

文章编号:0253-4339(2025)03-0145-07

doi:10.12465/j.issn.0253-4339.2025.03.145

基于模型辨识方法的建筑供暖系统能耗预测研究

曲明璐¹ 杜尚赫¹ 张欣林¹ 于震² 李怀²

(1 上海理工大学环境与建筑学院 上海 200093; 2 中国建筑科学研究院有限公司 北京 100013)

摘要 利用机器学习技术深入分析楼宇产生的时间序列历史数据,基于黑箱模型竞争寻优的算法,开发了一种通用的模型辨识方法,通过多项式回归、人工神经网络、极端梯度提升3种机器学习方法竞争寻优确定最终的辨识模型。以北京市某近零能耗办公建筑为研究对象,基于建筑历史数据和 TRNSYS 供暖系统仿真模型数据,通过开发的模型辨识方法建立了建筑的负荷预测模型和设备能耗模型,在部署期间预测 R^2 值和总能耗误差值分别为 0.87 和 5.18%。通过该模型辨识方法建立的预测模型精度较高,为后续系统能耗优化提供可靠依据。

关键词 模型辨识;机器学习;TRNSYS;近零能耗建筑

中图分类号:TU833; TP181

文献标识码:A

Predicting Energy Consumption in Building Heating Systems Using Model Identification Methods

Qu Minglu¹ Du Shanghe¹ Zhang Xinlin¹ Yu Zhen² Li Huai²

(1. School of Environment and Architecture, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, 200093, China; 2. China Academy of Building Research, Beijing, 100013, China)

Abstract This study utilizes machine learning techniques to conduct an in-depth analysis of time-series historical data on energy consumption in buildings. A generalized model identification method was developed using an optimization algorithm based on black-box models. The final identification model was determined after optimizing three machine learning methods, including polynomial regression, artificial neural networks, and extreme gradient boosting. A near-zero energy office building in Beijing is the primary focus of this study. Using historical building data and simulation data of the heating system in TRNSYS, load prediction and equipment energy consumption models were established using the developed model identification method. During deployment, the predicted R^2 value and total energy consumption deviation were 0.87 and 5.18%, respectively. The results demonstrate that the prediction models established through this method possess high accuracy, providing a reliable basis for subsequent system energy consumption optimization.

Keywords model identification; machine learning; TRNSYS; near-zero energy buildings

针对全球气候治理挑战,中国承诺至2030年,单位国内生产总值CO₂排放将比2005年减少65%^[1]。建筑行业能耗约占总能耗的28%,通过搭建低能耗建筑,优化暖通空调控制策略,可提高能效^[2-3]。近年来,部分新建建筑通过采用被动技术减少空调需求,通过预先使用模型预测建筑的负荷变化和能源消耗表现,实现了对暖通空调系统的精细化调整。建筑模型通常分为3类:白箱模型、黑箱模型和灰箱模型^[4]。其中,黑箱模型在建筑领域常见的技术方法包括多项式回归(polynomial regression, PR)、支持向量机(support vector machine, SVM)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)和极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)。

研究人员一直致力于探索基于模型辨识的优化

方法^[5],建立和利用建筑及暖通空调系统的仿真模型进行辨识,深入理解系统运行的内在机制。M. A. Rafe Biswas等^[6]采用ANN解决了建筑能源数据非线性和大规模动态数据鲁棒计算问题,并对住宅的设备能耗进行辨识,辨识结果 R^2 (决定系数,coefficient of determination)为0.87~0.91。H. Abbasimehr等^[7]通过提出一个包含数据预处理的两阶段预测框架,并使用XGBoost模型,结果表明,结合时间序列的统计特征能够提升能源需求预测的准确性。Liu Yang等^[8]首次采用SVM方法,基于11个输入参数(历史能耗数据、气候因素、时间周期因素等)预测和诊断公共建筑的能耗。S. Alawadi等^[9]对比了36种机器学习模型在建筑能耗预测方面的效果,发现ExtraTrees回归器的表现最佳(准确率为0.97%)。该项研究凸显

了利用机器学习技术在提高能源管理效率方面的重要性,为智能建筑能耗优化提供了有力的算法支持。

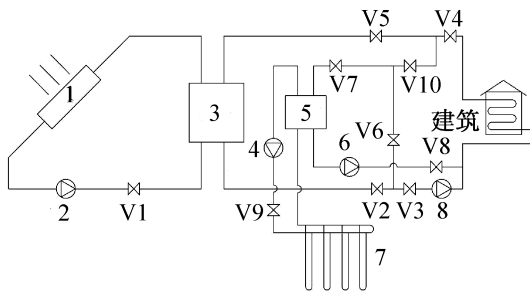
由于每栋建筑在功能、地理位置、经济条件等方面存在差异,因此能耗负荷特性也呈现出独有的差异性。在某个场景下表现出色的算法和选定的输入参数,在其他场合可能效果不同。所以在形成一个广泛认可的综合性数据集之前,为每个独立的建筑选择合适的输入参数和建模方法是必要的。本研究利用机器学习技术深入分析楼宇产生的时间序列历史数据,采取多模型竞争寻优的模型辨识方法,可为不同建筑建立能耗预测模型。以北京市某近零能耗办公建筑为目标建筑,建立了该建筑的负荷预测模型、暖通空调设备能耗模型,对冬季供暖系统能耗进行预测,旨在为暖通空调系统的高效运行提供理论基础和实践指导,同时促进能源管理的智能化和自动化,增强工程应用的可靠性和通用性。

1 仿真系统建立及实验验证

1.1 目标建筑

本研究的目标建筑为北京市某近零能耗办公建筑,建筑面积为 4 025 m²,共 4 层,主要用途为办公与会议。该建筑的暖通空调系统采用了复合能源系统,是将可再生能源与常规能源进行结合。冬季,建筑采用太阳能集热器+地源热泵联合的供暖模式。图 1 所示为目标建筑供暖系统原理。由图 1 可知,系统供暖设备由 2 台地源热泵、1 台太阳能集热器及多个水泵组成。太阳能集热器的总集热面积为 284 m²。表 1 所示为地源热泵参数,表 2 所示为水泵参数。热泵供/回水温度设定为 45 ℃/40 ℃。

热泵的实际运行情况与建筑物的热负荷密切相关,热泵运行数量会根据热负荷大小进行调整^[10]。该供暖系统有 3 种供暖模式:1) 太阳能集热器直供



1 太阳能集热器;2 集热水泵;3 蓄热水箱;4 地源测水泵;
5 地源热泵;6 负荷侧水泵;7 地埋管;8 直供水泵;
V1~V10 阀门。

图 1 目标建筑供暖系统原理

Fig.1 Principle of the target building heating system

表 1 地源热泵参数

Tab.1 Parameters of ground-source heat pump

设备	工况	性能系数 COP	额定功率/kW
地源热泵 1	制热	3.9	51.7
地源热泵 2	制热	4.1	103.7

表 2 水泵参数

Tab.2 Parameters of water pump

设备	功率/kW	流量/(m ³ /h)
冷冻水泵 1	1.5	9
冷冻水泵 2	2.2	15.7
地源循环泵	7.5	48

模式,当太阳能集热器出水温度大于 45 ℃时,地源热泵关闭,使用太阳能集热器直接供暖;2) 单热泵供暖模式,当无法满足建筑供暖负荷,太阳能集热器出水温度小于 45 ℃时,采用地源热泵供暖,当供暖负荷小于 45 kW 时,优先开启地源热泵 1;3) 双热泵供暖模式,当负荷大于 45 kW,地源热泵 1 无法满足需求时,开启地源热泵 2。

1.2 TRNSYS 仿真系统的建立

根据目标建筑围护结构参数、热工性能参数和建筑供暖供冷通风参数等建立 TRNSYS 模型,选取的气象数据以 TM2 格式的文件导入模型。根据供暖系统的实际参数,对 TRNSYS 模型中各设备的性能参数进行设置,且供暖运行模式与实际建筑供暖系统控制策略一致。建立 TRNSYS 建筑供暖系统模型,如图 2 所示。

1.3 TRNSYS 仿真系统实验验证

在目标建筑能源管理平台的数据中选取 2023 年 1 月 15—17 日热泵机组的供热量和 2 台热泵机组的性能系数 (coefficient of performance, COP) 与模拟结果进行对比,结果如图 3 所示。由图 3 可知,与真实系统相比,模拟系统在启动时间上存在一定的延迟,在机组开机之后实测和模拟均达到峰值供热量约 105 kW·h,模拟过程能够较好地反映实际系统的运行状态。图 4 所示为地源热泵 1、2 的 COP 实测值和模拟值的对比。由图 4 可知,COP 变化规律基本一致,地源热泵 1 相对误差为 3.14%,地源热泵 2 相对误差为 6.28%。

上述结果表明,在 TRNSYS 软件中对该系统建模具有一定的准确性,该仿真系统为设备能耗黑箱模型辨识提供了数据基础,可提供仿真数据作为模型的训练数据,并验证模型辨识的准确性。

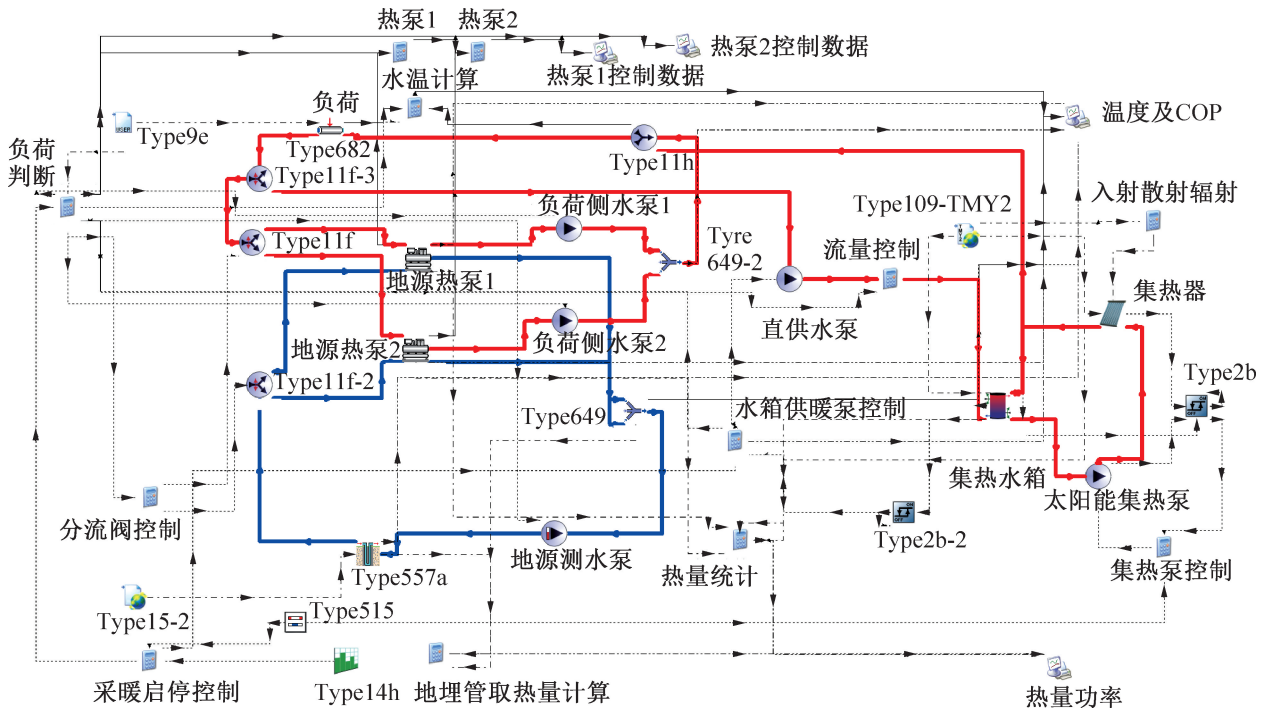


图2 建筑供暖系统模型
Fig.2 Model of Building heating system

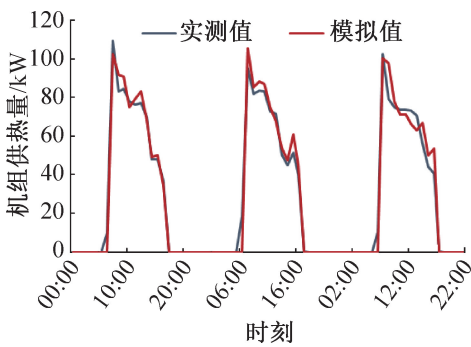
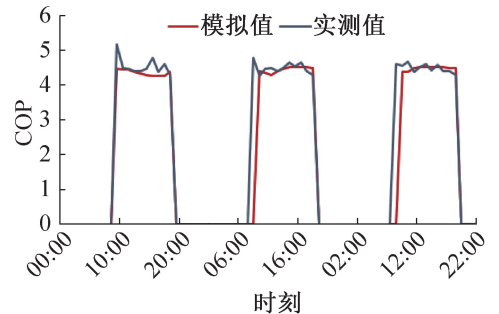
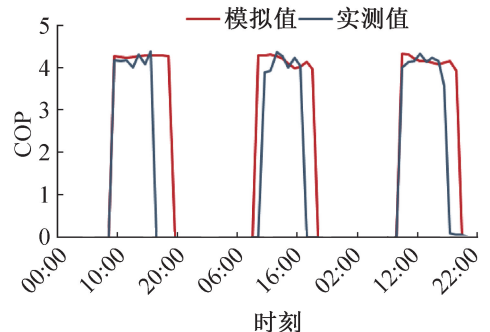


图3 热泵机组供热量验证
Fig.3 Heating capacity verification of the heat pump unit



(a) 地源热泵1



(b) 地源热泵2

图4 地源热泵的COP验证
Fig.4 COP verification of ground-source heat pump

2 暖通空调通用模型辨识方法

2.1 模型辨识方法及框架

本研究提出一个基于建筑历史数据和设备仿真数据的黑箱模型竞争寻优模型辨识方法,该方法利用多项式回归^[11]、多层感知器神经网络(multi layer perceptron neural network model, MLP)^[12]和极端梯度提升算法^[13]分别进行模型训练,采用 R^2 和均方误差(mean square error, MSE)2种评价指标来衡量各模型精度,选取其中表现最优的模型作为最终的预测模型。利用多种机器学习模型构建通用模型,可为不同的建筑选择合适的输入参数和建模方法,建立建筑负荷预测模型和设备能耗模型。

多模型竞争寻优方法实现流程(图5)如下:
1) 数据采集,收集建筑运行的历史数据,分析确定模型所需的输入与输出参数;2) 相关性分析,通过计算输入参数与输出参数的相关系数,筛选出具有较高相关性的变量,实现数据降维,淘汰关联性较

弱的参数;3) 异常值处理,采用 K-Means 聚类算法对经过简化处理的数据集进行异常值识别,并删除异常数据,以提高整体数据集的质量;4) 数据标准化,对筛选后的数据进行归一化处理,以消除不同量纲的影响,确保模型的泛化能力;5) 模型训练与选择,利用多项式回归、多层感知器神经网络和极端梯度提升算法进行数据训练,这些方法考虑到建筑用能的独特性和多样性,强调了在不同功能、地点和经济条件下建筑负荷和能耗的个体差异,在回归分析领域的应用较为广泛,本研究将通过竞争寻优的方法,选择最适合当前数据集的模型;6) 模型评估与优选,计算评价指标 R^2 和 MSE;7) 最终模型确定,根据评价指标结果,选取表现最优的模型作为最终的建筑设备能耗预测模型,并详细输出模型的参数配置。

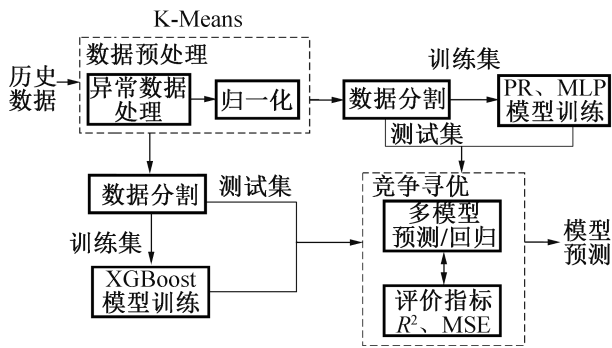


图 5 多模型竞争寻优方法实现流程

Fig.5 Multi-model competitive optimization method implementation process

2.2 多模型竞争寻优原理

在数据驱动的模型中,预测的准确性和系统的鲁棒性显著受到超参数配置的影响。为了优化这些模型的超参数,本研究采用自动化算法调整潜在模型的超参数设置。具体而言,对于多项式回归模型,本研究构建了一系列最高次项由 1~5 的模型,并选取了其中预测精度最优的模型;在人工神经网络的应用中,通过多轮迭代优化过程来精确确定网络结构,包括隐层的数目、每层的节点数、节点间的连接权重以及偏置值^[12];而对于极端梯度提升模型,采用网格搜索技术对超参数进行细致的优化^[14]。确保模型在精度和稳定性方面的最优表现。

完成 3 种不同的数据驱动模型训练后,计算各模型的 R^2 和 MSE 作为评估模型性能的主要标准。 R^2 衡量的是模型预测值与实际观测值之间的一致性,值越接近 1,表示模型的预测能力越强,准确度越高。而 MSE 反映了预测值与实际值之间的平均误差平方,MSE 值越小,说明模型的预测误差越小,性能越

优。 R^2 和 MSE 的计算如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [y'_p - \bar{y}_o]^2}{\sum_{i=1}^n [y_o - \bar{y}_o]^2} \quad (1)$$

$$E_{MS} = \sum_{i=1}^n [y_o - y'_p]^2 / n \quad (2)$$

式中: y'_p 为预测值; \bar{y}_o 为观测值平均值; y_o 为观测值; n 为样本数量; E_{MS} 为均方误差。

优选模型的标准是同时具有最高的 R^2 和最低的 MSE。在 R^2 值最靠近 1 的 2 个模型对比中,若两者的 R^2 差异小于 0.1,则优先选择 MSE 较小的模型;若 R^2 差异大于等于 0.1,则直接选取 R^2 值更高的模型作为最佳选择。该标准确保了模型在解释数据变异性 and 预测精度上的最优性能。

3 目标建筑模型辨识

3.1 目标建筑负荷预测

建筑负荷是供暖系统优化中的重要参数,由于热负荷受气温、季节等多方面因素影响,对未来热负荷的准确预测极具挑战性^[15]。因此通过上述的模型辨识方法建立了目标建筑的负荷预测模型。本次负荷预测训练样本数据来自该建筑气象站和能源管理系统,时间跨度为 2020 年 1 月至 2021 年 12 月,由于数据样本丰富且数据中极少的数据点出现异常值,本研究中对异常数据直接删除,异常数据的识别通过 K-Means 聚类方法识别。结果表明,原始数据中异常数据为 5.28%,正常数据为 94.72%。

将识别后的数据进行相关性分析,输入变量维度由时间和天气条件构成,主要有月、日、时、周、室外温度、室外湿度、太阳辐照度、上周同时刻负荷。通过 Pearson 相关系数法进行分析,相关性结果如图 6 所示。Pearson 相关系数绝对值越接近 1 相关性越强,反之越接近 0 相关性越弱。由图 6 可知,室外温度和太阳辐照度对负荷的相关系数分别为 -0.45 和 -0.15,负数表示室外温度和太阳辐照度的变化和负荷呈负相关,上周同一时刻的负荷的相关系数为 0.81。综上所述,时间维度中“周”的相关性对负荷而言较低,且与其他参数相关性不高,所以删除该参数对数据进行降维。

通过多项式回归、人工神经网络、极端梯度提升 3 种方法分别对建筑负荷进行建模,并通过 R^2 和 MSE 评价指标进行评价,不同建模方法的测试集预测精度如表 3 所示。由表 3 可知,MSE 数值较小,而 R^2 值较高,模型均未过度拟合,模型均有较好的预测精度,但极端梯度提升 R^2 值为 0.903 2,因此选择该模型作为负荷预测的黑箱模型。

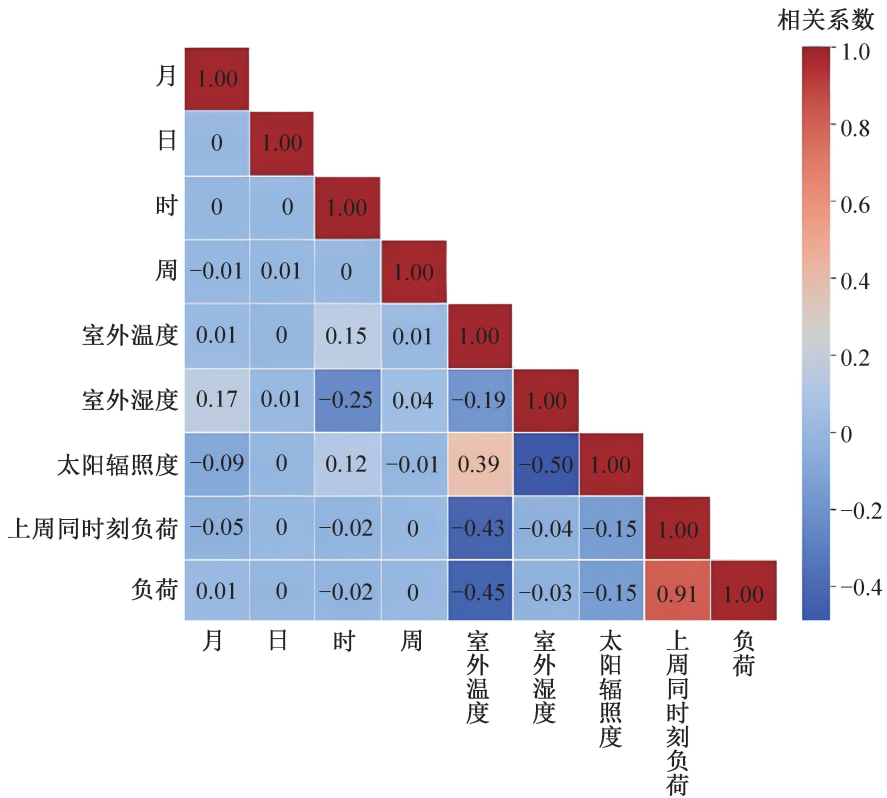


图 6 各输入变量的 Pearson 相关系数

Fig.6 Pearson correlation coefficients of each input variable

表 3 不同建模方法的测试集预测精度

Tab.3 Test set prediction accuracy of different modeling methods

建模方法	R^2	MSE
多项式回归	0.875 7	0.006 7
人工神经网络	0.882 3	0.004 5
极端梯度提升	0.903 2	0.002 7

将训练好的黑箱模型对目标建筑 2023 年 12 月 28—31 日部署了负荷预测模型,对比黑箱模型的预测数据和能源管理平台的实测数据,验证结果如图 7 所示,部署期间建筑负荷预测值和实测值的 R^2 为 0.87,整体的预测精度可以达到工程实践的要求。建筑负荷预测模型的准确性会受到建筑热惯性、人员流动的不确定性、天气预报精度等因素的影响,因此,在实际的建模过程中要对上述情况进行充分考虑。

3.2 TRNSYS 仿真数据驱动设备模型

基于建立的目标建筑冬季工况下的 TRNSYS 仿真系统,获得设备能耗黑箱模型的训练数据。本文建立了 4 个主要的设备能耗模型,对应的设备分别是 2 台地源热泵、负荷侧水泵以及地源侧水泵。4 个设备能耗模型采用了竞争寻优的模型辨识方法,测试集模型辨识精度如表 4 所示。

设备能耗模型是后续设备能耗优化的关键,核心

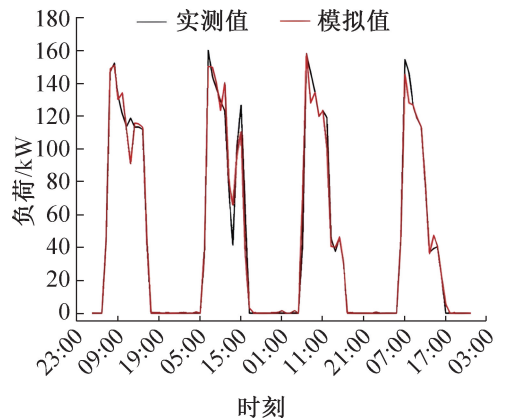


图 7 目标建筑负荷逐时预测结果

Fig.7 Hourly load prediction results for the target building

表 4 设备能耗模型辨识精度

Tab.4 Accuracy of equipment energy consumption model identification

设备能耗模型	建模方法	R^2	MSE
地源热泵 1	人工神经网络	0.935 6	0.031 2
地源热泵 2	人工神经网络	0.871 1	0.041 4
负荷侧水泵	极端梯度提升	0.927 8	0.056 2
地源侧水泵	极端梯度提升	0.932 7	0.012 3

思路是以总设备能耗最低为寻优函数,在该思路下对 12 月 26—29 日的 TRNSYS 仿真系统和黑箱模型辨识的设备总能耗进行误差分析,如图 8 所示。系统启

停时会导致整个系统总能耗预测误差增加,系统开启一段时间后预测值趋于平稳,该原因可能是运行模式设定的不同或者房间温度设定的不同导致,部署期间系统总误差为 5.18%,辨识出的黑箱模型具有较好的预测精度。

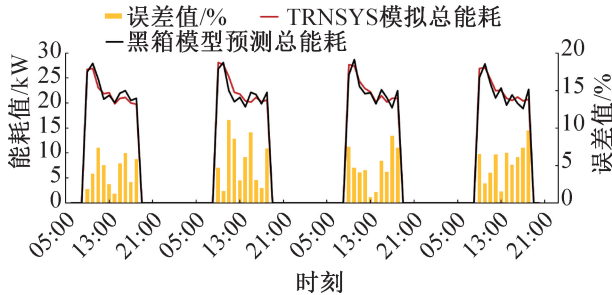


图 8 TRNSYS 仿真平台和黑箱模型结果对比

Fig.8 Comparison of TRNSYS simulation and black-box model results

4 结论

文本采用通用黑箱模型辨识方法,对北京市某近零能耗办公建筑进行负荷预测模型和设备能耗模型竞争寻优,得到结论如下:

1) 提出一种基于竞争寻优的黑箱模型辨识方法,该方法以决定系数 R^2 和平均绝对误差 MSE 作为评价指标,通过多项式回归、人工神经网络、极端梯度提升 3 种机器学习方法竞争寻优确定了最终的辨识模型。基于该竞争寻优的黑箱模型辨识方法,可使算法根据数据集自主选择黑箱模型,确保模型对于不同数据集的预测精度,实现在不同类型建筑以及设备中的重复使用。

2) 基于通用的黑箱模型辨识方法,建立了北京某近零能耗建筑的负荷预测模型和建筑设备能耗模型。负荷预测模型在部署期间预测 R^2 值为 0.87,建筑设备模型总能耗误差值为 5.18%,表明通用的模型辨识方法的准确性和预测精度较高。

本研究提出的一种机器学习竞争寻优的模型识别方法在训练速度、预测精度和用户便捷性方面表现卓越,显著优化了建模流程,减少了时间和计算资源的消耗,为后续对建筑供暖系统的精细化能源管理和控制提供了基础。

本文受上海市浦江人才计划 (23PJ1409400) 资助。(The project was supported by the Shanghai Pujiang Program (No. 23PJ1409400).)

参考文献

[1] FASIUDDIN M, BUDAIWI I. HVAC system strategies for

energy conservation in commercial buildings in Saudi Arabia [J]. Energy and Buildings, 2011, 43 (12): 3457-3466.

[2] 沈泽南. “双碳”目标下近零能耗建筑的节能性探索 [J]. 新型建筑材料, 2022(8): 49. (SHEN Zenan. Exploration on energy conservation of near zero energy consumption buildings under the goal of "carbon peaking and carbon neutrality" [J]. New Building Materials, 2022 (8): 49.)

[3] 程程, 姜益强, 王菲. 适用于近零能耗建筑的新型太阳能-污水源热泵系统运行特性 [J]. 制冷学报, 2022, 43 (3): 142-149. (CHENG Cheng, JIANG Yiqiang, WANG Fei. Continuous operation analysis of new solar sewage dual-source heat pump for nearly zero-energy buildings [J]. Journal of Refrigeration, 2022, 43 (3): 142-149.)

[4] AFRAM A, JANABI-SHARIFI F. Black-box modeling of residential HVAC system and comparison of gray-box and black-box modeling methods [J]. Energy and Buildings, 2015, 94: 121-149.

[5] AFRAM A, JANABI-SHARIFI F. Theory and applications of HVAC control systems - a review of model predictive control (MPC) [J]. Building and Environment, 2014, 72: 343-355.

[6] RAFI BISWAS M A, ROBINSON M D, FUMO N. Prediction of residential building energy consumption: a neural network approach [J]. Energy, 2016, 117: 84-92.

[7] ABBASIMEHR H, PAKI R, BAHRINI A. A novel XGBoost-based featurization approach to forecast renewable energy consumption with deep learning models [J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2023, 38: 100863.

[8] LIU Yang, CHEN Hongyu, ZHANG Limao, et al. Energy consumption prediction and diagnosis of public buildings based on support vector machine learning: a case study in China [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 272: 122542.

[9] ALAWADI S, MERA D, FERNÁNDEZ-DELGADO M, et al. A comparison of machine learning algorithms for forecasting indoor temperature in smart buildings [J]. Energy Systems, 2022, 13(3): 689-705.

[10] 王芸, 端木琳, 李祥立, 等. 独立双埋管太阳能辅助土壤源热泵系统模型建立与影响因素分析 [J]. 制冷学报, 2022, 43(3): 121-132. (WANG Yun, DUANMU Lin, LI Xiangli, et al. Model and parametric analysis of solar-assisted ground-source heat pump system with dual independently buried tubes [J]. Journal of Refrigeration, 2022, 43(3): 121-132.)

(下转第 166 页)

- embryonic stem cells [J]. *Cryobiology*, 2006, 53 (2): 194–205.
- [13] IWATANI M, IKEGAMI K, KREMENSKA Y, et al. Dimethyl sulfoxide has an impact on epigenetic profile in mouse embryoid body [J]. *Stem Cells*, 2006, 24 (11): 2549–2556.
- [14] GARG U, LOWRY J, ALGREN D A. Ethylene glycol and other glycols; analytical and interpretation issues [M]. Amsterdam: Academic Press, 2019.
- [15] 刘宝林, 赵子威. 红细胞低温保存中海藻糖的加载方法[J]. 上海理工大学学报, 2022, 44(1): 11–17. (LIU Baolin, ZHAO Ziwei. Loading methods of trehalose in RBCs cryopreservation [J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, 2022, 44(1): 11–17.)
- [16] 王美霞, 梁玮, 叶萍, 等. 海藻糖和胎牛血清对人乳腺细胞 HBL-100 低温保存的影响[J]. 制冷学报, 2017, 38(5): 107–113. (WANG Meixia, LIANG Wei, YE Ping, et al. Effects of trehalose and fetal bovine serum on cryopreservation of HBL-100 human breast cells [J]. *Journal of Refrigeration*, 2017, 38(5): 107–113.)
- [17] 栗瑞兰, 张通, 刘志红, 等. 葡萄糖对绒山羊精子冷冻保存及代谢的影响[J]. 畜牧兽医学报, 2018, 49(9): 2054–2062. (LI Ruilan, ZHANG Tong, LIU Zhihong, et al. The effect of glucose on cryopreservation and metabolism of cashmere goat sperm [J]. *Chinese Journal of Animal and Veterinary Sciences*, 2018, 49 (9): 2054–2062.)
- [18] MORADI B, FARAMARZI A, GHASEMI-ESMAILABAD S, et al. L-proline as a novel additive to cryopreservation media improved post-thaw quality of human spermatozoon via reducing oxidative stress [J]. *Andrologia*, 2022, 54 (1): e14301.
- [19] HUNGERFORD A, BAKOS H W, AITKEN R J. Sperm cryopreservation: current status and future developments [J]. *Reproduction, Fertility, and Development*, 2023, 35 (3): 265–281.
- [20] LANG F, SHUMILINA E, RITTER M, et al. Ion channels and cell volume in regulation of cell proliferation and apoptotic cell death [J]. *Contributions to Nephrology*, 2006, 152: 142–160.
- [21] HU Yuying, LIU Xiangjian, LIU Fenglin, et al. Trehalose in biomedical cryopreservation-properties, mechanisms, delivery methods, applications, benefits, and problems [J]. *ACS Biomaterials Science & Engineering*, 2023, 9 (3): 1190–1204.
- 通信作者简介**
刘宝林, 男, 教授, 上海理工大学生物系统热科学研究所, 13636524955, E-mail: blliu@163.com。研究方向: 低温生物医学工程。
- About the corresponding author**
Liu Baolin, male, professor, Institute of Biothermal Science and Technology, University of Shanghai for Science and Technology, 86–13636524955, E-mail: blliu@163.com. Research fields: cryo-biomedical engineering.
-
- (上接第 150 页)
- [11] TSAI C L, CHEN W, CHANG C S. Polynomial-Fourier series model for analyzing and predicting electricity consumption in buildings [J]. *Energy and Buildings*, 2016, 127: 301–312.
- [12] AFRAM A, JANABI-SHARIFI F, FUNG A S, et al. Artificial neural network (ANN) based model predictive control (MPC) and optimization of HVAC systems: a state of the art review and case study of a residential HVAC system [J]. *Energy and Buildings*, 2017, 141: 96–113.
- [13] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, 2016.
- [14] FAYED H A, ATIYA A F. Speed up grid-search for parameter selection of support vector machines [J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 80: 202–210.
- [15] 刘澄宁, 梁星宇, 邵亮亮, 等. 基于随机负荷预测的热泵热水系统节能运行策略优化[J]. 制冷学报, 2023, 44(6): 36–42. (LIU Chengning, LIANG Xingyu, SHAO Liangliang, et al. Optimization of energy-saving operation strategy of heat pump hot-water system using stochastic load prediction [J]. *Journal of Refrigeration*, 2023, 44 (6): 36–42.)
- 通信作者简介**
曲明璐, 女, 副教授, 硕士生导师, 上海理工大学环境与建筑学院, 13795377789, E-mail: quminglu@126.com。研究方向: 空气源热泵, 建筑设备热质交换过程。
- About the corresponding author**
Qu Minglu, female, associate professor, master supervisor, School of Environment and Architecture, University of Shanghai for Science and Technology, 86–13795377789, E-mail: quminglu@126.com. Research fields: air-source heat pump, heat and mass transfer process of building equipment.