

文章编号: 1005-0523(2021)02-0044-07

基于 GA-BP 方法的地铁站动态人员冷负荷预测研究

杨 福¹, 王衍金¹, 江战红²

(1. 华东交通大学土木建筑学院, 江西 南昌 330013; 2. 南昌轨道交通集团有限公司, 江西 南昌 330038)

摘要: 地铁站人流量变化对通风空调系统节能运行有重要影响, 为了提高地铁站人员冷负荷预测的准确度, 采用遗传算法优化 BP 神经网络(GA-BP)的方法建立地铁站人流量预测模型, 并对地铁站人员冷负荷进行动态计算。通过引入遗传算法, 优化 BP 神经网络的初始权值和阈值, 提高了 BP 神经网络的非线性学习能力。利用地铁站的实际人员冷负荷对模型进行验证, 并与传统 BP 神经网络方法的预测结果进行比较。结果表明, 本方法有效地提高了 BP 神经网络的非线性学习能力和地铁站逐时人员冷负荷预测的准确性和稳定性。与传统 BP 神经网络方法相比, GA-BP 模型的日人员冷负荷预测平均误差降低 10% 左右, 日逐时人员冷负荷预测拟合相关系数值提高了 0.1。

关键词: 地铁站; 人员冷负荷; GA-BP 预测模型; BP 神经网络

中图分类号: U231.4; TU962; TP183

文献标志码: A

本文引用格式: 杨福, 王衍金, 江战红. 基于 GA-BP 方法的地铁站动态人员冷负荷预测研究[J]. 华东交通大学学报, 2021, 38(2): 44-50.

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.20210419.002

Research on Prediction of the Dynamic Personnel Cooling Load for the Metro Station Based on the GA-BP Method

Yang Fu¹, Wang Yanjin¹, Jiang Zhanhong²

(1. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Nanchang Railway Transit Group Co., Ltd., Nanchang 330038, China)

Abstract: The passenger flows of the metro station have significant impact on the energy-saving operation of the air-conditioning system. In order to improve the prediction accuracy of the personnel cooling load in the subway stations, a prediction model was proposed in this paper using the BP neural network(GA-BP) method optimized by the genetic algorithm, and the personnel cooling load of the subway stations was calculated dynamically. The initial weights and thresholds of BP neural network were optimized by using the genetic algorithm, and the nonlinear learning ability of BP neural network was improved. The model was validated by the actual operation data, and the simulated results were compared with the prediction results of the traditional BP neural network method. The results show that the proposed method can effectively improve the nonlinear learning ability of BP neural network and the accuracy and stability of the hourly personnel cooling load prediction. By comparing with the traditional BP neural network method, the average daily personnel cooling load prediction error of the GA-BP model is reduced by at least 10%, and the fitting correlation coefficient value of daily hourly personnel cooling load prediction is increased by at least 0.1.

Key words: the subway station; personnel cooling load; GA-BP prediction model; BP neural network

Citation format: YANG F, WANG Y J, JIANG Z H. Research on prediction of the dynamic personnel cooling load for the metro station based on the GA-BP method[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021, 38(2): 44-50.

收稿日期: 2021-02-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(52068021); 江西省自然科学基金项目(20202BABL204060); 江西省教育厅科技项目(GJJ190301)

作者简介: 杨福(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为建筑节能与新能源利用。E-mail: 1473595951@qq.com。

通信作者: 王衍金(1984—), 男, 讲师, 博士, 研究方向为建筑和空调系统节能。E-mail: wyjecjtu@163.com。

随着城市轨道交通需求的迅速扩大,地铁已经成为现代城市不可或缺的公共交通方式,极大地缓解了地面交通压力,方便了人们出行。乘坐地铁不但方便快捷,而且是一种绿色环保的公共出行方式。然而,高能耗也是地铁站运营过程中面临的实际问题,当前地铁站通风空调系统一般按照最大负荷需求进行设计,且很大一部分地铁站的通风空调系统在运行过程中并未根据站内人流量的变化进行实时调节,导致地铁站通风空调系统设备负荷率低,系统能效比远低于设计值,能源利用效率低^[1]。近年来地铁实际运营数据显示,地铁站全年空调能耗约占其全年总能耗的31%^[2]。降低地铁站通风空调系统能耗是降低地铁站运行能耗的重要途径。

由于地铁站不同时段人流量变化较大,导致通风空调系统负荷的波动,人流高峰时段和低峰时段相差甚大。要对地铁站通风空调系统采取运行调节措施,降低运行能耗,就必须对地铁内人流量及人员冷负荷进行预测。建立准确可靠的人流量预测模型,对站内的人员冷负荷进行计算分析,可为通风空调系统的运行调节提供重要的数据支撑。

当前冷负荷系数法是人员冷负荷计算的主要方法^[3],该方法把得热计算和负荷计算两步合并成一步,通过冷负荷系数直接从各种扰量源求得分项逐时冷负荷。然而由于地铁站深处地下,其围护结构内表面温度日逐时变化较小,人流量存在较大的波动性,且从室外进入地铁站内时的散热散湿状况较为复杂,本文在对地铁站人流量进行预测的基础上,采用人体散热模型进行人员冷负荷的预测计算。

1 GA-BP神经网络方法

1.1 传统BP神经网络方法

地铁站人流量分析和预测不但是地铁规划设计的基础,也是地铁运营公司和学者们关注的重点,学者们也提出了一些人流量预测模型,比如时间序列分析模型(ARMA,ARIMA)^[4-5]、灰色预测模型^[6]等。然而,对地铁站动态人流量的预测分析,这些方法存在一定的局限性,不具备自学习和泛化能力,预测精度也比较低,难以得到理想的预测结果。随着人工神经网络预测方法的兴起,如BP神经网络

支持向量机^[7-8]等模型的应用很好地解决了自学习和泛化能力的问题。在预测方面,BP神经网络法可以实现复杂的非线性问题,正是这种特点,使得BP神经网络法成为当前主要的预测方法之一。

1.2 GA-BP预测模型

虽然BP神经网络应用广泛,但也存在不足。传统的BP神经网络法初始权值随机赋值,容易使网络陷入局部极小,导致全局达不到最优^[10],这个问题使得传统的BP神经网络模型无法对地铁站人流量进行准确稳定的预测分析。针对该问题,采用遗传算法优化BP神经网络(GA-BP)对地铁站人流量进行预测分析,通过遗传算法得到最优初始权值和阈值并将其输入到BP神经网络中。

遗传算法用于优化BP神经网络的初始权值和阈值,根据建立的BP神经网络的初始权值和阈值,用训练数据训练BP神经网络,得到预测的输出值,计算预测输出和期望输出之间的误差,将误差绝对值之和作为个体适应度值 $F^{[11]}$

$$F=k \sum_{i=1}^n |y_i - o_i| \quad (1)$$

式中: n 为网络输出节点数; y_i 为BP神经网络第 i 个节点的期望输出; o_i 为第 i 个节点的预测输出; k 为系数。

个体的选择基于适应度比例的选择方法,每个个体的选择概率 p_i 为

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (2)$$

$$f_i = \frac{k}{F_i} \quad (3)$$

式中: F_i 为个体 i 的适应度值,根据研究内容,适应度值越小越好,所以个体被选择概率与适应度值成反比; k 为系数; N 为种群个体数目。

2 人员冷负荷计算模型

人体与周围环境的换热是自然对流换热、受迫对流换热、辐射换热以及潜热换热共同作用的结果,受体表温度^[12]、环境温度、空气流速以及风向的影响^[13]。当风速较小时以自然对流为主,风速较大时以受迫对流为主^[14-16]。由于地铁站处于地下,围护结构内表面温度逐时变化较小,人体与围护结构内表面的辐射换热量转化的冷负荷可忽略不计。研究表

明,简化人体的几何形状对人体与环境之间的整体热传递影响不大^[17]。一个身高约为 1.7 m,体重约为 60 kg 的成年男子,其外表面积约为 1.69 m²,为简化人体与环境的复杂换热过程,本文将人体简化为一个高 1.7 m,底面直径为 0.3 m 的光滑圆柱,且人体表面温度均匀。

2.1 人体表面受迫对流换热

当人体周围空气流速较大时,人体表面以受迫对流换热为主,当风速大于 0.75 m/s 时,人体表面自然对流的影响可忽略不计^[13]。人体表面受迫对流受环境风速、风向以及湍流强度的影响^[18]

$$Nu/Nu_0=1+B Re_T \quad (4)$$

式中: Nu 为努谢尔特数;下标 0 表示湍流强度 I 为 0% 时的值; B 为常系数; Re_T 为湍流能量产生和消耗的比率, $Re_T=I \times Re^{0.5}$; Re 为雷诺数, $Re=lv/v$; v 为人体周围空气流速,m/s。

$$I = v'/V \quad (5)$$

式中: I 为湍流强度,反映脉动风速的相对强度; v' 为风速的标准偏差; V 为平均风速。

Nu 的定义

$$Nu=h/l/\lambda \quad (6)$$

式中: h 为对流换热系数, $W/(m^2 \cdot k)$; l 为定型尺寸; λ 为导热系数, $W/(m \cdot k)$ 。

将式(6)代入式(4)得

$$h=A v^n (1+B I \times Re^{0.5}) \quad (7)$$

式中: A , n 为常系数,根据实验数据所得^[18], $A=9.93$, $B=1.03$, $n=0.54$ 。

人体表面受迫对流换热量 Q_x 为

$$Q_x=A_D h \Delta t \quad (8)$$

式中: A_D 为人体外表面积。

综合式(8)和式(11)可知,地铁站人员与环境对流换热量形成的逐时冷负荷 Q_1 为

$$Q_1=Q_x n_\tau \quad (9)$$

式中: n_τ 为逐时人流量。

2.2 人体呼吸散热

人体呼吸散热包含呼吸显热散热和呼吸潜热散热两部分^[19-20]

$$Q_{s, res}=c_{p,a} m_{res} (T_{ex}-T_a)/A_D \quad (10)$$

式中: $Q_{s, res}$ 为呼吸显热散热; m_{res} 为呼吸质量流量; T_{ex} 为呼出空气温度; T_a 为周围环境空气温度

$$Q_{e, res}=m_{res} h_{fg} (d_{ex}-d_a)/A_D \quad (11)$$

式中: d_{ex} 为呼出空气含湿量; d_a 为周围环境空气含

湿量; h_{fg} 为水的汽化潜热。

$$Q_2=(Q_{s, res}+Q_{e, res}) n_\tau \quad (12)$$

2.3 人体皮肤表面蒸发潜热换热

人体皮肤表面蒸发潜热换热包含皮肤扩散蒸发散热,皮肤汗液蒸发散热^[19-20]

$$Q_e=Q_{e, dif} + Q_{e, rsw} \quad (13)$$

式中: $Q_{e, dif}$ 为皮肤扩散蒸发散热; $Q_{e, rsw}$ 为皮肤汗液蒸发散热。

$$Q_{e, dif} = 0.06(1-w_{rsw}) Q_{e, max} \quad (14)$$

$$Q_{e, rsw} = w_{rsw} Q_{e, max} \quad (15)$$

$$Q_{e, sk} = Q_{e, dif} + Q_{e, rsw} = (0.06+0.94w_{rsw}) Q_{e, max} \quad (16)$$

令 $w=0.06+0.94w_{rsw}$, 则

$$Q_{e, sk} = w Q_{e, max} \quad (17)$$

式中: w_{rsw} 为由调节性出汗引起的皮肤湿润度; $Q_{e, sk}$ 为皮肤表面蒸发散热; w 为皮肤表面湿润度^[21]; $Q_{e, max}$ 为人体表面最大蒸发量,其取决于皮肤和周围环境的水蒸气压力之差。

$$Q_{e, max} = (P_{sk,s} - P_a) / R_{e,l} \quad (18)$$

式中: $P_{sk,s}$ 为皮肤表面的水蒸气分压力; P_a 为环境空气水蒸气分压力; $R_{e,l}$ 为服装与环境之间的蒸发热阻^[22]。

$$Q_3 = Q_e n_\tau \quad (19)$$

综合式(9)、式(12)和式(19),地铁站人员逐时冷负荷 Q 为

$$Q = Q_1 + Q_2 + Q_3 \quad (20)$$

3 结果验证与分析

采用 Matlab 编程对地铁站动态人员冷负荷进行预测。由于地铁站人流量的逐时变化,人员冷负荷也是动态变化的;因此对地铁站内的全天逐时人流量和人员冷负荷进行预测计算。选用南昌地铁 1 号线双港站和地铁大厦站 2016 年和 2017 年 6 月至 8 月的日逐时人流数据作为训练输入和验证数据,双港站是起始站,地铁大厦站是中转站。取 2016 年 6 月和 7 月的数据作为训练集输入数据,2017 年 6 月和 7 月的数据作为训练集输出数据,将 2016 年和 2017 年 8 月的数据进行仿真检测网络的预测准确度。地铁营运时间为 6:00 至 23:00,输入神经元数目为 18,隐含层数为 12,输出神经元数目为 18,通过 Matlab 中的 trainlm 函数对网络进行训练。

遗传算法优化后的 BP 神经网络初始参数为种

群规模 100,进化代数 500,权值和阈值的取值范围为[-3,3]。

利用遗传算法优化 BP 神经网络确定其最优权值 w_{ij}, w_{jk} 和阈值 θ_j , 2 个地铁站的平均适应度值在前期进化时不断降低,经过第 261 代的进化后,平均适应度值趋于稳定,稳定在 147,而地铁大厦站,在进化了 153 代后,平均适应度值趋于平稳,稳定在 178,此时的权值和阈值即为最优初始权值和阈值。

将优化后的最优初始权值和阈值输入到 BP 神

经网络中进行训练,将得到的预测人流量与实际监测人流量值进行比较。图 1 和图 2 为 GA-BP 方法与传统的 BP 神经网络法及实际监测人流量日逐时人流量的比较结果。将得到的人流量预测结果代入人员冷负荷计算模型中,得出的人员冷负荷结果与实际监测人流量与人员冷负荷值进行比较。图 3 和图 4 是本文提出的 GA-BP 方法与传统的 BP 神经网络法及实际监测人流量日逐时人员冷负荷值的比较结果。

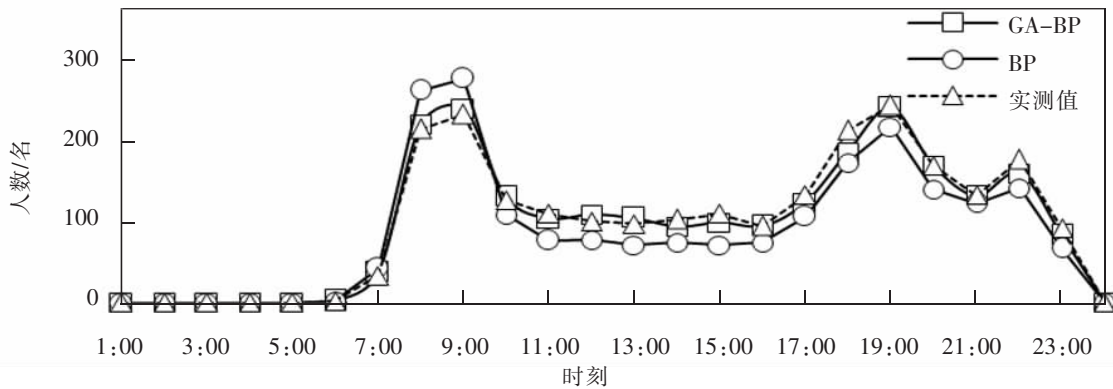


图 1 双港站日逐时人流量对比结果

Fig.1 Comparisons of the hourly passenger flow in the Shuanggang Station

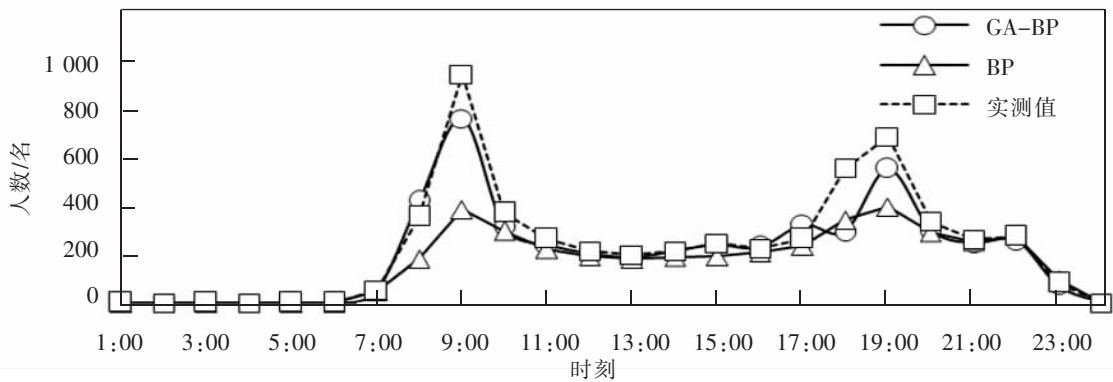


图 2 地铁大厦站日逐时人流量对比结果

Fig.2 Comparisons of the hourly passenger flow in the Metro Central Station

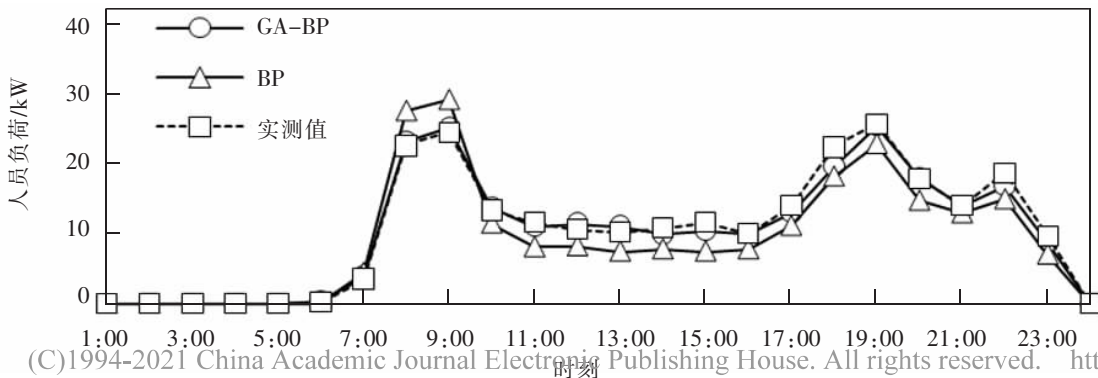


图 3 双港站日逐时人员冷负荷对比结果

Fig.3 Comparisons of the hourly personnel cooling load in the Shuanggang Station

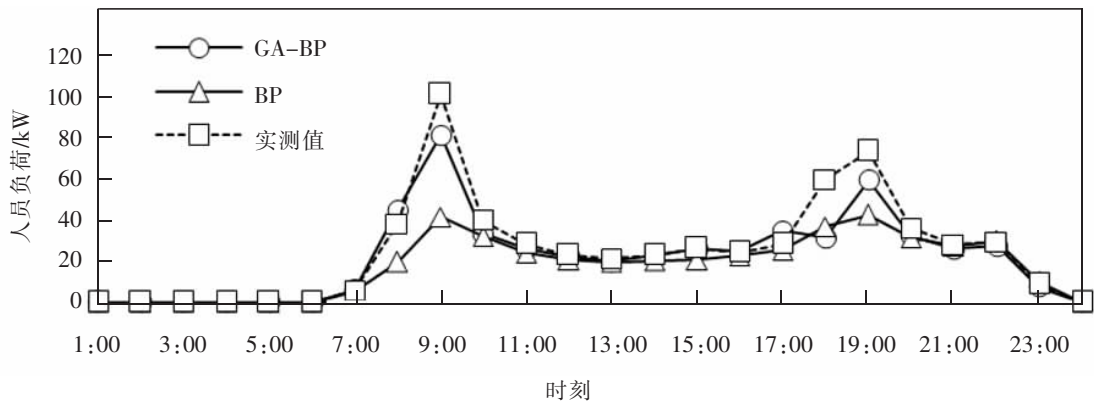


图4 地铁大厦站日逐时人员冷负荷对比结果

Fig.4 Comparisons of the hourly personnel cooling load in the Metro Central Station

比较可知,在双港站和地铁大厦站日逐时人员冷负荷值预测结果中,GA-BP模型和BP模型所得逐时预测结果均接近实测结果,而GA-BP模型的预测结果误差较小。GA-BP模型与BP模型误差比较如表1所示。

通过比较可知,双港站和地铁大厦站的GA-BP模型所得预测结果都明显更接近实测结果,相比于传统BP模型,GA-BP模型预测结果更稳定,波动幅度较小,预测误差降低10%左右。对比双港站和地铁大厦站,GA-BP模型的预测结果表明,地铁大厦站的预测误差比双港站偏大6.59%,其原因是地铁大厦站是中转站,客流量较大,且每日逐时人数波动较大,导致人员冷负荷波动大,预测准确度降低。

在人员冷负荷预测结果的分析过程中,本文采用拟合相关系数指标 R^2 评价每日逐时人员冷

表1 逐时人员冷负荷预测结果平均误差对比
Tab.1 Comparative results of the hourly personnel cooling load average error for the prediction models %

地铁站名称	GA-BP模型	BP模型
双港站	8.39	20.54
地铁大厦站	14.98	24.53

负荷预测准确度,通过计算每日逐时预测值曲线与实际值曲线的拟合程度来评价预测算法的拟合能力, R^2 越接近于1,则代表拟合程度越高,预测准确性越好。

分别就GA-BP方法和BP神经网络方法对人员冷负荷预测结果的拟合相关系数进行了比较,结果如图5和图6所示。

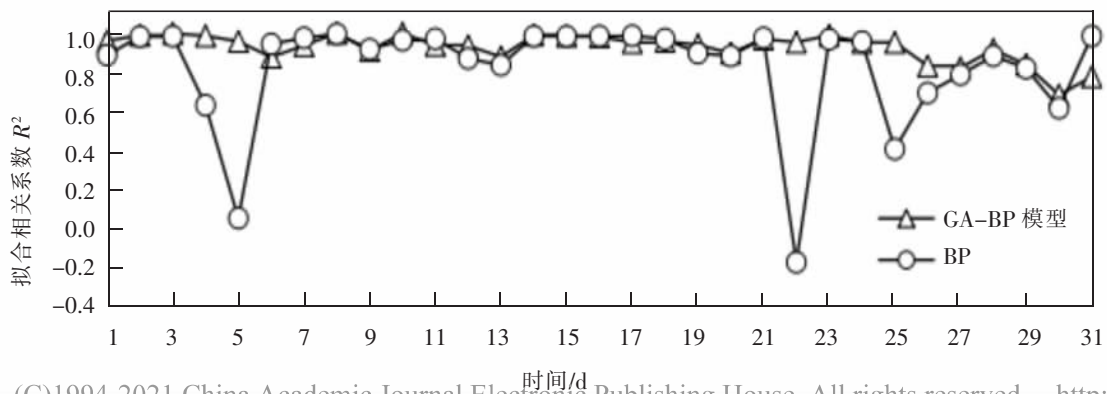


图5 双港站人员冷负荷拟合相关系数对比

Fig.5 Comparison of the fitting correlation coefficients for the personnel cooling load in the Shuanggang Station

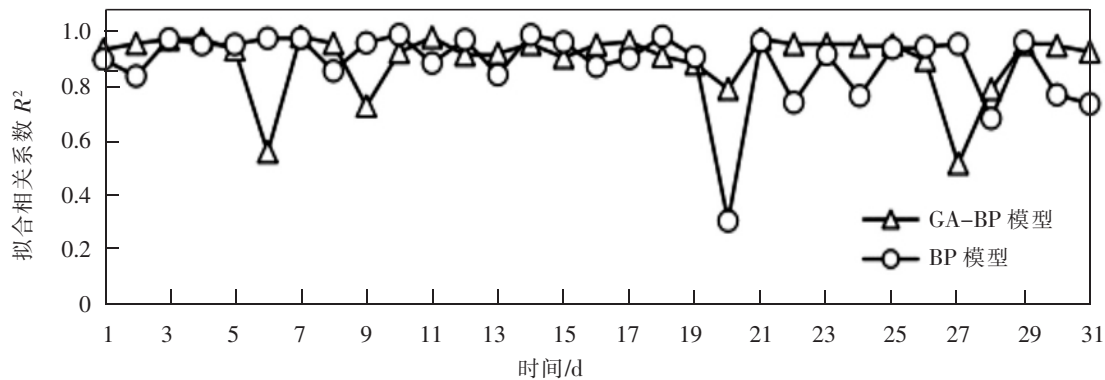


图6 地铁大厦站人员冷负荷拟合相关系数对比

Fig.6 Comparison of the fitting correlation coefficients for the personnel cooling load in the Metro Central Station

比较结果可知,2个地铁站的GA-BP模型对人员冷负荷预测的拟合相关系数较为稳定,而传统BP模型的拟合相关系数波动较大,仅有部分日期的拟合相关系数较接近1.0。由此可见传统BP模型人员冷负荷预测结果偏差更大,且人员冷负荷预测结果波动较大。双港站的预测结果显示,相比于传统BP预测模型,GA-BP模型拟合相关系数 R^2 更接近1.0,平均值为0.9246,而BP模型的拟合相关系数平均值为0.8239。地铁大厦站GA-BP模型拟合

相关系数平均值为0.8917,而BP模型的拟合系数平均值为0.8743,说明GA-BP预测模型比BP模型更准确,优化效果明显。图7是双港站和地铁大厦站的拟合相关系数比较结果,地铁大厦站的人员冷负荷拟合度比双港站低,拟合相关系数平均值低0.0329,且6,9,20d和27d的拟合系数值偏差较大。由于地铁大厦站是中转站,日逐时人数波动较大,导致人员冷负荷波动较大,拟合度降低;因此地铁大厦站的预测结果偏差比双港站大。

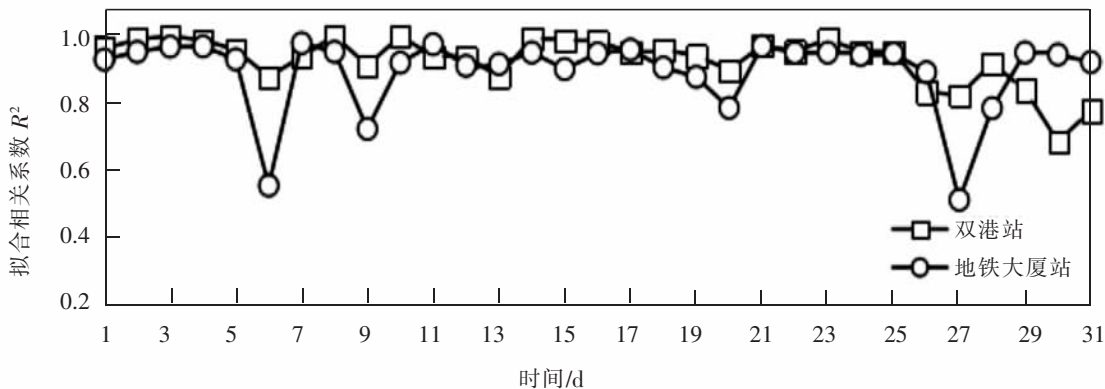


图7 两站人员冷负荷拟合相关系数对比

Fig.7 Comparison of the fitting correlation coefficients for the personnel cooling load in the two stations

综上所述,GA-BP模型比传统的BP模型预测效果更好,预测准确性更高。但是,GA-BP模型的预测误差仍然在10%左右,主要原因是地铁站人数波动较大,人员冷负荷处于动态变化当中,难以得到更加准确的网络模型;虽然大部分日期的逐时人员冷负荷拟合程度较好,但是仍然有部分日期的 R^2 值偏低,在9d和25d后的 R^2 值降低幅度较大,原因是人数变化太大,导致人员冷负荷波动较大,预测准确度降低。尽管在人员波动较大时GA-BP模

型的预测结果仍存在偏差,但相比于传统的BP神经网络模型更加准确,且稳定性更佳,更加适用于地铁站人员冷负荷的预测分析。

4 结论

地铁站人员冷负荷的预测对于地铁站通风空调系统的节能运行有重要意义,建立了地铁站人员冷负荷计算模型,并采用遗传算法优化的BP神经网络对地铁站的人流量和人员冷负荷进行了预测,

得出以下结论。

1) 利用遗传算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化,提高了 BP 神经网络的非线性学习能力。通过与地铁站实际运行监测结果和传统 BP 神经网络模型的预测结果比较发现,GA-BP 模型的人员冷负荷预测平均误差降低 10%左右。

2) 由于地铁大厦站是中转站,人流量相对双港站较大,导致人员冷负荷波动大,对比结果表明,地铁大厦站预测误差比双港站大 6.59%。

3) 对比 BP 神经网络模型,两站人员冷负荷 GA-BP 预测模型结果的拟合相关系数值至少提高了 0.1,且预测稳定性更佳,更加适用于地铁人员冷负荷的预测。

参考文献:

- [1] YIN H, YANG C, YI L, et al. Ventilation and air conditioning system of deep-buried subway station in sub-tropical climates: energy-saving strategies[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 178(9): 115555.
- [2] GUAN B, LIU X, ZHANG T, et al. Energy consumption of subway stations in China: data and influencing factors[J]. Sustainable Cities and Society, 2018, 43(11): 451-461.
- [3] VALLEJO-CORAL E C, RIVERA-SOLORIO C I, GJÓN-RIVERA M, et al. Theoretical and experimental development of cooling load temperature difference factors to calculate cooling loads for buildings in warm climates[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 150(5): 579-590.
- [4] 王莹, 韩宝明, 张琦, 等. 基于 SARIMA 模型的北京地铁进站客流量预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(6): 205-211.
- [5] ZHENG T, CHEN R. Dirichlet ARMA models for compositional time series[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2017, 158(6): 31-46.
- [6] 郭欢, 肖新平, JEFFREY F. 基于 GM(1, 1 τ , r)模型的城市道路短时交通流预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2013, 13(6): 60-66.
- [7] 王卓, 王艳辉, 贾利民, 等. 改进的 BP 神经网络在铁路客运量时间序列预测中的应用[J]. 中国铁道科学, 2005, 26(2): 127-131.
- [8] CAO H, HAN F. The urban arterial traffic flow forecasting based on BP neural network[C]//Fourth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), Harbin, 2014.
- [9] 傅成红, 杨书敏, 张阳. 改进支持向量回归机的短时交通流预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19(4): 130-134.
- [10] 王美玲, 王念平, 李晓. BP 神经网络算法的改进及应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(35): 47-48.
- [11] 张良均, 曹晶, 蒋世忠. 神经网络实用教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [12] LIU G, WANG Z, LI C, et al. Heat exchange character and thermal comfort of young people in the building with solar radiation in winter[J]. Building and Environment, 2020, 179(7): 106937.
- [13] GAO S, OOKA R, OH W. Formulation of human body heat transfer coefficient under various ambient temperature, air speed and direction based on experiments and CFD[J]. Building and Environment, 2019, 160(8): 1-17.
- [14] OH W, KATO S. The effect of airspeed and wind direction on human's thermal conditions and air distribution around the body[J]. Building and Environment, 2018, 141(8): 103-116.
- [15] LUO N, WENG W G, FU M. Theoretical analysis of the effects of human movement on the combined free-forced convection[J]. International Journal of Heat & Mass Transfer, 2015, 91(12): 37-44.
- [16] MCA B, CHAO Z, XW C, et al. Numerical simulations of airflow and convective heat transfer of a sow[J]. Biosystems Engineering, 2020, 200(12): 23-39.
- [17] XU J, PSIKUTA A, LI J, et al. Influence of human body geometry, posture and the surrounding environment on body heat loss based on a validated numerical model[J]. Building and Environment, 2019, 166: 106340.
- [18] YU Y, LIU J, CHAUHAN K, et al. Experimental study on convective heat transfer coefficients for the human body exposed to turbulent wind conditions[J]. Building and Environment, 2020, 169(2): 106533.
- [19] MELNIKOV, VALENTIN. System dynamics of human body thermal regulation in outdoor environments[J]. Building and Environment, 2018, 143(10): 760-769.
- [20] LIU G, WANG Z, LI C, et al. Heat exchange character and thermal comfort of young people in the building with solar radiation in winter[J]. Building and Environment, 2020, 179(7): 106937.
- [21] ZHANG S, LIN Z. Predicted mean vote with skin temperature from standard effective temperature model[J]. Building and Environment, 2020, 183(10): 107133.
- [22] 张文欢, 钱晓明, 牛丽. 服装热阻、湿阻的测量方法及影响因素[J]. 丝绸, 2017, 54(5): 43-50.