

ENTWICKLUNG UND VALIDIERUNG VON GREY-BOX-MODELLEN ZUR MODELLIERUNG DES THERMISCHEN VERHALTENS VON EINZELBÜROS IN EINEM NIEDRIGENERGIE-BÜROGEBÄUDE

S. Freund¹ und G. Schmitz¹

¹Institut für Technische Thermodynamik, TU Hamburg, Deutschland

Denickestraße 17, 21073 Hamburg

E-Mail: svenne.freund@tuhh.de

KURZFASSUNG

Es werden unterschiedliche Modellstrukturen von Grey-Box-Modellen hinsichtlich ihrer Genauigkeit zur Vorhersage von Raumtemperaturen von Einzelbüros in einem großen Bürogebäude untersucht. Basierend auf einer globalen Sensitivitätsanalyse werden verschiedene Sets an freien Modellparametern definiert, die anschließend mithilfe von Messdaten über Parameteridentifikationsverfahren geschätzt werden. Es zeigt sich, dass bereits das einfachste Grey-Box-Modell in der Lage ist, das thermische Verhalten der Einzelbüros hinreichend genau abzubilden. Des Weiteren steigt mit der Anzahl an freien Parametern die Gefahr einer Überanpassung der Modelle und damit ein Verlust der Generalität und Übertragbarkeit.

EINLEITUNG

Vor dem Hintergrund der Auswirkungen von Energienutzung auf die Umwelt, der Erschöpfung von Primärenergieressourcen und den damit verbundenen ökonomischen Konsequenzen werden weltweit erhebliche Anstrengungen unternommen, umweltfreundliche und energieeffiziente Gebäude zu realisieren. Laut Europäischer Kommission sind etwa 40 % des Primärenergiebedarfs dem Gebäudesektor zuzuordnen (European Commission 2019). Eine Reduzierung des Energiebedarfs von Gebäuden stellt damit eine wichtige Herausforderung im Hinblick auf die Klimaschutzziele dar.

Gerade bei modernen Gebäuden mit bereits hohen Energieeffizienzstandards und einem hohen Automatisierungsgrad ist die Regelung und das Zusammenspiel der einzelnen Gewerke untereinander von entscheidender Bedeutung für die Energieeffizienz und den Nutzerkomfort des gesamten Gebäudes. Dies gilt besonders für Nichtwohngebäude wie z. B. große Bürogebäude. Die Optimierung der Gebäuderegulungsstrategie stellt im Vergleich zu anderen Energiesparmaßnahmen einen kostengünstigen Ansatz dar. Modellbasierte prädiktive Regelung (englisch: *model predictive control*, MPC) von Gebäuden ist ein vielsprechender Ansatz, um den Energiebedarf von Gebäuden zu senken und gleichzeitig den thermischen Nutzerkomfort zu steigern (Serale et al. 2018). Mit der Steigerung von Leistung und Kapazität moderner Rechner und dem zunehmenden großflächigen Einsatz

von Messsensorik in Gebäuden ist die Implementierung von erweiterten, komplexen Regelungsstrategien in den letzten Jahren verstärkt in den Fokus geraten (Sofos et al. 2020). Im Kern von MPC stehen ein oder mehrere Modelle, die das thermische Verhalten des Gebäudes oder einzelner Gebäudezonen vorhersagen können. Von großer Bedeutung sind bei diesen Modellen zum einen eine hohe Genauigkeit, da diese die Performance des gesamten MPC-Reglers beeinflusst (Blum et al. 2019), als auch vertretbare Simulationszeiten, da die Modelle bei der Online-Optimierung ggf. einige hundertmal ausgeführt werden. Daher werden oftmals vereinfachte oder datenbasierte Modellierungsansätze verwendet (Steindl et al. 2019).

In diesem Paper sollen unterschiedliche Modellstrukturen von Grey-Box-Modellen hinsichtlich der Genauigkeit zur Vorhersage des thermischen Verhaltens von Einzelbüroräumen in einem großen Niedrigenergie-Bürogebäude untersucht werden. Ziel ist die Erstellung von geeigneten Modellen, die anschließend zur modellbasierten prädiktiven Mehrzonen-Regelung des hier vorgestellten Gebäudes verwendet werden können. Dabei werden Messdaten aus einem fünfjährigen Langzeitmonitoring des Gebäudes verwendet. Die Modelle sind in der gleichungsbasierten, objektorientierten Modellierungssprache Modelica® (The Modelica Association 2020) implementiert, was eine einfache Formulierung und ein effizientes Lösen von großen nicht-linearen Optimierungsproblemen ermöglicht (Wetter et al. 2016).

GEBÄUDEBESCHREIBUNG

Bei dem hier untersuchten und in Abbildung dargestellten Bürogebäude handelt es sich um den Hauptsitz der beiden Behörden für Energie und Umwelt und Stadtentwicklung und Wohnen in Hamburg, Deutschland. Mit einer Netto-Grundfläche von 46 500 m² bietet das Gebäude Platz für etwa 1500 Arbeitsplätze in 1250 Büroräumen. Es besteht aus zwei 5-geschossigen Seitenflügeln mit insgesamt sieben Flachbauten (bezeichnet als Haus A-D und F-H) und einem 13-stöckigen Hochhaus (bezeichnet als Haus E), siehe Abbildung 1. Errichtet wurde das Gebäude 2013 im Zuge der Internationalen Bauausstellung und im Rahmen der

Forschungsinitiative *Energieoptimiertes Bauen* (EnOB). Mit einem Jahresprimärenergiebedarf von kleiner $70 \text{ kWh}/(\text{m}^2\text{a})$ und einem maximalen Heizenergiebedarf von $15 \text{ kWh}/(\text{m}^2\text{a})$ als Zielwerte kann das Gebäude als sehr energieeffizient und nachhaltig klassifiziert werden.



Abbildung 1: Außenansicht des Bürogebäudes.

Im Rahmen eines Forschungsprojektes wurde das Gebäude von 2014 bis 2017 in einem Intensivmonitoring wissenschaftlich untersucht. Ziel des Monitorings war die Überprüfung der Planungswerte sowie das Herausarbeiten geeigneter Maßnahmen zur Betriebsoptimierung. Mit dem Monitoring konnte beispielsweise gezeigt werden, dass der Planungswert für den Jahresprimärenergiebedarf eingehalten werden konnte, während der Heizwärmebedarf um den Faktor zwei überschritten wird. Um zusätzlich den Nutzerkomfort im Gebäude erheben zu können, sind insgesamt 32 Büros über das gesamte Gebäude verteilt als Referenzräume ausgestattet. In diesen Büros werden u. a. Raumtemperatur, Luftfeuchtigkeit, Präsenz und die Nutzung der Fenster bzw. Lüftungsklappen kontinuierlich aufgezeichnet. Diese im Rahmen des Monitorings erhobenen Messdaten bilden die Grundlage der hier dargestellten Untersuchung.

Einzelbüros

In Abbildung 2 ist die schematische Darstellung eines Standard-Einzelbüros dargestellt.

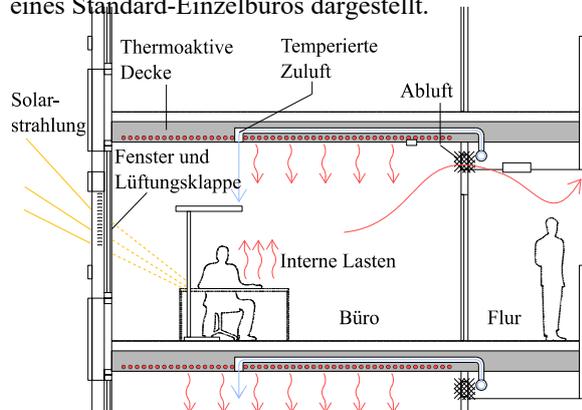


Abbildung 2: Schematische Darstellung eines Einzelbüros (nach sauerbruch hutton 2012).

Grundsätzlich kann zwischen zwei verschiedenen Grundrissen von Büros im Gebäude unterschieden werden. Am häufigsten sind Einzelbüros mit rechteckiger Grundfläche. Daneben gibt es in den Spitzen der geschwungenen Gebäudeteile Büros mit konvexer oder konkaver Außenfassade, die häufig als Doppelbüros ausgelegt sind. Die grundlegenden geometrischen und bauphysikalischen Kennwerte der Einzelbüros sind in Tabelle 1 aufgeführt. Jedes Einzelbüro hat ein offenes Fenster und eine wettergeschützte Lüftungsklappe zur manuellen Belüftung. Die Außenfassade des Gebäudes ist als vorgehängte Elementfassade mit außen angebrachten farbigen Keramikpaneelen realisiert.

Tabelle 1: Grundlegende Kennwerte eines Standard-Einzelbüros.

Beschreibung	Einheit	Wert
Breite	m	2,5
Lichte Deckenhöhe	m	2,89
Grundfläche	m^2	10 - 13
Fensterfläche	m^2	2,63
Fläche der Außenfassade (ohne Verglasung)	m^2	4,6
Wärmedurchgangskoeffizient Verglasung	$\text{W}/\text{m}^2\text{K}$	0,7
Wärmedurchgangskoeffizient Fassade (ohne Verglasung)	$\text{W}/\text{m}^2\text{K}$	0,9

Im Winterbetrieb werden die Büroflächen über Thermoaktive Decken (TAD), d. h. über eine Betonkernaktivierung der Geschossdecken beheizt, siehe Abbildung 2. Die Belüftung erfolgt im Winter maschinell über die Zufuhr temperiert Zuluft. Im Sommerbetrieb wird das Gebäude ebenfalls über die TAD entwärmt, während die maschinelle Lüftungsanlage nicht im Betrieb ist und eine Belüftung ausschließlich manuell über die Fenster bzw. Lüftungsklappen erfolgt.

Heizungsanlage

Das Heizungssystem des Gebäudes basiert hauptsächlich auf der Nutzung von oberflächennaher Geothermie in Verbindung mit zwei elektrisch betriebenen Wärmepumpen. Zur Brauchwassererwärmung und zur Spitzenlastabdeckung ist zusätzlich der Anschluss an ein Nahwärmenetz vorhanden. Jedes der acht Gebäudeteile besitzt zwei nach Himmelsrichtung unterschiedene TAD-Regelkreise. Die Vorlauftemperaturen der TAD-Regelkreise werden aktuell über lineare, außentemperaturgeführte Heizkurven in Verbindung mit einem einfachen Zeitplan geregelt.

GREY-BOX-MODELLIERUNG

Bei Grey-Box-Modellen handelt es sich um einen vereinfachten Modellierungsansatz, bei dem das thermische Verhalten von Gebäuden oder einzelnen Zonen in Gebäuden in Analogie zur Elektrotechnik über Widerstands-Kapazitätsnetzwerke abgebildet

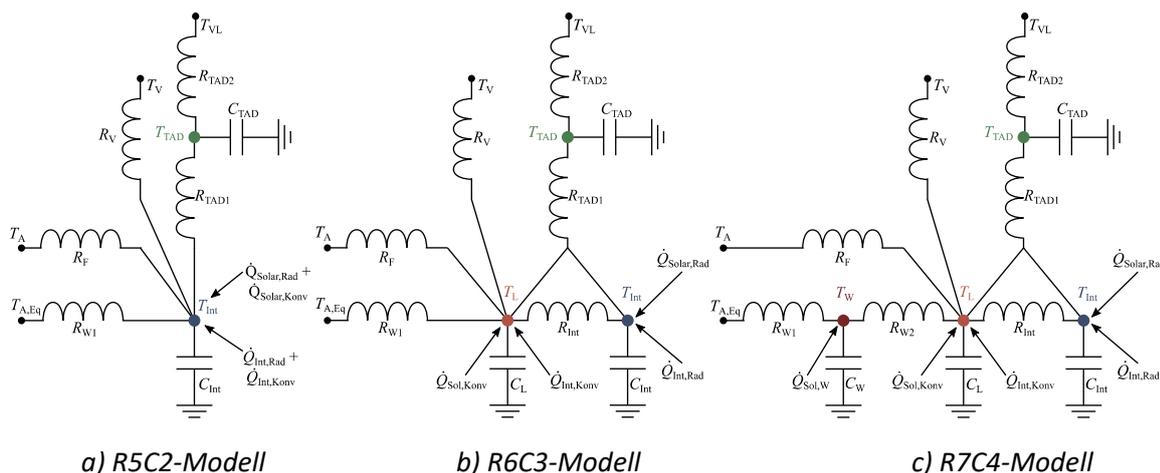


Abbildung 3: RC-Netzwerk-Darstellung der untersuchten Grey-Box-Modelle.

wird. Die physikalischen Parameter der Modelle (thermische Widerstände R und Kapazitäten C) werden dann aus gemessenen Input- und Outputdaten über geeignete Parameteridentifikationsverfahren bestimmt. Wie der Name suggeriert, stehen Grey-Box-Modelle zwischen rein datenbasierten Black-Box-Modellen (z. B. neuronalen Netzen) und detailliert-physikalischen White-Box-Modellen („klassische“ Gebäudesimulation mit z. B. TRNSYS oder EnergyPlus). Sie vereinen damit die Vorteile einer hohen Effizienz im Sinne kurzer Simulationszeiten und einer geringen Anzahl an Gleichungen sowie einer meist sehr hohen Genauigkeit. Für MPC-Anwendungen wurden Grey-Box-Modelle bereits erfolgreich eingesetzt. Beispielsweise haben (Viot et al. 2018) und (Coninck und Helsen 2016) den Erfolg von MPC mit der Nutzung von Grey-Box-Modellen in praktischen Umsetzungen gezeigt.

Modellstrukturen

Die in dieser Arbeit untersuchten Grey-Box-Modellstrukturen sind in Abbildung dargestellt. Die Modelle unterscheiden sich hinsichtlich der Komplexität in der Anzahl der Widerstände und Kapazitäten. Letztere bestimmen die Anzahl der Zustandsvariablen des Systems und sind damit in Hinblick auf eine spätere Closed-Loop-Anwendung mit geeigneten Zustandsschätzverfahren von besonderer Bedeutung. Diese drei verschiedenen Grey-Box-Modelle werden für drei verschiedene Referenzbüro Räume trainiert und anschließend validiert. Die untersuchten Büro Räume liegen im dritten Obergeschoss in einem der Flachbauten und unterscheiden sich hinsichtlich der Größe und Ausrichtung. Die Daten der drei Referenzbüro Räume sind in Tabelle 2 dargestellt.

Tabelle 22: Daten der untersuchten Referenzbüro Räume.

Bezeichnung	Ausrichtung	Grundfläche
Büro SW	Südwest (220°)	10,22 m ²
Büro NW	Nordwest (340°)	12,72 m ²
Büro O	Ost (96°)	12,61 m ²

Wie in Abbildung 3 zu erkennen ist, sind die TAD als eigenständiges R2C1-Modell implementiert. Die Startwerte der Widerstände R_{TAD1} und R_{TAD2} sind mithilfe von Konstruktionsdaten nach dem von (Koschütz und Lehman, 2000) entwickelten EMPA Modell bestimmt. Als Inputdaten für das TAD-Modell dient die Vorlauftemperatur des jeweiligen Heizkreises T_{VL} .

Die mechanische Belüftung wird als einfacher thermische Widerstand mit

$$R_V = \frac{1}{\dot{V}_L \cdot \rho_L \cdot c_L} \quad (1)$$

wobei $\dot{V}_L = 20 \text{ m}^3/\text{h}$ der Zuluftvolumenstrom, ρ_L die Dichte von Luft und c_L die Wärmekapazität von Luft ist. Als Input wird die Zulufttemperatur T_V verwendet. Für den Wärme- und Strahlungsaustausch der Außenfassade mit der Umgebung wird ein vereinfachter Ansatz nach VDI 6007 (Verein Deutscher Ingenieure, 2015) verwendet. Hierbei wird die äquivalente Außentemperatur $T_{A,Eq}$ nach Gleichung (2) bestimmt:

$$T_{A,Eq} = T_A + I_{G,\{N,S,W,O\}} \frac{\alpha_F}{\alpha_A} \quad (2)$$

Dabei ist $\alpha_F = 0,5$ der Absorptionskoeffizient für kurzwellig Strahlung, $\alpha_A = 25 \text{ W/m}^2\text{K}$ der äußere Wärmeübergangskoeffizient (DIN EN ISO 6946 2018), $I_{G,\{N,S,W,O\}}$ die gemessene Globalstrahlung auf die entsprechend orientierte Außenfassade und T_A die am Gebäude gemessene Außenlufttemperatur. Die Wärmegewinne durch das Eintreffen von Solarstrahlung durch das Fenster werden über Gleichung (3) bestimmt.

$$\dot{Q}_{Sol} = f_{Sol} \cdot I_{G,\{N,S,W,O\}} \quad (3)$$

Der Parameter f_{Sol} stellt die für die Solarstrahlung effektive Fensterfläche dar und kann als freier Parameter im Identifikationsverfahren behandelt werden. Die internen Lasten durch Personen und Arbeitsgeräte werden über das aufgezeichnete Binärsignal des Präsenzsensors und einem damit verbundenen konstanten Wärmegewinn \dot{Q}_{Int} bestimmt.

Tabelle 3: Beschreibung und Startwerte der Modellparameter.

Parameter	Beschreibung	Startwert
R_{W1}	Thermischer Widerstand Außenfassade (innen)	1,11 $\frac{\text{m}^2\text{K}}{\text{W}}$
R_{W2}	Thermischer Widerstand Außenfassade (außen)	0,05 $\frac{\text{m}^2\text{K}}{\text{W}}$
C_W	Kapazität der Außenfassade	$8,5 \cdot 10^3 \frac{\text{J}}{\text{m}^2\text{K}}$
R_F	Thermischer Widerstand des Fensters	1,43 $\frac{\text{m}^2\text{K}}{\text{W}}$
R_{TAD1}	Thermischer Widerstand zw. TAD und Zone	0,183 $\frac{\text{m}^2\text{K}}{\text{W}}$
R_{TAD2}	Thermische Widerstand zw. Vorlauftemperatur und TAD	0,122 $\frac{\text{m}^2\text{K}}{\text{W}}$
C_{TAD}	Kapazität der TAD	$7 \cdot 10^5 \frac{\text{J}}{\text{m}^2\text{K}}$
\dot{Q}_{Int}	Interne Wärmegewinne	15 $\frac{\text{W}}{\text{m}^2}$
R_{Int}	Thermischer Widerstand zw. Raumluft und interner Masse	0,18 $\frac{\text{m}^2\text{K}}{\text{W}}$
C_{Int}	Kapazität der internen Masse	$1,82 \cdot 10^5 \frac{\text{J}}{\text{m}^2\text{K}}$
R_V	Thermischer Widerstand mechanische Belüftung	0,15 $\frac{\text{K}}{\text{W}}$
f_{Sol}	Effektive Fensterfläche	0 – 0,2

Ein bedeutender Unterschied zwischen dem einfachsten R5C2-Modell in Abbildung 3a und den beiden komplexeren Modellen ist die Aufteilung der Wärmegewinne in Strahlung und Konvektion. Die Strahlungsanteile wirken auf die interne Masse, während der konvektive Anteil direkt auf das Raumluftvolumen wirkt. Dabei werden die Anteile wie folgt aufgeteilt: interne Wärmegewinne: 60 % Strahlung, 40 % Konvektion; Wärmegewinne durch Solarstrahlung: 90 % Strahlung, 10 % Konvektion; Wärmegewinne durch TAD: 80 % Strahlung, 20 % Konvektion.

Sensitivitätsanalyse

Den ersten Schritt in der Parameterabschätzung stellt eine globale Sensitivitätsanalyse aller freien Parameter dar. In Abbildung 4 ist exemplarisch die Sensitivität (hier dargestellt als Mittelwerte der Elementareffekte) der Parameter auf die simulierte Raumtemperatur (Temperatur der Kapazität C_{Int} in Abbildung 3a bzw. C_L Abbildung 3b und 3c) für das R7C4-Modell des nach Südwesten ausgerichteten Büros dargestellt.

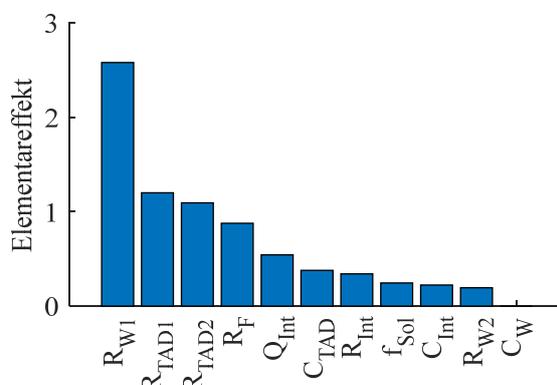


Abbildung 4: Sensitivität der Parameter für das R7C4-Modell des Büros in Südwestausrichtung.

Hierbei wurde die Methode nach Morris (Morris 1991) aus der frei verfügbaren MATLAB Toolbox

Global Sensivity Analysis (Pianosi et al. 2015) zur Bestimmung der Elementareffekte genutzt. Die Parameter werden dabei in einem Bereich von $\pm 80\%$ von den in Tabelle 3 gegebenen Startwerten variiert. Aus Abbildung 4 ist zu erkennen, dass die vier Parameter R_{W1} , R_{TAD1} , R_{TAD2} und R_F die dominanten Parameter sind. Auf Basis der Sensitivitäten werden die in Tabelle dargestellten 6 verschiedenen Parametersets definiert, wobei jeweils die Anzahl der freien Parameter sukzessive in der Reihenfolge der Sensitivitäten erhöht wird. Neben den vier genannten Parametern wird zusätzlich noch Parameter \dot{Q}_{Int} mit in die Betrachtung einbezogen. Die aus der Sensitivitätsanalyse erhaltenen Erkenntnisse, d. h. die Reihenfolge der Parametersensitivitäten sind grundlegend auch für die anderen betrachteten Modellstrukturen, Büros und Zeiträume übertragbar. Eine Ausnahme stellt hier der Parameter f_{Sol} dar, der zum einen von der Ausrichtung der Büros abhängig ist und zum anderen stark von der Intensität der Solarstrahlung im betrachteten Zeitraum beeinflusst wird. Es wird daher für die Büros in Ost- und Südwestausrichtung ein zusätzliches Parameterset (Set 5*) definiert, das den Parameter f_{Sol} mitberücksichtigt. Für das Büro in Nordwestrichtung wird der Einfluss der Solarstrahlung im Winter als vernachlässigbar angesehen und der Parameter auf $f_{Sol} = 0$ gesetzt.

Parameterschätzung

Bei der Parameterschätzung werden die freien Parameter über ein Optimierungsproblem mithilfe bekannter Input- und Outputdaten geschätzt. Die zu minimierende Zielfunktion ist hier definiert als der mittlere absolute Fehler (englisch: *mean absolute error*, MAE) zwischen gemessener und simulierter Raumtemperatur:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_{Mess} - T_{Sim}| \quad (4)$$

Tabelle 5: Parametersets für das Training der Grey-Box-Modelle.

Parameter	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4	Set 5	Set 5*
R_{W1}	X	X	X	X	X	X
R_{TAD1}		X	X	X	X	X
R_{TAD2}			X	X	X	X
R_F				X	X	X
\dot{Q}_{Int}					X	X
f_{Sol}						X

Als Eingangstrainingsdaten werden Messdaten aus dem Gebäudemonitoring verwendet. Die Parameteridentifikation mit „echten“ Messdaten stellt im Gegensatz zu synthetisch, d. h. simulativ erzeugten Trainingsdaten eine besondere Herausforderung dar. Da diese Daten im Vollbetrieb des Gebäudes erhoben wurden, können die Trainingsdaten teils erhebliche nicht messbare Störgrößen enthalten. Ein besonderes Augenmerk muss daher auf die Generalität und Übertragbarkeit der trainierten Modelle auf andere Zeiträume gelegt werden. Für jedes der drei Büros werden fünf Trainingsdatensätze im Umfang von jeweils 21 Tagen innerhalb der Heizperiode (Monate Dezember bis März) verwendet. Die Grey-Box-Modelle werden mit allen fünf Datensätzen trainiert und in den jeweils übrigen vier Datensätzen validiert, sodass sich für jedes Modell insgesamt 20 Validierungsdatensätze ergeben. Diese Vorgehensweise wird für alle sechs in Tabelle 5 definierten Parametersets durchgeführt. Zusätzlich zu diesen Parametersets wird jeweils eine Parameteridentifikation aller Modellparameter durchgeführt. Als Startwerte für die Parameter werden die in Tabelle 5 gegebenen Werte verwendet. Wie bereits bei der Sensitivitätsanalyse, werden die unteren und oberen Parametergrenzen mit $\pm 80\%$ vom Startwert festgelegt.

Für die Lösung des Optimierungsproblems wird die MATLAB Optimization Toolbox (MathWorks 2019) verwendet, zu der eine Schnittstelle zu den Modelica-Modellen implementiert wurde. Es wird eine zweistufige Optimierung bestehend aus dem Surrogate Optimization Solver und Patternsearch durchgeführt.

ERGEBNISSE UND DISKUSSION

Abbildung zeigt die Verteilung der mittleren absoluten Fehler in den Validierungszeiträumen der drei verschiedenen Referenzbüros und der drei unterschiedlichen Grey-Box-Modelle. Die Fehler der fünf Trainingsdatensätze sind hierbei nicht enthalten.

Zunächst werden hier die Ergebnisse für die Referenzräume Südwest und Nordwest betrachtet, da diese vergleichbar sind. Die MAE-Werte der beiden Büros weisen in Bereich von $0,1\text{ °C}$ bis $0,5\text{ °C}$ auf. Es zeigt sich hierbei eine eindeutige Abhängigkeit vom trainierten Parameterset. Die Parametersets mit den niedrigsten medianen bzw. mittleren MAE-Werten sind Parameterset 3 und 4. Es lässt sich

erkennen, dass ein Hinzufügen des Fensterwiderstandes R_F (Parameterset 4) keine Reduzierung der Fehler bewirkt, d. h. die Fehlerverteilungen bleiben im Vergleich zu Parameterset 3 nahezu identisch. Vor allem beim R5C2-Modell und R6C3-Modell lässt sich dies damit begründen, dass der Außenwandwiderstand und der Fensterwiderstand die gleiche physikalische Bedeutung haben und damit einer der beiden Parameter redundant ist. Obwohl der Außenwandwiderstand im R7C4-Modell auf zwei Widerstände und eine Kapazität aufgeteilt ist, zeigt sich auch hier das gleiche Verhalten. Dies deutet darauf hin, dass die thermische Kapazität der Außenwand aufgrund der konstruktiven Bauweise als Elementfassade von untergeordneter Bedeutung ist.

Mit zunehmender Anzahl an freien Parametern (Parameterset 5 bzw. 5* und alle Parameter frei) werden sowohl der mediane MAE-Wert, als auch die Verteilung der Fehler größer. Die ist ein Hinweis auf eine Überanpassung („Overfitting“) der Modelle, d. h., dass beim Training ein lokales Minimum gefunden wurde, dessen Parameter weniger übertragbar auf andere Zeiträume sind. Die Wahrscheinlichkeit, dass beim Lösen des Optimierungsproblems ein solches lokales Minimum gefunden wird, steigt mit zunehmender Anzahl an Optimierungsvariablen. Ähnliche Erkenntnisse wurden auch schon von (Brastein et al. 2018) gefunden. Es ist in diesem Fall also zielführender, die Anzahl an freien Parametern auf nur die einflussreichsten zu beschränken. Welche Parameter dabei trainiert werden, muss im Einzelfall, z. B. über die hier vorgestellte Sensitivitätsanalyse entschieden werden. Ein Training mit einer reduzierten Anzahl an Parametern ist darüber hinaus deutlich effizienter und schneller.

Ein etwas anderes Bild zeigt sich bei dem Referenzbüro Ost, siehe Abbildungc. Auch hier zeigt sich eine eindeutige Abhängigkeit vom trainierten Parameterset, jedoch ist hier kein eindeutiges Overfitting zu erkennen, wenn alle Parameter als frei behandelt werden. Es ist hier im Gegenteil zu den anderen beiden Büroräumen zu erkennen, dass dieses Parameterset im Hinblick auf die Fehlerverteilung sogar als das beste bezeichnet werden kann. Es ist auch zu sehen, dass das Hinzufügen des Parameters f_{Sol} (Parameterset 5*) eine eindeutige Reduktion der Modellfehler bewirkt.

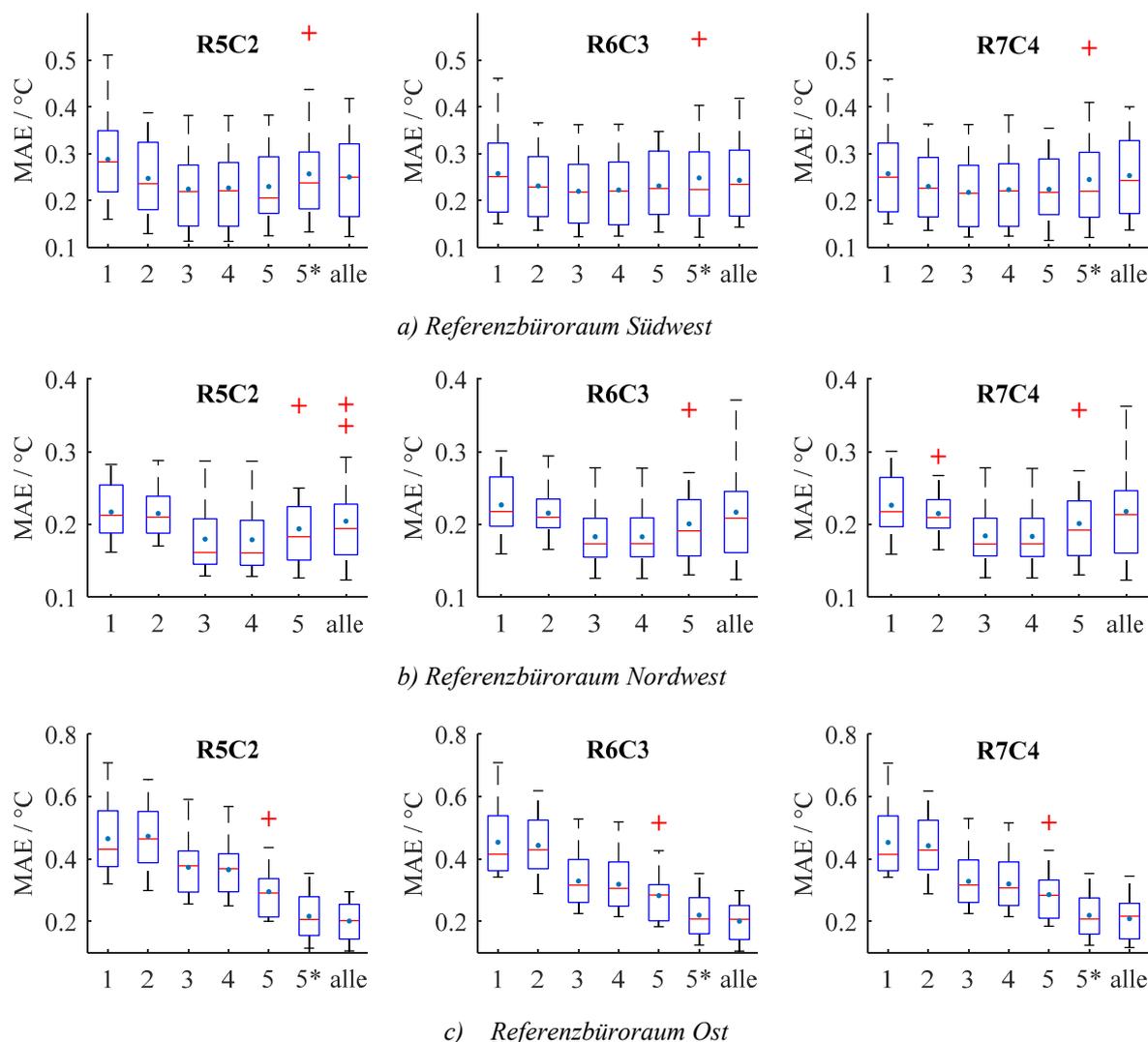


Abbildung 5: Verteilung der mittleren absoluten Fehler in den Validierungszeiträumen der drei Referenzbüroräume und der drei verschiedenen Grey-Box-Modelle. Blaue Box: unteres bzw. oberes Quartil; Rote horizontale Linie: Medianwert; Blauer Punkt: Mittelwert; Schwarze Linie: Whisker ($1,5 \times IQR$); Rotes Kreuz: statistische Ausreißer.

Die Wärmegewinne durch Solarstrahlung sind also für nach Osten ausgerichtete Büroräume auch im Winter von Bedeutung.

Ebenfalls ist aus Abbildung 5 zu erkennen, dass sich mit allen drei untersuchten Grey-Box-Modellen und dem entsprechenden Parameterset sehr gut übertragbare Modelle trainieren lassen. Im Falle des Büroraums Südwest befinden sich 50 % der mittleren absoluten Fehler in einem Bereich von $0,15\text{ °C}$ bis $0,3\text{ °C}$, im Falle des Büroraums Nordwest im Bereich von $0,15\text{ °C}$ bis $0,2\text{ °C}$ und beim Bürorraum Ost im Bereich $0,1\text{ °C}$ bis $0,3\text{ °C}$. Eine solche Genauigkeit kann für MPC-Anwendungen als ausreichend betrachtet werden.

In Tabelle 6 sind die mittleren MAE-Werte des jeweils besten Parametersets für die verschiedenen Grey-Box-Modelle dargestellt. Es stellt sich heraus, dass sich die mittleren MAE-Werte zwischen den einzelnen Modellen kaum unterscheiden, d. h., dass die

Modellkomplexität kaum einen Einfluss auf die Modellgüte hat. Der physikalische Unterschied

zwischen dem R5C2-Modell und dem R6C3-Modell ist die Aufteilung der inneren thermischen Kapazitäten in Raumluft und interne Masse und damit einhergehen die Aufteilung der Wärmegewinne in Konvektion und Strahlung.

Tabelle 6: Mittlerer MAE-Werte des jeweils besten Parametersets.

MAE	R5C2	R6C3	R7C4
Büro SW	$0,224\text{ °C}$	$0,220\text{ °C}$	$0,217\text{ °C}$
Büro NW	$0,179\text{ °C}$	$0,183\text{ °C}$	$0,183\text{ °C}$
Büro O	$0,201\text{ °C}$	$0,200\text{ °C}$	$0,209\text{ °C}$

Dies bewirkt jedoch keine nennenswerte Verbesserung der Modellgenauigkeit. Eine Begründung kann hier darin liegen, dass die

Wärmegewinne aus internen Lasten, Solarstrahlung und TAD überwiegend als Wärmestrahlung angenommen werden und damit kaum konvektive Wärmegewinne vorhanden sind.

Eine Aufteilung würde ggf. bei Warmluftheizungen oder anderen Konvektionsheizungen einem deutlichen größeren Effekt erzielen.

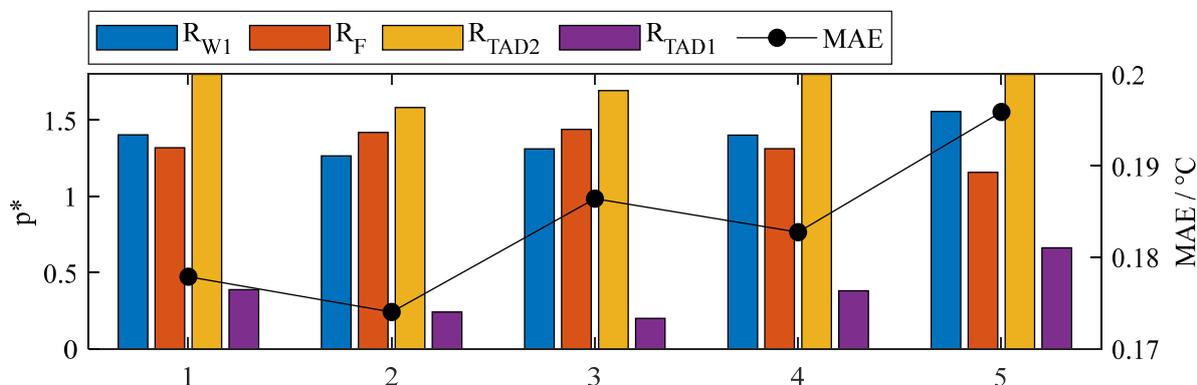


Abbildung 6: Ergebnisse der Parameteridentifikation in den fünf Trainingszeiträume für das Set 4 des R7C4-Modells für das Referenzbüro Nordwest. Die Werte der Parameter sind normiert auf die jeweiligen Startwerte. Auf der rechten y-Achse sind die mittleren MAE-Werte der Validierungszeiträume aufgetragen.

Des Weiteren lässt sich daraus schlussfolgern, dass die TAD maßgeblich für die thermische Trägheit und damit das dynamische Verhalten der Büros verantwortlich ist. Die thermische Kapazität der inneren Massen, die hauptsächlich aus Innenwänden und Mobiliar bestehen, sind dazu im Vergleich vernachlässigbar klein.

Wie bereits erläutert, ist der Unterschied zwischen dem R6C3-Modell und dem R7C4-Modell die Beschreibung der Außenwand mit zwei Widerständen und einer Kapazität. Auch hier zeigt sich keine nennenswerte Verbesserung der Modelgüte. Dies unterstützt die These, dass die thermische Speicherfähigkeit der Elementfassade vernachlässigt werden kann.

In Abbildung 6 ist exemplarisch das Ergebnis der Parameteridentifikation in den fünf unterschiedlichen Trainingszeiträumen für das R7C4-Modells des Referenzbüroriums Nordwest gezeigt. Dargestellt sind die auf die jeweiligen Startwerte normierten und geschätzten Werte der Parameter des Parametersets 4 sowie die mittleren MAE-Werte der Validierungszeiträume. Es ist zu erkennen, dass sich die Werte der geschätzten Parameter zwischen den Trainingszeiträumen teilweise deutlich unterscheiden. Die Parameter konvergieren damit nicht gegen ein globales Minimum, d. h. es gibt nicht das eine allgemeingültige Parameterset, sondern eine Vielzahl an lokalen Minima. Es ist auch nicht erwartbar, dass mit den im Betrieb erhobenen Messdaten ein globales Parameterset gefunden werden kann, da der Anteil an nicht messbaren Störgrößen zu groß ist. Ebenfalls ist aus Abbildung zu erkennen, dass sich die Werte des Parameters R_{TAD2} bei den Parametersets 1, 4 und 5 an der oberen Grenze (1,8-fache des Startwertes) befindet. Ob bei der Wahl eines größeren

Parameterbereichs ein besseres Parameterset gefunden werden kann, muss ggf. weiter untersucht werden. Der Modelgüte in Hinblick auf die mittleren absoluten Fehler in den Validierungszeiträumen kann jedoch mit allen geschätzten Parametersets als hinreichend genau und übertragbar angesehen werden, wie auch in Abbildung 5b zu erkennen ist.

ZUSAMMENFASSUNG

In der vorliegenden Arbeit wurden drei verschiedene Grey-Box-Modellstrukturen für drei Einzelbüroräume in einem großen Niedrigenergie-Bürogebäude untersucht. Es hat sich dabei gezeigt, dass mit allen untersuchten Modellstrukturen übertragbare und für regelungstechnische Anwendungen hinreichend genaue Modelle trainieren lassen und sich somit das thermische Verhalten der Büros vorhersagen lässt. Es zeigt sich außerdem, dass es oftmals zielführender und effizienter ist, die Identifikation mit einer geringen Anzahl an freien Parametern durchzuführen. Dies vermeidet eine mögliche Überanpassung und erhöht damit die Generalität der Modelle.

In weiterführenden Arbeiten werden die hier erstellen Grey-Box-Modelle für die Entwicklung eines modellbasierten prädikativen Reglers verwendet, der dann in dem beschriebenen Gebäude zum praktischen Einsatz kommt. Die hier vorgestellten Ergebnisse können darüber hinaus bestätigt bzw. erweitert werden, indem für alle 32 in dem Gebäude vorhandenen Referenzräume mit dem hier dargestellten Ansatz Modelle erstellt und trainiert werden.

LITERATURVERZEICHNIS

- Blum DH, Arendt K, Rivalin L, Piette MA, Wetter M, Veje CT, 2019. Practical factors of envelope model setup and their effects on the performance of model predictive control for building heating, ventilating, and air conditioning systems. *Applied Energy*, 236, 410–425. Abgerufen am 11.12.2018.
- Brastein OM, Perera DWU, Pfeifer C, Skeie N-O, 2018. Parameter estimation for grey-box models of building thermal behaviour. *Energy and Buildings*, 169, 58–68. Abgerufen am 28.05.2018.
- Coninck R de, Helsen L, 2016. Practical implementation and evaluation of model predictive control for an office building in Brussels. *Energy and Buildings*, 111, 290–298. Abgerufen am 09.10.2017.
- DIN EN ISO 6946. Bauteile – Wärmehaushalt, Bauteile – Wärmehaushalt und Wärmehaushaltkoeffizient – Berechnungsverfahren, 2018. Beuth Verlag GmbH, Berlin.
- European Commission, 2019. EU transport in figures. Statistical pocketbook 2019. Publications Office of the European Union, Luxembourg, 1 online resource.
- Koschenz M, Lehman B, 2000. Thermoaktive Bauteilsysteme tabs. EMPA Energiesysteme/Haustechnik, Dübendorf, 102 S.
- MathWorks, 2019. Optimization Toolbox™ User's Guide. 2019b, unveröffentlicht, Natick, MA.
- Morris MD, 1991. Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments. *Technometrics*, 33, 161–174. Abgerufen am 06.12.2018.
- Pianosi F, Sarrazin F, Wagener T, 2015. A Matlab toolbox for Global Sensitivity Analysis. *Environmental Modelling & Software*, 70, 80–85. Abgerufen am 05.10.2018.
- sauerbruch hutton, 2012. Behörde für Stadtentwicklung und Umwelt in Hamburg Wilhelmsburg. Der Neubau - Gebäude und Energiekonzept.
- Serale G, Fiorentini M, Capozzoli A, Bernardini D, Bemporad A, 2018. Model Predictive Control (MPC) for Enhancing Building and HVAC System Energy Efficiency: Problem Formulation, Applications and Opportunities. *Energies*, 11 (3), 631.
- Sofos M, Langevin J, Deru M, Gupta E, Benne KS, Blum D, Bohn T, Fares R, Fernandez N, Fink G, Frank S, Gerbi J, Granderson J, Hoffmeyer D, Hong T, Jiron A, Johnson S, Katipamula S, Kuruganti T, Livingood WC, Muehleisen R, Neukomm M, Nubbe V, Phelan P, Piette M, Reyna J, Roth A, Satre-Meloy A, Specian M, Vrabie D, Wetter M, Widergren S, 2020. Innovations in Sensors and Controls for Building Energy Management. Research and Development Opportunities Report for Emerging Technologies, unveröffentlicht.
- Steindl G, Kastner W, Stangl V, 2019. Comparison of Data-Driven Thermal Building Models for Model Predictive Control. *Journal of Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems*, 7 (4), 730–742. Abgerufen am 06.11.2019.
- The Modelica Association, 2020. Modelica. Modelica Association.
- Verein Deutscher Ingenieure, 2015. Berechnung des instationären thermischen Verhaltens von Räumen und Gebäuden. Raummodell. Beuth Verlag, Berlin.
- Viot H, Sempey A, Mora L, Batsale JC, Malvestio J, 2018. Model predictive control of a thermally activated building system to improve energy management of an experimental building. Part II - Potential of predictive strategy. *Energy and Buildings*, 172, 385–396. Abgerufen am 28.05.2018.
- Wetter M, Bonvini M, Nouidui TS, 2016. Equation-based languages – A new paradigm for building energy modeling, simulation and optimization. *Energy and Buildings*, 117, 290–300. Abgerufen am 24.10.2017.