

DOI: 10.19666/j.rlfed.202307110

基于弹性网络回归的实际采暖 热指标估算方法

康敬德¹, 黄嘉骐¹, 乔磊¹, 李杰², 孙鹏², 贺凯¹,
刘圣冠¹, 尚海军¹, 王钰泽¹, 史耀辉¹, 宋佳怡³

(1.西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710054; 2.华能山东发电有限公司, 山东 济南 250014;
3.西安交通大学人居环境与建筑工程学院, 陕西 西安 710049)

[摘要] 为满足热电联产企业估算区域热负荷的需求, 提出一种使用弹性网络回归模型的估算方法。首先对实际采暖热指标的影响因素进行分析, 确定模型的输入参数; 然后以西安市 123 个小区 2022—2023 年采暖季的实际运行数据为基础建立估算模型, 并证明该模型相较于 Lasso 回归和岭回归模型的拟合优度分别提高了 3.88% 和 4.22%; 最后从多角度选取西安市部分小区相关数据构成验证集对弹性网络回归模型进行验证。验证结果表明: 弹性网络回归模型综合了 Lasso 回归和岭回归的优点, 模型的均方根误差和拟合优度分别为 1.150 和 0.953, 相较于传统模型能在符合热负荷需求的同时降低 4% 的能源消耗。说明该方法能准确估算不同参数条件下的实际采暖热指标, 可以满足热电联产企业的实际需求。

[关键词] 热电联产; 实际采暖热指标; 弹性网络回归模型; 热负荷估算

[引用本文格式] 康敬德, 黄嘉骐, 乔磊, 等. 基于弹性网络回归的实际采暖热指标估算方法[J]. 热力发电, 2024, 53(2): 114-123. KANG Jingde, HUANG Jiasi, QIAO Lei, et al. Estimation method of actual heating heat index based on elastic network regression model[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(2): 114-123.

Estimation method of actual heating heat index based on elastic network regression model

KANG Jingde¹, HUANG Jiasi¹, QIAO Lei¹, LI Jie², SUN Peng², HE Kai¹,
LIU Shengguan¹, SHANG Haijun¹, WANG Yuze¹, SHI Yaohui¹, SONG Jiayi³

(1.Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, China; 2.Shandong Fadian Company of Huaneng Group Co. Ltd., Jinan 250014, China;
3.School of Human Settlements and Civil Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In order to meet the demand of estimating regional heat load for cogeneration enterprises, an estimation method using elastic network regression model is proposed. Firstly, the influencing factors of the actual heating heat index are analyzed to determine the input parameters of the model. Then, based on the actual operation data of 123 residential areas in Xi'an in the heating season from 2022 to 2023, the estimation model is established, and it is proved that the accuracy of the model is higher than that of Lasso regression and ridge regression models. Finally, part of the communities in Xi'an are selected to form a verification set to verify the elastic network regression model. The verification results show that, the elastic network regression model combines the advantages of Lasso regression and ridge regression, and has higher prediction accuracy than the conventional machine learning model. The MAE and goodness of fit of the model are 1.150 and 0.953, respectively, indicating that the method can accurately estimate the actual heating heat index with different parameters, and can meet the actual engineering needs of cogeneration enterprises.

Key words: cogeneration; actual heating heat index; elastic network regression model; heat load estimation

收稿日期: 2023-07-13

基金项目: 中国华能集团有限公司总部科技项目 (HNKJ21-H60)

Supported by: Science and Technology Project of China Huaneng Group Co., Ltd. (HNKJ21-H60)

第一作者简介: 康敬德 (1999), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智慧供热, kangjingde@tpri.com.cn.

通信作者简介: 黄嘉骐 (1977), 男, 硕士, 研究员, 主要研究方向为火电机组供热、节能、灵活性技术研究及改造, huangjiasi@tpri.com.cn.

为了落实国家能源结构调整,实现节能减排和“双碳”目标,我国新建电厂普遍采用了热电联产的生产方式^[1-3]。据相关文献显示^[4-5],全国热电联产机组装机约 5.6 亿 kW,占煤电总装机的比重已提升至 52%。而热电联产机组的高效稳定运行与热负荷的估算联系紧密,因此对城市新建区域热负荷的估算至关重要。

针对城市供暖热负荷的估算研究,国内外学者提出了以历史负荷变化为核心的数据驱动方法^[6-8]、以软件建模方法为核心的物理驱动方法^[9-11]等多种方法。但在热电联产的热负荷估算领域,往往由于供热面积大、采暖建筑种类复杂及缺少历史运行数据等原因导致上述方法不能较精确地得到应用,目前仍主要采用以经验得到采暖热指标再乘以面积估算热负荷的方法^[12-13]。因此,开展实际采暖热指标的准确估算研究是确定热电联产机组热负荷的重要途径。付强^[14]等通过研究天津市民用建筑采暖季的用热数据,分析了设计采暖热指标和实际采暖热指标之间的差异。孙纪康^[15]从供热企业践行节能减排的角度,分析了准确选取实际采暖热指标的必要性。李磊^[16]通过分析合肥市集中供热小区的实际情况,认为用热习惯、围护结构等因素都会影响实际采暖热指标,在运行中应考虑不同因素进行详细分析。此外还有许多学者对采暖热指标的影响因素进行了研究,如孙鱼铭^[17]、李皓月^[18]等详细计算了入住率对采暖热指标的影响,王卿^[19]分析了地理环境对采暖热指标的影响,周颖^[20]等针对外围护结构提出了一种修正实际采暖热指标的方法。

上述研究对实际采暖热指标的某一具体影响因素进行了详尽的研究,但仍未形成一种综合考虑各因素的实际采暖热指标的估算方法。本文将在前人工作和实际工程数据的基础上,提出一种对热电联产企业供热机组负荷设计有参考价值的实际采暖热指标估算方法。

1 采暖热指标影响因素研究

为计算实际采暖热指标,需要详细分析采暖热指标的影响因素。参照建筑采暖设计通行分析方法及文献^[21-23],将影响热指标的主要因素分为时域因素、建筑因素和其他因素 3 类,具体细分类型见表 1。

由于热电联产企业的供热对象主要是居住建筑,其运行供热负荷通常由供暖季平均采暖热指标决定,所以气候温度、太阳辐射、人员行为、设备功

率等时域因素及其他因素中的室内人员类型和人员密度基本不影响实际采暖热指标。本文以 2022—2023 年采暖季西安市部分小区的供暖运行情况为例进行实际采暖热指标的估算,当地理环境或其他因素导致气候条件改变时可参考公式(1)来修正。

$$q_s = q_{s,g} \frac{t_n - t_w}{t_{n,x} - t_{w,x}} \quad (1)$$

式中: q_s 为实际采暖热指标, W/m^2 ; $q_{s,g}$ 为采用本文方法估算出的实际采暖热指标,估算方法将在文章第 3 节详细说明, W/m^2 ; t_n 为室内采暖设计温度, $^{\circ}C$; t_w 为室外平均温度, $^{\circ}C$; $t_{n,x}$ 为西安市室内采暖设计温度,本文取 $18^{\circ}C$; $t_{w,x}$ 为 2022—2023 年采暖季西安市室外平均温度, $^{\circ}C$ 。

表 1 采暖热指标的影响因素分类
Tab.1 Classification of influencing factors of heating heat index

因素类型	因素名称
时域因素	干球温度、空气湿度、太阳辐射、风速、室内人员活动、照明功率、设备功率等
建筑因素	建筑体系数、建筑形式、外围护结构、窗墙比、玻璃分布形式、建筑高度、户平均面积等
其他因素	室内人员类型、室内人员密度、建筑入住率等

表 1 中建筑因素中的建筑体系数指建筑外表面积与建筑体积之比,该值的大小影响了建筑通过外围护结构的热耗散量。建筑形式可分为塔式、板式和塔板结合式 3 种结构,代表了建筑结构的通透性,越通透的建筑结构在冬季的冷风渗透量越大。户平均面积同样对建筑的通透性有一定影响。建筑外围护结构直接影响了建筑的保温性能,是采暖热指标的重要参考因素,由于节能建筑设计的要求,建筑的外保温性能与年代呈强相关性^[24],因此该影响因素可以用建筑建成年份来代替。窗墙比和玻璃分布形式影响了建筑从太阳辐射得到热量和建筑对外传热多少。随着垂直高度的增加,风速越来越大,空气越来越干燥,所以高层建筑与低层建筑的传热情况会有所不同,因此建筑高度也是影响因素之一。设计采暖热指标考虑的是全户供暖的情况,但实际入住率通常不能达到 100%,此时将会存在户间传热现象,从而使采暖热指标随着入住率降低而增大,所以入住率对实际采暖热指标具有不可忽视的影响。

通过上述分析可知,实际采暖热指标的影响因素众多且存在一定的共线性,为了提高估算结果的准确性和减少变量过多造成的过拟合现象,需要使

用一种能主动筛选变量的估算方法。

2 弹性网络回归模型

2.1 Lasso 回归与岭回归

Lasso 回归方法是一种常用的数据降维方法，无论是连续还是离散的自变量均能得到有效处理。该方法通过引入 1 个正则化 L1 范数的惩罚项来使残差平方和 RSS 降到最低水平，在此过程中将完成变量选择，消除模型共线性。RSS 表达式为：

$$\delta_{\text{RSS}} = \sum_{i=1}^m \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \quad (2)$$

式中： m 为数据样本数量； d 为目标量的影响因素数量； y_i 为目标量 y 的第 i 个值； x_{ij} 为第 i 个影响因素所对应的第 j 个变量； β_j 为每个目标量影响因素的回归系数。

由此确定 Lasso 回归的目标函数为：

$$\beta = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^m \left(y_i - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \right\} + \lambda \sum_{j=1}^d |\beta_j| \quad (3)$$

式中： λ 为惩罚项系数。

但由于 Lasso 回归有将变量系数压缩至 0 的特性，在处理分散度较大的变量时效果较差，对此可采用岭回归来弥补。

岭回归通过引入一个正则化 L2 范数的惩罚项来降低 δ_{RSS} 水平。其目标函数为：

$$\beta = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^m \left(y_i - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \right\} + \lambda \sum_{j=1}^d \beta_j^2 \quad (4)$$

与 Lasso 回归相比岭回归虽然也对变量系数进行了缩减，但不会把系数削减至 0。这就使得岭回归对变量的选择性不足，得出的模型不易于解释。

2.2 弹性网络回归算法

为了综合 Lasso 回归与岭回归的优点，Zou 和 Hastie 在 2005 年提出弹性网络回归算法^[25]，其优化目标函数为：

$$\beta = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^m \left(y_i - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \right\} + \lambda_1 \sum_{j=1}^d |\beta_j| + \lambda_2 \sum_{j=1}^d \beta_j^2 \quad (5)$$

式中： λ_1 为 Lasso 回归惩罚项系数； λ_2 为岭回归惩罚项系数。

此时引入 $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2$ ， $\alpha = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}$ ，则式(5)可改写为：

$$\beta = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^m \left(y_i - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \right\} + \lambda \sum_{j=1}^d \left(\alpha |\beta_j| + (1 - \alpha) \beta_j^2 \right) \quad (6)$$

由此可得弹性网络算法的目标函数是岭回归目标函数和 Lasso 回归目标函数的凸线性组合。即当 $\alpha=0$ 时，弹性网络回归变为岭回归；当 $\alpha=1$ 时，弹性网络回归变为 Lasso 回归。即弹性网络回归是岭回归和 Lasso 回归的动态组合，既综合了岭回归和 Lasso 回归的优点也在一定程度上削减了二者的缺点，从而使得回归得到的结果更合理可靠。

2.3 评估指标

为了验证估算结果的准确性，本文选取绝对误差 (mean absolute error, δ_{MAE})、均方根误差 (root mean square error, δ_{RMSE})、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, δ_{MAPE}) 和拟合优度 R-squared 进行验证，对应计算公式分别为：

$$\delta_{\text{MAE}} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - y_{i,\text{est}}|}{n} \quad (7)$$

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{i,\text{est}})^2}{n}} \quad (8)$$

$$\delta_{\text{MAPE}} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y_{i,\text{est}}|}{y_i}}{n} \quad (9)$$

$$\delta_{\text{R-squared}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{i,\text{est}})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{\text{mean}})^2} \quad (10)$$

式中： n 为样本数量； y_i 为采暖热指标的真实值， W/m^2 ； $y_{i,\text{est}}$ 为采暖热指标的估算值， W/m^2 ； y_{mean} 为 y_i 的平均值， W/m^2 。

3 估算模型对比与结果验证

3.1 模型参数

本文选用西安市某供热企业 2022 年 12 月 15 日至 2023 年 2 月 15 日的供热数据，包含了 123 个小区的实际采暖热指标和入住率，其他对热指标有影响的建筑因素由查阅资料和实地测量共同得出。对于分类性质的建筑因素，本文采用了赋值处理的方法，赋值大小依据 CJJ/T34—2022 和文献[24]，详细的赋值见表 2。

表 2 供热的建筑因素赋值
Tab.2 Statistics of classified construction factors

项目	玻璃分布形式		建筑形式		
	南北分布	四面分布	塔式	板式	塔板结合
赋值	1.0	0.5	0.1	1.0	0.5

为使各建筑因素处于同一范围，从而提升估算模型的精度，需要对相关因素进行归一化处理。归一化计算公式见式(11)，相关因素的统计见表 3。

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (11)$$

表 3 归一化后建筑因素的统计结果
Tab.3 Descriptive statistics of construction factors requiring normalization

类别	最大值	最小值	平均值
建筑高度/m	102	15	71
建筑年代	2020 年	1995 年	2009 年
户平均面积/m ²	200	45	103

3.2 数据预处理

为了使模型估算结果更加可靠，首先对数据的可靠性进行验证，剔除可能的异常数据。本文根据拉伊达准则，结合采暖热指标的实际特点和物理意义，选取 2σ 作为异常数据的判断依据，异常数据预处理流程如图 1 所示。

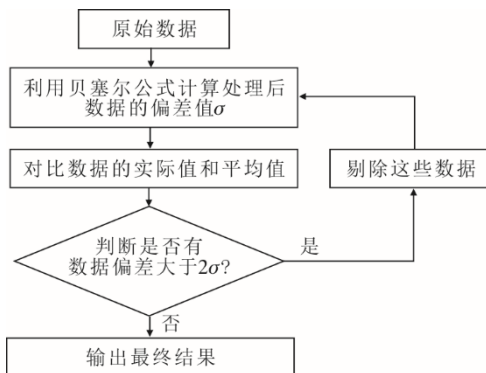


图 1 异常数据剔除流程
Fig.1 Abnormal data screening flow chart

经过数据预处理，筛选剔除了原始数据中异常的 17 个小区的数据，筛选后的实际采暖热指标分布如图 2 所示。由图 2 可见，筛选后的数据很好地吻合了正态分布。

3.3 模型计算结果对比

本文使用 K 折交叉验证寻找合适的惩罚项系数 λ，K 折交叉验证类似于增加训练样本的数量，使模型能在有限的数据库中进行更多次训练，提高估算模型的鲁棒性；还能从多个方向学习训练样本，避免

学习模型陷入局部最优；此外合适的 K 值也能有效避免模型过拟合。一般 K 值的取值范围是[2,10]，本文采用的是 10 折交叉验证，其原理如图 3 所示。

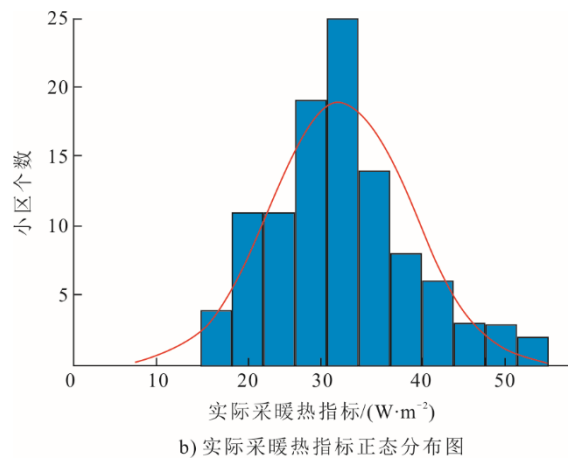
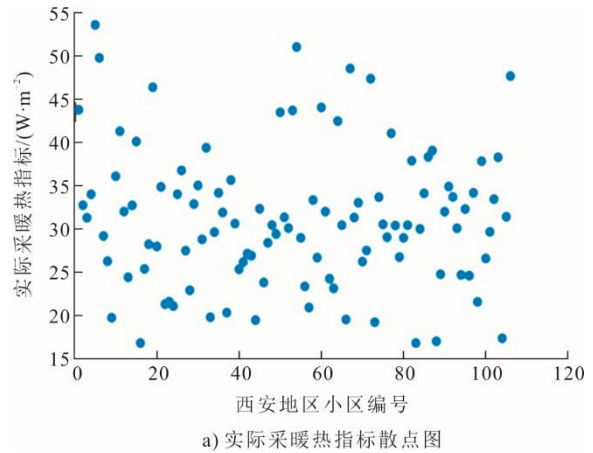


图 2 西安各小区实际热指标分布
Fig.2 Actual heat index distribution map of each residential area in Xi'an

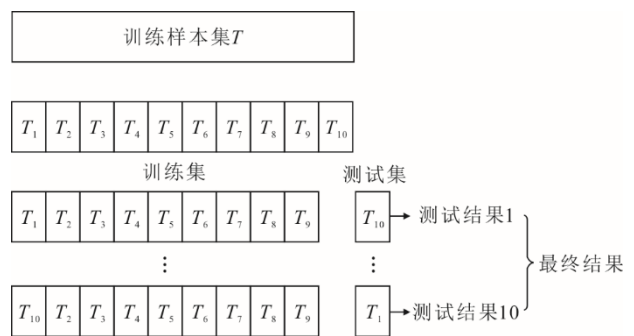


图 3 10 折交叉验证原理
Fig.3 10 fold cross validation principle

式(6)说明弹性网络回归模型是 Lasso 回归与岭回归模型的动态结合，α 值决定了其偏向 Lasso 回归和岭回归程度，α 的取值一般在(0.5, 1.0)之间。为了得到最优的回归模型，本文遍历了该取值范围内权重系数 α 每改变 0.01 时模型的训练结果，最终得

到 $\alpha=0.6$ 时,模型的均方根误差最小估算结果最优。为了展示弹性网络回归模型相较于其他2种模型的优越性。本文从筛选的数据中随机选取了15个样本作为验证集,其余样本作为训练集,分别采用Lasso回归和岭回归模型估算结果作为弹性网络回归模型估算结果的对比验证,弹性网络回归模型流程如图4所示。不同模型的交叉验证曲线和系数路径分别如图5—图7所示。从图5—图7可以发现,使用Lasso回归时标准偏差曲线的下降速率最快,但是其最终得到结果的均方根误差要大于弹性网络回归模型的结果。岭回归模型对变量的筛选性较弱,在变量较多的情况下出现了过拟合的情况,导致其结果的均方根误差比其他2种方法都要更大。弹性网络回归、Lasso回归和岭回归模型最终得到的变量选择和变量系数统计结果见表4。

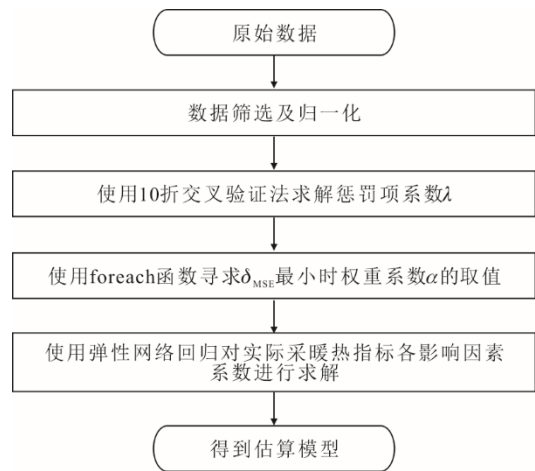


图4 弹性网络回归模型流程
Fig.4 Flow chart of elastic network regression model

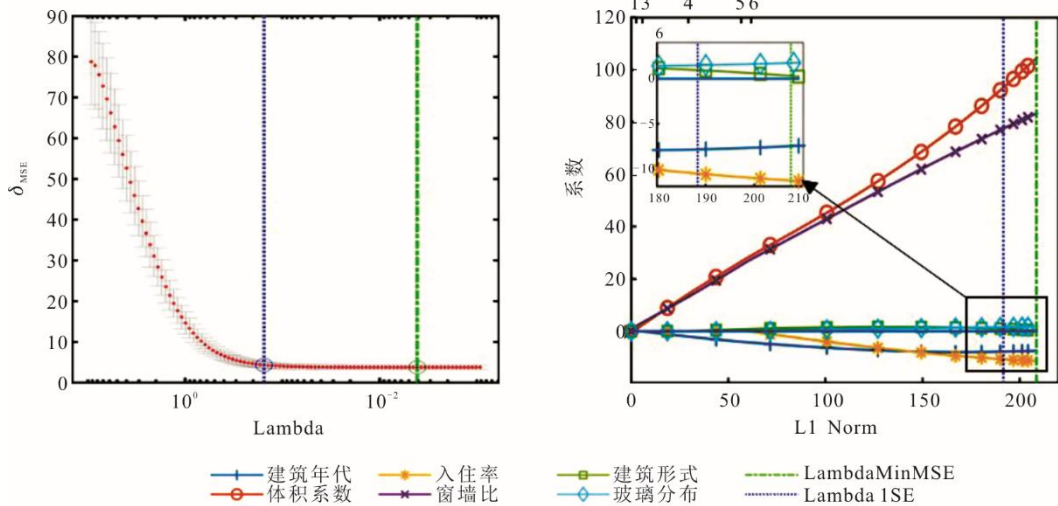


图5 $\alpha=0.6$ 的弹性网络回归的交叉验证曲线及系数路径
Fig.5 Cross validation curve and coefficient path of elastic network regression($\alpha=0.6$)

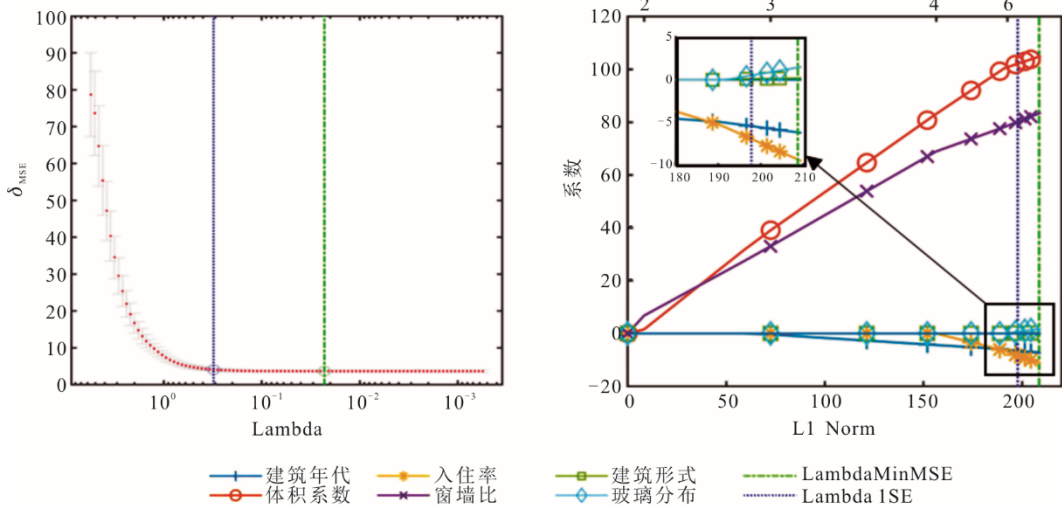


图6 Lasso回归的交叉验证曲线及系数路径
Fig.6 Cross validation curve and coefficient path of Lasso regression

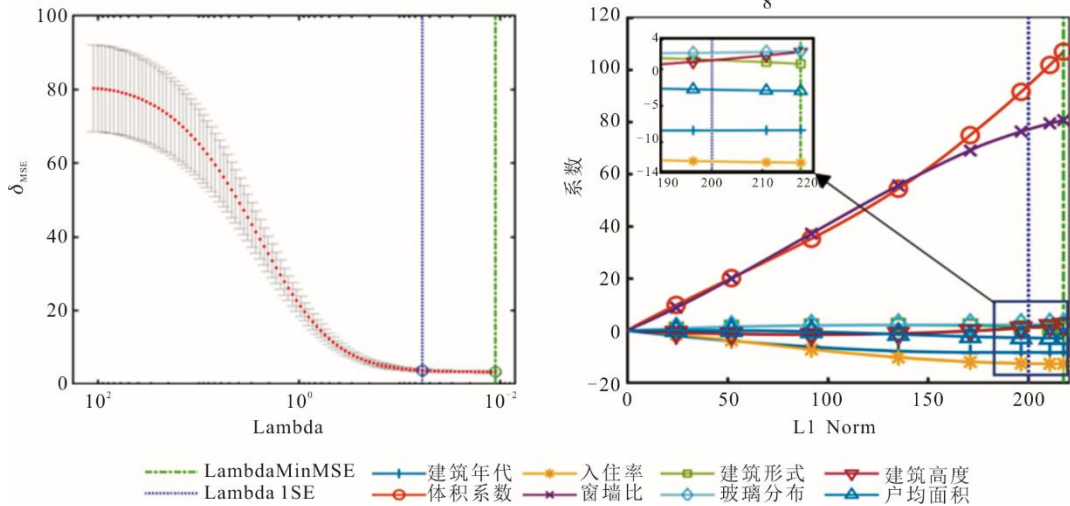


图 7 岭回归的交叉验证曲线及系数路径
Fig.7 Cross validation curve and coefficient path of ridge regression

表 4 不同回归方法的变量系数统计结果
Tab.4 Statistics of variable coefficients for different methods

变量名	弹性网络回归	Lasso 回归	岭回归
(Intercept)	-0.248 9	-0.514 3	0.331 0
建筑年代	-7.520 4	-7.376 9	-8.363 4
体积系数	103.113 7	104.814 3	107.030 1
入住率	-11.312 6	-11.176 1	-12.803 5
窗墙比	82.623 0	83.290 7	80.766 2
建筑形式	0.356 2	0.229 3	0.730 1
玻璃分布	1.759 6	1.721 1	2.468 2
建筑高度	0	0	2.347 3
户均面积	0	0	-2.987 6

从表 4 可以发现，弹性网络回归和 Lasso 回归最终都剔除了建筑高度和户均面积这 2 个变量，其原因是这 2 个变量与体积系数有较强的共线性，从而提高了模型的精度。其余 6 个变量中体积系数和窗墙比对实际采暖热指标的影响最大，系数为正意味着建筑的体积系数和窗墙比越大建筑的采暖热指标越大；对热指标影响次大的 2 个变量是建筑年代和入住率，系数为负意味着建筑越新、入住率越高建筑的采暖热指标越小，这都较好地诠释了采暖热指标的实际物理意义。建筑形式和玻璃分布这 2 种变量对热指标虽有影响但相较其余 4 种变量要小得多。

3.4 实际样本计算结果对比

使用从样本数据中随机选取的 15 个数据作为模型估算结果的验证数据，不同回归模型估算结果与真实值的对比结果如图 8 所示。不同回归模型对应的评价指标如图 9 所示。

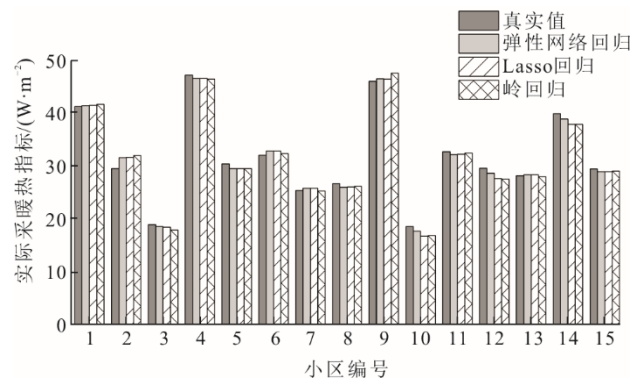


图 8 不同回归模型的估算结果对比
Fig.8 Comparison of estimation results of different regression models

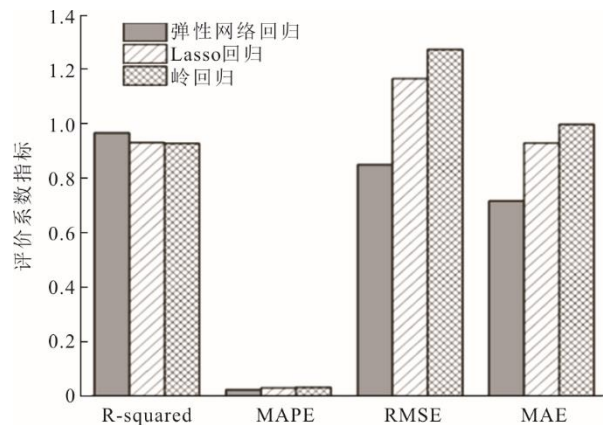


图 9 不同回归模型验证结果的评价指标对比
Fig.9 Comparison of evaluation indicators for validation results

从图 9 可得：弹性网络回归模型的拟合优度相较于 Lasso 回归和岭回归模型分别提高了 3.88% 和 4.22%；其平均绝对百分比误差、均方根误差、绝对误差与 Lasso 回归模型相比分别降低了 23.57%、

27.09% 和 22.87%；与岭回归模型相比分别降低了 27.49%、33.12% 和 28.14%。证明弹性网络回归模型有更好地估算效果。

一个有效的估算模型应该在目标小区的建筑因素或环境温度发生较大改变时仍有良好的估算精度。

通过对表 4 的分析得出，体积系数和窗墙比是

对实际采暖热指标影响最大的因素，同时也是在实际工程中小区间主要不同的建筑因素。因此，为了证明本文估算模型的普适性和稳定性，在西安市其他小区分别以体积系数、窗墙比、小区新旧程度和室外温度为依据每组选取 5 个小区共 30 个样本作为验证集，本文筛选后的 106 个小区样本作为训练集，具体划分见表 5。

表 5 5 组不同训练集和验证集的划分
Tab.5 The division of five different training and validation sets

划分依据		验证集构成	训练集
新小区	体积系数	体积系数分别为 0.154、0.186、0.195、0.206、0.287；建成年代 2016 年后；窗墙比为 0.3；室外温度为西安市 20221215—20230215 日均温	本文样本
	窗墙比	窗墙比分别为 0.26、0.28、0.30、0.32、0.35；建成年代 2016 年后；体积系数为 0.186；室外温度为西安市 20221215—20230215 日均温	本文样本
旧小区	体积系数	体积系数分别为 0.218、0.277、0.293、0.303、0.309；建成年代 2000 年前；窗墙比为 0.2；室外温度为西安市 20221215—20230215 日均温	本文样本
	窗墙比	窗墙比分别为 0.18、0.2、0.22、0.24、0.25；建成年代 2000 年前；体积系数为 0.293；室外温度为西安市 20221215—20230215 日均温	本文样本
室外温度		室外温度分别为西安市 2022 年 11 月均温、12 月均温、2023 年 1 月均温、2 月均温、3 月均温；体积系数为 0.186、窗墙比为 0.3 的某新小区；体积系数为 0.293、窗墙比为 0.2 的某旧小区	本文样本

经划分后的数据验证集能有效证明弹性网络回归模型在面对不同建筑和环境时是否准确。同时为了说明本文模型更适用于实际采暖热指标的估算，使用经典 BP 神经网络模型和多元线性回归模型作为对照，同样采用本文样本为训练集。各组验证集对应各模型预测结果分别如图 10—图 12 所示。划分后的数据验证集涵盖了 13~46 W/m² 的实际采暖热指标范围，并从多个角度对弹性网络回归模型的估算结果进行验证。

从图 10—图 12 可以看出，弹性网络回归模型的估算结果要优于传统算法，在实际采暖热指标较大或较小时优势更为明显。原因可能是传统算法没有对变量进行筛选，从而出现了过拟合现象。进一步分析得到本文模型估算结果与真实值的均方根误差为 1.15，拟合优度为 0.953，说明弹性网络回归模型在不同条件参数下，都能准确估算小区的实际采暖热指标。

3.5 实际算例分析

为了直观展示本文模型在实际工程中的应用效果，选择西安市 2020 年新建成的小区作为实验对象。小区总采暖面积为 142 538 m²，2022—2023 年采暖季实际用热面积为 106 996 m²；小区内共有 6 栋同类的高层住宅，其体积系数为 0.178，窗墙比为 0.3。使用 3.2 节处理后的数据作为训练集，该小区 12 月逐日热指标作为验证集。采取经 Lasso

变量选择后的 BP 神经网络模型和经典 BP 神经网络模型与本文模型对比验证，结果如图 13 所示。

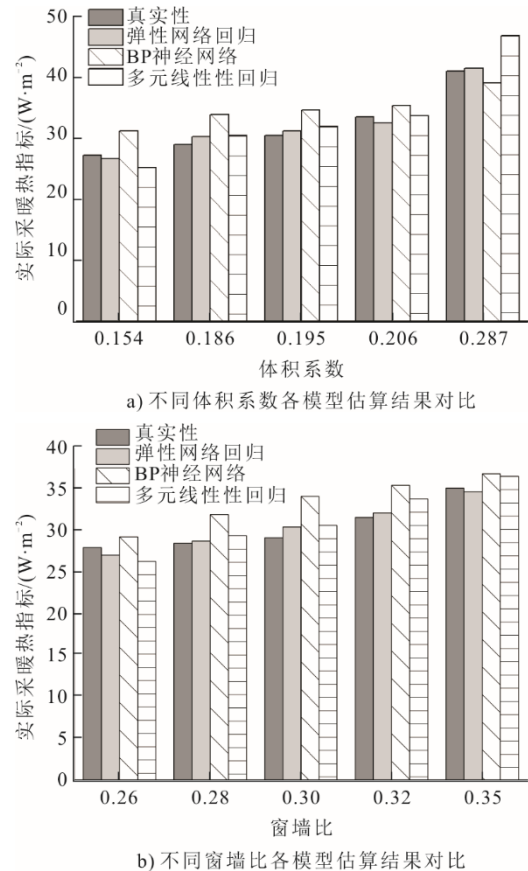


图 10 基于新小区不同建筑因素各模型估算结果对比
Fig.10 Comparison of estimation results of various models based on different building factors in the new community

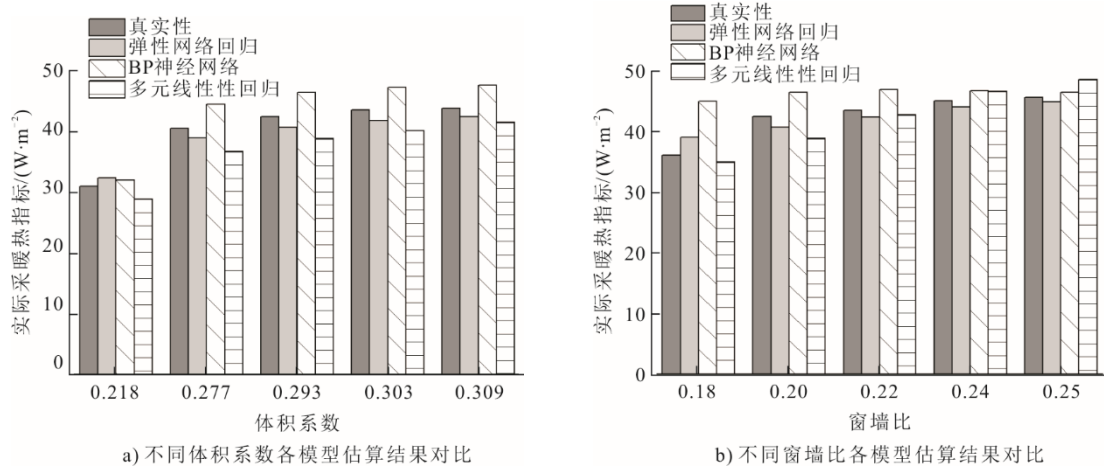


图 11 基于旧小区不同建筑因素各模型估算结果对比

Fig.11 Comparison of estimation results of various models based on different building factors in the old community

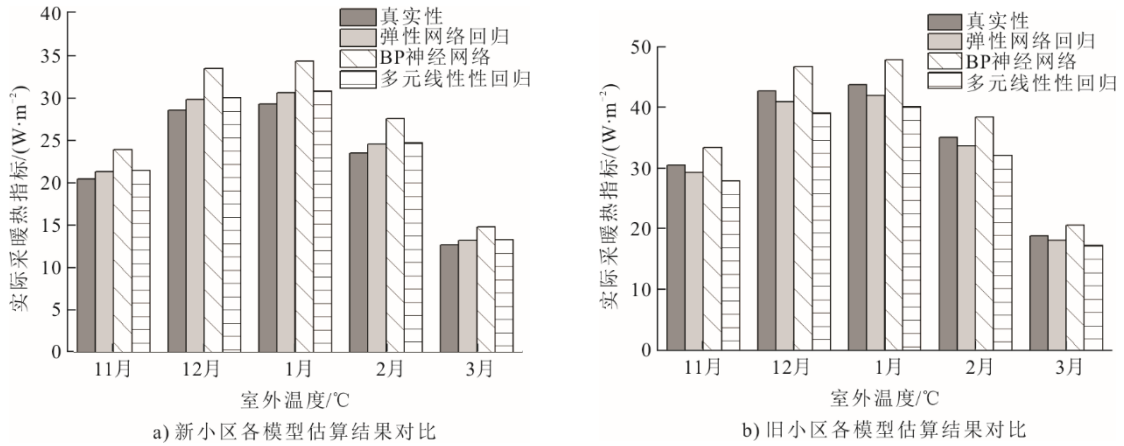


图 12 基于室外温度各模型估算结果对比

Fig.12 Comparison of estimation results of various models based on outdoor temperature

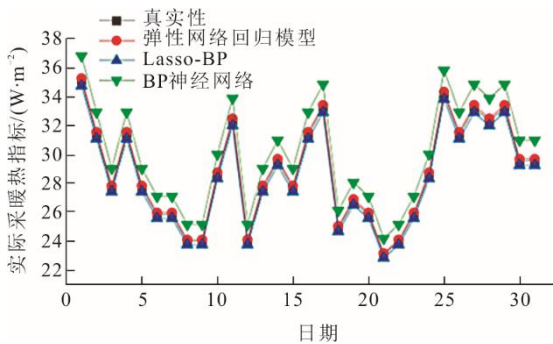


图 13 某小区 12 月热指标估算结果对比

Fig.13 Comparison of heat index estimation results in December

由图 13 可以看出，弹性网络回归模型的估算结果与真实值偏差最小，平均误差仅为 1.43 W/m²。经过 Lasso 变量选择改进的 BP 神经网络模型比原模型估算准确度也有明显提高，说明减小变量共线性是提高模型精确性的主要方式之一。进一步分析

换热站分别采用 3 种估算方式时 12 月总热量消耗，其中弹性网络回归模型为 8 270.64 GJ；Lasso 筛选变量后的 BP 神经网络模型为 8 144.55 GJ；BP 神经网络模型为 8 628.87 GJ；而真实值为 8 227.67 GJ。可以发现 Lasso 筛选变量后的 BP 神经网络模型估算结果虽然耗热量最小但不能完全满足实际供热需求；本文算法估算结果在满足了供热需求的前提下比传统算法减少了 4.2% 的能源消耗。

4 结 论

1) 本文通过对西安市 123 个小区 2022—2023 年采暖季实际供暖数据的处理分析，建立了一种基于弹性网络回归模型的实际采暖热指标估算方法。该方法可帮助热电联产企业估算新接区域的所需热负荷，当气候条件发生较大改变时可采用本文修正公式修正估算结果。

2) 本文算法比 Lasso 回归和岭回归 2 种相近算法的拟合优度提高了 4%，均方根误差降低了 20% 以上。同时得出建筑的体积系数、窗墙比是实际采暖热指标的主要影响因素。利用基于这 2 种参数划分后的数据集进行验证发现本文模型比传统机器学习模型在不同条件下均具有更高的准确性。

3) 本文使用西安某小区 2022 年 12 月的供热数据进行实例验证，结果表明本文模型拟合优度为 0.953，均方根误差为 0.15。相较于传统算法不仅能满足居民实际用热需求，还减少了约 4.2% 的能源消耗。能够为热电联产企业估算区域热负荷，制定城市供热发展规化和节能降耗的实际工程需要提供依据。

【参考文献】

- [1] 姚华, 黄云, 徐敬英, 等. 我国北方地区清洁供暖技术现状与问题探讨[J]. 中国科学院院刊, 2020, 35(9): 1177-1188.
YAO Hua, HUANG Yun, XU Jingying, et al. Technology status and discussion on challenges of clean heating in northern China[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2020, 35(9): 1177-1188.
- [2] 于贵瑞, 郝天象, 朱剑兴. 中国碳达峰、碳中和行动方略之探讨[J]. 中国科学院院刊, 2022, 37(4): 423-434.
YU Guirui, HAO Tianxiang, ZHU Jianxing. Discussion on action strategies of China's carbon peak and carbon neutrality[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2022, 37(4): 423-434.
- [3] 国家能源局. 国家能源局正式启动提升火电灵活性改造示范试点工作[EB/OL]. (2022-04-06)[2023-04-28]. http://www.nea.gov.cn/2016-06/20/c_135451050.htm.
National Energy Administration. The National Energy Administration has officially launched a demonstration pilot project to enhance the flexibility of thermal power transformation[EB/OL]. (2022-04-06) [2023-04-28]. http://www.nea.gov.cn/2016-06/20/c_135451050.htm.
- [4] 中国建筑节能协会. 中国建筑能耗研究报告 2020[J]. 建筑节能, 2021, 49(2): 1-6.
China Building Energy Conservation Association. China building energy consumption annual report 2020[J]. Journal of Building Energy Efficiency, 2021, 49(2): 1-6.
- [5] 清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑节能年度发展研究报告 2020[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2020: 1.
Tsinghua University Building Energy Efficiency Research Center. Annual development research report on building energy efficiency in China, 2020[M]. Beijing: China Building Industry Press, 2020: 1.
- [6] CIULLA G, D'AMICO A. Building energy performance forecasting: a multiple linear regression approach[J]. Applied Energy, 2019, 253: 113500.
- [7] CHE J. Support vector regression based on optimal training subset and adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(8): 3473-3481.
- [8] NAJI S, KEIVANI A, SHAMSHIRBAND S, et al. Estimating building energy consumption using extreme learning machine method[J]. Energy, 2016, 97: 506-516.
- [9] 李骥, 邹瑜, 魏峥. 建筑能耗模拟软件的特点及应用中存在的问题[J]. 建筑科学, 2010, 26(2): 24-28.
LI Ji, ZOU Yu, WEI Zheng. Characteristics of simulation software of building energy consumption and problems existing in the application[J]. Building Science, 2010, 26(2): 24-28.
- [10] AI-HOMOUD M S. Computer-aided building energy analysis techniques[J]. Building and Environment, 2001, 36(4): 421-433.
- [11] GASSAR A A A, CHA S H. Energy prediction techniques for large-scale buildings towards a sustainable built environment: a review[J]. Energy and Buildings, 2020, 224: 110238.
- [12] 陆鹏. 哈尔滨热电扩建项目装机方案优化研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017: 1.
LU Peng. Installation scheme optimization of Harbin thermal power expansion project[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017: 1.
- [13] 赵旭阳. 楼宇智能供热测控系统的研究与应用[D]. 大连: 大连海事大学, 2011: 1.
ZHAO Xuyang. The study and application on the building intelligent heating control system[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2011: 1.
- [14] 付强, 高煜, 刘晓琳, 等. 大数据时代供热规划热指标选取方法初探[C]//中国城市科学研究会, 海南省规划委员会, 海口市人民政府. 2017 城市发展与规划论文集, 2017: 4.
FU Qiang, GAO Yu, LIU Xiaolin, et al. Primary exploration on the method of selecting heat index for heating planning in the era of big data[C]//China Society of Urban Sciences, Hainan Province Planning Commission, Haikou City People's Government. 2017 Urban Development and Planning Proceedings, 2017: 4.
- [15] 孙纪康. 关于新时期供热规划调整方向的建议[C]//中国市政工程华北设计研究总院有限公司, 《煤气与热力》杂志社有限公司. 2018 供热工程建设与高效运行研讨会论文集. 《煤气与热力》杂志社, 2018: 8.
SUN Jikang. Suggestions on the direction of heating supply planning adjustment in the new period[C]//China Municipal Engineering North China Design and Research Institute Co. Ltd., Gas & Heat Magazine Co. Ltd., Proceedings of 2018 Seminar on Construction and Efficient Operation of Heating Engineering. Gas & Heat Magazine, 2018: 8.
- [16] 李磊. 合肥市集中供热问题分析与思考[J]. 工程与建设, 2021, 35(4): 869-870.
LI Lei. Analysis and thinking of central heating in Hefei[J]. Engineering and Construction, 2021, 35(4): 869-870.
- [17] 李春阳, 罗奥, 夏建军, 等. 入住率对供暖计量用户能耗的影响[J]. 区域供热, 2020(6): 1-12.
LI Chunyang, LUO Ao, XIA Jianjun, et al. Influence of occupancy rate on energy consumption of heating metering users[J]. District Heating, 2020(6): 1-12.
- [18] 孙鱼铭. 考虑入住率的实际供暖面积热指标估算方法[J]. 暖通空调, 2022, 52(5): 36-40.
SUN Yuming. Estimation method of actual heating area heat index considering occupancy rate[J]. Journal of HV&AC, 2022, 52(5): 36-40.
- [19] 王卿. 南北方居住建筑热指标[C]//中国市政工程华北设计研究总院有限公司, 《煤气与热力》杂志社有限公司, 中国建设科技集团股份有限公司. 2022 供热工程

- 建设与高效运行研讨会论文集. 2022: 459-462.
- WANG Qin. Heat index of residential buildings in North and South [C]//China Municipal Engineering North China Design and Research Institute Co. Ltd., *Gas & Heat Magazine Co. Ltd.*, China Construction Technology Group Co. Ltd., Proceedings of 2022 Seminar on Construction and Efficient Operation of Heating Engineering. 2022: 459-462.
- [20] 周颖, 袁野, 曹姗姗, 等. 基于热指标修正的供热系统调控能力与节能空间综合分析方法[J]. *建筑科学*, 2023, 39(2): 89-96.
- ZHOU Ying, YUAN Ye, CAO Shanshan, et al. A comprehensive analysis method of heat supply system control capacity and energy saving space based on heat index modification[J]. *Building Science*, 2023, 39(2): 89-96.
- [21] 张晓彤, 刘金祥, 陈晓春, 等. 区域建筑冷(热)负荷的影响因素敏感性分析及预测方法研究[J]. *建筑科学*, 2013, 29(8): 77-82.
- ZHANG Xiaotong, LIU Jinxiang, CHEN Xiaochun, et al. Sensitivity analysis and prediction method of influencing factors of regional building cold (heat) load[J]. *Building Science*, 2013, 29(8): 77-82.
- [22] 赵安军, 席江涛, 荆竞. 基于 CNN 的高层住宅建筑群热负荷混合预测模型[J]. *控制工程*, 2023, 30(4): 662-672.
- ZHAO Anjun, XI Jiangtao, JING Jing. Hybrid prediction model of heat load of high-rise residential complex based on CNN[J]. *Control Engineering of China*, 2023, 30(4): 662-672.
- [23] 刘培栋, 刘立巍, 李明, 等. 基于 KNN 和 RF 结合的供热机组热负荷预测研究[J]. *全球能源互联网*, 2021, 4(6): 595-601.
- LIU Peidong, LIU Liwei, LI Ming, et al. Research on heat load forecasting of heating unit based on combination of KNN and RF[J]. *Journal of Global Energy Interconnection*, 2021, 4(6): 595-601.
- [24] 王路. 基于能耗视角的城市建筑分类研究[D]. 南京: 东南大学, 2020: 1.
- WANG Lu. Classification of urban buildings from the perspective of energy consumption[D]. Nanjing: Southeast University, 2020: 1.
- [25] ZOU H, HASTIE T. Regularization and variable selection via the elastic net[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 2005, 67(2): 1-17.

(责任编辑 杜亚勤)