DOI:10.14188/j.1671-8844.2025.0068　　文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-10

基于混合深度学习的超短期负荷预测方法

梁进学[1],宋立[1],胡胜伟[1],季青川[2],张曼[3],胡云鹏[4]

(1. 武汉地铁集团有限公司,湖北 武汉 430070; 2. 国网湖北综合能源服务有限公司,湖北 武汉 430034; 3. 国网湖北超高压公司,湖北 武汉 430010; 4. 武汉商学院,湖北,武汉 430056)

摘要:针对城市配电网需求侧响应,以轨道交通综合用能的超短期负荷预测为研究对象,考虑了因气候条件与客流量变化而导致地铁环控系统负荷的高峰值、周期性的特点,基于实时环控能耗、客流人脸识别计数、室外气象参数及站内热环境条件等数据,提出了一种基于混合深度学习的超短期负荷预测方法。针对径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的预测精度取决于径向基中心点的数量及其位置的问题,利用k-Means方法和粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)分别依次优化RBF神经网络最优径向基中心点的数量和位置,提升了多因素影响下轨道交通综合用能超短期负荷预测准确性。为了验证所提方法的有效性,采用了武汉地区地铁站实际客流数据进行分析,准确率达到97%以上,证明了该模型的高效性和实用性。

关键词:混合深度学习;径向基函数神经网络;超短期负荷预测;k-Means聚类分析;粒子群优化算法

中图分类号:TM732　**文献标志码:**A

Ultra-short term load forecasting method based on optimized radial basis function neural network

LIANG Jinxue[1], SONG Li[1], HU Shengwei[1], JI Qingchuan[2], ZHANG Man[3], HU Yunpeng[4]

(1. Wuhan Metro Group Co., Ltd., Wuhan 430070, China;
2. State Grid Hubei Comprehensive Energy Service Co., Ltd., Wuhan 430034, China;
3. State Grid Hubei Ultra High Voltage Company, Wuhan 430010, China;
4. Wuhan Business University, Wuhan 430056, China)

Abstract: The demand response of urban distribution networks is a critical area of study, particularly in the context of rail transit systems. This work focused on the ultra short-term load forecasting of integrated energy consumption in rail transit, considering the unique characteristics of peak values and periodicity in the load of metro thermo-environmental system, which are influenced by changes in climatic conditions and passenger flow. A hybrid deep learning-based approach was proposed for ultra short-term load forecasting, utilizing data from various sources, including real-time energy consumption of thermo-environmental system, passenger flow counting via face recognition, outdoor meteorological parameters, and thermal environment conditions inside stations. This approach addressed the challenge that the prediction accuracy of radial basis function (RBF) neural networks depends on the number and positions of radial basis centers. To improve the accuracy of the ultra-

收稿日期:XXXX-XX-XX

作者简介:梁进学(1970-),男,高级工程师,从事地铁运营管理工作。E-mail: liangjx@wuhanrt.com。

通信作者:胡云鹏(1978-),男,副教授,博士,从事制冷空调系统故障诊断与优化控制研究工作。E-mail: yunpenghu@wbu.edu.cn。

基金项目:武汉地铁集团有限公司科技经费资助项目[GS-JZ-1330]。

本文引用格式:梁进学,宋立,胡胜伟,等.基于混合深度学习的超短期负荷预测方法[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-10.

Citation:LIANG Jinxue, SONG Li, HU Shengwei, et al. Ultra-short term load forecasting method based on optimized radial basis function neural network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, XXXX, XX(XX):1-10.

short-term load forecasting, the k-Means method and particle swarm optimization (PSO) algorithm were employed to optimize the optimal number and positions of radial basis centers in the RBF neural network, sequentially. This optimization process enhanced the model′s ability to capture the complex relationships between the various factors influencing the integrated energy consumption in rail transit. The effectiveness of the proposed method was validated using actual passenger flow data from subway stations in Wuhan. The analysis demonstrated an accuracy rate over 97%, highlighting the efficiency and practicality of the developed model for ultra-short-term load forecasting in the context of rail transit systems.

Key words: Hybrid Deep Learning; Radial Basis Function neural network; Ultra-Short-Term Load Forecasting; k-Means Clustering Analysis Particle Swarm Optimization Algorithm

随着新型电力系统建设的推进,提升电网的效率、可靠性和安全性,实现可再生能源的高效整合成为新型电力系统建设的主要目标之一。在“双碳”目标的引导下,电力市场建设、负荷侧控制和电网优化调度等方面的高质量发展,对进一步提升负荷预测的精度有了更高的要求[1]。月度、年度或更长时间的中长期负荷预测可作为制定策略、规划建设的主要依据[2-3];而短期或者超短期的负荷预测,则为适应供需平衡、优化电网调度提供了分析基础[4-5]。尤其是随着新型电力系统的推进,轨道交通电气化的发展势头也很快速,针对地铁负荷预测方面的研究还很少。地铁作为现代化大型城市的主要公共交通系统,其电力消耗的占比及其电力负荷的时变特性对电力系统的低碳发展具有重要影响。地铁环控系统的能耗具有高峰值负荷的日周期性变化及季节性变化等特性[6-7],而且由于城市轨道交通规模增长和全球气候变暖影响,其能耗将持续增长。因此,地铁环控系统的能耗特性对电力系统负荷预测具有显著影响,开展其超短期负荷预测对于优化电网效率具有极其重要的理论意义和经济价值,准确预测高峰时段的电力需求对于电网的稳定运行和优化管理至关重要。

现有电力系统负荷预测方法主要分为机器学习、深度学习以及混合深度学习等。传统机器学习方法通常以专业知识和影响因素合理构建特征工程。文献[8]利用主成分分析获取短期负荷的特征因子,通过灰色关联分析研究特征因子与影响因素的日间加权差异度,建立了基于支持向量机(support vector machine, SVM)的预测算法。文献[9]综合考虑天气、分时电价等影响因素,建立了基于支持向量回归(support vector regression, SVR)的日负荷预测模型,能有效减小预测误差。文献[10]采用特征工程(feature engineering, FE)和自适应蝗虫优化(adaptive grasshopper optimization, AGO)结合局部权重SVR方法构建混合模型,提高短期负荷的预测精度。

基于神经网络的深度学习方法如反向传播(back-propagation, BP)神经网络[11-12]、贝叶斯神经网络[13]、径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络[4-16]等,概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)[3]、卷积神经网络(convolution neural network, CNN)[4]、门控循环单元[5](gated recurrent units, BiGRU)等在模型预测中都有较为深入的应用[17]。文献[18]对比分析了不同输入特征对RBF神经网络模型预测能力的影响,指数非线性输入通过提供额外非线性能力,提高非线性分类及逆建模的精度。文献[19]采用SVM、STL时序分解法和长短时记忆网络(long and short time memory, LSTM)组合的算法开展电力负荷时间序列数据的预测。文献[20]则将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与LSTM进行结合,以叠加分量形式开展预测。与机器学习相比,深度学习无需特征工程介入、自学习性更好,但模型有待持续优化。文献[21]则是综合应用RBF、GRNN和极限学习机(extreme learning machine, ELM)等三种神经网络模型构建混合模型来提高预测精度。

因此,融合参数寻优与不同类型神经网络的混合深度学习方法,在基于人工智能的负荷预测方法中得到了快速发展。文献[22]采用稀疏核主成分分析(sparse kernel principal component analysis, SKPCA)提取气象特征,整合用户电力数据提取时空信息,构建了CNN与LSTM神经网络相混合的深度学习预测模型,提高了短期预测精度。文献[23]采用GA-LSTM, RBF-AE和PSO-SVM等组合预测模态分解的频段分量,以数据融合方法提高预测精度。文献[24]利用CNN筛选特征维度、提取特征向量,采用PSO寻找深度信念网络(deep belief net-

work，DBN）最优权重。文献[25]采用模糊C均值（fuzzy C-means，FCM）聚类算法对原始数据进行分类，采用模拟退火粒子群优化（simulated annealing PSO，SA-PSO）算法搜寻RBF神经网络的最佳参数。混合深度学习方法通过融合特征筛选、参数寻优、预测修正等手段开展短期、超短期负荷预测，有效提高单一算法的预测精度和泛化能力。

本研究基于武汉地铁的实测数据，以实时能耗、客流密度、气候条件、空气质量等参数合理筛选特征数据，搭建了基于k-Means聚类分析、PSO参数寻优和RBF神经网络的混合式深度学习方法，建立了“客流-能耗”实时耦合预测模型，通过参数寻优提高混合深度学习的预测能力，开展以地铁为代表的新型电力系统的超短期负荷预测研究。

1 KM-PSO-RBF超短期负荷预测方法

人工神经网络模型是通过模仿生物大脑活动而开发出的一种数学模型，在神经网络模型中存在大量非线性的数据处理单元，并对输入的内容进行学习，这些数据处理单元与生物的神经元类似，是相互关联的且相互影响的。BP神经网络由输入层、隐含层和输出层3部分组成。相比于传统的人工神经网络，BP神经网络模型较为简单，各神经元之间的联系并不复杂，而且在设置了相对合理的训练精度后，BP神经网络的预测结果也较为精确。BP神经网络应用限制较少，对线性和非线性变量都可以进行预测。RBF神经网络是3层前馈型网络，相比于BP神经网络，其结构简单、学习速度快，具有很强的非线性函数逼近能力和不规则数据处理能力，广泛应用于模式识别、信号处理和时间序列预测等领域。典型的RBF神经网络结构包括输入层、隐含层和输出层，如图1所示。

图1中，RBF神经网络的输入层节点状态向量$\boldsymbol{x}=(x_1, x_2, \cdots, x_n)$；隐含层的节点状态向量$\boldsymbol{h}=(h_1, h_2, \cdots, h_m)$；输出层状态向量$\boldsymbol{y}=(y_1, y_2, \cdots, y_q)$。$n$、$m$和$q$分别为输入层、隐含层和输出层的节点数。隐含层的径向基函数选择高斯函数，则隐含层的中心点矩阵$\boldsymbol{C}$由m个中心点向量c组成。其中，中心点向量$\boldsymbol{c}_i=(c_{i1}, c_{i2}, \cdots, c_{in})$，$i=1, 2, \cdots, m$；核宽度参数向量$\boldsymbol{\sigma}=(\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_m)$。隐含层与输出层的层间权值矩阵$\boldsymbol{W}_{m\times q}=(w_{ij})\in R^{m\times q}$。所以，第$i$个隐含层神经元的输出可以表示为：

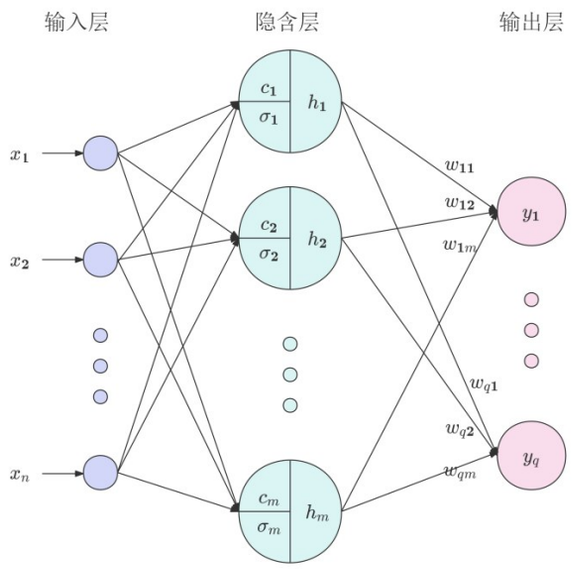


图1 典型的RBF神经网络结构

Fig.1 Typical RBF neural network architecture

$$h_i=\exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right);\ i=1,2,\cdots,m \tag{1}$$

RBF神经网络的计算结果为：

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{h}\boldsymbol{W} \tag{2}$$

因此，中心点矩阵$\boldsymbol{C}$、核宽度参数向量$\boldsymbol{\sigma}$和权值矩阵$\boldsymbol{W}_{m\times q}$是决定RBF神经网络预测精度的关键。

在PSO的寻优过程中，粒子群的每个粒子都会以其速度运动到新位置。以$\boldsymbol{u}_l^t$和$\boldsymbol{v}_l^t$分别表示第l个粒子，第t次迭代后的位置向量及移动速度向量，如果粒子维度为d，则有$\boldsymbol{u}_l^t=(u_{1,l}^t, u_{2,l}^t, \cdots, u_{d,l}^t)$，$\boldsymbol{v}_l^t=(v_{1,l}^t, v_{2,l}^t, \cdots, v_{d,l}^t)$。$\boldsymbol{U}^t$和$\boldsymbol{V}^t$表示第$t$次迭代后的粒子群位置和移动速度矩阵。$t=0$表示PSO随机初始化的粒子群位置$\boldsymbol{U}^0$和速度$\boldsymbol{V}^0$。PSO以迭代循环比较误差损失函数从而搜索最优解。每次迭代均以粒子个体历史最优解$\boldsymbol{p}_{best}$和粒子群历史全局最优解$\boldsymbol{g}_{best}$来更新移动速度。第l个粒子第$t+1$次的移动速度为：

$$\boldsymbol{v}_l^{t+1}=f\boldsymbol{v}_l^t+c_1r_1(\boldsymbol{p}_{best}-\boldsymbol{x}_l^t)+c_2r_2(\boldsymbol{g}_{best}-\boldsymbol{x}_l^t);\quad t\geqslant 0,\quad l=1,2,\cdots,s \tag{3}$$

其中，非负数f为惯性因子；c_1，c_2为学习率；r_1，r_2为两个取值为[0，1]的随机数；s为粒子数量；上标t，$t+1$为迭代次数，下标l为粒子编号。粒子位置更新为原位置向量与速度向量之和，即：

$$\boldsymbol{u}_l^{t+1}=\boldsymbol{u}_l^t+\boldsymbol{v}_l^{t+1} \tag{4}$$

在PSO优化RBF神经网络时，粒子的维度d即为RBF神经网络待求解的$\boldsymbol{C}_{m\times n}$、$\boldsymbol{\sigma}$和$\boldsymbol{W}_{m\times q}$的全部参数个数。考虑到粒子群数量及模型训练的局部

优化问题,核宽度参数σ基于中心间最大距离计算,权重矩阵$\boldsymbol{W}$以最小二乘法求解。

k-Means聚类分析是以迭代方式将数据集划分为多个簇,使得簇内数据点之间的相似度高,而簇间数据点相似度低。其核心思想是最小化簇内每个点到其簇质心的距离之和,即最小化簇内的方差。假设有k个簇,每个簇的点数为$e_1, e_2, \cdots, e_k$,k-Means的距离之和为:

$$D=\sum_{h=1}^{k}\sum_{a=1}^{e_h}\left\| z_{a,h}-z_h^0 \right\| \tag{5}$$

其中:z_h^0表示第h簇的簇心;$z_{a,h}$表示第h个簇中第a个点。

RBF神经网络的参数优化主要是确定最优中心点的数量及其位置。以k-means方法来确定最佳中心点数量,PSO则根据中心点数量决定粒子的数量,并以簇心为粒子初值,通过将每次迭代的粒子维度代入到RBF模型中,计算其损失函数,进而修正粒子群的参数,最终得到最优的RBF模型。基于k-Means、PSO和RBF神经网络的混合深度学习模型逻辑如图2所示。

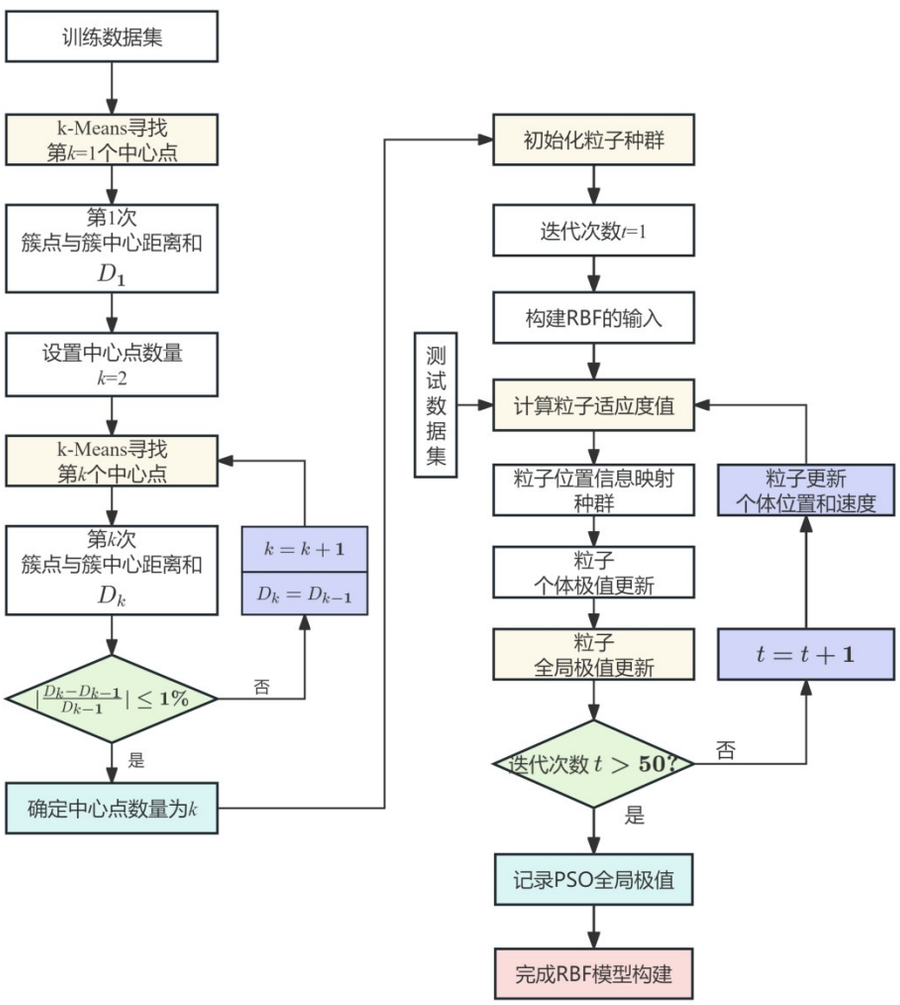


图2 KM-PSO-RBF混合深度学习预测模型流程图

Fig.2 Flowchart of KM-PSO-RBF Hybrid Deep Learning Prediction Model

2 负荷数据处理

某地铁站处于武汉繁华地段,具有非常典型的商业区地铁站客流密度的特征。为了开展预测模型的特征选择、算法优化提供了较为合适的分析案例。本文分别采用了BP、LSTM和RBF等常见的神经网络算法作为负荷预测的基本算法。考虑到RBF的特点,采用了K-means优化其中心点数量,引入PSO优化其中心点的位置。

2.1 负荷预测基础数据

整体数据包括了某商圈地铁站点2022年8-9月

和2023年8-9月共122天的逐时测量值，共2928组数据。其中，将2022年的1464组数据按照7∶3的比例构建训练集和验证集，预测数据集为2023年8月1日至9月30日的1464组数据。

(1)气象参数

地铁站环控系统的原始设计依据如表1所示。其中，大系统是以地铁客流所在区域为主，主要包括站厅，站台等舒适性空调为主的区域，温度控制在设定温度，在工作时段开启。小系统是以环控电控室、照明配电室等发热设备所在区域为主，全天24小时运行。以表1的数据为基准，在计算冷热负荷后开展相关环控设备的选型。

表1 地铁站点环控系统的原始设计参数

Table 1 Original thermo-environmental system design parameters for subway station ℃

Unit：℃

	空调室外计算干球温度	空调室外计算湿球温度	夏季通风室外计算温度
大系统	32.2	26.5	32.1
小系统	35.4	28.5	32.1

(2)客流数据

将地铁站点2022年数据集的61天实时在站人数按照小时时段进行平均，其人脸识别计数的平均数据如表2所示。表2的时刻是以整点为代表该时刻前1小时的总数，如时段8表示是从7∶00-8∶00的1个小时时间内。从表中可以看出，在早晚高峰时段的进出总人数大致相当，平峰时段约为高峰时段的60%，全天基本处于较高的人流密度状态。

表2 2022年8-9月地铁站点实时在站平均人数

Table 2 Real time average number of people at Station from Aug. to Sep. in 2022 (Unit: person/hour)人/小时

时段	人数	时段	人数	时段	人数
1	0	9	324.5	17	201.19
2	0	10	266.09	18	279.07
3	0	11	220.66	19	330.99
4	0	12	194.7	20	162.25
5	0	13	194.7	21	103.84
6	13.26	14	181.72	22	77.88
7	51.92	15	188.21	23	38.94
8	214.17	16	181.72	24	6.49

由于客流数据存在着波动，单纯以人数作为模型输入，将降低预测模型在不同站点应用的泛化。因此，采用客流密度的百分比作为在站人数的替代，开展负荷预测研究。根据客流数据，以及远期规划的设计参数，实时在站客流密度的百分比如图3的梯形所示。

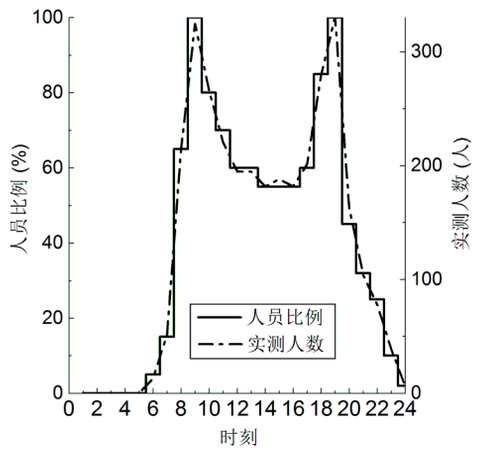


图3 典型客流逐时密度

Fig.3 Typical hourly passenger flow density

2.2 参数优化

根据地铁环控系统的冷热负荷基本参数、主要扰动因素以及实际测量的数据，预测模型选择室外干球温度、湿球温度、站台干球温度、站台湿球温度以及客流密度等5个主要因素作为特征。

为了开展不同算法的对比分析，针对所选用的BP、LSTM和RBF算法开展了以下的参数寻优。

(1)BP算法：采用梯度下降的方法确定节点数量。

(2)KM-RBF算法：采用聚类分析的方法开展径向基函数中心点个数寻优。中心的数量从1个开始逐个递增，按公式(7)的计算方法采用簇内点到该簇中心点的距离之和D_n作为第n次迭代的损失函数。当$\left|(D_n-D_{n-1})/D_{n-1}\right|\leqslant 1\%$，即最后两次的损失函数相对误差小于等于1%时停止，以最后一次的中心点数量为最优中心点数量。K-means算法获取中心点数量的损失函数如图4所示，最终确定中心点数量为39。

(3)PSO-RBF算法：采用经验方法确定中心点的个数为输入维度的$2n+1$，即11个数中心点，学习因子$c_1=1$，$c_2=1$，惯性因子$w=0.8$。

(4)LSTM算法：采用网格寻优的方法，确定隐藏层为4层，堆叠层数为2层，学习率为0.01。

(5)KM-PSO-RBF算法：在KM-RBF相同的中心点数量的条件下，将其中心点的结果作为一个粒子带入到PSO寻优过程，进而采用50次迭代后确定最佳粒子，PSO迭代寻优后的损失函数如图5

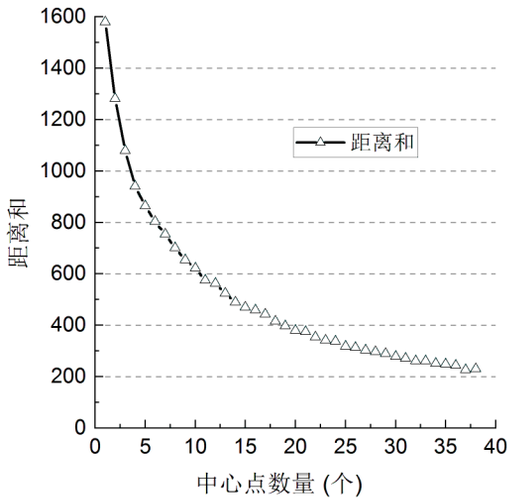


图4 k-Means损失函数值

Fig.4 Lost function value for k-Means

所示。

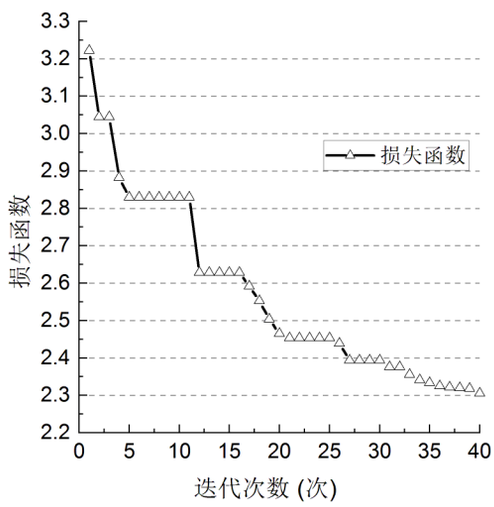


图5 PSO寻优收敛损失函数值

Fig.5 PSO optimization convergence loss function value

3 结果分析

地铁站点的人员流动性大,规律性强。首先分析客流密度对预测结果的影响,明确特征选择的合理性,然后分析不同优化算法的主要结果,最后汇总不同算法的预测精度。

3.1 客流密度对预测结果的影响

客流密度对预测结果的影响,能从能耗的起因角度验证特征选择的合理性。含客流密度输入的预测模型简称为“客流-能耗”模型,无客流密度输入的预测模型简称为基础模型。基于KM-PSO-RBF算法的“客流-能耗”模型与基础模型的对于整个测试集的预测精度分别如图6和图7所示。

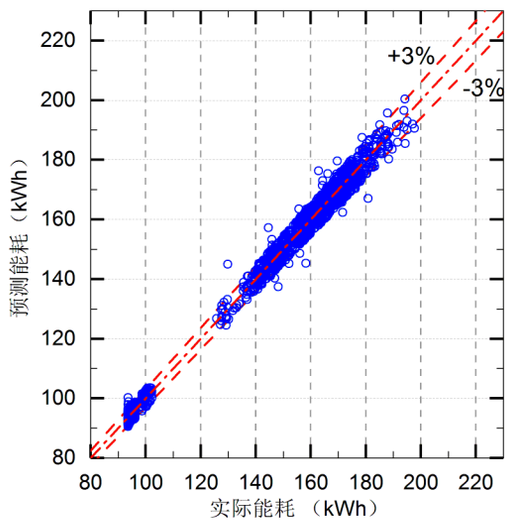


图6 基于KM-PSO-RBF算法的“客流-能耗”模型负荷实测值与预测值对比

Fig.6 Scatter of measured and predicted load for passenger-energy model based on KM-PSO-RBF

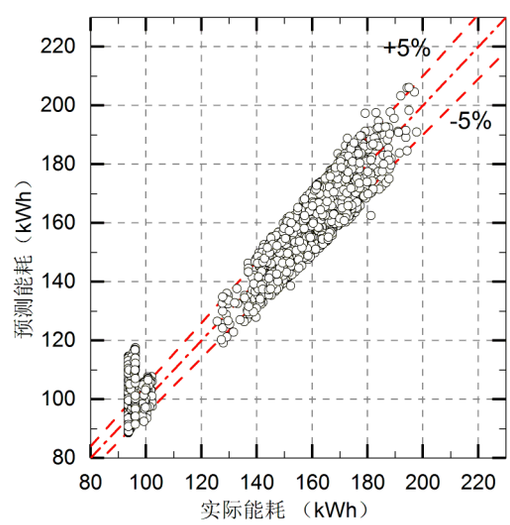


图7 基于KM-PSO-RBF算法的基础模型负荷实测值与预测值对比

Fig.7 Scatter of measured and predicted load for normal model based on KM-PSO-RBF

从图6和图7的对比来看,对于相同的KM-PSO-RBF算法而言,“客流-能耗”模型预测精度远高于基础模型。在“客流-能耗”模型中,预测值与原始值的误差在±3%以内的数据达到了97.61%。在基础模型中,由于输入数据的维度少于“客流-能耗”模型,预测误差在±10%以内的数据为91.12%。由于客流数据未能作为输入特征,在仅开启小系统时段的305组数据中,预测误差在±5%以

内的数据仅为37.05%,而在其他时段的1159组数据中,预测误差在±5%以内的数据仅为69.28%.

客流密度是否作为输入参数对于能耗模型的预测精度影响较大。环控系统的实时负荷与客流有密切关系。人体的热湿负荷,以及因为健康需求而引入的新风负荷都与客流密度实时相关。在环控系统中,人员数量、换气次数、CO_2浓度控制所需新风量的最大值决定了室内的新风需求。室外干球温度、湿球温度、室内状态参数不能完全有效的反映地铁站点环控系统的能耗变化规律。作为室内扰动因素关键环节之一的客流密度,对环控系统的实时能耗具有较大的影响。

3.2 不同算法的"客流-能耗"模型逐时预测结果分析

为便于分析不同算法的预测效果,考虑到时间的周期变化规律,以8月7日至8月13日共7天(168小时)的时长为例,分析逐时预测结果。该周期的室外气候条件变化规律如图8所示,室外干球温度波动值在35.43℃至26.03℃之间,平均温度为30.30℃,日最高温度都达到了33℃以上;室外湿球温度波动值在29.73℃至24.77℃之间,平均值为27.04℃。该典型工作周的实际室外气候条件基本符合站点原始设计图纸中的设计参数要求,因而采用该周期的相关数据开展进一步分析。

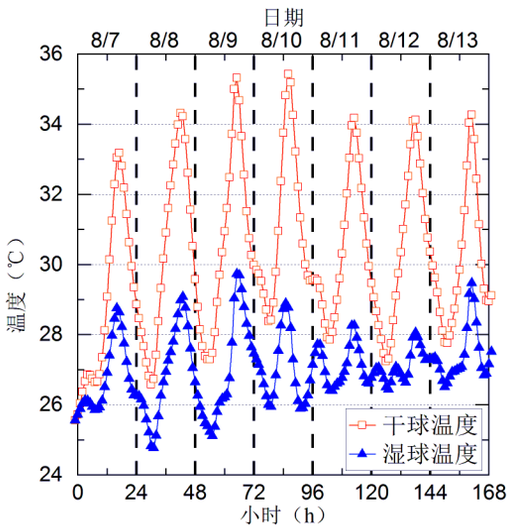


图8 典型周期(8/7-8/13)室外气候条件变化规律

Fig.8 Outdoor climatic conditions change in the typical period (8/7-8/13)

"客流-能耗"模型在该周期内的逐时能耗原始值与预测值如图9所示。五种算法的预测值均能够跟随原始值的变化进行波动。最低值和最高值时刻都能较为准确预测到能耗的峰值与谷值。在平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)方面,BP算法最大为2.42%,KM-RBF为2.33%,PSO-RBF为1.89%,LSTM和KM-PSO-RBF分别为1.97%和1.73%。

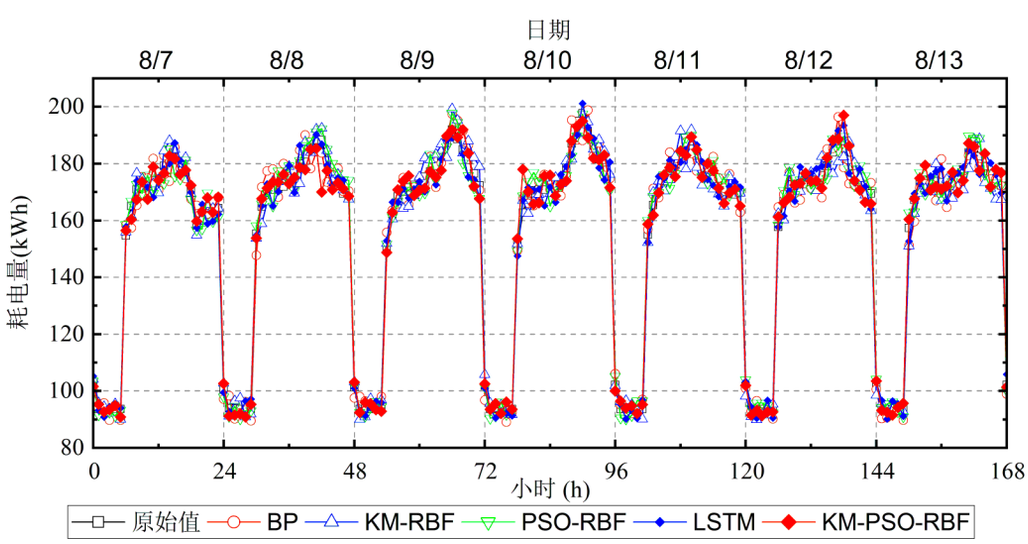


图9 "客流-能耗"模型不同算法的逐时预测耗电量(8/7-8/13)

Fig.9 Hourly energy consumption predicted load for passenger-energy model based on different algorithms for a typical period (8/7-8/13)

基础模型在该周期内的逐时能耗原始值与预测值的如图10所示。与图9相比,基础模型的整体预测精度整体偏低,波动性较大,五种算法(后续未特别说明的五种算法,均按照BP,KM-RBF,PSO-RBF,LSTM和KM-PSO-RBF的顺序)的MAPE分别达到了8.10%,8.66%,6.24%,6.87%和4.71%。

对于不同时段的预测结果,也存在一定的区别。在夜间停运时段的客流密度值为0,但未能作为基础模型的输入特征,导致在0时至5时的误差在±10%以内的比例分别为42.86%,22.86%,57.14%,49.62%和62.86%。而在地铁运行时点,误差在±10%的比例则分别达到了87.22%,90.98%,100%,97.33%和99.25%。显然,对比该周期内的预测结果,客流密度作为关键特征的引入,降低了误差的平均值,有效提高了负荷预测模型的整体效果。

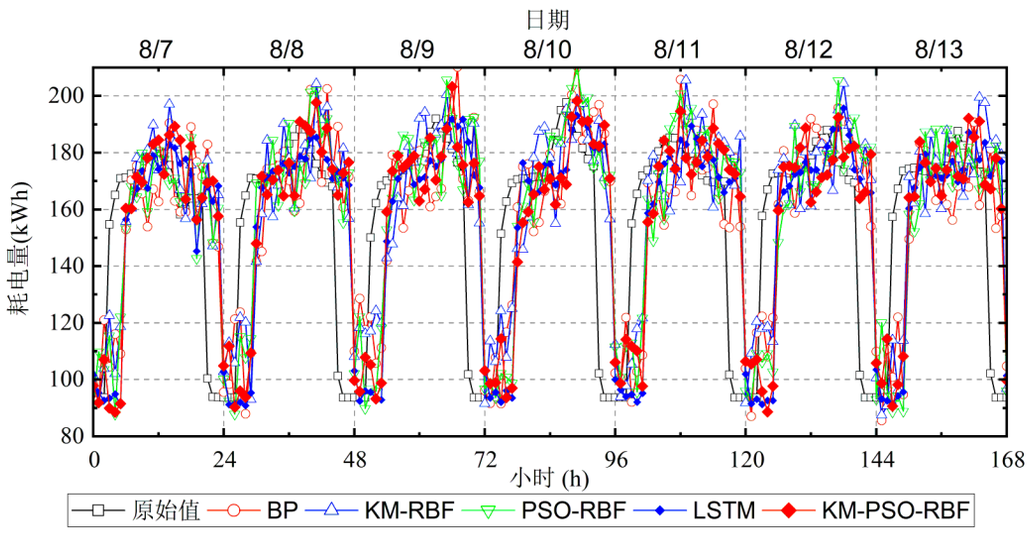


图10 基础模型不同算法的逐时预测耗电量(8/7-8/13)

Fig.10 Hourly energy consumption predicted load for model based on different algorithms for a typical period (8/7-8/13)

3.3 "客流-能耗"模型的预测精度对比

"客流-能耗"模型中不同预测算法在验证集和测试集中预测值与真实值的决定系数(Coefficient of determination,R2)如表3所示。从整体情况来看,验证数据的R2值高于测试数据的R2值。BP模型在四个模型预测精度最小,三个RBF模型训练数据预测精度都超过了97%。KM-RBF和PSO-RBF之间差别较小,但均低于KM-PSO-RBF,证明提高RBF算法预测精度需要同时开展中心点个数及其位置的双重优化。KM-PSO-RBF寻找到最优的中心点集合,跳出因梯度下降而陷入局部最优解的问题,具有更高的预测精度和泛化能力。

由于该站点建设时间较早,环控主机数据尚未能接入数据中心,整体数据的输入特征的维度较少。如果能获取更多关于环控主机的相关设备各个关键点的实时工况参数,则预测精度将可以得到进一步的提升和优化。

表3 "客流-能耗"模型预测精度比较

Table 3 R2 for the accuracy of the four prediction models

预测算法	R2	
	验证集	测试集
BP	0.9809	0.9417
KM-RBF	0.9865	0.9681
PSO-RBF	0.9888	0.9701
LSTM	0.9892	0.9685
KM-PSO-RBF	0.9913	0.9733

4 结论

本文采用RBF神经网络开展地铁环控系统的超短期负荷预测研究,利用K-means聚类分析结合PSO优化RBF神经网络的结构参数,从而提高了该混合深度学习方法的预测精度。结论如下:

(1)客流数据对于地铁站点环控系统的负荷预测结果有关键性影响。将客流密度作为输入特征时,KM-PSO-RBF"客流-能耗"模型的测试集R2达到0.9733。

(2)参数优化对于深度学习算法的预测精度具有明显提升作用。针对RBF神经网络,以K-means算法搜寻最佳中心点数量,然后采用PSO算法确定中心点的最佳位置,实现了参数的双重优化。KM-PSO-RBF"客流-能耗"模型测试集的预测值与原始值的误差在±3%以内的数据达到了97.61%,预测效果明显高于其他对比算法。

(3)地铁站点环控系统实际能耗的精确预测能有效支持需求响应研究,通过详实的能耗、客流及环控设备实时工况等数据,分析扰动因素、周期因

素对能耗的影响规律,从而获取更优预测结果,为开展优化控制与节能运行提供数据支撑。

参考文献:

[1] 王继东,于俊源,孔祥玉.基于双重分解和双向长短时记忆网络的中长期负荷预测模型[J].电网技术,2024,48(08):3418-3426.
Wang Jidong, Yu Junyuan, Kong Xiangyu. Medium- and Long-term load forecasting model based on double decomposition and BiLSTM[J]. Power System Technology, 2024, 48(08): 3418-3426.

[2] Sharma A, Jain S K. A Novel Two-Stage Framework for Mid-Term Electric Load Forecasting[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(1): 247-255.

[3] Chahardeh M K, Afshari M, Reveshti A M. Predicting energy consumption of an educational building using group method of data handling based on weather data [J]. International Journal of Thermofluids, 2025, 26: 101067.

[4] Dong Z, Tian Z, Lv S. A short-term power load forecasting system based on data decomposition, deep learning and weighted linear error correction with feedback mechanism[J]. Applied Soft Computing, 2024, 162: 111863.

[5] Dong J, Jiang Y, Chen P, et al. Short-term power load forecasting using bidirectional gated recurrent units-based adaptive stacked autoencoder[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2025, 165: 110459.

[6] 刘俊,车轮飞,於泽,等.典型地铁站通风空调控制系统节能改造分析[J].暖通空调,2023,53(S2):250-253.
Liu Jun, Che Lunfei, Yu Ze, et al. Analysis on energy-saving renovation of ventilation and air-conditioning control systems in typical subway stations[J]. Heating Ventilating & Air Conditioning, 2023, 53(S2): 250-253.

[7] 徐新华.武汉某地铁站通风空调控制系统升级节能改造分析[J].暖通空调,2019,49(11):56-61.
Xu Xinhua. Analysis on energy-saving renovation of ventilation and air-conditioning control system upgrade in a subway station in Wuhan[J]. Heating Ventilating & Air Conditioning, 2019, 49(11): 56-61.

[8] 周思明,段金长,李颖杰,等.一种改进的SVM短期电力系统负荷预测方法[J].沈阳工业大学学报,2023,45(06):661-665.
Zhou Siming, Duan Jinchang, Li Yingjie, et al. An improved SVM short term load forecasting method for power system[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(06): 661-665.

[9] 魏步晗,鲍刚,李振华.基于支持向量回归预测模型考虑天气因素和分时电价因素的短期电力负荷预测[J].电网与清洁能源,2023,39(11):9-19.
Wei Buhan, Bao Gang, Li Zhenhua, et al. Short-term electricity load forecasting based on support vector regression forecasting model considering weather factors and time-of-use tariff factors[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(11): 9-19.

[10] Zulfiqar M, Kamran M, Rasheed M B, et al. A hybrid framework for short term load forecasting with a navel feature engineering and adaptive grasshopper optimization in smart grid[J]. Applied Energy, 2023, 338: 120829.

[11] 李威武,白永利,罗世刚,等.结合改进聚类算法与PSO-GA-BP神经网络算法的日最大负荷预测方法[J].Journal of South-central Minzu University(Natural Science Edition), 2023, 42(06): 819-827.
Li Weiwu, Bai Yongli, Luo Shigang, et al. A combination of improved clustering algorithm and PSO-GA-BP neural network algorithm for daily maximum load prediction[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2023, 42(06): 819-827.

[12] 李明阳,贾红云 陈卓.基于双神经网络自学习的IPMSM自抗扰控制[J].武汉大学学报(工学版),2024,57(02):201-208.
Li Mingyang, Jia Hongyun, Chen Zhuo. Active disturbance rejection control of IPMSM based on double neural network self-learning[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2024, 57(02): 201-208.

[13] 李丹,罗娇娇,孙光帆,等.基于条件变分自编码器和贝叶斯神经网络的短期电力负荷概率预测[J].三峡大学学报(自然科学版),2024,46(05):68-75.
Li Dan, Luo Jiaojiao, Sun Guangfan, et al. Probabilistic short-term load forecasting based on conditional variational autoencoder and bayesian neural network[J]. Journal of China Three Gorges University(Natural Sciences), 2024, 46(05): 68-75.

[14] 关书怀,沈艳霞.基于粒子群优化径向基函数神经网络的电力负荷预测[J].传感器与微系统,2021,40(05):128-131.
Guan Shuhuai, Shen Yanxia. Power load forecasting based on PSO RBF-NN[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(05): 128-131.

[15] 宋刚勇,周创兵,傅少君.基于SPEI指数的重庆干旱特征分析与预测模型构建[J].武汉大学学报(工学版),2023,56(12):1458-1471.

Song Gangyong, Zhou Chuangbin, Fu Shaojun, et al. Analysis of drought characteristics and construction of prediction model in Chongqing based on SPEI index[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2023, 56(12): 1458-1471.

[16] Xie X, Ding Y, Sun Y, et al. A novel time-series probabilistic forecasting method for multi-energy loads [J]. Energy, 2024 ,306: 132456.

[17] Aslam S, Herodotou H, Mohsin S M, et al. A survey on deep learning methods for power load and renewable energy forecasting in smart microgrids[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 144: 110992.

[18] Panda Sashmita , Panda Ganapati . On the Development and Performance Evaluation of Improved Radial Basis Function Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52: 3873-3884.

[19] 王晨, 李又轩, 吴其琦, 等. 基于SVM-STL-LSTM的区域短期电力负荷预测研究[J]. 水电能源科学, 2024, 42(04): 215-218.
Wang Chen, Li Youxuan, Wu Qiqi, et al. Research on regional short-term load forecasting based on SVM-STL-LSTM[J]. Water Resources and Power, 2024, 42(04): 215-218.

[20] 张淑娴, 江文韬, 陈玉花, 等. 基于二次模态分解的LSTM短期电力负荷预测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(07): 2759-2766.
Zhang Shuxian, Jiang Wentao, Chen Yuhua, et al. Short-term power load forecasting based on quadratic mode decomposition through LSTM[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(07): 2759-2766.

[21] Nie Y, Jiang P, Zhang H. A novel hybrid model based on combined preprocessing method and advanced optimization algorithm for power load forecasting[J]. Applied Soft Computing, 2020, 97: 106809.

[22] 申洪涛, 李飞, 史轮, 等. 基于气象数据降维与混合深度学习的短期电力负荷预测[J]. 电力建设, 2024, 45(01): 13-21.
Shen Hongtao, Li Fei, Shi Lun, et al. Short-Term power load forecasting based on reduction of meteorological data dimensionality and hybrid deep learning[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(01): 13-21.

[23] Shi J, Teh J. Load forecasting for regional integrated energy system based on complementary ensemble empirical mode decomposition and multi-model fusion [J]. Applied Energy, 2024, 353: 122146.

[24] 方娜, 陈浩, 李新新, 等. 基于CNN-PSO-DBN的短期电力负荷预测[J]. 计算机仿真, 2023, 40(10): 118-122.
Fang Na, Chen Hao, Li Xinxin, et al. Short-Term power load forecasting based on CNN-PSO-DBN[J]. Computer Simulation, 2023, 40(10): 118-122.

[25] 王瑞, 杨炜炜, 逯静. 模糊C均值结合神经网络的短期电力负荷预测[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(06): 138-141.
WANG Rui, YANG Weiwei, LU Jing. Short-term power load forecasting based on fuzzy C-means combined neural network[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(06): 138-141.