

11-6-2023

Identification of grey box model for air conditioning load based on particle swarm optimization algorithm

Ming ZHU

School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Yudong XIA

School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China, ydxia@hdu.edu.cn

Kai CHANG

School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Zhiliang WANG

School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

ZHU, Ming; XIA, Yudong; CHANG, Kai; and WANG, Zhiliang (2023) "Identification of grey box model for air conditioning load based on particle swarm optimization algorithm," *Journal of Electric Power Science and Technology*: Vol. 38: Iss. 4, Article 23.

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.04.023

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol38/iss4/23>

This Scientific Research is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology. For more information, please contact dlxb04@163.com.

基于粒子群优化算法的空调负荷灰箱模型辨识

朱 明, 夏宇栋, 常 凯, 王志梁

(杭州电子科技大学自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘 要:较高精度的空调负荷模型是开发实施有效空调控制策略的重要依据,其有利于促进减小电力能源消耗以节约用电成本。首先,通过对建筑构造、室内外环境和气象因素等影响分析,搭建可用于预测空调负荷的灰箱模型,即三阶的等效热参数模型以及二阶的等效湿阻模型;接着,通过最小化模型输出室内温湿度数据与室内实测温湿度采样数据之间的误差建立优化目标函数;然后,提出并使用基于粒子群优化算法的参数辨识方法获取灰箱模型关键参数。实验研究表明,辨识得到的等效热阻和湿阻模型能准确地反映室内温湿度分布和变化特性,具有预测空调负荷的实际应用价值。

关 键 词:灰箱模型;空调负荷建模;系统参数辨识;粒子群优化算法

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2023.04.023 中图分类号:TM9 文章编号:1673-9140(2023)04-0214-08

Identification of grey box model for air conditioning load based on particle swarm optimization algorithm

ZHU Ming, XIA Yudong, CHANG Kai, WANG Zhiliang

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: A higher-precision air conditioning load model serves as a crucial foundation for developing and implementing effective air conditioning control strategies, which is conducive to reducing electricity consumption and saving power costs. Firstly, by analyzing the impact of building structure, indoor and outdoor environment, and meteorological factors, a grey-box model is constructed for predicting air conditioning loads.. This model consists of a third-order equivalent thermal parameter model and a second-order equivalent moisture resistance model. Subsequently, the optimization objective function is established by minimizing the error between the indoor temperature and humidity output from the model and the measured temperature and humidity. Then, a parameter identification method based on the particle swarm optimization (PSO) algorithm is proposed and employed to obtain the crucial parameters of the grey-box model. Experimental studies demonstrate that the identified equivalent thermal resistance and moisture resistance models accurately reflect the indoor temperature and humidity distribution and variation characteristics, thus possessing practical application value in predicting air conditioning loads.

Key words: grey box model; air conditioning load modeling; system parameter identification; PSO

空调的出现为人们创造了舒适的工作和生活环境,但另一方面,空调设备的大规模使用给电网

带来了大量的负荷^[1],空调能耗也占据着大部分建筑能耗^[2]。空调设备的使用带来的用电能耗问题引

收稿日期:2022-07-13;修回日期:2022-10-25

基金项目:浙江省自然科学基金(LQ19E060007);浙江省重点研发计划(2020C01164)

通信作者:夏宇栋(1988—),男,博士,副教授,主要从事建筑暖通设备建模仿真、控制、调度优化及故障诊断等研究;E-mail:ydxia@hdu.edu.cn

起了广大研究学者的注意。空调负荷是空调为维持建筑物特定的热湿环境需要从房间带走或供应的热量。有研究发现^[3-4],通过对空调负荷的准确计算,调整空调的实际运行,能使其兼顾良好的空调调节效果,并尽可能减少对电力能源的消耗。基于较高精度的空调房间负荷模型,设计和实施有效的空调系统控制方案,寻求空调系统冷热量输送和需求匹配,提升空调系统的能效,这是减少空调系统能耗的途径之一^[5-6]。因此,开发一定较高精度的空调负荷模型,对于改善规划能源控制策略具有重要的研究意义^[7-9]。

文献[10]提出一种基于主成分分析(principal component analysis, PCA)和长短时记忆神经网络(long short term networks, LSTM)空调负荷预测方法,建立了基于PCA-LSTM神经网络的空调负荷预测模型,实现了对空调负荷的预测。但是这种预测模型理论性强、计算较为繁琐,而且国内外能耗计算软件(如EnergyPlus、TRANSYS^[11-12])需要详细准确的围护结构物理参数才能建立起负荷计算模型,建模过程复杂导致负荷计算周期较长。灰箱模型因其简化的物理模型结构降低了对训练数据集的要求,缩短了计算时间,在对相关的参数进行辨识后,可得到应用于负荷预测的理想模型;等效热参数(equivalent thermal parameter, ETP)模型就是使用最广泛的房间冷热负荷预测模型^[13-16],该模型通过模拟电路的响应行为,采用集中参数(热容、热阻)方法建立房间冷热负荷与环境因素之间的关系。文献[13]建立了一个精确的自学习房间等效热阻模型,将该等效热阻模型用于家用空调负荷的需求响应潜力研究;文献[14]基于等效热阻模型提出了一种智能住宅空调系统控制器,为居民提供最佳舒适度和成本权衡;文献[15]同时考虑了系统控制和负荷控制2个层面,提出了基于直接负荷控制和等效热参数模型的空调负荷双层优化调度。

由于灰箱模型对搭建房间空调负荷预测模型具有显著的优势,且考虑到空调在工作过程中需实现对室内温湿度的控制(以往研究中忽略了对房间空调湿负荷的精准预测),因此,本文建立与温度相关的等效热参数模型,并提出与湿度相关的等效湿

阻模型,可完成室内空调湿热负荷的预测。在灰箱模型关键参数的辨识过程中,本文优化问题的目标函数较为复杂,采用传统的梯度计算方法难以快速且准确地求得最优值,而粒子群优化(particle swarm optimization algorithm, PSO)算法在非线性优化问题中具有简单易行、寻优速度快及辨识精度高的特点,因此,本文提出基于PSO算法的辨识方法,对灰箱模型关键参数进行辨识。本文基于得到的等效热参数和等效湿阻模型,对实验选取的房间内部空调负荷进行预测。

1 灰箱模型的搭建

在夏季,房间的冷负荷主要由室外空气温度、太阳辐射以及室内物体散热造成。影响冷负荷的因素有很多,例如:围护结构构造、外墙的朝向和面积、窗户的朝向和面积以及太阳辐射强度等。如图1所示,本文实验中选取的房间外部围护结构由砖体墙和透明的窗户组成。

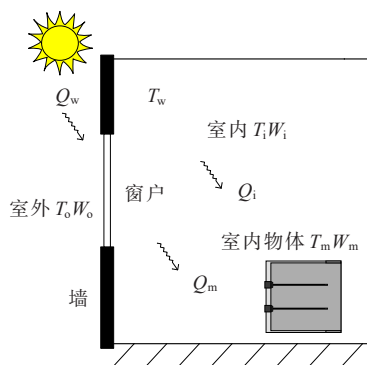


图1 房间温湿度传导分布

Figure 1 Room temperature and humidity conduction distribution

由图1可知,外墙表面可由太阳辐射产生热量,同时,太阳辐射透过窗户可引起室内空气温度的升高;地板、天花板、隔墙和家俱等构成的室内物体由于构造材质具有吸热的特征,也会因太阳辐射而导致温度上升;房间内部物体、内墙可通过对流逐渐将热量转移到室内空气中。根据室内外的传热过程,可通过一组含待辨识参数的等效热参数模型描述房间的温度变化行为。同时,由于室外侵入的空

气和室内人员、物体造成的湿负荷,建立一组包含待辨识参数的等效湿阻模型,反映房间内部区域湿度的变化。

1.1 等效热阻模型

通过对室外气象因素、建筑围护结构和室内物体的材质综合分析,本文中的等效热阻模型选取三阶形式,即室内传热行为存在于室内空气区域、室内热质及墙壁,如图2所示。

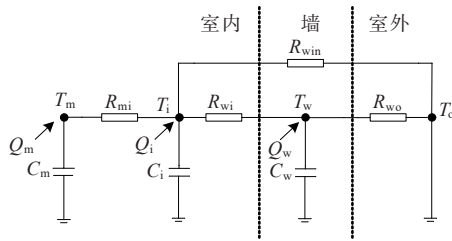


图2 等效热阻模型结构

Figure 2 Equivalent thermal resistance model structure

室内外传热能量平衡方程如下。

1) 空气部分。

$$C_i \frac{dT_i}{dt} = \frac{T_o - T_i}{R_{wi}} + \frac{T_w - T_i}{R_{wi}} + \frac{T_m - T_i}{R_{mi}} + Q_i \quad (1)$$

$$Q_i = f_{solar,i} \cdot g_{SHGC} \cdot A_{win} \cdot I_{solar} \quad (2)$$

式(1)、(2)中, C_i 为室内空气的热容; R_{wi} 为室内空气与墙壁之间的传热热阻; R_{win} 为室外与室内空气在窗户处的传热热阻; R_{mi} 为室内与室内物体之间的传热热阻; T_i 为室内空气温度; T_w 为墙壁温度; T_m 为室内物体的温度; Q_i 为太阳辐射透过窗户对室内空气造成的热量; g_{SHGC} 为太阳得热系数(solar heat gain coefficient, SHGC); $f_{solar,i}$ 为太阳辐射透过窗户对室内空气造成热量的增益系数; A_{win} 为窗户面积; I_{solar} 为太阳辐射的强度。

2) 墙壁部分。

$$C_w \frac{dT_w}{dt} = \frac{T_o - T_w}{R_{wo}} + \frac{T_i - T_w}{R_{wi}} + Q_w \quad (3)$$

$$Q_w = \alpha \cdot A_w \cdot I_{solar} \quad (4)$$

式中, C_w 为墙壁的热容; R_{wo} 为室外空气与墙壁之间的传热热阻; Q_w 为太阳辐射对墙壁造成的热量; A_w 为墙壁面积; α 为外墙表面的太阳辐射吸收系数。

3) 室内热质。

$$C_m \frac{dT_m}{dt} = \frac{T_i - T_m}{R_{mi}} + Q_m \quad (5)$$

$$Q_m = f_{solar,m} \cdot g_{SHGC} \cdot A_{win} \cdot I_{solar} \quad (6)$$

式中, C_m 为室内吸热物体的热容; Q_m 为太阳辐射对室内物体辐射产生的热量; $f_{solar,m}$ 为室内物体由太阳辐射产生热量的增益系数。

1.2 等效湿阻模型

考虑到室外空气和室内人员物体造成的湿负荷,本文搭建的等效湿阻模型结构如图3所示, W_i 为室内空气的含湿量, W_o 为室外空气的含湿量, W_m 为室内人员物体产生的含湿量, $C_{wet,i}$ 为室内空气的湿容, $C_{wet,m}$ 为室内人员和物体的湿容, $R_{wet,o}$ 为室外空气与室内空气的传导湿阻, $R_{wet,m}$ 为室内空气与人员物体的传导湿阻。

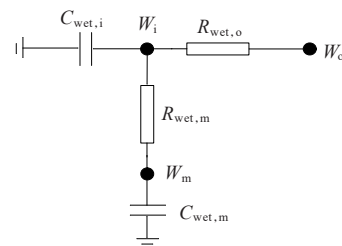


图3 等效湿阻模型结构

Figure 3 Equivalent moisture resistance model structure diagram

根据室内外含湿量的平衡关系,可建立与室内外湿度相关的等效湿阻模型,微分表达式为

$$C_{wet,i} \frac{dW_i}{dt} = \frac{W_o - W_i}{R_{wet,o}} + \frac{W_m - W_i}{R_{wet,m}} \quad (7)$$

$$C_{wet,m} \frac{dW_m}{dt} = \frac{W_i - W_m}{R_{wet,m}} \quad (8)$$

2 灰箱模型辨识方法

2.1 实验数据的采集和灰箱模型表达式的建立

实验数据采集时间为2022年3月3—5日,采集结果如图4所示,采集地点位于杭州某高校实验室,该房间结构及参数如图5所示。数据采集过程中的室内外温湿度信息通过温湿度传感器获取,太阳辐射强度数据由太阳辐射仪测量得到。另外,由房间的围护材质构造和建筑物传热特征分析,可假设外墙表面的太阳辐射吸收系数 α 为0.8,太阳得热系数SHGC为0.8,室内空气、物体由太阳辐射产生热量的增益系数 $f_{solar,i}$ 、 $f_{solar,m}$ 均取0.5。

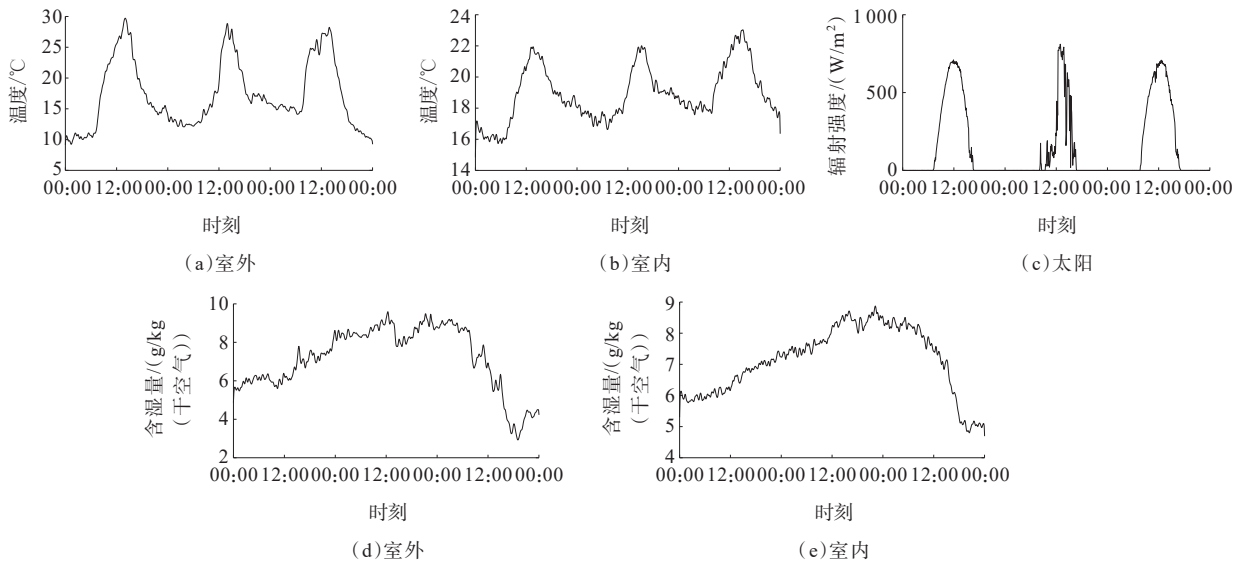


图4 3d训练数据采集结果

Figure 4 Three-day training data

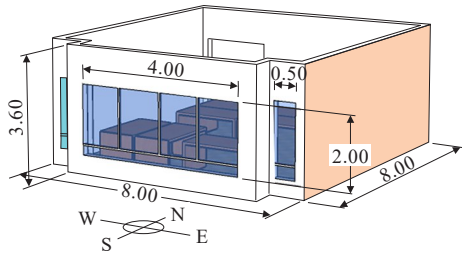


图5 房间结构及参数(单位:m)

Figure 5 Room structure and parameters(Unit:m)

为有效地完成灰箱模型参数的辨识,将式(1)、(3)、(5)、(7)、(8)表示的等效热参数模型转化为状态空间表达式,即

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + B(t)u \quad (9)$$

定义状态变量 $x(t) = [T_i, T_w, T_m, W_i, W_m]$ 并求导,得到:

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \frac{dT_i}{dt} & \frac{dT_w}{dt} & \frac{dT_m}{dt} & \frac{dW_i}{dt} & \frac{dW_m}{dt} \end{bmatrix} \quad (10)$$

令 $u=1$, 定义 A 、 $B(t)$ 矩阵, 其中 A_2 、 A_3 为适当维数的零矩阵, 即

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$B(t) = \begin{bmatrix} \frac{T_o(t)}{C_i R_{win}} + \frac{Q_i}{C_i} \\ \frac{T_o(t)}{C_w R_{wo}} + \frac{Q_w}{C_w} \\ \frac{Q_m}{C_m} \\ \frac{W_o}{C_{wet,i} R_{wet,o}} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$A_1 =$$

$$\begin{bmatrix} -\frac{1}{C_i} \left(\frac{1}{R_{win}} + \frac{1}{R_{wi}} + \frac{1}{R_{mi}} \right) & \frac{1}{C_i R_{wi}} & \frac{1}{C_i R_{mi}} \\ 0 & -\frac{1}{C_w} \left(\frac{1}{R_{wo}} + \frac{1}{R_{wi}} \right) & 0 \\ \frac{1}{C_m R_{mi}} & 0 & -\frac{1}{C_m R_{mi}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$A_4 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C_{wet,i}} \left(\frac{1}{R_{wet,o}} + \frac{1}{R_{wet,m}} \right) & \frac{1}{C_{wet,i} R_{wet,m}} \\ 0 & -\frac{1}{C_{wet,m} R_{wet,m}} \end{bmatrix} \quad (14)$$

2.2 灰箱模型参数辨识

在式(9)所建立的灰箱模型状态空间方程表达式中, C_i 、 C_w 、 C_m 、 R_{wi} 、 R_{wo} 、 R_{mi} 、 R_{win} 、 $C_{wet,i}$ 、 $C_{wet,m}$ 、 $R_{wet,o}$ 、 $R_{wet,m}$ 均为描述房间温湿度变化特性的关键参数, 也是待辨识得到的灰箱模型参数。在参数辨识过程中, 为了提高待辨识的参数寻优效率, 提出参数预处理方法, 即根据建筑物内、外的传热经验给定灰箱模型待辨识参数的估计值^[13]。待辨识参数的估计值如表1所示。

将参数的辨识转化为实际参数值对估计值倍数的辨识, 缩小了参数的搜索范围, 大大加快了参数辨识的效率。由于待辨识参数的最优值偏离估计值不会过大, 故倍数 $x(1)$ 、 $x(2)$ 、 $\dots$ 、 $x(11)$ 的寻优范围限

定为0.5~50.0是合适的。灰箱模型参数的辨识具体流程如图6所示, $y_{\text{model},i}$ 、 $y_{\text{sample},i}$ 分别为模型输出室内温湿度、实际测得的室内温湿度采样值。

表1 灰箱模型参数估计值

Table 1 Grey-box model parameter estimates

$C_i/(\text{J/K})$	$C_w/(\text{J/K})$	$C_m/(\text{J/K})$	$C_{\text{wet},i}$	$C_{\text{wet},m}$	
5×10^5	3×10^6	3×10^6	2×10^6	2×10^5	
$R_{w0}/$	$R_{wi}/$	$R_{mi}/$	$R_{wi}/$	$R_{\text{wet},o}$	$R_{\text{wet},m}$
(K/W)	(K/W)	(K/W)	(K/W)		
2×10^{-5}	1×10^{-4}	1×10^{-3}	9×10^{-3}	2×10^{-4}	2×10^{-3}

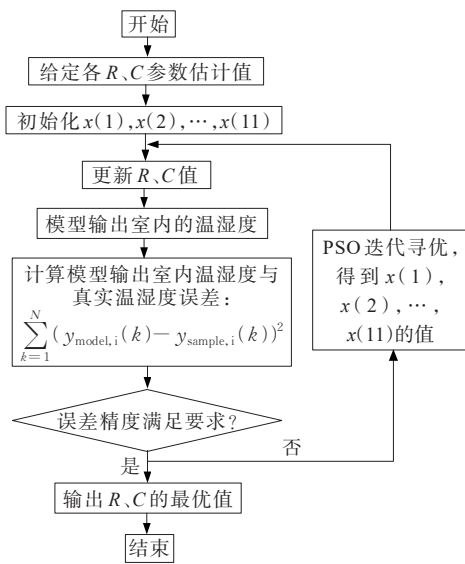


图6 模型参数辨识流程

Figure 6 Model parameter identification process

根据图6,目标优化函数用于评估模型输出温湿度数据与真实室内温湿度数据之间的拟合度,优化目标函数依据“ISE准则”(平方误差积分准则),以达到最小化模型输出房间温湿度数据和实际室内温湿度采样数据之间的误差,定义为

$$J(C_i, C_w, C_m, R_{wi}, R_{wi}, R_{w0}, R_{mi}, C_{\text{wet},i}, C_{\text{wet},m}, R_{\text{wet},o}, R_{\text{wet},m}) = \text{minimize} \int_0^T (y_{\text{model},i} - y_{\text{sample},i})^2 dt \quad (15)$$

式中, T 为数据采集时间。

将式(15)改写成离散形式,即

$$J(C_i, C_w, C_m, R_{wi}, R_{wi}, R_{w0}, R_{mi}, C_{\text{wet},i}, C_{\text{wet},m}, R_{\text{wet},o}, R_{\text{wet},m}) = \text{minimize} \sum_{k=1}^N (y_{\text{model},i}(k) - y_{\text{sample},i}(k))^2 \quad (16)$$

式中, k 时刻为 T 的离散形式; N 为总的采样时间点。

当采样时间 ΔT 足够小时,有

$$\dot{x}(k) = \frac{x(k+1) - x(k)}{\Delta t} \quad (17)$$

将式(17)代入(9)中可得:

$$x(k+1) = (I + A\Delta t)x(k) + B(k)u \quad (18)$$

式中, I 为单位矩阵。

在 Matlab 仿真平台中,调用 Simulink 工具箱实现离散化模型的搭建,通过粒子群优化算法对目标优化函数进行求解,得到待辨识的灰箱模型参数值。为了快速准确地实现灰箱模型参数的辨识,辨识过程中对等效热参数和等效湿阻模型的相关参数单独进行辨识。

粒子群算法对灰箱模型参数的寻优过程步骤如下。

1) 初始化粒子群。在预先定义的范围内, D 维空间(此处维数 D 为 11)随机生成一组 $x(1), x(2), \dots, x(11)$ 的参数值,粒子数设置为 10,迭代次数设置为 30 代。初始化粒子群的位置 x_i 和速度 v_i (i 表示粒子个数)。

2) 粒子的速度和位置更新。每一次迭代中粒子更新自己的速度 v_i 和位置 x_i , 分别为

$$v_i = \omega \cdot v_i + c_1 \cdot \text{rand} \cdot (p_{\text{best}i} - x_i) + c_2 \cdot \text{rand} \cdot (g_{\text{best}i} - x_i) \quad (19)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (20)$$

式中, c_1, c_2 为学习因子; rand 为介于 (0, 1) 的随机数; ω 为惯性因子。

3) 计算种群内每个粒子的适应度函数值。基于实验得到的实际室外温湿度和太阳辐射强度数据获得 $y_{\text{model},i}$; 同时,通过 $y_{\text{model},i}$ 、 $y_{\text{sample},i}$ 计算适应度函数值,更新每个粒子的历史最优位置 $p_{\text{best}i}$ 和群体的全局最优位置 $g_{\text{best}o}$ 。

4) 判断是否达到迭代次数,若达到最大迭代次数,则输出全局最优结果。最终得到辨识参数寻优过程中的每一代适应度函数值,如图7所示。

最后,基于最终寻优结果得到灰箱模型关键参数值,如表2所示。模型输出温湿度数据信息与室内实际测得的温湿度采样数据之间的拟合结果如图8所示。

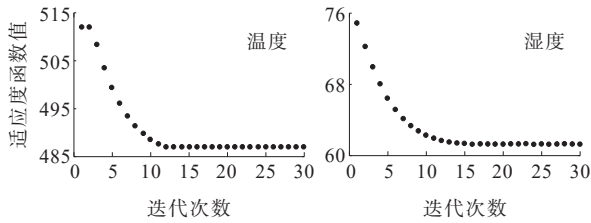


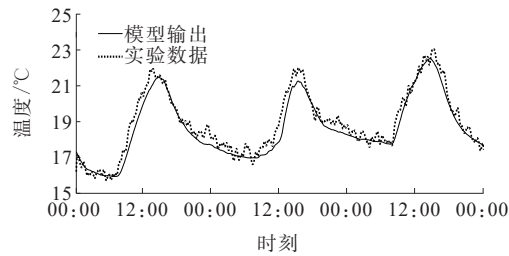
图7 温、湿度灰箱模型参数辨识适应度函数值变化

Figure 7 Variation of fitness function value of temperature and humidity grey box model parameter identification

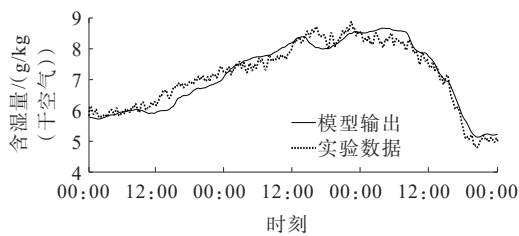
表2 模型参数辨识结果

Table 2 Model parameter identification results

$C_i/(J/K)$	$C_w/(J/K)$	$C_m/(J/K)$	$C_{wet,i}$
5.38×10^6	4.72×10^7	1.00×10^8	2.79×10^6
$C_{wet,m}$	$R_{wo}/(K/W)$	$R_{win}/(K/W)$	$R_{mi}/(K/W)$
7.03×10^6	1.75×10^{-5}	5.80×10^{-3}	9.64×10^{-4}
$R_{wi}/(K/W)$	$R_{wet,o}$	$R_{wet,m}$	
0.12	0.006 5	0.047 5	



(a)模型输出室内温度与实际温度



(b)模型输出室内湿度与实际湿度

图8 2022年3月3—5日模型输出室内温、湿度与实际室内温、湿度对比

Figure 8 The comparison between the indoor temperature and humidity of the model output and the actual indoor temperature and humidity from March 3 to March 5, 2022

为了量化模型输出温湿度数据与测量数据之间的拟合精度,使用3个指标评估偏差,即均方误差(mean absolute percentage error, MAPE),平均绝对误差(mean absolute error, MAE),均方根误差(root

mean square error, RMSE), 分别为

$$e_{MAPE} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \cdot \frac{100}{N} \quad (21)$$

$$e_{MAE} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (22)$$

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (23)$$

计算得到的模型训练误差指标如表3所示。

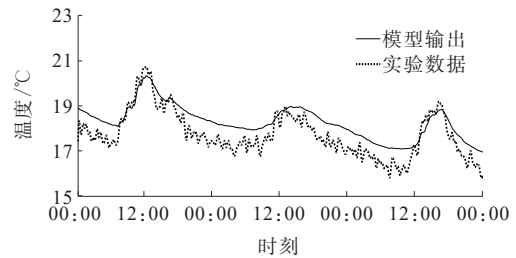
表3 训练误差指标计算结果

Table 3 Calculation result of training error indicator

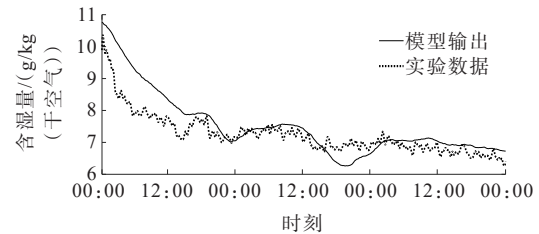
室内变量	$e_{MAPE}/\%$	e_{MAE}	e_{RMSE}
温度	3.2	0.62	0.75
含湿量	3.4	0.24	0.28

2.3 模型验证

模型验证期间所需的室内外温湿度信息以及太阳辐射强度数据采集于2022年3月26—28日。将模型输出温湿度数据与3天期间所测得的实验数据进行对比分析,模型输出与真实结果拟合效果如图9所示;模型验证误差评估指标如表4所示,可知模型验证误差评价指标在可接受的范围之内,因此模型具有可信度^[17]。



(a)模型输出室内温度与实际温度



(b)模型输出室内湿度与实际湿度

图9 2022年3月26—28日模型输出室内温、湿度与实际室内温、湿度对比

Figure 9 The comparison between the indoor temperature and humidity of the model output and the actual indoor temperature and humidity from March 26 to March 28, 2022

表4 验证误差指标计算结果

Table 4 Calculation results of model validation error index

室内变量	$e_{MAPE}/\%$	e_{MAE}	e_{RMSE}
温度	5.5	0.93	1.10
含湿量	6.2	0.46	0.61

3 空调负荷预测

文献[18]利用从EnergyPlus官方网站获取的典型气象年数据,选取了国内5个城市进行空调负荷分析,选取日期为2020年6月15日—8月31日。其中,杭州地处亚热带季风区,年平均相对湿度达到70.3%,而且杭州夏季气候炎热湿润,空调负荷的逐时平均显热比(sensible heat ratio, SHR)约为0.55,可知该地区除湿需求是比较高的。

本文根据人体达到舒适水平所需的温湿度环境条件,结合杭州夏季炎热湿润的气候特征,将人体所处的室内环境干球温度控制为25℃,空气相对湿度控制为50%。基于上述已辨识得到关键参数的等效热参数和等效湿阻模型,依据以下公式建立空调负荷预测模型,即可完成对空调湿热负荷的预测。公式为

$$C_i \frac{dT_i}{dt} = \frac{T_o - T_i}{R_{win}} + \frac{T_w - T_i}{R_{wi}} + \frac{T_m - T_i}{R_{mi}} + Q_i + Q_s \quad (24)$$

$$C_{wet,i} \frac{dW_i}{dt} = \frac{W_o - W_i}{R_{wet,o}} + \frac{W_m - W_i}{R_{wet,m}} + W_l \quad (25)$$

式(24)、(25)中, Q_s 为空调的热负荷; W_l 为单位时间内空调需要去除的含湿量。

室内空气焓值 h 与空气干球温度 T 、含湿量 W 满足以下关系:

$$h = C_p T + h_{fg} W \quad (26)$$

式中, C_p 为空气定压比热容; h_{fg} 为水蒸气潜热焓值。

因此,当水蒸气的潜热焓值 h_{fg} 为2 450 kJ/kg时,计算空调湿负荷:

$$Q_l = h_{fg} W_l \quad (27)$$

同时, g_{SHR} 为显热比(sensible heat ratio, SHR),计算公式为

$$g_{SHR} = \frac{Q_s}{Q_l + Q_s} \quad (28)$$

在获取杭州典型气象年8月某天的逐时天气数据后,对实验选取的房间内部空调湿热负荷进行预测,空调的湿热总负荷和显热比如图10所示,可知基于灰箱模型的空调负荷预测不仅完成了对负荷的预测,而且相比较其他负荷预测方法,具有模型简单、分析快速以及负荷预测准确度高的优点。

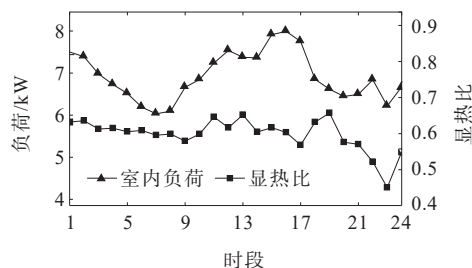


图10 杭州典型气象年8月某天空调湿热负荷预测

Figure 10 Prediction of air-conditioning humidity and heat load on a certain day in August of a typical meteorological year in Hangzhou

4 结语

本文以最小化模型输出室内温湿度数据与实际测得的室内温湿度数据之间的误差为优化目标,提出基于粒子群优化算法的灰箱参数辨识方法,有效地实现了对空调负荷灰箱模型参数的辨识。同时,本文采用的三阶等效热参数模型和二阶等效湿阻模型不仅能较为精确地反映室内温湿度分布和变化特性,实现空调负荷的预测,而且由于其简化的物理模型结构降低了对训练数据集的要求,缩短了建模周期,提升了负荷预测的速率。本文将湿度因素纳入了灰箱模型搭建中,最终模型可实现对空调湿热负荷的预测。以此模型为依据,为优化空调的控制策略提供设计方案,改善能源控制策略,从而达到减小能耗和节约用电成本的目标,具有实际的应用价值。

参考文献:

- [1] 陈剑波,李福麟,高峰.基于建筑墙体从空调负荷侧进行用电移峰填谷初探[J].建筑节能,2022,50(5):53-58.
CHEN Jianbo, LI Fulin, GAO Feng. Preliminary discovery of electric peak shaving and valley filling in load-side of HVAC based on the envelope[J]. Building Energy

- Efficiency,2022,50(5):53-58.
- [2] 关春敏,尚长鸣.公共建筑能耗影响因素与调研分析[J]. 煤气与热力,2022,42(2):13-16+21.
GUAN Chunmin, SHANG Changmin. Influencing factors of energy consumption of public buildings and investigation analysis[J]. Gas & Heat, 2022, 42(2): 13-16+21.
 - [3] 范睿,孙润稼,刘玉田.考虑空调负荷需求响应的负荷恢复量削减方法[J].电工技术学报,2022,37(11):2869-2877.
FAN Rui, SUN Runjia, LIU Yutian. A load restoration amount reduction method considering demand response of air conditioning loads[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(11): 2869-2877.
 - [4] TBAILEH A, BHATTARAI B, PRATT R. Transactive HVAC agent-design and performance evaluation[C]// IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), Washington, DC, USA, 2021.
 - [5] 郭亦宗,冯斌,岳铂雄,等.负荷聚合商模式下考虑需求响应的超短期负荷预测[J].电力系统自动化,2021,45(1):79-87.
GUO Yizong, FENG Bin, YUE Baixiong, et al. Ultra-short-term load forecasting considering demand response in load aggregator mode[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 79-87.
 - [6] 石磊.基于空调负荷总量控制的空调系统运行规划数学模型初探[J].现代建筑电气,2020,11(7):1-3+8.
SHI Lei. Study on mathematical model of air conditioning system operation planning based on total air conditioning load control[J]. Modern Architecture Electric, 2020, 11(7): 1-3+8.
 - [7] 任建吉,位慧慧,邹卓霖,等.基于CNN-BiLSTM-Attention的超短期电力负荷预测[J].电力系统保护与控制,2022,50(8):108-116.
REN Jianji, WEI Huihui, ZOU Zhuolin, et al. Ultra-short-term power load forecasting based on CNN-BiLSTM-Attention[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 108-116.
 - [8] 白东壮,田世明,邹毅豪,等.基于FDA的居民用户空调用电行为分类分析方法[J].智慧电力,2022,50(3):44-49.
BAI Dongzhuang, TIAN Shiming, ZOU Yihao, et al. Classification analysis method of residential air conditioning electricity consumption behavior based on functional data analysis model[J]. Smart Power, 2022, 50(3): 44-49.
 - [9] 康靖,李雨桐,郝斌,等.多联机空调柔性负荷参与电力系统需求响应的实证研究[J].供用电,2022,39(8):39-46.
KANG Jing, LI Yutong, HAO Bin, et al. Empirical study on flexible load of multi connected air conditioning participating in power system demand response[J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(8): 39-46.
 - [10] 赵兵,王增平,孙毅.计及差异化用能需求的集群空调负荷优化控制策略[J].电测与仪表,2021,58(9):22-27.
ZHAO Bing, WANG Zengping, SUN Yi. An optimal control strategy of cluster air-conditioning loads considering differentiated energy consumption demand[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(9): 22-27.
 - [11] ZHU D, HONG T, YAN D, et al. A detailed loads comparison of three building energy modeling programs: EnergyPlus, DeST and DOE-2.1E[J]. Building Simulation, 2013, 6: 323-335.
 - [12] ABDEL-DAYEM A M, HAWSAWI Y M. Feasibility study using TRANSYS modelling of integrating solar heated feed water to a cogeneration steam power plant[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2022, 39: 102396.
 - [13] HU M, XIAO F, WANG L. Investigation of demand response potentials of residential air conditioners in smart grids using grey-box room thermal model[J]. Applied Energy, 2017, 207: 324-335.
 - [14] THOMAS A G, JAHANGIRI P, WU D, et al. Intelligent residential air-conditioning system with smart-grid functionality[J]. IEEE Transactions Smart Grid 2012, 3: 2240-2251.
 - [15] 高赐威,李倩玉,李扬.基于DLC的空调负荷双层优化调度和控制策略[J].中国电机工程学报,2014,34(10):1546-1555.
GAO Ciwei, LI Qianyu, LI Yang. Bi-level optimal dispatch and control strategy for air-conditioning load based on direct load control[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1546-1555.
 - [16] 包宇庆,成丽珉.空调负荷二阶等效热参数模型参数辨识方法[J].电力系统自动化,2021,45(11):37-43.
BAO Yuqing, CHENG Limin. Parameter identification method of second-order equivalent thermal parameter model for air conditioning loads[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(11): 37-43.
 - [17] 陈伟,赵裕童.基于深度条件概率密度函数的居民电力负荷预测[J].电网与清洁能源,2022,38(5):36-41.
CHEN Wei, ZHAO Yutong. Residential power load forecasting based on the depth conditional probability density function[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(5): 36-41.
 - [18] LIU Z, WANG Z, XU X. Climatic division for the design of HVAC systems[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 323: 129160.