)$ als UA2C Variante mit Parameter: \dot{m}_w , $C_{wm} = c_{wm}\rho_{wm}V_{wm}$ und $(UA)_{hr}$ angenommen.

2.2.3 Kühlregistermodelle

In Abbildung 2.7 ist zu sehen, dass das Kühlregister folgende Ein- und Ausgänge besitzt:

Eingänge: $T_{l,ein}$, \dot{m}_l , T_{krvl} und u

Ausgänge: $T_{l,aus}$ und T_{krrl}

Zur Leistungsregulierung des Kühlregisters ist ein Drosselventil installiert. Dieses reguliert den Massenstrom durch den Wärmetauscher. Unter Annahme von Linearität des Ventils $u \sim \dot{m}_w$ kann die Gleichung für den Massenstrom wie folgt formuliert werden:

$$\dot{m}_w = u \cdot \dot{m}_{w,max}.\tag{2.36}$$

Hier kann der maximale Massenstrom \dot{m}_{max} als Parameter bei der Systemidentifikation ermittelt werden.

Zur Modellierung des Luft-Wasser-Wärmetauschers bieten sich die gleichen Varianten an, wie bei dem Heizregister, also NTU NTU Dyn, UA1C, UA2C und $UA2C\ c.$ Die Parameter sind mit denen des Heizregisters bis auf den Massenstrom identisch. Der zu identifizierende Massenstrom ist hier \dot{m}_{max} .

2.2.4 Lösung der dynamischen Gleichungen

Nachdem die Komponenten keine Rückkopplung innerhalb der Systemgrenzen aufweisen, können diese unabhängig voneinander gelöst werden. Die erste Komponente des Modells bildet somit den Eingang der zweiten Komponente, die zweite den Eingang der dritten und so weiter. Die Modelle der beschriebenen Komponentenvarianten liegen in Form von Gleichungen, Differenzialgleichungen und Systemen von gekoppelten Differenzialgleichungen vor. Die Gleichungen beispielsweise der NTU-Variante können für jeden Zeitschritt $i \in \mathcal{I}$ mit dem gesamten Simulationszeitraumes $\mathcal{I} = \{i, \ldots, k\}$ gelöst werden, sodass sie den Komponentenausgang als Funktion des Eingangs abbilden. Um mit den Modellen, welche auf Differenzialgleichungen basieren (UA1C und NTU Dyn Variante) vorwärts in der Zeit rechnen zu können, müssen die Differenzialgleichungen zunächst gelöst werden. Die linearen Differenzialgleichungen lassen sich alle als

$$\dot{y} = a(t)y + b(t) \tag{2.37}$$

formulieren, wobei sich a(t) und b(t) aus dem Datensatz

$$x = \frac{\begin{array}{c|cccc} u & \cdots & T_{krvl} \\ \hline 0 & u_{i=0} & \cdots & T_{krvl,i=0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k & u_{i=k} & \cdots & T_{krvl,i=k} \end{array}}$$
(2.38)

korrespondierend zu allen in Kapitel 2.2 definierten Eingängen des Modells und allen Zeitschritten $i \in \mathcal{I}$ berechnen lassen. Zur Lösung sind analytische und numerische Methoden anwendbar. Nachdem die Daten in gleichmäßigen Zeitschritten vorliegen, bietet es sich an, die Komponenten zeitdiskret zu lösen. Jede Komponente wird also für jeden Zeitschritt i analytisch gelöst, sodass sie in der Form

$$y_i = f(y_{i-1}, x_i) \tag{2.39}$$

vorliegt. Es wird dabei angenommen, dass die Messwerte x_i des Zeitpunktes *i* über den gesamten Zeitschritt konstant sind, wie in Abbildung 2.9 zu sehen. Die gekoppelten Differenzialgleichungssysteme der *UA2C*-Varianten können in die Matrixschreibweise der Form

$$\begin{pmatrix} \dot{y_1} \\ \dot{y_2} \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$
(2.40)


Abbildung 2.9: Definition der Zeitschritte

gebracht werden, wobei sich die 2x2 Matrix A und der Vektor $(b_1 \ b_2)$ aus xbilden. Um diese zu lösen und ebenfalls in eine zeitdiskrete Form, analog zu (2.39) zu bringen, bietet sich hier die Eigenwertmethode an. Dazu wird das Differenzialgleichungssystem in die Eigenbasis der Matrix A gebracht. Die somit resultierenden entkoppelten Differenzialgleichungen

$$\tilde{y}_1 = \tilde{a}_1 \tilde{y}_1 + \tilde{b}_1$$
(2.41)

$$\dot{\tilde{y}}_2 = \tilde{a}_2 \tilde{y}_2 + \tilde{b}_2 \tag{2.42}$$

lassen sich wieder für jeden Zeitschritt i analytisch lösen. Die gelösten Gleichungen können dann in die Form

$$\begin{pmatrix} y_{1,i} \\ y_{2,i} \end{pmatrix} = f\left(\begin{pmatrix} y_{1,i-1} \\ y_{2,i-1} \end{pmatrix}, x_i \right)$$
(2.43)

gebracht werden und sind somit nur von der Lösung des vorherigen Zeitpunktes y_{i-1} und den Daten x_i des Zeitschrittes *i* abhängig. Diese Form ist geeignet, um vorwärts in der Zeit zu rechnen und das Modell zu simulieren.

Für das Heizregister (siehe 2.2.2) ergibt sich zusätzlich die Problematik, dass die Rücklauftemperatur T_{hrrl} sowohl Ausgangsgröße ist, als auch Eingangsgröße für die Berechnung der Mischtemperatur $T_{w,ein}$ nach Gleichung (2.21). Für die UA2C - Variante lässt sich hier die Berechnung der Mischtemperatur nach Gleichung 2.21 in das Differenzialgleichungssystem aus Gleichung (2.34) und (2.35) einsetzen. Somit wird die entstehende Rückkoppelung Teil des Differenzialgleichungssystems und wird durch die soeben beschriebene Lösung mittels Eigenwertmethode gelöst. In der UA1C - Variante entfällt dieses Problem, da T_{hrrl} konstant ist. Für die anderen Varianten muss die Berechnung iterativ durchgeführt werden, wobei jeweils die Rücklauftemperatur $T_{hrrl,i-1}$ und die Lufttemperatur der Luft am Ausgang $T_{l,aus,i-1}$ des vorherigen Zeitpunktes als Startwert verwendet wird. Als Abbruchkriterium wird eine Toleranz von 10^{-3} K zum vorherigen Iterationsschritt der beiden Ausgangsgrößen festgelegt.

Zusätzlich stellt sich die Frage, mit welchem Wert y_{i-1} die Differenzialgleichungen zu Beginn jedes Betriebszeitraumes initialisiert werden, da, wie in Kapitel 2.2 beschrieben, auf eine Modellierung der ausgeschalteten Zeiträume verzichtet wird. Die Initialisierung mit einem konstanten Wert führt zu mitunter nicht unerheblichen Fehlern. Hier wird die einfachste Möglichkeit gewählt und die Differenzialgleichungen mit Messdaten aus dem *y*-Datensatz

$$y = \frac{\begin{vmatrix} T_{zul} & T_{hrrl} \\ 0 & T_{zul,i=0} & T_{hrrl,i=0} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ k & T_{zul,i=k} & T_{hrrl,i=k} \end{vmatrix}$$
(2.44)

initialisiert. Für die nicht gemessenen Ausgangstemperaturen der Wärmerückgewinnung und des Kühlregisters muss eine Annahme getroffen werden. Diese werden ebenfalls mit T_{zul} initialisiert. Diese Initialisierungsmethode limitiert zwar die Anwendbarkeit des Modells für beispielsweise die modellprädiktive Regelung, da nun nicht für jeden Zeitpunkt ein Modellausgang basierend auf den Eingängen berechnet werden kann. Für die Verwendung des Modells zur Auslegung des Reglers ist dies jedoch unproblematisch, da nur die Betriebszeiten benötigt werden. Zur Verifikation eines Reglers kann somit dieselbe Initialisierung gewählt werden, da der Regler während des ausgeschalteten Zustandes keinen Einfluss auf das System nimmt.

Die gelösten Komponentenvarianten lassen sich zu einem Gesamtmodell M_v zusammensetzen. Die Abfolge der Komponenten ist in Abbildung 2.4 zu sehen. Hierbei wird jeweils eine Variante der vier Wärmerückgewinnungsvarianten, eine Variante der fünf Heizregistervarianten und eine Variante der fünf Kühlregistervarianten verwendet. Daraus ergeben sich in Summe 100 Variantenkombinationen $v \in \{0, \ldots, 99\}$. Sequenzer, Wärmerückgewinnung, Heizregister und Kühlregister werden also für jeden Zeitschritt *i* nacheinander berechnet, wobei die Ausgänge der Komponenten mitunter Eingänge für die folgende Komponente bilden.

Das Gesamtmodell lässt sich damit als Funktion $f_{M_v} : (\mathcal{P}_v, x, y) \mapsto y_v^*$ beschreiben. Wobei

$$y_{v}^{*} = \frac{\begin{vmatrix} T_{zul,v}^{*} & T_{zul,v}^{*} \\ 0 & T_{zul,v,i=0}^{*} & T_{hrrl,v,i=0}^{*} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ k & T_{zul,v,i=k}^{*} & T_{hrrl,v,i=k}^{*} \end{vmatrix}$$
(2.45)

entspricht. Zu Analysezwecken lassen sich zusätzlich auch alle anderen Ausgangsgrößen zwischen den Komponenten (wie in Abbildung 2.4 zu sehen) inklusive $T_{fol,v}^*$ und $T_{krrl,v}^*$ berechnen bzw. ausgeben. $\mathcal{P}_v = \{p_{v,1}, \ldots, p_{v,n}\}$ ist jeweils ein Parameterset, welches alle entsprechenden Parameter jeder Komponente einer Variante v enthält. Beispielsweise enthält eine Variante v = l, welche sich aus der NTU-Variante für die Wärmerückgewinnung, der UA2C-Variante des Heizregisters und der UA1C-Variante des Kühlregisters zusammensetzt folgende Parameter:

$$\mathcal{P}_{l} = \{ (UA)_{wrg}, \ \dot{m}_{w,hr}, \ C_{w,m,hr}, \ (UA)_{hr}, \ \dot{m}_{w,max,kr}, \ C_{kr}, \ T_{w,aus,kr} \}$$
(2.46)

Nachdem sich der Modelleingang aus den Messdaten x bildet, soll im Folgenden erläutert werden, wie die Messdaten aufbereitet werden, sodass die getroffenen Annahmen für das Modell erfüllt sind.

2.3 Datenaufbereitung

Für die Systemidentifikation ist es notwendig, die aufgezeichneten Messdaten aufzubereiten, sodass sie in geeigneter Form vorliegen. Von der SPS der Anlage werden die Messdaten automatisiert in einer SQL-Datenbank (Structured Query Language) gespeichert. Wie in Absatz 2.1 erläutert, werden die Daten nach unterschiedlichen Aufzeichnungsprinzipien erfasst. Um sie für die Systemidentifikation verwenden zu können, werden die Daten auf Zeitintervalle von einer Minute resampled. Diese Frequenz ist ausreichend, um die wesentliche Dynamik des Systems abzubilden, da die Periodendauer einer Schwingung des Reglers, welche die schnellste Dynamik im System darstellt, etwa 10 Minuten beträgt. Bei fehlenden Messpunkten wird dabei der vorherige Wert weitergeschrieben. Folgendes Beispiel soll erläutern, warum diese Methode aufgrund des Aufzeichnungsprinzips der Sensoren hier gegenüber einer Interpolation zu bevorzugen ist: Einige Sensoren wie beispielsweise der Ablufttemperatursensor, zeigen nur eine geringe Dynamik. Es ist also davon auszugehen, dass eventuelle Schwankungen unterhalb des aufgezeichneten Schwellenwertes liegen. Wird hier zwischen zwei weit auseinander liegenden Messpunkten linear interpoliert, kann nicht ausgeschlossen werden, dass der Fehler in diesem Intervall größer als das Delta der Datenaufzeichnung ist. Wird der Wert fortgeschrieben, ist der Fehler immer kleiner als das spezifizierte Delta, da dies genau dem Aufzeichnungsprinzip entspricht.

Die Einheiten der jeweiligen Sensoren werden in SI-Einheiten umgerechnet und Volumenströme unter der Annahme konstanter Dichte in Massenströme. Alle Temperaturen werden soweit nötig in °C umgerechnet.

Da dem Systemmodell, welches im Rahmen dieser Arbeit erstellt wird, bestimmte Annahmen zugrunde liegen, müssen geeignete Daten ausgewählt werden, die für die Systemidentifikation geeignet sind. Aus diesem Grund werden die Daten anhand von Regeln selektiert. Die Regeln (Rx) werden im Folgenden gelistet und erläutert. Ausgewählt werden damit jeweils ganze Tage, da diese die Systemdynamik gut abbilden. Beispielsweise werden so in der Regel mindestens ein Ladevorgang des Pufferspeichers (im Heizfall) abgebildet. Angewendet werden diese Regeln also jeweils auf die Messdaten X_D eines Tages D mit allen Sensoren X entsprechend Tabelle 2.2. So wird festgestellt, ob dieser Tag geeignet ist. (Die Symbole bedeuten dabei: \land Undverknüpfung, \lor exklusives Oder, \neg nicht.)

- R1 Betrieb: Ob die Lüftungsanlage in Betrieb ist, wird mittels des Luftmassenstromes festgestellt. Der Schwellenwert liegt bei 0,2 kg/s. Es wird also für jeden Zeitpunkt eins Tages $\mathcal{I}_D := \{00:00, 00:01, \ldots, 23:59\}$ festgestellt, ob dieser Teil der Betriebszeiten \mathcal{B}_D ist. Die Betriebszeiten ergeben sich damit zu $\mathcal{B}_D := \{i \in \mathcal{I}_D \mid \dot{m}_{zul,D,i} > 0, 2 \text{ kg/s}\}$. Auf diese Art können auch zuverlässig Feiertage oder ähnliches identifiziert werden. Ein Tag Dist nur geeignet, wenn die Anlage in Betrieb ist.
- R2 Regelfehler in Ordnung: An einigen Tagen des Datensatzes weicht die Zulufttemperatur teils erheblich vom Sollwert ab, hier ist davon auszugehen, dass die Anlage entweder nicht ordnungsgemäß funktioniert oder durch einen Benutzereingriff deaktiviert wurde. Hier wird ein Schwellenwert von 2 K Abweichung der Mittelwerte der Zulufttemperatur $\bar{T}_{zul,D}$ und des Sollwertes \bar{w}_D des Tages D zur Detektion verwendet. Für einen geeigneten Tag muss also gelten:

 $\left|\bar{T}_{zul,D} - \bar{w}_D\right| < 2 \text{ K}.$

- R3 Regler dynamisch: Ein weiters Indiz, dass die Anlage ordnungsgemäß funktioniert bzw. nicht deaktiviert ist, ist die Bedingung, dass der Reglerausgang über den gesamten Tag nicht konstant ist. Hierfür wird die Abweichung des Maximalwertes und Minimalwertes eines Tages des Reglerausgangs u verwendet. Der verwendete Toleranzwert liegt bei 0,001. Ein Tag ist geeignet, wenn gilt: $\max(u_D) - \min(u_D) > 0,001.$
- R4 Holzkessel inaktiv: Eine Modellannahme ist, dass die Speichertemperatur der Vorlauftemperatur des Heizregisters entspricht. Nachdem der Holzkessel auf der Verbraucherseite des Speichers eingebunden ist (siehe Abbildung 2.1) gilt diese Annahme nicht, wenn der Holzkessel in Betrieb ist. Nachdem der Holzkessel manuell befeuert wird, kann nur indirekt festgestellt werden, ob dieser in Betrieb ist. Dazu wird festgestellt, ob die Pufferspeichertemperatur während der Betriebszeiten \mathcal{B}_D des jeweiligen Tages größer ist als die maximale Temperatur der Wärmepumpenausgänge im Zeitraum von 00:00 Uhr bis zum Ende der Betriebszeit $\mathcal{V}_D = \{00:00, 00:01, \dots, \max(\mathcal{B}_D)\}.$ (werden nur die Betriebszeiten verglichen werden Tage ausgeschlossen an denen die Wärmepumpen nur in der Nacht aktiv sind.) Es muss also gelten:

 $\nexists i \in \mathcal{B}_D \text{ und } \nexists j \in \mathcal{V}_D \text{ mit } (T_{sp,o,i} > T_{wp,k,j}) \forall k \in \{1,2\}$

- R5 Heizregister Rücklauf dynamisch: Ein Indiz, dass das Heizregister ordnungsgemäß funktioniert, ist, dass die Temperatur des Rücklaufs T_{hrrl} eine Dynamik zeigt. Hier wird ein Toleranzwert von 0,001 K verwendet. Damit ein Tag geeignet ist, muss somit gelten: $\max(T_{hrrl}) - \min(T_{hrrl}) > 0,001$ K.
- R6 Kühlregister Vorlauf dynamisch: Ein Indiz, dass das Kühlregister ordnungsgemäß funktioniert, ist, dass die Temperatur des Vorlaufs T_{krvl} eine Dynamik zeigt. Der Toleranzwert ist 0,001 K. Es muss gelten: $\max(T_{krvl}) - \min(T_{krvl}) > 0,001$ K.
- R7 Wärmerückgewinnung aktiv: Zusätzlich ist für die Systemidentifikation interessant, welche Komponente (Wärmerückgewinnung, Heizregister, Kühlregister und Umluft) aktiv ist, sodass jede Komponente im Datensatz vertreten ist und somit die Dynamik für die Optimierung der Parameter genützt werden kann. Dazu wird der Ausgang des Sequenzers (siehe Absatz 2.1) welcher als Lookup implementiert wird, wie folgt berechnet: $u_{wrg,t} = f_{seq,wrg}(u_t) \ \forall t \in \mathcal{B}_D$. Für die Wärmerückgewinnung wird nun festgestellt, ob der Sequenzer-Ausgang u_{wrg} im Laufe des Tages D größer null ist, also ob gilt: $\exists t \in \mathcal{B}_D$ mit $u_{wrg,t} > 0$.
- R8 Heizregister aktiv: Analog zu Regel R7 werden die folgenden Register berechnet. Sequenzerausgang: $u_{hr,t} = f_{seq,hr}(u_t) \forall t \in \mathcal{B}_D$. Das Heizregister ist aktiv, wenn gilt: $\exists t \in \mathcal{B}_D$ mit $u_{hr,t} > 0$.
- R9 Kühlregister aktiv: Sequenzer-Ausgang: $u_{kr,t} = f_{seq,kr}(u_t) \ \forall t \in \mathcal{B}_D$. Das Kühlregister ist aktiv, wenn gilt: $\exists t \in \mathcal{B}_D \text{ mit } u_{kr,t} > 0$.
- R10 Umluft aktiv: Sequenzer-Ausgang: $u_{uml,t} = f_{seq,uml}(u_t) \ \forall t \in \mathcal{B}_D$. Die Umluftklappe ist aktiv, wenn gilt: $\exists t \in \mathcal{B}_D \text{ mit } u_{uml,t} > 0$.
- R11 Tag geeignet: Ein Tag ist geeignet, wenn Regel R1, R2 und R3 erfüllt sind. Zusätzlich müssen Regel R4, R5 und R6 erfüllt sein, wenn das jeweilige Register aktiv ist. Formal ausgedrückt: $R1 \wedge R2 \wedge R3 \wedge ((R8 \wedge R4 \wedge R5) \lor (\neg R8)) \wedge ((R9 \wedge R6) \lor (\neg R9))$

Aus den geeigneten Tagen werden dann jeweils manuell Tage für den Trainingsdatensatz, zum Identifizieren der Parameter des Modells, und Tage für den Testdatensatz zum Verifizieren der Parameter ausgewählt. Diese müssen jeweils möglichst alle Betriebszustände abbilden. Der gewählte Datensatz wird in Kapitel 3.1 präsentiert.

Mit den entsprechenden Daten kann nun die Identifikation der Grey-Box-Parameter erfolgen, welche im nächsten Kapitel dargestellt wird.

2.4 Systemidentifikation

Ziel der Systemidentifikation ist es, erstens die bestmögliche Variante für jede Komponente auszuwählen und zweitens für jede Variante die optimalen Parameter zu finden. Nachdem es für die Wärmerückgewinnung vier Varianten, für das Heizregister fünf und für das Kühlregister ebenfalls fünf Varianten gibt, müssen für insgesamt 100 Varianten Parameter identifiziert werden. Dies geschieht mittels nichtlinearer Optimierung.

Der Ablauf der Systemidentifikation ist in Abbildung 2.10 visualisiert und soll im Folgenden ausgeführt werden.

Komp	p_0	Wert	Einheit	Herkunft
WRG	UA	3933,92	W/K	Datenblatt über LMTD
	C_{lm}	25000	W/K	Schätzwert
	au	60	\mathbf{S}	Schätzwert
HR	UA	258,76	W/K	Datenblatt über LMTD
	C	500000	W/K	Schätzwert
	C_{wm}	250000	W/K	Schätzwert
	au	60	\mathbf{S}	Schätzwert
	\dot{m}_w	$0,\!29$	m kg/s	Datenblatt
	$T_{w,aus}$	40,00	$^{\circ}\mathrm{C}$	Datenblatt
KR	UA	$1485,\!23$	W/K	Datenblatt über LMTD
	C	500000	W/K	Schätzwert
	C_{wm}	250000	W/K	Schätzwert
	au	60	\mathbf{S}	Schätzwert
	$\dot{m}_{w,max}$	$0,\!46$	m kg/s	Datenblatt
	$T_{w,aus}$	18,00	°C	Datenblatt

Tabelle 2.4: Startparameter der Optimierung

Wie zu sehen, werden zunächst die Zeitreihendaten x und y geladen. Zusätzlich werden die Startparameter $\mathcal{P}_{0,v} = \{p_{0,v,1}, \ldots, p_{0,v,n}\}$ für alle n Parameter jeder Variante $v \in \{0, \ldots, 99\}$ initialisiert. Diese Startparameter müssen für die Optimierung der Parameter sinnvoll gewählt werden, da dadurch die



Abbildung 2.10: Ablaufplan der Systemidentifikation

Chance der Konvergenz in das globale Minimum erhöht wird. Die Startparameter können aus dem Datenblatt der Anlage entnommen, überschlägig aus Daten des Datenblattes berechnet oder geschätzt werden.

Tabelle 2.4 zeigt alle möglichen Startparameter, die je nach Modellvariante entsprechend gewählt werden, inklusive ihrer Herkunft. Die beiden Korrekturterme der UA2Cc-Variante werden jeweils mit $c_1 = c_2 = 0$ initialisiert. Die in der Tabelle genannten UA Werte lassen sich aus den Temperaturdifferenzen und den Leistungen aus Tabelle 2.1 über die logarithmische Mitteltemperatur [19] berechnen. Hierbei wird angenommen, dass es sich um Gegenstrom-Wärmetauscher handelt. Die Wärmekapazitäten C_{lm} , C_{wm} , C werden überschlägig unter der Annahme von $c_{lm} = 500 \text{ J/(kg K)}$ und $c_{wm} = 5000 \text{ J/(kg K)}$ und einer Masse der jeweiligen Register von 100 kg berechnet. Für die UA2C-Methode wirde jeweils 50 kg für jede seite des Wärmetauschers angenommen.

Im nächsten Schritt wird dann jeweils ein entsprechendes initialisiertes Set an Ausgangsparametern \mathcal{P}_v einer konkreten Komponentenvariante v ausgewählt.

Nachdem die Parameter unterschiedliche Einheiten und sehr unterschiedliche Größenordnungen besitzen, werden für die Optimierung alle Parameter skaliert und dadurch auf die gleiche Größenordnung gebracht. Dazu wird für jeden einzelnen Startparameter $p_{0,v,k} \forall k \in \{0, \ldots, n\}$ eines Parametersets \mathcal{P}_v der gewählten Variante v ein Skalierungsfaktor berechnet:

$$s_{v,k} = 10^{\lfloor \log_{10}(p_{0,v,k}) \rfloor}$$
 für $p_{0,v,k} \neq 0$ (2.47)

$$s_{v,k} = 1$$
 für $p_{0,v,k} = 0.$ (2.48)

Die skalierten Parameter (die der Identifikation übergeben werden) berechnen sich nun mit $p_{opt,v,k} = \frac{p_{0,v,k}}{s_{v,k}} \forall k \in \{0, \ldots, n\}.$

Um die bestmöglichen Parameter jeder Variante zu finden, wird im wesentlichen folgendes nichtlineares Optimierungproblem gelöst:

$$\min_{\mathcal{P}_v} \sum_{i \in \mathcal{I}} e_i(\mathcal{P}_v).$$
(2.49)

 \mathcal{I} sind hierbei alle Zeitschritte des Simulationszeitraumes und $e(\mathcal{P}_v)$ die Residuen zwischen Modell und Messdaten, die sich wie folgt, berechnen:

$$e_i(\mathcal{P}_v) = (T^*_{zul,v,i} - T_{zul,i})^2 + (T^*_{hrrl,v,i} - T_{hrrl,i})^2 \quad \forall i \in \mathcal{I}.$$
 (2.50)

 $T^*_{zul,v}$ und $T^*_{hrrl,v}$ Berechnen sich hier als Ausgang der Simulation y^*_v der entsprechenden Modellvariante M_v nach $f_{M_v} : (\mathcal{P}_v, x, y) \mapsto y^*_v$ (siehe 2.2.4). Die jeweilige Funktion f_{M_v} setzt sich dabei aus drei gelösten Komponentenvarianten nach 2.2 zusammen. Der y Datensatz wird, wie in Kapitel 2.2.4 beschrieben, nur zur Initialisierung benötigt.

Zur Lösung des Minimierungsproblems wird die Umsetzung des COBYLA Optimierungsalgorithmus [24] der Python Bibliothek SciPy [25] verwendet, da sich gezeigt hat, dass dieser Algorithmus im Vergleich mit anderen Algorithmen des SciPy Paketes, auf dem Optimierungsproblems am zuverlässigsten konvergiert. Der Algorithmus ist auf eine Begrenzung der Funktionsaufrufe von maximal 1000 voreingestellt.

Jeder Funktionsaufruf des SciPy Optimierers führt dann, wie in Abbildung 2.10 zu sehen, zu folgendem Ablauf: Zunächst werden die Parameter zur Verwendung im Modell mit $p_{mod,v,k} = p_{opt,v,k} s_{v,k} \forall k \in \{1, \ldots, n\}$ zurück skaliert. Mit diesen Parametern wird dann eine vollständige Simulation mit den Zeitreihendaten xdurchgeführt, also im wesentlichen die Funktion f_{M_v} gelöst.

Zuletzt wird der Fehler nach Gleichung (2.50) berechnet, welcher dann wieder an die SciPy Funktion übergeben wird.

Bei erreichtem Abbruchkriterium bzw. erreichter Güte (definiert durch den COBYLA Algorithmus) werden die identifizierten Parameter $\mathcal{P}_{opt,v}$ des Optimierungsproblems nach (2.49) und die Fehler des Modells auf Trainings- und Testdatensatz für die spätere manuelle Auswertung gespeichert.

Der Prozess wird für alle 100 Varianten wiederholt. Dadurch, dass die einzelnen Varianten unabhängig voneinander identifiziert werden können, sind diese Schritte parallelisierbar.

Zur Auswertung der Modellvarianten können verschiedene Gütemaße berechnet werden, Afram und Janabi-Sharifi [9] stellt einige gängige Fehlermaße vor, darunter der

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i \in \mathcal{I}} (y_i^* - y_i)^2}$$
(2.51)

(Root mean squared error, Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme) welcher hier zur Auswertung verwendet wird. y_i^* entspricht hier dem Modellausgang und y_i dem Messwert zu jedem Zeitschritt *i* über den Simulationszeitraum \mathcal{I} mit *n* Zeitschritten. Nachdem das Modell zwei Ausgänge besitzt, T_{zul}^* und T_{hrrl}^* , wird zur Auswertung die Summe der beiden RMSE Also

$$RMSE_{ges} = RMSE_{T_{zul}} + RMSE_{T_{hrrl}}$$

$$(2.52)$$

verwendet. Zusätzlich zu den Trainingsdaten wird der Fehler des Modells auch auf einem Testdatensatz (Siehe Kapitel 2.3) berechnet, um überprüfen zu können, ob das Modell nicht zu stark auf den Trainingsdatensatz angepasst (overfitted) ist bzw. über den Trainingsdatensatz hinaus ähnliche Fehler erzielt. Nachdem der Trainingsdatensatz größer ist als der Testdatensatz, wird das finale Modell anhand der hier ermittelten Parameter ausgewählt.

3 Ergebnisse

In den folgenden Kapiteln wird zunächst die Auswahl der Daten vorgestellt, dann folgt die Auswertung der Systemidentifikation mit einem Vergleich der Varianten und im Anschluss wird die beste Modellvariante im Detail präsentiert.

3.1 Datensatz

Wie in Absatz 2.3 erläutert, werden aus dem Datensatz geeignete Tage gefiltert. Der verfügbare Datensatz startet am 03.03.2022 und endet am 08.06.2022 und enthält somit 98 Tage. Nach Anwendung der Regeln zeigt sich, dass nur wenige Tage des Datensatzes für die Systemidentifikation geeignet sind. Tabelle 3.1 zeigt die Anzahl der Tage, an denen die jeweiligen Regeln erfüllt sind.

Regel	Tage
R1: Betrieb	65
R4: Holzkessel inaktiv	69
R2: Regelfehler in Ordnung	49
R3: Regler dynamisch	45
R5: T_{hrrl} dynamisch	20
R6: T_{krvl} dynamisch	35
R7: WRG aktiv	98
R8: HR aktiv	93
R9: KR aktiv	22
R10: UML aktiv	4
R11: Tag geeignet	9

Tabelle 3.1: Ergebnis der Regelbasierten Datenauswahl

Von den neun geeigneten Tagen ist die Umluftklappe an nur einem Tag aktiv. Aufgrund der geringen Verfügbarkeit von Daten und der generell seltenen Verwendung der Umluftklappe im Realbetrieb wird für die Systemidentifikation darauf verzichtet, den Umluftbetrieb zu berücksichtigen. Somit reduziert sich die Anzahl der geeigneten Tage auf acht. An den verbleibenden Tagen ist die Wärmerückgewinnung an allen Tagen, das Heizregister an fünf Tagen und das



Abbildung 3.1: Histogramm der Außentemperaturen

Kühlregister an drei Tagen aktiv. Es sind zusätzlich jeweils Heizregister oder Kühlregister aktiv, nie beide gleichzeitig. Aus den verbleibenden fünf Tagen mit aktivem Heizregister werden drei für den Trainingsdatensatz ausgewählt, diese sind: 08.03.2022, 21.03.2022 und 01.04.2022. Hinzu kommen zwei der drei Tage, an denen das Kühlregister aktiv ist: 12.05.2022 und 19.05.2022. Die übrigen geeigneten Tage werden als Testdatensatz zur Verifizierung der Parameter verwendet. Diese sind: 04.04.2022, 25.04.2022 und 20.05.2022.

Die Außentemperatur liefert ein gutes Indiz für den Betriebszustand der Anlage. Wie im Histogramm in Abbildung 3.1 zu sehen, decken beide Datensätze hier ein breites Temperaturspektrum ab. Trainings- und Testdatensatz enthalten jeweils einen Außentemperaturbereich von ca. 0°C bis knapp über 30°C. Die Verteilungen sind jedoch unterschiedlich, sodass die Extrapolationsfähigkeit des Modells durch den Testdatensatz überprüft werden kann. Tiefe Außentemperaturen unter 0°C kommen allerdings nicht vor.

3.2 Vergleich der Varianten

Wie in Kapitel 2.4 erläutert, werden die Parameter von 100 möglichen Modellvarianten identifiziert. Im Folgenden wird zunächst die Anzahl der Parameter



Abbildung 3.2: Auswertung der Varianten: Einfluss der Parameteranzahl

der gesamten Modellvariante als Einflussgröße auf die Modellgüte betrachtet. Abbildung 3.2 oben zeigt den RMSE (siehe Gleichung (2.52)) für alle Varianten, dargestellt in Abhängigkeit der Anzahl der Parameter. In der Mitte ist die Anzahl der jeweiligen Varianten zu sehen, welche die entsprechende Anzahl an Parametern besitzen, und die Anzahl der Varianten, in denen die Optimierung erfolgreich konvergiert ist bzw. nicht das Limit von 1000 Funktionsaufrufen erreicht hat. Der unterste Plot in Abbildung 3.2 zeigt die Laufzeit der jeweiligen Varianten wiederum in Abhängigkeit der Parameteranzahl. Es lässt sich deutlich erkennen, dass der RMSE der Modellvarianten an dem Testdatensatz bei keiner Parameterzahl deutlich schlechter als an dem Trainingsdatensatz ist. Zusätzlich zeigt sich, dass der beste (niedrigste) RMSE bis zu einer Anzahl von zehn Parametern abnimmt, also einige Modellvarianten den Datensatz mit zunehmender Parameterzahl besser abbilden. Ab einer Anzahl von neun Parametern erfolgt ein deutlicher Sprung des Medians des Fehlers, was bedeutet, dass die meisten Varianten mit über acht Parametern schlechter sind als Varianten mit weniger Parametern. Ab elf Parametern steigt der beste RMSE deutlich an, keine Variante ist also in der Lage, bessere Ergebnisse als bei einer Anzahl von zehn Parametern zu liefern.

Durch die Zusammensetzung der Varianten aus den Komponentenvarianten gibt es deutlich mehr Varianten mit einer Anzahl an Parametern zwischen sechs und elf, diese ist in der mittleren Darstellung zu erkennen. In diesem Bereich gibt es jedoch auch die größte Anzahl an Modellvarianten, die nicht konvergieren bzw. die maximale Anzahl an Funktionsauswertungen von 1000 erreichen. Im untersten Plot von Abbildung 3.2 zeigt sich, dass die Mindestlaufzeit und der Median der Optimierung mit steigender Parameterzahl bis auf einige Ausnahmen tendenziell steigt. Die Optimierung der Parameter dauert also in der Regel für komplexe Modellvarianten mit vielen Parametern länger.

Abbildung 3.3, 3.4 und 3.5 zeigen die gleiche Darstellung jedoch aufgeschlüsselt nach Komponente und Komponentenvariante. Abbildung 3.3 zeigt die Auswertung der Wärmerückgewinnung, wobei zu sehen ist, dass die UA2C c Variante hier am besten funktioniert. Der in Abbildung 3.4 gezeigte Vergleich der Heizregistervarianten zeigt, dass die NTU- und die NTU Dyn-Variante am besten abschneiden. Direkt ersichtlich ist zudem, dass die UA1C-Variante hier nicht konvergiert und dementsprechend auch im Vergleich längere Laufzeiten zeigt. Nachdem keine der Komponenten in Kombination mit dem UA1C Heizregister konvergieren, erklärt das auch die bei den anderen Komponenten (Wärmerückgewinnung und Kühlregister) zu erkennende nahezu konstant niedrigere Zahl an Varianten die konvergieren. Im Vergleich der Kühlregistervarianten in Abbildung 3.5 ist zu erkennen, dass die Streuung deutlich geringer ist. Lediglich



Abbildung 3.3: Variantenvergleich Wärmerückgewinnung



Abbildung 3.4: Variantenvergleich Heizregister



Abbildung 3.5: Variantenvergleich Kühlregister

die UA2C c Variante schneidet signifikant schlechter ab und hat die im Median längsten Laufzeiten. Am besten ist hier die UA1C Variante.

3.3 Finales Modell

Zur Auslegung des Reglers wird aus allen simulierten Modellen das Beste an dem Trainingsdatensatz ausgewählt. Die in der Optimierung ermittelten Parameter und die gewählten, besten Varianten sind in Tabelle 3.2 zu sehen. Zum Vergleich sind die Startparameter der Optimierung p_0 und die verwendeten Skalierungsfaktoren für die Optimierung (Scale) zu sehen. Insgesamt hat das beste Modell also zehn Parameter.

Komp.	Bezeichnung	p_{opt}	p_0	Scale
WRG	Variante	UA2C c	-	-
	UA	3764,028	3933,924	1000,0
	C_{lm}	26390, 290	25000,0	10000,0
	c_1	-0,418	0	$1,\!0$
	c_2	0,023	0	$1,\!0$
HR	Variante	NTU Dyn	-	-
	\dot{m}_w	0,144	0,291	$_{0,1}$
	UA	427,037	258,762	100,0
	au	$70,\!338$	60	$10,\!0$
KR	Variante	UA1C	-	-
	$\dot{m}_{w,max}$	$0,\!357$	$0,\!463$	$_{0,1}$
	$T_{w,aus}$	$12,\!103$	18	$10,\!0$
	C	$635549,\!851$	500000,0	100000,0

Tabelle 3.2: Parameter des finalen Modells

Die RMSE des finalen Modells sind in Tabelle 3.3 zu sehen. Hier sind jeweils die Fehler auf Trainingsdaten und Testdaten angegeben, sowie die aufgeschlüsselten Fehler von Zuluftemperatur und Rücklauftemperatur des Heizregisters.

Abbildung 3.6 zeigt einen exemplarischen Auszug der wichtigsten Größen der Simulationsergebnisse mit dem finalen Modell im Heizfall, sowie Abbildung 3.7 im Kühlfall. Im Anhang befindet sich eine komplette Darstellung der Simulationsergebnisse aller Tage des Datensatzes mit allen relevanten Größen in den Abbildungen 5.1, 5.2, 5.3, 5.4, 5.5, 5.6 und 5.7. Die Plots zeigen jeweils die Eingänge der Komponenten aus dem Datensatz in Strichpunktlinien, die Ausgänge durchgezogen. Zur Verdeutlichung der Zeitdiskreten Modellierung und

Bezeichnung	Wert
$RMSE_{T_{zul},train}$	1,643
$RMSE_{T_{hrrl},train}$	2,144
$RMSE_{train,ges}$	3,786
$RMSE_{T_{zul},test}$	2,588
$RMSE_{T_{hrrl},test}$	$1,\!872$
$RMSE_{test,ges}$	4,460

Tabelle 3.3: RMSE des finalen Modells

den Datenpunkten wird in diesen und allen folgenden Darstellungen mit Zeitreihen zwischen den einzelnen Datenpunkten nicht interpoliert. Qualitativ lassen sich deutliche Abweichungen zwischen Modellausgang T^*_{hrrl} und Messdaten T_{hrrl} sowie zwischen $T^*_{zul,kr,aus}$ und $T_{zul,kr,aus}$ erkennen, diese werden in Kapitel 4 diskutiert. Eine Korrelation des verbleibenden Fehlers mit jeder Eingangsgröße lässt Rückschlüsse auf mögliche Modellierungsungenauigkeiten und deren Ursache ziehen. Abbildung 3.8 zeigt diese grafische Korrelation jedes Eingangs gegenüber des Fehlers für alle Betriebszeiten. Die farbliche Darstellung zeigt jeweils welches der Register (Heiz-, Kühlregister oder Wärmerückgewinnung) aktiv ist. Nach der Sequenzerlogik (siehe Abbildung 2.3) sind Heiz- und Kühlregister immer in Kombination mit der Wärmerückgewinnung aktiv. Mögliche Korrelationen mit dem Fehler lassen sich etwa zwischen der Stellgröße u im Kühlfall, der Aussenlufftemperatur T_{aul} im Kühlfall und der Speichertemperatur $T_{sp,o}$ erkennen. Eine Interpretation der Korrelationen findet sich in Kapitel 4.



Abbildung 3.6: Simulation des finalen Modells im Heizfall



Abbildung 3.7: Simulation des finalen Modells im Kühlfall



Abbildung 3.8: Korrelation des Fehlers

4 Diskussion

Um die vorliegende Problemstellung und die erzielten Ergebnisse in einen Kontext zu bringen, werden in diesem Kapitel wichtige Aspekte und Ergebnisse diskutiert und ein Vergleich mit der Literatur angestellt. Darüberhinaus lässt die Analyse der Simulationsergebnisse Schlüsse auf mögliche nicht abgebildete Effekte zu. Diese Aspekte sollen im Folgenden diskutiert werden.

Zunächst soll die Datenqualität und deren möglicher Einfluss auf die Aussagekräftigkeit des Modells diskutiert werden. Konkret werden die drei Gesichtspunkte Repräsentativität des Datensatzes, wesentliche gemessene Größen bzw. Sensorik sowie die Aufzeichnungsqualität betrachtet.

Ob der Datensatz repräsentativ ist, lässt sich hauptsächlich in der Abdeckung verschiedener Betriebsmodi ausmachen. Ein gutes Indiz hierfür liefert die Außentemperatur. Wie in Abbildung 3.1 zu sehen, deckt der Datensatz zwar den Temperaturbereich von 0°C bis 30°C ab, jedoch keine Temperaturen unter 0°C. Das könnte die Gültigkeit des Modells bzw. der ermittelten Parameter bereits einschränken, da keine Aussage getroffen werden kann ob das Modell in diesem Betriebszustand (unter 0°C) plausible Ergebnisse liefert. Weiteres Indiz ist hier die Aktivität der unterschiedlichen Komponenten. Nachdem die Umluftklappe im Datensatz nicht ausreichend aktiv ist, kann über eine mögliche Modellierung der Komponente keine belegbare Aussage gemacht werden. Hier zeigen sich deutlich die Einschränkungen, die durch die Verwendung von realen Betriebsdaten entstehen können.

Neben der Repräsentativität ist auch die ausstattung mit Sensorik von entscheidender Bedeutung. Insbesondere ist relevant, ob alle wesentlichen Störgrößen abgebildet werden können. Im Vergleich zu Afram und Janabi-Sharifi [16], die die Grey-Box Modellierung einer HLK Anlage präsentieren, ist der Umfang der Sensorik hier deutlich kleiner. So liegen bei Afram und Janabi-Sharifi [16] beispielsweise alleine für die Wärmerückgewinnung, welche im Gegensatz zur hier beschriebenen Komponente keinen Bypass hat, Messdaten aller Temperaturen an Ein- und Ausgängen vor, sowie die Massen- bzw. Volumenstrommessung der beiden Luftvolumenströme der Zu- und Abluft. Insgesamt liegen also sechs Messpunkte vor. Im Vergleich liegen für die hier identifizierte Wärmerückgewinnung lediglich vier vor, die Messung der beiden Volumenströme sowie die Temperatur der Außenluft und der Abluft. Die beiden Ausgangstemperaturen, also Zulfttemperatur nach der Wärmerückgewinnung und Fortlufttemperatur werden nicht gemessen, folglich kann die Komponente für die Systemidentifikation nur als eine Einheit in Kombination mit Heiz- und Kühlregister betrachtet werden, was ein großes Fehlerpotential birgt.

Von den Stoffströmen über die Systemgrenzen der gesamten Anlage (siehe Abbildung 2.1) (Außenluft, Fortluft, Abluft, Zuluft, sowie jeweils Vor- und Rücklauf von Heiz- und Kühlregister) werden lediglich drei vollständig gemessen: Außenlufttemperatur, Zulufttemperatur und Volumenstrom im Zuluftkanal und Ablufttemperatur und Volumenstrom im Abluftkanal. Für beide Vorlauftemperaturen von Heiz- und Kühlregister sind lediglich die Temperaturen aber keine Massenströme bekannt. Hier sei angemerkt, dass die Vorlauftemperatur des Heizregisters durch die möglicherweise lange Distanz zum Pufferspeicher sowie Störgrößen wie den Holzkessel lediglich eine Annahme ist, welche trotz Datenaufbereitung einem großen Fehler unterliegen kann. Demzufolge werden von insgesamt zwölf wünschenswerten Messungen an den Systemgrenzen lediglich sieben aufgezeichnet. Um eine mit Afram und Janabi-Sharifi [16] vergleichbare Sensorausstattung aller Komponenten zu erreichen, müssten zusätzlich alle zwischen den Komponenten liegenden Zustände gemessen werden, also die Temperatur am Ausgang der Wärmerückgewinnung und die Temperatur am Ausgang des Heizregisters. Des Weiteren müssten eine Messung des Volumenstroms im Bypass, des Massenstroms und der Temperatur nach dem Dreiwegeventil des Heizregisters um die Ventilcharakteristik bestimmen zu können sowie eine Messung des Volumenstroms im Kühlregisterkreis aufgezeichnet werden. Alternativ könnte die Messung von Drücken eine genauere Bestimmung der Ventilcharakteristiken erlauben.

Zur vollständigen Abbildung der Umluftklappe wäre eine Messung des Volumenstroms im Umluftkanal oder eine Messung an allen vier Ein- und Ausgängen von Zu- und Abluft nötig.

Darüber hinaus könnte die Messung der Luftfeuchte in allen vier Luftvolumenströmen (Außenluft, Zuluft, Abluft und Fortluft) erlauben, Modelle zu erstellen, die den Einfluss der latenten Wärme der Luftfeuchte berücksichtigen. Der Fehler in Kühlregister und Wärmerückgewinnung könnte so reduziert werden. Eine Messung der Temperatur im Anlagenraum könnte des Weiteren verwendet werden, um Auskühleffekte gegenüber der Umgebung abzubilden und den Fehler weiter zu reduzieren.

Darüber hinaus ist auch die Aufzeichnunsqualität im Vergleich zur Abtastrate von 5 Sekunden bei Afram und Janabi-Sharifi [16] mit der eventbasierten Methode wesentlich geringer. Zwar wird beispielsweise bei der Messung der Rücklauftemperatur des Heizregisters die wesentliche Dynamik erfasst, wenn der Wert bei einer Änderung von 1 K aufgezeichnet wird, da die Schwankungen in diesem Bereich gut abgedeckt werden und somit viele Messpunkte vorliegen. Jedoch ist dies beispielsweise bei der Messung der Ablufttemperatur nicht der Fall. Die wesentliche Dynamik der Ablufttemperatur liegt höchstwahrscheinlich unter einer Schwankung um ± 1 K und wird somit nicht aufgezeichnet. Auch Filter zur Rauschreduktion wie beispielsweise von Afram und Janabi-Sharifi [16] verwendet, lassen sich bei dieser Datenauflösung nicht anwenden, ohne Teile der wesentlichen Dynamik zu verlieren.

Ein Indiz dafür, dass Grey-Box Modelle hier korrekt angewendet werden können, ist der Vergleich des Fehlers auf Trainings- und Testdatensatz. In allen Vergleichen (Abbildungen 3.2, 3.3, 3.4 und 3.5) über die meisten Modellkombinationen hinweg zeigt sich, dass der Fehler des Testdatensatzes ähnlich dem des Trainingsdatensatzes ist. In einigen Varianten, insbesondere mit vielen Parametern, ist der Fehler an dem Trainingsdatensatz sogar kleiner als an dem Testdatensatz. Mögliche Ursache hierfür ist die unterschiedliche Zusammensetzung der Trainings und Testdaten aus Heiz- und Kühlfall. Prinzipiell kann also davon ausgegangen werden, dass das Modell in der Lage ist, auf einem neuen Datensatz mit ähnlicher Temperaturverteilung Simulationen mit ähnlichem Fehler durchzuführen. Für die Auslegung eines Reglers sollte das Modell daher grundsätzlich in der Lage sein.

Fraglich ist jedoch ob der erreichte Fehler bzw. die Modellgüte prinzipiell ausreichend ist. Der von Afram und Janabi-Sharifi [16] berechnete RMSE für beispielsweise das Wärmerückgewinnungsmodell beträgt für die Fortlufttemperatur 0,762 K und für die Zulufttemperatur 0,459 K. Demgegenüber sind die berechneten Fehler der besten Modellvariante an dem Trainingsdatensatz mit einem $RMSE_{T_{zul},train} = 1,643$ K und $RMSE_{T_{hrrl},train} = 2,144$ K deutlich größer. Dennoch ist dieser in Anbetracht der deutlich geringeren Datenqualität nur um einen Faktor drei bis fünf schlechter. Dies könnte ein Indiz dafür liefern, dass auch mit wesentlich geringerer Messausstattung und Datenqualität Grey-Box Modelle erstellt werden können, wenn eine höhere Toleranz in Kauf genommen werden kann.

Hierbei scheint es jedoch von großer Bedeutung zu sein, eine entsprechende Modellkomplexität zu wählen, da, wie in Abbildung 3.2 zu sehen, ein deutlicher Zusammenhang zwischen der Anzahl an Parametern und der Güte des Modells besteht. Komplexe Modell mit mehr als zehn Parametern schneiden auf diesem Datensatz im Median deutlich schlechter ab, als Modelle mit weniger Parametern. Der optimale Bereich scheint hier bei neun und zehn Parametern zu liegen, was darauf schließen lässt, dass für einige Komponenten sehr einfache Modellierungsvarianten besser funktionieren und für andere Komponenten komplexere.

Dies wirft die Frage auf, ob die Ursache der Modellierungsgüte maßgeblich durch die Anzahl der Parameter beeinflusst wird oder durch die Formulierung der Modellvarianten. Für die Parameteranzahl als maßgeblichen Einflussfaktor spricht die rapide Zunahme des RMSE ab einer Anzahl an elf Parametern. Hier scheint der Datensatz nicht mehr in der Lage zu sein, die Komplexität abzubilden. Die große Streuung der RMSE-Werte im Bereich von neun und zehn Parametern lässt jedoch darauf schließen, dass hier nicht die Anzahl an Parametern entscheidend ist, sondern die Formulierung der Varianten selbst. Obwohl alle Varianten prinzipiell auf Energiebilanzen basieren, werden verschiedene Annahmen getroffen. Maßgebliche Unterschiede in den Modellierungsvarianten sind zum Beispiel, ob kapazitive Effekte detailliert abgebildet werden (beispielsweise UA2C-Variante) oder ob der Wärmeübergang detailliert abgebildet wird (beispielsweise NTU-Variante). Ein Blick auf die Auswertung der einzelnen Komponenten kann hier ein besseres Bild vermitteln. Bei der Wärmerückgewinnung in Abbildung 3.3 zeigt sich, dass alle Varianten im Median etwa ähnlich gut abschneiden, lediglich die UA2C c-Variante enthält einige Lösungen, die einen niedrigeren RMSE haben. Hier lässt sich also weder ein deutlicher Zusammenhang zwischen Komplexität und Güte noch zwischen physikalischer Formulierung und Güte finden. Im Fall des Heizregisters in Abbildung 3.4 fällt auf, dass die UA1C-Variante nicht konvergiert. Grund hierfür könnte sein, dass in dieser Variante von einer konstanten Rücklauftemperatur ausgegangen wird. welche direkt als Modellausgang in den Fehler e eingeht und somit das Ergebnis maßgeblich verfälscht. Hier zeigt sich, dass die Art der Modellierung durchaus signifikant für die Güte sein kann. Abgesehen davon scheinen die Varianten NTU und NTU Dyn hier am besten zu funktionieren. Nachdem die NTU Dyn-Variante ebenso wie die UA2C-Variante drei Parameter besitzt, ist der Einfluss hier vermutlich auf die physikalische Formulierung und nicht auf die Anzahl der Parameter zurückzuführen. Die hohen RMSE der UA2C c-Variante könnten sowohl an der Formulierung als auch an der hohen Parameterzahl liegen. Wobei letzteres aufgrund der sonst zur UA2C-Variante ähnlichen Formulierung, die hier besser funktioniert, wahrscheinlicher scheint. Die zusätzlichen Parameter c_1 und c_2 bringen hier also nicht mehr Genauigkeit, sondern erschweren im Gegenteil die Optimierung.

Der in Abbildung 3.5 dargestellte Variantenvergleich des Kühlregisters zeigt ein ähnliches Bild. Die UA2C c-Variante schneidet im Gegensatz zur UA2C- Variante schlechter ab, was wiederum ein Indiz liefert, dass die Parameterzahl hier zu hoch ist. Im Median resultieren die anderen Varianten in ähnlichen Fehlern. Ob maßgeblich die Parameter oder die physikalische Formulierung entscheidend ist, lässt sich somit hieraus nicht gut ableiten.

Generell scheint sich jedoch abzuzeichnen, dass bei der hier vorliegenden geringen Datenqualität Modelle mit zu vielen Parametern vergleichsweise hohe Fehler produzieren.

Bei der gesamten bisherigen Betrachtung ist jedoch zu beachten, dass der RMSE lediglich ein Qualitätsmerkmal der Modellgüte ist. Er bestätigt jedoch weder die physikalische Korrektheit des Modells, noch gibt er Auskunft über die Herkunft möglicher Modellierungsungenauigkeiten. Zur Überprüfung der physikalischen Korrektheit des Modells lassen sich sowohl die Parameter des Modells als auch die Simulationsergebnisse (Zeitreihen) des finalen Modells qualitativ beurteilen. Mögliche Modellierungsungenauigkeiten lassen sich ebenfalls durch die qualitative Analyse der Simulationsergebnisse sowie der Korrelation des Fehlers (der Residuen) in Abbildung 3.8 beurteilen.

Zunächst soll die physikalische Korrektheit des Modells anhand der Parameter diskutiert werden. Die gefundenen Parameter nach Tabelle 3.2 sind in der gleichen Größenordnung wie die Ausgangsparameter, welche aus dem Datenblatt oder Schätzungen stammen und erscheinen daher plausibel. Die größte Unsicherheit liegt womöglich auf dem Schätzwert für die Wärmekapazitäten der Wärmerückgewinnung C_{lm} und des Kühlregisters C, da für diese im Datenblatt kein Ausgangswert vorhanden ist. Ob die Optimierung in das globale Minimum konvergiert ist, lässt sich mit dieser Untersuchung nicht final beurteilen. Des Weiteren sind die Parameter c_1 und c_2 der Wärmerückgewinnung kritisch zu beurteilen. Diese Parameter werden von Afram und Janabi-Sharifi zum Ausgleich von Modellierungsungenauigkeiten implementiert, führen aber zwangsläufig zu physikalisch nicht erklärbarem Verhalten des Modells. Insbesondere scheint der Wert von $c_1 = -0,418$ verhältnismäßig hoch, da dieser direkt die Änderungsrate der Temperatur beeinflusst. Die Auswirkungen dieser Faktoren kann in Abbildung 3.6, 3.7 und 4.1 im Plot der Wärmerückgewinnung oben beobachtet werden. Im Heizfall (Abbildung 3.6 und 4.1) zeigt sich, dass die Fortlufttemperatur im Durchschnitt ca. 2 K unter der Außenlufttemperatur liegt, was physikalisch nicht möglich ist. Ein ähnliches Verhalten zeigt sich im Kühlfall (Abbildung 3.7), wo sowohl die Fortlufttemperatur T_{fol}^* als auch die Zulufttemperatur der Wärmerückgewinnung $T^*_{zul,wrg,aus}$ unterhalb der Außenlufttemperatur T_{aul} und Ablufttemperatur T_{abl} liegt.

Afram und Janabi-Sharifi [16] kommen für die Grey-Box-Modellierung ih-



Abbildung 4.1: Analyse des finalen Modells

rer Wärmerückgewinnung jedoch zu Parametern mit noch größeren Werten mit $c_1 = -0,258$ und $c_2 = 1,8373$. Der dadurch entstehende Fehler scheint erheblich und der Vorteil eines Grey-Box Modells gegenüber Black Box Modellen könnte dadurch deutlich reduziert werden. Da das Hinzufügen von Korrekturfaktoren $(c_1 \text{ und } c_2)$ nicht mehr auf begründbaren physikalischen Annahmen basieren, verdeutlicht das, dass insbesondere für niedrige Datenqualität alle Annahmen für die Modellierung gut begründet sein müssen. Generell wird hier die Generalisationsfähigkeit des Modells zu Gunsten der Genauigkeit eingeschränkt. Des Weiteren stellt sich die Frage, welche nicht abgebildeten Störgrößen durch diese Korrekturfaktoren ausgeglichen werden.

Aufschluss über diese Frage und dementsprechend auch über die physikalische Korrektheit des Modells liefert die qualitative Analyse der Simulationsergebnisse in Abbildung 3.6, 3.7 und 3.8, sowie der hier dargestellte vergrößerte Auszug (im Heizfall) in Abbildung 4.1. Insbesondere die Amplitude der Schwingung der beiden Ausgänge des Modells ist im Vergleich mit den Messdaten deutlich kleiner, wie in Abbildung 4.1 zu sehen. Eine mögliche Ursache könnten zu groß modellierte Kapazitäten sein, die die Schwingungsamplitude abschwächen. Dies lässt vermuten, dass die Kapazitäten des Modells nicht korrekt sind, also während der Optimierung nicht das globale Minimum gefunden wurde. Dies deckt sich auch mit der Unsicherheit über die geschätzten Startparameter, die bereits disskutiert wurden. Ein weiteres Merkmal von ungünstig abgebildeten kapazitiven Effekten, welches sich auch in Abbildung 4.1 erkennen lässt, ist eine mögliche Phasenverschiebung. So weist die simulierte Rücklauftemperatur des Heizregisters T^*_{hrrl} gegenüber der gemessenen T_{hrrl} eine Phasenverschiebung von ein bis zwei Minuten auf. Eine ähnliche Phasenvershiebung zeigt auch die simulierte Zulufttemperatur T^*_{zul} gegenüber der Messdaten T_{zul} . Ursache könnte neben zu großen simulierten Kapazitäten auch die Vernachlässigung der Totzeiten im Modell sein, welche eine andere Charakteristik zeigen als die Kapazitäten. Für die Verwendung des Modells zur Auslegung von Reglern könnten ungünstig bestimmte Kapazitäten und vernachlässigte Totzeiten von großer Relevanz sein, da diese die Reglerauslegung maßgeblich verfälschen könnten.

Jedoch scheinen nicht nur die Kapazitäten einen großen Einfluss auf die Ergebnise zu haben. In Abbildung 3.6 lassen sich zwischen dem Modellausgang $T^*_{zul,kr,aus}$ und der Messung $T_{zul,kr,aus}$ Abweichungen erkennen, die mit der Speichertemperatur $T_{sp,o}$ zusammenhängen zu scheinen. Bei niedrigen Speichertemperaturen ist die modellierte Zulufttemperatur $T^{\ast}_{zul,kr,aus}$ tendenziell zu niedrig. Die Korrelation des Fehlers in Abbildung 3.8 lässt ebenfalls erkennen, dass bei niedrigen $T_{sp.o}$ mitunter größere Fehler auftreten, was die Beobachtung bestätigen könnte. Ursache dieses Effekts könnte die vereinfachte Modellierung des Ventils des Heizregisters sein. Insbesondere die Annahme von Linearität des Ventils, welche nur gilt, wenn die Druckverluste konstant sind (siehe Kapitel 2.2), könnten hier einen signifikanten Einfluss haben. Ein ähnliches Phänomen lässt sich auch im Kühlfall beobachten, denn hier scheint das Ventil durch die lineare Approximation ebenfalls nicht gut abgebildet zu werden. Dies zeigt sich in Abbildung 3.8 in einer Korrelation von u und dem Fehler, wenn das Kühlregister aktiv ist. Nachdem vermutlich u und T_{aul} in gewisser Weise korrelieren (bei heißen Außentemperaturen muss mehr gekühlt werden) lässt sich dieser Zusammenhang auch in der Korrelation zwischen T_{aul} und dem Fehler erkennen. Bei der Drosselschaltung des Kühlregisters lässt sich ohne Messung der Drücke oder Volumenströme die Ventilcharakteristik nicht bestimmen. Durch die Drosselschaltung können sich die Verbraucher, die von einer Kältequelle versorgt werden, ausserdem stark gegenseitig beeinflussen, was zu großen Fehlern führen könnte.

Neben den bisher genannten Fehlern, die sich aus den Ergebnissen ableiten lassen, gibt es einige weitere Annahmen, die zu teilweise erheblichen Fehlern führen könnten: Das Verhalten des Heiz- und des Kühlregisters im ausgeschalteten Zustand ($u_{hr} = 0$ oder $u_{kr} = 0$) entspricht möglicherweise nicht der Realität. Beispielsweise könnte je nach Lage des Sensors der Rücklauftemperatur des Heizregisters in der Anlage die Temperatur bei $u_{hr} = 0$ (beispielsweise im Kühlfall) eher der Temperatur der Zuluft oder der Temperatur im Anlagenraum entsprechen. Abhilfe könnte hier die Verwendung mehrerer Komponentenmodelle für die selbe Komponente schaffen, zwischen denen beispielsweise in Abhängigkeit des Wasser- oder Luftmassenstroms gewechselt wird. Somit könnte beispielsweise je ein zusätzliches Komponentenmodell für den ausgeschalteten Zustand erstellt werden, welches nur die Auskühlung gegenüber der Umgebung abbildet, nachdem diese Auskühleffekte gegenüber der Umgebung, wie bereits in Kapitel 2.2 erwähnt, hier die relevante Dynamik bestimmen. Eine weitere mögliche Fehlerursache könnte eine ungünstig gewählte ϵ -NTU Korrelation sein, die den Wärmeübergang nicht gut charakterisiert. Für Heiz- und Kühlregister wurde hier die Gegenstrom-Variante als allgemeinste Bauart gewählt, da die genau Bauart des Wärmetauschers nicht bekannt ist. In der Literatur sind jedoch deutlich detailliertere Korrelationen zu finden, beispielsweise in Navarro, Cabezas-Gómez, Zoghbi Filho u. a. [23].

Um die Modellgüte final beurteilen zu können, sollte die Anlage mit einer gesteigerten Datenqualität untersucht werden. Eine mögliche Vorgehensweise zur Untersuchung wäre die Ausstattung der Anlage mit mehr Sensorik und die Anwendung der hier beschriebenen Methodik jeweils unter einer schrittweisen Reduktion des Sensorumfangs der Daten. Eine bessere Ausstattung könnte in etwa wie in Afram und Janabi-Sharifi [16] aussehen. Diese könnte bis hin zu einer in der Praxis üblichen messtechnischen Ausstattung, die meist aus Kostengründen deutlich geringer ist, reduziert werden. Auch der Gesichtspunkt der Aufzeichnungsqualität, also der Abtastrate bzw. der Einfluss der eventbasierten Aufzeichnung, könnte auf diese Weise untersucht werden. Somit könnten eine finale Aussage über die Güte des Modells gemacht werden und die Auswirkungen geringer Datenqualität im Detail untersucht werden.

Im Anschluss an diese Arbeit wir die Abbildung des Reglers angestrebt, welcher dann im Modell durch ein verbessertes Reglerkonzept ersetzt werden kann. So soll simulativ überprüft werden wie gut das alternative Regelungskonzept funktioniert.

5 Schlussfolgerung

In dieser Arbeit wurde die Modellierung einer Lüftungsanlage mit dem Grey-Box Ansatz durchgeführt. Die Anlage besteht grundsätzlich aus einer Wärmerückgewinnung, einem Heizregister, einem Kühlregister und einer Umluftklappe. Für die Wärmerückgewinnung wurden vier Modellierungsvarianten in Form von physikalischen, zeitdiskreten Modellen aus der Literatur implementiert, für Heizund Kühlregister jeweils fünf. Diese physikalischen Modelle enthalten unbekannte Parameter, welche mittels eines Datensatzes bestimmt werden. Zu diesem Zweck wurden aus dem 98 Tage umfassenden Betriebsdatensatz systematisch regelbasiert Tage ausgewählt in denen die getroffenen Modellannahmen zutreffend sind. Die daraus selektierten neun Tage repräsentieren die Betriebszustände der Wärmerückgewinnung, sowie des Heiz- und Kühlregisters. Im vorliegenden Datensatz ist die Umluftklappe jedoch nicht ausreichend aktiv, um abgebildet werden zu können. Um die beste Kombination der Modellierungsvarianten zu finden, wurden die Parameter aller 100 möglichen Variantenkombinationen mittels nichtlinearer Optimierung der Residuen zwischen Modellausgang und Datensatz ermittelt. Der Variantenvergleich hat gezeigt, dass ein Zusammenhang zwischen der Gesammtanzahl an Parametern einer Variante und der erreichten Güte des Modells wahrscheinlich ist. Ebenso hat sich gezeigt, dass einige Modellvarianten für verschiedene Komponenten deutlich besser geeignet sind als andere. Trotz der geringen Aufzeichnungsqualität war es möglich, ein Grey-Box-Modell zu parametrieren, welches den Datensatz in der groben Dynamik abbildet. Im Detail ergeben sich jedoch einige Schwachstellen, welche den Einsatz des Modells zur Reglerauslegung limitieren. So lassen sich für einige Effekte wie beispielsweise den Einfluss der Luftfeuchtigkeit, veränderte Druckverluste über die Ventile oder Auskühlungseffekte gegenüber der Umgebung aufgrund fehlender Daten nicht abbilden. So wird immer ein verbleibender Fehler im Modell zu sehen sein. Ein weiterer Aspekt, der die Fähigkeit des Modells zu generalisieren reduziert, ist die Verwendung von physikalisch ungültigen Annahmen wie den hier verwendeten Korrekturfaktoren einiger Modellvarianten. So zeigt das Modell der Wärmerückgewinnung, deren Ausgang im Datensatz nicht vertreten ist, ein teilweise unphysikalisches Verhalten. Dies zeigt, dass besonders bei geringer Ausstattung der Anlage mit Sensorik bzw. geringer Datenqualität eine gute Begründung der getroffenen Modellierungsannahmen von erheblicher Bedeutung sein kann. Es muss abgewogen werden zwischen Generalisationsfähigkeit und

Genauigkeit.

Literatur

- J. T. Wen und S. Mishra, Hrsg., Intelligent Building Control Systems (Advances in Industrial Control). Cham: Springer International Publishing, 2018, ISBN: 978-3-319-68461-1 978-3-319-68462-8. DOI: 10.1007/978-3-319-68462-8.
- [2] A. Afram und F. Janabi-Sharifi, "Theory and applications of HVAC control systems – A review of model predictive control (MPC)," *Building* and Environment, Jg. 72, S. 343–355, 1. Feb. 2014. DOI: 10.1016/j. buildenv.2013.11.016.
- [3] H. Mirinejad, S. H. Sadati, M. Ghasemian und H. Torab, "Control Techniques in Heating, Ventilating and Air Conditioning (HVAC) Systems," *Journal of Computer Science*, Jg. 4, Nr. 9, S. 777–783, 1. Sep. 2008. DOI: 10.3844/jcssp.2008.777.783.
- [4] E. T. Maddalena, Y. Lian und C. N. Jones, "Data-driven methods for building control — A review and promising future directions," *Control Engineering Practice*, Jg. 95, S. 104211, Feb. 2020. DOI: 10.1016/j. conengprac.2019.104211.
- [5] Y. Yao und D. K. Shekhar, "State of the art review on model predictive control (MPC) in Heating Ventilation and Air-conditioning (HVAC) field," *Building and Environment*, Jg. 200, S. 107 952, Aug. 2021. DOI: 10.1016/ j.buildenv.2021.107952.
- [6] M. Royapoor, A. Antony und T. Roskilly, "A review of building climate and plant controls, and a survey of industry perspectives," *Energy and Buildings*, Jg. 158, S. 453–465, Jan. 2018. DOI: 10.1016/j.enbuild. 2017.10.022.
- [7] A. Reyes-Lúa und S. Skogestad, "Multi-input single-output control for extending the operating range: Generalized split range control using the baton strategy," *Journal of Process Control*, Jg. 91, S. 1–11, Juli 2020. DOI: 10.1016/j.jprocont.2020.05.001.
- [8] R. Z. Homod, "Review on the HVAC System Modeling Types and the Shortcomings of Their Application," *Journal of Energy*, Jg. 2013, S. 1–10, 2013. DOI: 10.1155/2013/768632.

- [9] A. Afram und F. Janabi-Sharifi, "Review of modeling methods for HVAC systems," *Applied Thermal Engineering*, Jg. 67, Nr. 1-2, S. 507–519, Juni 2014. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2014.03.055.
- [10] V. Harish und A. Kumar, "A review on modeling and simulation of building energy systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Jg. 56, S. 1272–1292, Apr. 2016. DOI: 10.1016/j.rser.2015.12.040.
- [11] Z. Afroz, G. Shafiullah, T. Urmee und G. Higgins, "Modeling techniques used in building HVAC control systems: A review," *Renewable and Su*stainable Energy Reviews, Jg. 83, S. 64–84, März 2018. DOI: 10.1016/j. rser.2017.10.044.
- B. Tashtoush, M. Molhim und M. Al-Rousan, "Dynamic model of an HVAC system for control analysis," *Energy*, Jg. 30, Nr. 10, S. 1729–1745, Juli 2005. DOI: 10.1016/j.energy.2004.10.004.
- C. Ghiaus, A. Chicinas und C. Inard, "Grey-box identification of airhandling unit elements," *Control Engineering Practice*, Jg. 15, Nr. 4, S. 421–433, Apr. 2007. DOI: 10.1016/j.conengprac.2006.08.005.
- S. M. Koehler, F. Chuang, Y. Ma, A. Daly und F. Borrelli, "Chapter 7 Distributed Model Predictive Control for Forced-Air Systems," in *Intelligent Building Control Systems*, Ser. Advances in Industrial Control, J. T. Wen und S. Mishra, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2018, ISBN: 978-3-319-68461-1 978-3-319-68462-8. DOI: 10.1007/978-3-319-68462-8.
- [15] E. Schito, "Dynamic simulation of an air handling unit and validation through monitoring data," *Energy Procedia*, Jg. 148, S. 1206–1213, Aug. 2018. DOI: 10.1016/j.egypro.2018.08.010.
- [16] A. Afram und F. Janabi-Sharifi, "Gray-box modeling and validation of residential HVAC system for control system design," *Applied Energy*, Jg. 137, S. 134–150, Jan. 2015. DOI: 10.1016/j.apenergy.2014.10.026.
- [17] L. Böswirth und S. Bschorer, *Technische Strömungslehre*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014, ISBN: 978-3-658-05667-4 978-3-658-05668-1. DOI: 10.1007/978-3-658-05668-1.
- [18] I. H. Bell, J. Wronski, S. Quoilin und V. Lemort, "Pure and Pseudo-Pure Fluid Thermophysical Property Evaluation and the Open-Source Thermophysical Property Library CoolProp," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, Jg. 53, Nr. 6, S. 2498–2508, 2014. DOI: 10.1021/ie4033999. eprint: http://pubs.acs.org/doi/pdf/10.1021/ie4033999.
- [19] T. L. Bergman und F. P. Incropera, Hrsg., Fundamentals of Heat and Mass Transfer, 7th ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2011, ISBN: 978-0-470-50197-9.

- [20] G. S. Okochi und Y. Yao, "A review of recent developments and technological advancements of variable-air-volume (VAV) air-conditioning systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Jg. 59, S. 784–817, Juni 2016. DOI: 10.1016/j.rser.2015.12.328.
- [21] S. A. Klein, J. A. Duffie, J. C. Mitchell u. a., TRNSYS 16, Mathematical Reference.
- [22] Y. Chen und S. Treado, "Development of a simulation platform based on dynamic models for HVAC control analysis," *Energy and Buildings*, Jg. 68, S. 376–386, Jan. 2014. DOI: 10.1016/j.enbuild.2013.09.016.
- [23] H. A. Navarro, L. Cabezas-Gómez, J. R. B. Zoghbi Filho, G. Ribatski und J. M. Saiz-Jabardo, "Effectiveness - NTU data and analysis for air conditioning and refrigeration air coils," *Journal of the Brazilian Society* of Mechanical Sciences and Engineering, Jg. 32, Nr. 3, S. 218–226, Sep. 2010. DOI: 10.1590/S1678-58782010000300004.
- [24] M. J. D. Powell, "A view of algorithms for optimization without derivatives," S. 12,
- [25] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant u. a., "SciPy 1.0: Fundamental algorithms for scientific computing in Python," *Nature Methods*, Jg. 17, Nr. 3, S. 261–272, 2. März 2020. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2.

Anhang

Komp.		Datenpunkte
KR	Х	[0, 4058; 0, 7942; 1, 0]
	у	[0,0014299999999999998;1,0;1,0]
WRG	х	[-1, 0; -0, 1971; 0, 0; 0, 1913; 0, 41159; 1, 0]
	у	$\left[1, 0; 0, 99905; 0, 0; 0, 0; 1, 0; 1, 0 ight]$
HR	х	[-1, 0; -0, 5971; -0, 1990299999999999998]
	у	[1,0;1,0;0,0]
UML	Х	[0, 79709999999999999; 1, 0; 1, 0]
	у	[0,0;1,0;1,0]

Tabelle 5.1: Sequenzer Daten


Abbildung 5.1: Simulationsergebnisse Tag 1



Abbildung 5.2: Simulationsergebnisse Tag 2



Abbildung 5.3: Simulationsergebnisse Tag 3



Abbildung 5.4: Simulationsergebnisse Tag 4



Abbildung 5.5: Simulationsergebnisse Tag 5



Abbildung 5.6: Simulationsergebnisse Tag 6



Abbildung 5.7: Simulationsergebnisse Tag 7



Abbildung 5.8: Simulationsergebnisse Tag 8

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Masterarbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Stellen sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde bisher weder in gleicher noch in ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch noch nicht veröffentlicht.

Dornbirn, am 10. August 2022

Valentin Seiler