

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202211006



基于 BPT-MLR 模型的 建筑能耗分析和预测

杨昊^{1,2}, 冉茂宇^{1,2}

(1. 华侨大学 建筑学院, 福建 厦门 361021;

2. 华侨大学 厦门市生态建筑营造重点实验室, 福建 厦门 361021)

摘要: 通过对福建省厦门市某高校 8 栋公寓楼的房间日平均用电量的分析, 提出一种建筑能耗的平衡点温度-多元线性回归(BPT-MLR)模型. 使用统计方法识别平衡点温度, 并根据该平衡点温度分段对房间日平均用电量进行多元线性回归预测分析; 对 8 个参数进行筛选, 最终选 4 个参数作为模型变量, 包括 1 个数值型变量(室外空气平均温度)和 3 个定类型变量(性别、节假日指数和晴雨天指数). 结果表明: 对比 3 种数据驱动模型, BPT-MLR 模型的预测性能最优, 其 R^2 值达到了 95.29%, 比 BP 神经网络模型和多元线性回归模型的 R^2 值分别高出 0.04% 和 24.64%.

关键词: 建筑能耗; 平衡点温度; 多元线性回归; BP 神经网络; 预测分析

中图分类号: TU 111.195

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2023)02-0178-09

Analysis and Prediction of Building Energy Consumption Based on BPT-MLR Model

YANG Hao^{1,2}, RAN Maoyu^{1,2}

(1. School of Architecture, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;

2. Xiamen Key Laboratory of Ecological Building Construction, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: A balance point temperature-multiple linear regression (BPT-MLR) model for building energy consumption analysis and prediction is proposed by analyzing the average daily electricity consumption of rooms in 8 apartment buildings in a university in Xiamen City, Fujian Province. A statistical method is used to identify BPT, and a MLR prediction analysis is performed for the average daily room electricity consumption based on this BPT segment. 8 parameters are screened and 4 parameters are finally selected as model variables, including 1 numerical type variable (average outdoor air temperature) and 3 fixed type variables (gender, holiday index and sunny day index). The results show that the BPT-MLR model has the best prediction performance when comparing 3 data-driven models, with R^2 value 95.29%, which is 0.04% and 24.64% higher than that of the BP neural network model and MLR model respectively.

Keywords: building energy consumption; balance point temperature; multiple linear regression; BP neural network; prediction analysis

建筑的能耗分析和预测是提高建筑能源管理效率的重要前提. 通常用来分析建筑能耗的数学模型

收稿日期: 2022-11-09

通信作者: 冉茂宇(1967-), 男, 博士, 教授, 主要从事建筑室内外物理环境、建筑节能与建筑热工的研究. E-mail: ran-maoyu@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51678254)

由 3 个部分组成^[1]:输入数据,如朝向、外形等建筑设计参数;系统结构,即建筑的物理结构(如外墙的热工性能参数^[2]);输出数据,即能耗. 目前,建筑能耗预测方法有很多,根据分析方法可以归纳为基于建筑物理的模拟技术和基于人工智能算法的数据驱动方法两类^[3]. 模拟方法通过建立物理模型来评估建筑能耗. 建筑能耗模拟的软件工具有 DOE-2,Energy Plus 等,这些工具可以逐时地计算建筑能耗的变化,且操作简单便捷.

数据驱动方法是运用统计学分析方法,根据已知的输入和输出数据,建立能耗系统的数学模型. 应用于建筑能耗预测领域的数据驱动模型包括回归模型^[4]和机器学习算法模型(如反向传播(BP)神经网络^[5]和支持向量机^[6]). 每种算法都有其优缺点,针对具体案例选择合适的方法是保证建筑能源运行管理成功的关键. 在数据驱动方法中,不同的模型有不同的预测精度. Sretenovi 等^[7]使用不同的逆建模方法,分析了贝尔格莱德的一座商业建筑的制冷消耗,结果表明,与基于 BP 神经网络和支持向量机的分析方法相比,线性回归模型的预测精度最低. Fumo 等^[8]使用多元线性回归(multivariable linear regression, MLR)方法对住宅建筑的能耗进行多元线性回归分析,模型中使用太阳总辐射和室外温度 2 个解释变量,最终模型的预测精度为 74%. Veeramsetty 等^[9]发现 MLR 方法可较高精度地预测一处位于瓦朗加尔的变电站的用电需求. Yang 等^[10]利用回归方法,发现室外温度与建筑能耗之间的强相关性,建立两者的一元三次方程,模型的预测精度为 70.27%. Aranda 等^[11]建立了 3 种不同的 MLR 模型,利用建筑特征和气候面积评估西班牙的银行建筑的能源绩效,3 个模型的预测精度分别为 56.8%,65.2%,68.5%. 孙晴等^[12]使用 DeST 模拟 1 栋 6 层的宿舍建筑,采用 MLR 方法预测建筑总能耗与给排水、照明和设备电耗,模型使用温度、湿度和太阳总辐射等参数,其预测精度分别为 87.2%,69.3%和 65.0%.

然而,以上回归预测模型研究仍存在一些不足,如回归模型预测精度相对较低、忽略了晴雨天指数、平衡点温度^[13]对能耗的影响等. 为了解决上述问题,本文对中国夏热冬暖地区的福建省厦门市某高校的 8 栋公寓楼的房间日平均用电量进行分析,提出一种建筑能耗的平衡点温度-多元线性回归(BPT-MLR)模型.

1 研究方法

BPT-MLR 模型的研究框架,如图 1 所示.

1.1 多元线性回归分析方法

多元线性回归是一种统计工具^[14],用于揭示因变量与其他多个解释变量之间的线性关系.

多元线性回归方程为

$$Y=b_0+b_1X_1+b_2X_2+\cdots+b_nX_n. \tag{1}$$

式(1)中: Y 是因变量的预测值; $X_1\sim X_n$ 为不同的解释变量; b_0 是截距; $b_1\sim b_n$ 是回归系数,若 $n=1$,则为一元回归.

BPT-MLR 模型的分析过程中,解释变量之间的共线性检查至关重要. 解释变量之间若存在高共线性会影响回归方程的计算. 当多个解释变量共线时,应该选择保留一个而删除其他变量.

1.2 模型性能评估

为了定量评价并比较不同模型的预测性能,使用均方误差(E_{RMS})、均方差变异系数($E_{\text{CV-RMS}}$)、标准化平均偏差(E_{NMB})、标准化均方根误差(E_{NRMS})、平均绝对百分误差(E_{MAP})和回归决定系数(R^2)等 6 项电力负荷预测中的常用指标^[15]对预测结果进行评估. 6 项指标的计算式分别为

$$E_{\text{RMS}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}}, \tag{2}$$

$$E_{\text{CV-RMS}}=\frac{E_{\text{RMS}}}{\bar{y}}\times 100\%, \tag{3}$$

$$E_{\text{NMB}}=\frac{\sum_{i=1}^n(y_i-\hat{y}_i)}{n\times\bar{y}}\times 100\%, \tag{4}$$

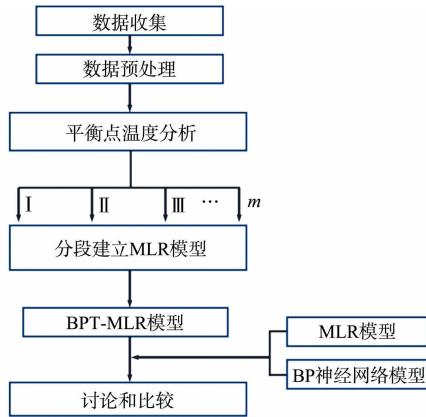


图 1 BPT-MLR 模型的研究框架
Fig. 1 Research framework of BPT-MLR model

$$E_{\text{NRMS}} = \frac{E_{\text{RMS}}}{y_{\text{max}} - y_{\text{min}}} \times 100\%, \tag{5}$$

$$E_{\text{MAP}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\%, \tag{6}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \tag{7}$$

式(2)~(7)中: \hat{y}_i 为预测值; y_i 为实际值; \bar{y} 为实际值平均值; n 为数据集长度; y_{max} 为实际值的最大值; y_{min} 为实际值的最小值.

2 案例分析

2.1 数据收集

以福建省厦门市某高校的 8 栋学生公寓楼为研究对象,公寓楼群鸟瞰图,如图 2 所示.收集的数据包括室外气候数据、房间日用电量和居住者信息.室外气候数据从中国气象数据服务中心^[16]获得.经过校园管理方的授权,房间日用电量从中央智能电表获取.居住者信息从学生宿舍管理服务中心获得,主要用来判断居住者的性别.

研究时间选取 2020 年 9 月 1 日至 2021 年 1 月 8 日(秋季学期)和 2021 年 3 月 15 日至 2021 年 7 月 2 日(春季学期),共 240 d.收集的数据不包括寒假和暑假,因为假期多数学生离校,这段时间的能耗表现不具备代表性.

能耗预测模型中的因变量为建筑用电量.通常描述建筑用电量的指标有总用电量、单位面积用电量和人均用电量^[17].由于学生公寓的户型面积和使用人数都相同,因此,选择房间日平均用电量为因变量.收集到的解释变量共 8 个,分为数值型和定类型两种.数值型变量主要为室外气象参数,包括室外空气平均温度、相对湿度、太阳辐射总量、风速和温度振幅.定类变量为性别、节假日指数和晴雨天指数.

8 栋公寓楼中,奇数号楼为男生宿舍,偶数号楼为女生宿舍.不同性别有不同的能耗习惯和用电需求量^[18-19],因此,将宿舍楼的学生性别作为解释变量之一.女性的虚拟值为 0,男性的虚拟值为 1.

建筑占用率显著影响建筑的能耗.但是真实的建筑占用率在实际研究中无法获得,因此,引入节假日指数来表示建筑物的使用情况.节假日与否会影响建筑的占用率,从而影响室内电气设备的使用情况.工作日的虚拟值为 0,节假日的虚拟值为 1.节假日包括周末和国家法定节假日^[20].

晴雨天会影响人们的出行安排,也间接反映了建筑室内电器的使用情况.所以,引入一个代理变量的气象参数,即晴雨天指数.雨天的虚拟值为 1,非雨天的虚拟值为 0.

8 栋公寓楼于 2006 年建成使用,均为外廊式建筑,框架结构,共 7 层,单个房间面积为 24.56 m²,单层房间的平面示意图,如图 3 所示.由于每个房间的面积、方位朝向和室内电器设备(包括空调)等参数都相同,所以,没有把这些参数视为解释变量.将 2~4 号楼的数据作为训练集,1 号楼数据作为测试集.



图 2 公寓楼群鸟瞰图
Fig. 2 Aerial view of apartment buildings

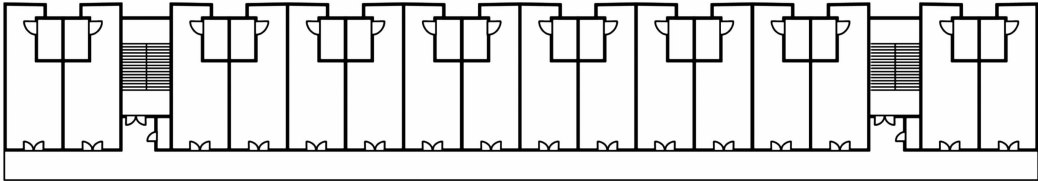


图 3 单层房间的平面示意图
Fig. 3 Plan sketch of single storey room

2.2 数据预处理

数据预处理主要是识别缺失值房间、空房间和数据异常房间,这 3 种房间会影响房间日平均用电量的计算,所以将这 3 种房间从数据集中剔除.若某房间的日用电量数据中至少有 3 个缺失值,则将该房间定义为缺失值房间,而对于少于 3 个的缺失值将采用线性插值法来填补;若某房间的日用电量连续 3 d 为 0 或低于 0.1 kJ 的极小值,则视为空房间;若某房间的用电量数据存在负数,则视为数据异常房间.经过数据预处理,得到 493 个有效房间.

2.3 识别平衡点温度

研究证实了室外空气温度对能耗的主导作用^[21-22].将室外空气平均温度作为自变量,建立一元方程就可达到不错的预测效果,其 R^2 值达到 70.27%^[10].但这种预测模型过于简单,具有很大误差,而且没有考虑平衡点温度对能耗的影响.

收集室外空气平均温度和房间日平均用电量数据,得到 240 对温度与能耗的映射的数据集.室外空气平均温度(θ)与房间日平均用电量(E_d)散点图,如图 4 所示.

由图 4 可知:在圆圈标识附近,存在一个平衡点温度,其附近的室外空气平均温度与建筑能耗的之间的相关性存在差异.这是因为空气温度影响空调的能耗.厦门位于中国夏热冬暖地区,建筑能耗主要以夏季制冷为主;其次,校园管理者为了节能,采购的空调没有制热功能,这就导致了在气温较高时,房间的能耗与室外空气平均温度呈显著相关,而在气温较低时,则相关性较弱.因此,使用气象参数驱动的能耗预测模型应该基于平衡点温度采用分段回归的方法.

为了寻找平衡点温度,使用统计方法对数据进行分析.由于平衡点温度是能耗与温度从有关到无关的转折点,因此,对该转折点两侧的坐标点分别进行拟合,整合后得到的最终拟合效果应该是最优的.当拟合的效果最优时,该交点即是影响温度与能耗相关性的临界点,其横坐标也就是平衡点温度.其中,模型的拟合效果以 R^2 值为判断指标.数据分析使用 Python 语言编程,其伪代码如下.

- 1) 遍历所有的坐标点,将数据集划分为左、右两部分.
- 2) 两侧分别进行线性回归.
- 3) 计算模型的 R^2 值和交点坐标.
- 4) 绘制 R^2 值的变化图.
- 5) 当 R^2 值最大时,输出交点横坐标.

运行代码,得到基于室外空气平均温度的一元回归模型的 R^2 值的变化图,如图 5 所示.由图 5 可知:该模型的 R^2 最大值为 94.02%,远优于不考虑平衡点温度时的多元线性回归模型($R^2=72\%$)^[4],此时交点坐标对应的室外空气平均温度为 22.1 °C. R^2 值最优时的模型,如图 6 所示.因此,选择室外空气平均温度 22.1 °C 为厦门市学生公寓楼的平衡点温度.该平衡点温度前、后的建筑能耗变化趋势不同.

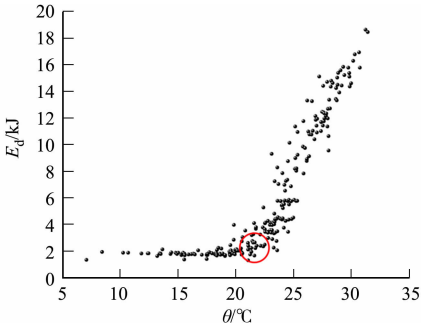


图 4 室外空气平均温度与房间日平均用电量散点图
Fig. 4 Scatter plot of average outdoor air temperature and average daily electricity consumption

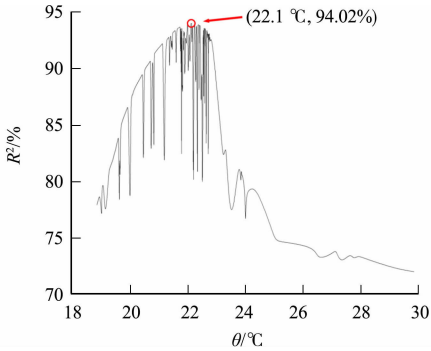


图 5 R^2 值的变化图
Fig. 5 Variation diagram of R^2 value

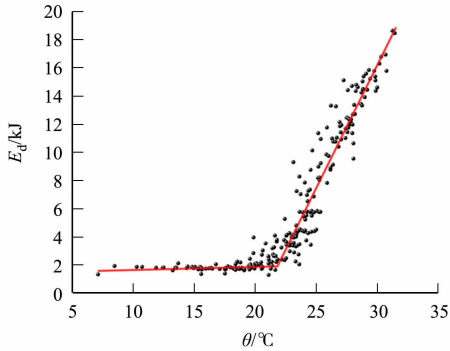


图 6 R^2 值最优时的模型
Fig. 6 Model with optimal R^2 value

2.4 分段多元线性回归分析

由于平衡点温度前、后的建筑能耗有不同的变化趋势,室外空气平均温度对能耗的影响可据此分为 2 段.第 1 段属于基础能耗区,温度低于 22.1 ℃;第 2 段为制冷区,温度高于 22.1 ℃.当温度较低时,房间不需要空调制冷,仅需要照明或插座等基础能耗,能耗与温度的相关性较弱.由于使用者每天的生活习惯相同,所以能耗几乎保持在一个稳定值.在高温时,由于能耗包含了空调制冷能耗,所以能耗与室外温度显著相关.因此,根据平衡点温度对数据集分段进行多元线性回归分析,当温度低于 22.1 ℃ 时为第 I 段;当温度大于 22.1 ℃ 时为第 II 段.

表 1 BPT-MLR 模型的初步检验结果

对收集到的 8 个解释变量与因变量(房间日平均用电量 E_d)的显著性进行识别. BPT-MLR 模型的初步检验结果,如表 1 所示.表 1 中: B 为非标准化系数; X_1 为性别; X_2 为节假日指数; X_3 为晴雨天指数; X_4 为室外空气平均温度; X_5 为相对湿度; X_6 为太阳辐射总量; X_7 为风速; X_8 为温度振幅.计算时,连续型自变量使用归一化后的数据.经过初步检验,剔除与因变量无显著线性关系的解释变量($P>0.05$).根据表 1 结果,第 I 段剔除了相对湿度、太阳辐射总量和风速;第 II 段中所有的解释变量都与因变量显著相关,所以无解释变量被剔除.

Tab. 1 Preliminary test results of BPT-MLR model

参数	第 I 段		第 II 段	
	B	P	B	P
b_0	2.006	0	1.628	0
X_1	0.781	0	2.289	0
X_2	0.154	0.005	0.836	0
X_3	0.449	0	0.789	0
X_4	0.404	0	8.147	0
X_5	0.022	0.596	0.800	0
X_6	-0.040	0.347	0.195	0.029
X_7	-0.006	0.850	0.225	0.027
X_8	-0.108	0.002	-0.403	0

根据共线性分析选择适合加入模型的解释变量.共线性是指自变量(解释变量)之间彼此相关的现象.任何两个变量之间的高共线性表明只有其中一个变量可以被使用,因为它们影响因变量的方式相似.自变量共线性分析结果,如表 2 所示.表 2 中:**表示 $P<0.01$; * 表示 $P<0.05$.由表 2 可知:第 I 段中选择的解释变量共 4 个,分别为性别、节假日指数、晴雨天指数和室外空气平均温度;第 II 段中选择的解释变量与第 I 段一样,分别为性别、节假日指数、晴雨天指数和室外空气平均温度.

表 2 自变量共线性分析结果

Tab. 2 Collinearity analysis results of independent variables

分段	参数	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
第 I 段	X_1	1.000	0	-0.080	0.085	—	—	—	0.156**
	X_2	0	1.000	0	0	—	—	—	0
	X_3	-0.080	0	1.000	0.085	—	—	—	-0.332**
	X_4	0.085	0	0.085	1.000	—	—	—	0.155**
	X_8	0.156**	0	-0.332**	0.155**	—	—	—	1.000
第 II 段	X_1	1.000	0	0	0	0	0	0	0
	X_2	0	1.000	-0.074	-0.058	-0.070	-0.013	0.093*	-0.023
	X_3	0	-0.074	1.000	-0.020	0.689**	-0.464**	-0.324**	-0.269**
	X_4	0	-0.058	-0.020	1.000	0.229**	0.487**	-0.235**	0.223**
	X_5	0	-0.070	0.689**	0.229**	1.000	-0.256**	-0.649**	-0.266**
	X_6	0	-0.013	-0.464**	0.487**	-0.256**	1.000	-0.053	0.656**
	X_7	0	0.093*	-0.324**	-0.235**	-0.649**	-0.053	1.000	-0.149**
	X_8	0	-0.023	-0.269**	0.223**	-0.266**	0.656**	-0.149**	1.000

根据所选择的解释变量进行 MLR 分析,两段模型参数的多元线性回归分析结果,如表 3 所示.表 3 中:Std 为标准差.由表 3 可知:第 I、II 段模型都使用了性别变量,且斜率为正数,表明男生不管在冬季还是夏季,用电量都比女生高,这与文献[23]的研究结果相符;两段模型都使用了晴雨天指数,其斜率为正,表明不管在冬季还是夏季,下雨天都会减少居住者的出门活动,从而增加了室内的用电量;两段模型都使用了节假日指数,其斜率为正,表明在节假日,由于学生不用外出上课,室内用电量增加;两段模型都使用了室外空气平均温度,但是两者的相关系数差异很大,低温时,其斜率仅为 0.363,而在高温时,斜率则达到了 8.412,这是因为低温时没有空调制冷能耗,建筑能耗与室外温度相关性不高,而在温度较高时,室内有制冷需求,则能耗与室外温度显著相关.

表 3 MLR 分析结果
Tab. 3 Results of MLR analysis

分段	参数	非标准化系数		P	R ²	分段	参数	非标准化系数		P	R ²
		B	Std					B	Std		
第 I 段	b ₀	1.970	0.058	0	0.513	第 II 段	b ₀	1.328	0.126	0	0.918
	X ₁	0.781	0.052	0	0.513		X ₁	2.289	0.114	0	0.918
	X ₂	0.125	0.055	0.025	0.513		X ₂	0.867	0.123	0	0.918
	X ₃	0.631	0.077	0	0.513		X ₃	1.745	0.123	0	0.918
	X ₄	0.363	0.039	0	0.513		X ₄	8.412	0.111	0	0.918

基于平衡点温度,提出一种基于平衡点温度的多元线性回归能耗预测方法,对房间日平均用电量进行评估.最终得到 BPT-MLR 模型的表达式为

$$\begin{cases} E_d = 1.970 + 0.781X_1 + 0.125X_2 + 0.631X_3 + 0.363X_4, & \theta \leqslant 22.1\text{ }^{\circ}\text{C}, \\ E_d = 1.328 + 2.289X_1 + 0.867X_2 + 1.745X_3 + 8.412X_4, & \theta > 22.1\text{ }^{\circ}\text{C}. \end{cases}$$

即 $E_d=f(X_1,X_2,X_3,X_4)$,

3 预测模型评估指标对比与讨论

将 2~4 号楼的数据作为训练集,分别训练 BPT-MLR 模型、MLR 模型和基于机器学习的 BP 神经网络模型,从而预测 1 号楼(测试集)的房间日平均用电量,以此对比 3 种模型的预测性能.

MLR 模型的分析过程分为初步分析、共线性分析和回归分析.初步分析和共线性分析,如表 4、5 所示.由表 4 可知:只有节假日指数(X_2)的 P 值大于 0.05,故将其剔除,仅对余下 7 个变量的共线性进行分析.由图 5 可知:性别(X_1)与其他变量无共线性关系,而 6 个气候相关变量之间的共线性较显著,因此,只选择室外空气平均温度(X_4)一个变量.

表 4 MLR 模型的初步分析
Tab. 4 Preliminary analysis of MLR model

参数	B	Std	P	参数	B	Std	P
b ₀	5.094	0.142	0	X ₅	1.041	0.149	0
X ₁	1.673	0.161	0	X ₆	1.015	0.131	0
X ₂	0.267	0.174	0.124	X ₇	0.328	0.126	0.009
X ₃	0.669	0.252	0.008	X ₈	-0.527	0.114	0
X ₄	3.405	0.107	0				

表 5 MLR 模型的共线性分析
Tab. 5 Collinearity analysis of MLR model

参数	X ₁	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈
X ₁	1.000	0	0	0	0	0	0
X ₃	0	1.000	-0.321**	0.609**	0.184**	-0.332**	-0.250**
X ₄	0	0.184**	0.454**	0.385**	1.000	-0.329**	0.215**
X ₅	0	0.609**	-0.137**	1.000	0.385**	-0.686**	-0.159**
X ₆	0	-0.321**	1.000**	-0.137**	0.454**	-0.174**	0.667**
X ₇	0	-0.332**	-0.174**	-0.686**	-0.329**	1.000	-0.213**
X ₈	0	-0.250**	0.667**	-0.159**	0.215**	-0.213**	1.000

根据选择的 2 个变量(X_1,X_4)进行 MLR 分析,结果如表 6 所示.根据表 6 得到 MLR 模型为

$$E_d=5.341+1.409X_1+3.912X_4.$$

BP 神经网络模型采用 8 个解释变量作为输入变量,输出变量是房间日平均用电量.影响 BP 神经网络模型性能的超参数为隐藏层数、隐藏层

神经元数和迭代次数.由于 BP 神经网络模型的超参数没有唯一值,因此,采用试错法进行参数调整.

表 6 MLR 分析结果
Tab. 6 MLR analysis results

参数	B	Std	P	R ²
b ₀	5.341	0.117	0	0.706
X ₁	1.409	0.203	0	0.706
X ₄	3.912	0.096	0	0.706

首先,调试隐藏层数(K).迭代过程中,设定隐藏层神经元数为 100,迭代次数为 300.当隐藏层数分别为 1,2,3 时,BP 神经网络模型的 R^2 值随迭代次数(N)的变化,如图 7(a)所示.由图 7(a)可知:随着迭代次数的增加, R^2 不断增高,预测精度提高,且隐藏层数的增加在一定程度上加快了 R^2 的收敛速度;隐藏层数对模型精度的影响在多次迭代后趋于稳定.由于隐藏层数增加会造成训练时间的大幅增加,为了节约训练时间,选择收敛速度适中的隐藏层数 2.

然后,调试每个隐藏层的神经元数(k).迭代过程中,设定隐藏层数为 2,迭代次数为 300.当隐藏层神经元数分别为 20,50,100,200 时,BP 神经网络模型的 R^2 值随迭代次数的变化,如图 7(b)所示.由图 7(b)可知:随着隐藏层神经元数的增加, R^2 的收敛速度不同程度地加快;神经元数为 200 时的收敛速度远高于神经元数为 20 时的收敛速度;多次迭代后,BP 神经网络模型的预测精度趋于稳定,不同隐藏层神经元数的预测误差基本相同.

经过调试,设置 BP 神经网络模型的超参数如下:隐藏层数为 3,隐藏层神经元数为 200,迭代次数为 300.

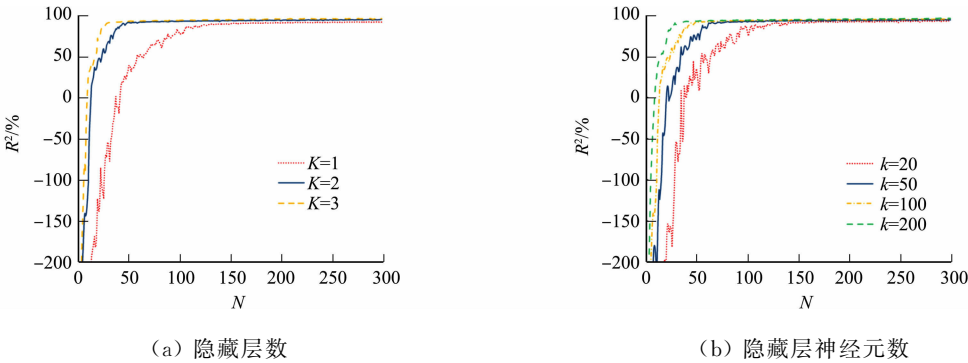


图 7 BP 神经网络模型超参数寻优

Fig. 7 Super parameter optimization of BP neural network model

3 种模型对 1 号楼(测试集)房间日平均用电量的预测结果,如图 8 所示.图 8 中: t 为测试集天数.3 种模型评估指标的比较,如表 7 所示.

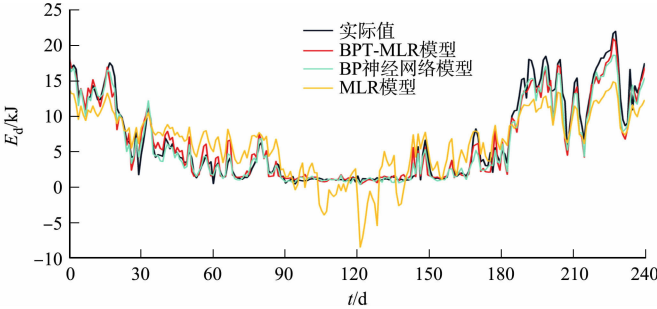


图 8 3 种模型对 1 号楼房间日平均用电量的预测结果

Fig. 8 Prediction results of average daily electricity consumption of rooms in building 1 by 3 models

由表 7 和图 8 可知:BPT-MLR 模型的 R^2 值达到 95.62%,分别高于 MLR 模型和 BP 神经网络模型的 24.64%和 0.04%;MLR 模型的预测性能最差,预测值中存在大量的负数,与 Amber 等^[4]的研究结果相近($R^2=72\%$),其 6 项指标皆劣于 BPT-MLR 模型;与 BP 神经网络模型相比,BPT-MLR 模型的 E_{RMS} , E_{NMB} , E_{NRMS} 和 R^2 更优,而 $E_{\text{CV-RMS}}$ 和 E_{MAP} 则劣之,表明 BPT-MLR 模型的预测性能略胜于 BP 神经网络模型.由此可知,通过合理的计算,回归分析方法也能达到机器学习模型的预测精度.另外,BP 神经网络模型需要建筑

表 7 3 种模型评估指标的比较

Tab. 7 Comparison of evaluation indicators of three models

参数	BPT-MLR 模型	MLR 模型	BP 神经网络模型
E_{RMS}/kJ	0.90	2.95	1.15
$E_{\text{CV-RMS}}/\%$	17.65	40.54	15.82
$E_{\text{NMB}}/\%$	4.42	13.64	7.06
$E_{\text{NRMS}}/\%$	5.71	14.97	5.84
$E_{\text{MAP}}/\%$	17.59	55.90	11.74
$R^2/\%$	95.62	70.98	95.58

管理者掌握复杂的编程知识,而 BPT-MLR 模型则相对简单,容易操作,因此,BPT-MLR 模型更加具有实际应用价值。

根据 ASHRAE^[24] 的建议,逐月的建筑能耗预测模型的 E_{NMB} 应该达到 5%。但是,提出的 BPT-MLR 模型的预测粒度为逐日,其 E_{NMB} 值却达到了 4.42%,足以说明它的优秀性能。因为同样的模型中逐日的预测精度会低于逐月。

值得注意的是,BPT-MLR 模型的研究对象位于夏热冬暖地区,而其他温度区的平衡点温度的大小和数量可能不同。虽然 BPT-MLR 模型的研究对象是公寓建筑,但是其研究方法和建模过程也适用于其他类型的建筑,如住宅或办公楼等。

4 结束语

高效的建筑能耗预测是建筑能效管理的重要基础。通过对福建省厦门市 8 栋公寓楼的房间日平均用电量进行分析,提出基于平衡点温度的建筑能耗多元线性回归模型。利用统计方法识别了厦门市公寓楼的平衡点温度为 22.1℃,基于该平衡点温度分段进行多元线性回归分析。BPT-MLR 模型共使用 4 个解释变量,可分为数值型和定类型两种。数值型变量为室外空气平均温度;定类变量为性别、节假日指数和晴雨天指数。BPT-MLR 模型的 $E_{\text{RMS}}=0.90\text{ kJ}$, $E_{\text{CV-RMS}}=17.65\%$, $E_{\text{NMB}}=4.42\%$, $E_{\text{NRMS}}=5.71\%$, $E_{\text{MAP}}=17.59\%$, $R^2=95.62\%$ 。通过对 3 种模型 6 项评估指标的对比可知,BPT-MLR 模型的预测性能最优,其 R^2 值比 MLR 模型高出 24.64%,比 BP 神经网络模型高出 0.04%。因此,提出的 BPT-MLR 建筑能耗预测模型是可行的,适用于中国夏热冬暖地区的公寓建筑,其研究方法可以为其他气候区的建筑能耗分析提供参考和借鉴。

参考文献:

[1] ASHRAE. ASHRAE handbook: Fundamentals[M]. Atlanta: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers, 2013.

[2] YU Zhun, CHEN Jiayu, SUN Yongjun, *et al.* A GA-based system sizing method for net-zero energy buildings considering multi-criteria performance requirements under parameter uncertainties[J]. *Energy Buildings*, 2016, 129: 524-534. DOI: 10.1016/j.enbuild.2016.08.032.

[3] LIU Ren, WANG Zhonghang, CHEN Haihong, *et al.* Overview of the application of energy consumption forecast models in energy efficiency optimization[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 831: 012012. DOI: 10.1088/1755-1315/831/1/012012.

[4] AMBER K P, ASLAM M W, MAHMOOD A, *et al.* Energy consumption forecasting for university sector buildings [J]. *Energies*, 2017, 10(10): 1579. DOI: 10.3390/en10101579.

[5] ZHANG Lei, SANG Guochen, CUI Xiaoling, *et al.* Design optimization of rural building in dry-hot and dry-cold area using a back propagation (BP) neural network[J]. *Energy Buildings*, 2022, 259: 111899. DOI: 10.1016/j.enbuild.2022.111899.

[6] AISYAH S, SIMAREMARE A A, ADYTIA D, *et al.* Exploratory weather data analysis for electricity load forecasting using SVM and GRNN: Case study in Bali, Indonesia[J]. *Energies*, 2022, 15(10): 3566. DOI: 10.3390/en15103566.

[7] SRETENOVI A, ŽIVKOVI B, JOVANOVI R. Multiple linear regression, support vector machines and neural networks for prediction of commercial building energy consumption[C]// *International Hvac & R Congress and Exhibition*. Serbia: Zbornik Međunarodnog Kongresa O KGH, 2017: 383-393.

[8] FUMO N, BISWAS M R. Regression analysis for prediction of residential energy consumption[J]. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, 2015, 47: 332-343. DOI: 10.1016/j.rser.2015.03.035.

[9] VEERAMSETTY V, MOHNOT A, SINGAL G, *et al.* Short term active power load prediction on a 33/11 kV substation using regression models[J]. *Energies*, 2021, 14(11): 2981. DOI: 10.3390/en14112981.

[10] YANG Yunchun, YUAN Jiaqi, XIAO Ziwei, *et al.* Energy consumption characteristics and adaptive electricity pricing strategies for college dormitories based on historical monitored data[J]. *Energy Buildings*, 2021, 245: 111041. DOI: 10.1016/j.enbuild.2021.111041.

- [11] ARANDA A, FERREIRA G, MAINAR-TOLEDO M D, *et al.* Multiple regression models to predict the annual energy consumption in the Spanish banking sector[J]. *Energy Buildings*, 2012, 49: 380-387. DOI: 10. 1016/j. enbuild. 2012. 02. 040.
- [12] 孙晴, 李明海, 鲁娟, 等. 基于多元线性回归方法的高校宿舍建筑能耗分析[J]. *西安建筑科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 50(6): 919-924. DOI: 10. 15986/j. 1006-7930. 2018. 06. 024.
- [13] YANG Hao, RAN Maoyu, ZENG Pengyaun. Patterns and influencing factors analysis of electricity consumption in university dormitories based on balance point temperatures[J]. *Building and Environment*, 2022, 228: 109679. DOI: 10. 1016/j. buildenv. 2022. 109679.
- [14] BRAUN M R, ALTAN H, BECK S. Using regression analysis to predict the future energy consumption of a super-market in the UK[J]. *Applied Energy*, 2014, 130: 305-313. DOI: 10. 1016/j. apenergy. 2014. 05. 062.
- [15] NIU Fuxin, O'NEILL Z, O'NEILL C. Data-driven based estimation of HVAC energy consumption using an improved Fourier series decomposition in buildings[J]. *Building Simulation*, 2018, 11: 633-645. DOI: 10. 1007/s12273-018-0431-2.
- [16] 厦门历史天气预报查询[EB/OL]. (2020-11-25)[2022-10-25]. <http://www.tianqihoubao.com/lishi/xiamen.html>.
- [17] DING Yan, ZHANG Zhenqin, ZHANG Qiang, *et al.* Benchmark analysis of electricity consumption for complex campus buildings in China[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 131: 428-436. DOI: 10. 1016/j. applthermaleng. 2017. 12. 024.
- [18] DENG Yujing, GOU Zhonghua, GUI Xuechen, *et al.* Energy consumption characteristics and influential use behaviors in university dormitory buildings in China's hot summer-cold winter climate region[J]. *Journal of Building Engineering*, 2021, 33: 101870. DOI: 10. 1016/j. jobe. 2020. 101870.
- [19] WANG Jiayuan, ZHU Jiaolan, DING Zhikun, *et al.* Typical energy-related behaviors and gender difference for cooling energy consumption[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 238: 117846. DOI: 10. 1016/j. jclepro. 2019. 117846.
- [20] 国务院办公厅. 国务院办公厅关于 2021 年部分节假日安排的通知[EB/OL]. (2020-11-25)[2022-10-25]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/25/content_5564127.htm.
- [21] VERICHEV K, ZAMORANO M, CARPIO M. Effects of climate change on variations in climatic zones and heating energy consumption of residential buildings in the southern Chile[J]. *Energy Buildings*, 2020, 215: 109874. DOI: 10. 1016/j. enbuild. 2020. 109874.
- [22] XIANG Cao, TIAN Zhe. Impact of climate change on building heating energy consumption in Tianjin[J]. *Frontiers in Energy*, 2013, 7(4): 518-524. DOI: 10. 1007/s11708-013-0261-y.
- [23] WANG Jiayuan, ZHU Jiaolan, DING Zhikun, *et al.* Typical energy-related behaviors and gender difference for cooling energy consumption[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 238: 117846. DOI: 10. 1016/j. jclepro. 2019. 117846.
- [24] ASHRAE. ASHRAE guideline 14: Measurement of energy, demand, and water savings[M]. Atlanta: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers, 2014.

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 方德平)