

基于特征融合的低压台区短期负荷预测

吴 涵,范元亮,林建利,李泽文,李凌斐,陈伟铭,黄兴华
(国网福建省电力有限公司 电力科学研究院,福州 350000)

摘要:负荷预测是配电台区确保电力供需平衡的重要环节,对电力系统的安全预警和稳定运行具有重要的指导意义。受多种其他因素的影响,台区负荷的直接预测模型通常具有较差的泛化能力,难以满足复杂配电台区的负荷预测需求。为了提高配电台区负荷预测方法的泛化能力,提出了一种基于多元环境特征融合的台区负荷预测方法。首先,对外在环境因素进行主成分分析,将输入变量降维并提取影响台区负荷变化的环境特征主成分;然后,基于所提的负荷辨识模型进行特征融合对台区负荷进行辨识,综合分析所得的台区负荷辨识结果和环境特征主成分;最后,基于所提的负荷预测模型进行特征融合对台区分项负荷进行预测,将分项负荷的预测结果进行线性叠加,得到配电台区负荷预测结果。选取国内某低压配电台区两年来的负荷数据作为算例,与对比方法相比,所提方法得到的负荷预测曲线更接近真实负荷数据曲线,有效提高了负荷预测的准确率。

关键词:特征融合;主成分分析;负荷辨识;负荷预测

Short-term load prediction based on feature fusion for low-voltage distribution areas

WU Han, FAN Yuanliang, LIN Jianli, LI Zewen, LI Lingfei, CHEN Weiming, HANG Xinghua
(Electric Power Research Institute, State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou 350000, China)

Abstract: Load forecasting is an important aspect of ensuring power supply-demand balance in distribution station and has significant guiding significance for the safety warning and stable operation of the power system. Affected by various other factors, the direct prediction model of the load in the distribution area usually has poor generalization ability and is difficult to meet the load forecasting requirements of complex distribution substations. To improve the generalization ability of load forecasting methods in distribution areas, a load prediction method based on multi-source environmental feature fusion is proposed. Firstly, the external environmental features are analyzed by principal component analysis, and the input variables are reduced and corrected to extract the environmental feature components that affect the load changes in distribution area. Based on the proposed load identification model, the substation load is identified by feature fusion. Then, based on the comprehensive analysis of the identified substation load and environmental feature components, the proposed load forecasting model is used to predict the substation's individual load by feature fusion. Finally, the linear superposition of the predicted results of individual loads is obtained, and the load prediction result of the distribution substation is obtained. Selecting the load data of a low-voltage distribution substation in China for two years as an example, compared with other direct prediction methods, the proposed method's load prediction curve is closer to the true load data curve, effectively improving the accuracy of load forecasting.

Key words: feature fusion; principal component analysis; load identification; load forecasting

0 引言

随着中国经济的快速发展,全社会用电总量不断攀升,用电负荷峰值逐年增长对电力系统安全稳定运行提出了新的挑战^[1]。新型电力系统的资源结构也在持续转变,原因有可再生能源接入比例不断提升,以及电动汽车数量激增,导致传统的低压台区管理模式不再适用。为了应对这些变化,将物联网、智能感知等先进技术应用于低压台区数字化建设,可以实现负荷侧资源的可调节潜力评估和趋势

预测,提高电力系统对台区负荷的感知能力和互动能力。

低压台区负荷预测通常基于历史负荷内在变化规律的深入分析,有些还综合考虑了配电系统的固有特性以及地区、气象等多种环境因素对电力负荷的影响^[2]。精确的负荷预测有助于优化电力资源配置、降低运营成本以及预防潜在系统安全问题^[3-4]。尽管基于回归分析法^[5]、时间序列法^[6-7]、灰色理论改进算法^[8-9]、卡尔曼滤波法^[10-11]等的传统预测方法已被应用,但由于台区负荷预测任务中影响因素多元且复杂,传统预测方法往往难以有效提取负荷的内在特征,导致预测精度不足^[12]。随着非线性理论和人工智能技术的不断进步,学术界开始

收稿日期:2025-10-28;修回日期:2025-12-17

基金项目:国网福建省电力有限公司科技项目(52130422003N)

探索机器学习及其改进算法在负荷预测中的应用。文献[13]提出了一种基于深度回归森林的预测方法,其中利用多粒度扫描方法来提取时序特征。文献[14]引入粒子群算法改进长短时记忆网络模型,调整神经元个数和损失率等超参数,从而验证了方案的可行性。为了解决单一模型对影响因素反映不全的问题,多种基于组合模型的方法应运而生。依托各种模型的优点,充分挖掘和提取负荷数据特征,使模型的拟合程度更高,从而实现负荷的精准预测。文献[15]提出了辛几何模态分解的算法,将负荷数据分解为多个独立模态分量,保护了时间序列的结构,最后通过多个预测模型进行预测。文献[16]提出了基于特征融合的卷积双向长短期记忆网络组合模型预测方法,提升了负荷预测的准确度。

然而,这些研究往往仅进行负荷建模与提取电气特征,当分布式发电高比例接入台区时,日益增多的冗余信息会使台区负荷预测变得更加复杂。在本文中,将非侵入式负荷监测(non-intrusive load monitoring, NILM)概念引入该问题的解决方案中^[17]。NILM技术能够在不干扰用户活动的情况下,通过分析用电场景的总口电气数据,推断目标设备的运行状态和功耗水平,为需求侧管理等高级应用提供数据支持。

本文所提低压台区负荷预测方法包含以下几个关键步骤:首先是利用主成分分析(principal component analysis, PCA)进行外在环境因素的相关性分析与数据降维,得到主成分数据集;其次,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行特征融合,完成非侵入式多场景负荷分解;最后采用双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit, BiGRU)进行特征融合,实现负荷功率的短期预测。此外,本文结合中国某省份的真实台区负荷数据进行了实验,验证了本文所提基于特征融合的台区负荷辨识及预测方法的有效性。

1 特征融合方法

本节介绍了基于外在环境因素选择与环境数据降维的特征融合方法,具体流程如图1所示,其可分为台区负荷数据处理和环境数据处理两部分,台区负荷数据输入至负荷辨识或者预测的特征提取模型提取所需的负荷特征,外在环境数据输入至环境特征提取模型提取所需的环境特征,叠加两部分特征并输入至负荷功率回归模型完成特征融合。

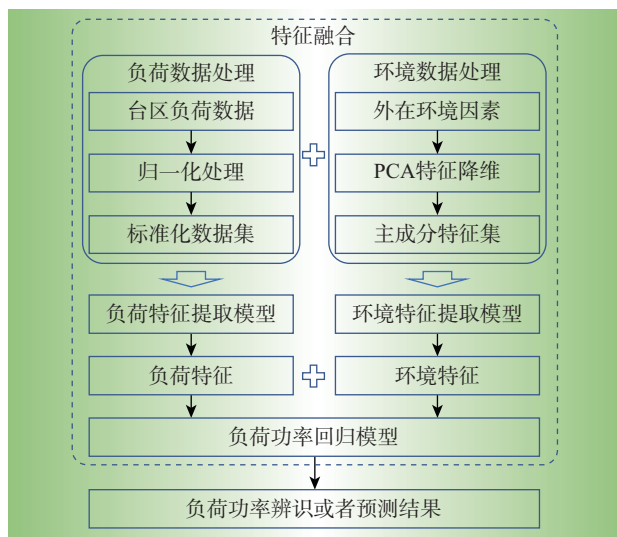


图1 特征融合流程

Fig. 1 Flow of feature fusion

环境数据处理可分为外在环境因素选择和环境特征降维两部分。首先选择和台区负荷变化有一定关联的环境因素特征,然后通过PCA方法进行特征降维并分析多个环境因素特征的关联重要性,最后得到所需的环境因素主成分特征数据集。

1.1 外在环境因素选择

电力负荷受多种环境因素影响,尤其是气象条件,且负荷曲线通常表现出基于日、周、月等周期性。因此在短期负荷预测任务中,需要特别考虑天气情况和日期类型等外在因素特征对台区用电负荷的影响。基于对负荷影响的重要程度和数据可获得性,本文选择了包括预测目标日期的预报最高气温、预报最低气温、预报平均气温、前一日平均气温、湿度、降水量、天气状况(包括晴、多云、阴、阵雨等10种天气类型)、日期类型(星期几)及月份共9项特征作为模型的备选输入,输出为短期负荷功率预测值。

1.2 环境特征降维

在低压台区负荷预测中,随着输入特征变量的增加,问题的复杂性和计算需求也随之上升。为了在保持预测性能的同时减少特征冗余,本文采用了主成分分析(principal components analysis, PCA)方法进行特征降维。PCA是一种高效的多元统计分析技术,通过线性变换将原始变量转换为一组新的、不相关的变量,其能够最大程度地保留原始数据信息,同时减少变量间相关性。

利用PCA方法对9项外在因素特征进行数据降维的具体步骤如下。

(1) 步骤1:用 X 表示具有 m 个负荷数据样本的9个影响因素的输入变量数据集,即 $X = [X_1, X_2, \dots, X_9]$,

其中 $X_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}]^T$, 则 X 的协方差矩阵可表示为

$$S = \sum (s_{ij})_{9 \times 9} \quad (1)$$

其中

$$s_{ij} = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (x_{ki} - \bar{X}_i)(x_{kj} - \bar{X}_j) \quad (2)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, 9$; $j = 1, 2, \dots, 9$; $\bar{X}$ 为 X 的平均值。

(2) 步骤2: 计算 S 的特征值及对应的正交化单位特征向量, 并将9个影响因素依据特征值按照由大到小的顺序重新排列, 得到新的特征值排序 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_9$ 和特征向量排序 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_9$ 。

(3) 步骤3: 计算第 r 个输入变量的方差贡献率 η_r 和累计方差贡献率 $\eta_{\Sigma}(r)$ 分别为

$$\eta_r = \frac{\lambda_r}{\sum_{i=1}^9 \lambda_i} \quad (3)$$

$$\eta_{\Sigma}(r) = \sum_{i=1}^r \eta_i \quad (4)$$

当输入前 r 个影响因素, 其累积方差贡献率已超过85%时, 可认定其包含输入变量数据集中的大部分信息, 即为主成分。此时, 特征降维过程得以完成, 所得的主成分特征数据集即为特征降维结果。

2 负荷辨识方法

2.1 负荷辨识算法流程

本算法通过分析台区负荷总功率数据和外在因素特征数据, 辨识出工业、商业及居民等分项负荷, 具体流程如图2所示。首先对台区总功率数据进行归一化处理, 得到台区标准化数据, 然后利用PCA对外在因素特征数据得到主成分特征数据, 最后将两个数据集分别输入至训练好的负荷特征提

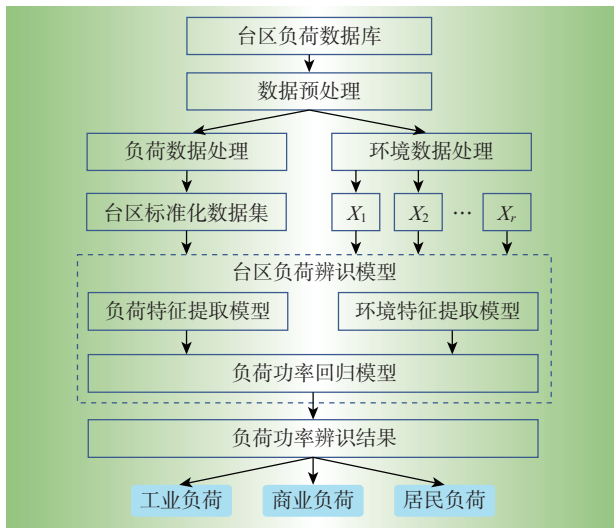


图2 台区负荷辨识流程

Fig. 2 Flow of load identification in distribution area

取模型和环境特征提取模型, 所得的负荷特征和环境特征进行特征融合并输入至负荷功率回归模型, 从而得到工业、商业以及居民负荷功率辨识数据, 为接下来的台区负荷预测提供数据基础, 其中负荷特征提取和功率回归模型参考经典的负荷辨识Seq2point模型, 该模型由5层卷积神经网络层和1层全连接层构成, 在负荷特征提取方面具有显著的优势。

2.2 负荷辨识模型结构

考虑到配电台区负荷总功率和分项功率的关联关系, 为了准确辨识配电台区多种负荷的运行功率, 本文所设计的台区负荷功率辨识CNN模型以某时间段内一定长度的(等效)总功率数据时间序列为输入, 以对应时段内目标负荷的功率数据时间序列为输出。在所提的台区负荷辨识CNN模型中, 首先分别将负荷标准化数据和环境主成分数据进行预处理作为输入层, 然后利用5层卷积神经网络来充分提取目标负荷的时序特征和局部特征, 同时利用2层卷积神经网络提取外在环境的时序特征和局部特征, 最后输入全连接层转化为全局特征得到多种负荷的功率辨识结果, 模型结构如图3所示。按照功能和结构可划分为4层, 具体如下。

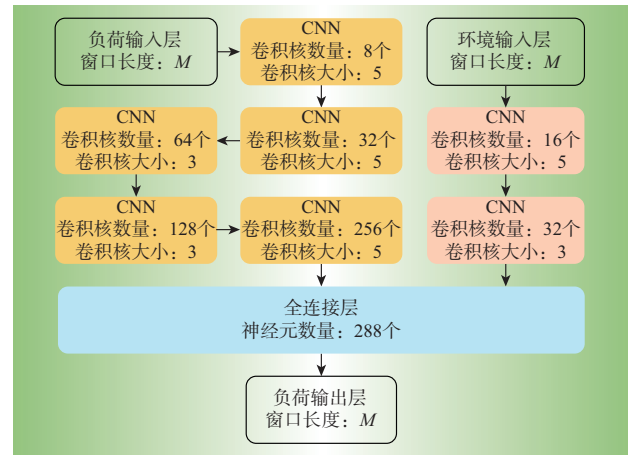


图3 台区负荷辨识模型结构

Fig. 3 Architecture of load identification model

(1) 输入层: 对台区总功率标准数据集和环境主成分数据集进行降噪处理以提升网络性能;

(2) CNN层: CNN层是一个特征抽取与映射过程, 通过将序列数据转化为数字矩阵, 按照一定的步长对数字矩阵数组进行卷积操作, 得到卷积特征, 通过神经元逐层映射输出有效特征。这里, 负荷特征提取模型的CNN层共有5层, 其中前两层卷积核大小为5, 后3层卷积核大小为3, 卷积核数量分别为8、32、64、128和256个, 而环境特征提取模型的CNN层只有2层, 其中卷积核大小分别为5和3, 卷积核的数量分别为16和32个;

(3) 全连接层:将所有的特征转化为全局特征,该层共有288个神经元;

(4) 输出层:输出与输入数据等长的目标负荷功率辨识结果。

3 负荷预测方法

本算法的目标是根据辨识出的工业负荷、商业负荷和居民负荷,结合外在因素特征数据对各分项负荷分别进行预测,将预测结果叠加得到最终台区负荷预测结果,具体流程如图4所示。具体实施时,利用定窗长滑窗数方式从各分项负荷辨识结果时序信号中截取功率子序列,以目标分项负荷未来功率时间序列中对应窗口内的功率子序列作为输出,完成模型训练。窗长 M 和负荷辨识模型中设置一致。

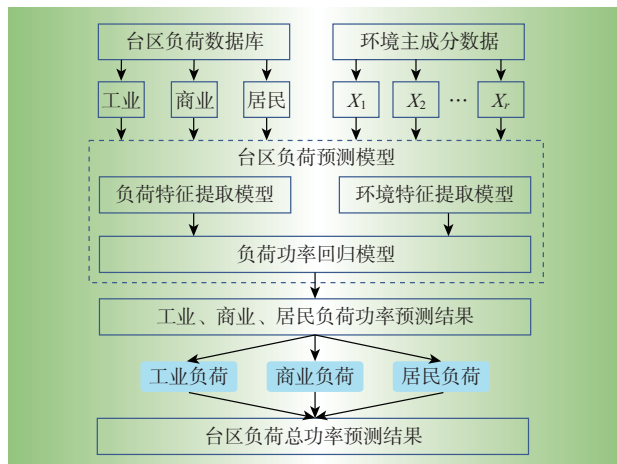


图4 台区负荷预测流程

Fig. 4 Flow of the load forecasting

在所提的台区负荷预测模型中,首先将台区各分项负荷辨识数据和环境主成分数据进行预处理作为输入层,然后利用5层卷积神经网络来充分提取目标负荷的时序特征和局部特征,同时利用2层卷积神经网络提取外在环境的时序特征和局部特征,最后输入全连接层转化为全局特征得到多种负荷的功率预测结果,模型结构如图5所示。按照功能和结构可划分为5层,具体如下。

(1) 输入层:对台区分项负荷功率辨识数据和环境主成分数据集进行降噪处理以提升网络性能;

(2) CNN层:分为负荷特征提取模型和环境特征提取网络模型。负荷特征提取模型共有5层,前两层卷积核大小为5而后3层卷积核大小为3,卷积核数量分别为8、32、128、64和64个,而环境特征提取模型的CNN层只有2层,其中卷积核大小分别为5和3,卷积核的数量分别为32和64个;

(3) BiGRU层:BiGRU由两个信息传递相反的

GRU构成,其中第一层按时间顺序传递信息,第二层按时间逆序传递信息,不仅能利用到过去的信息,还能捕捉到后续的信息,可有效负荷历史和未来的特征变化,提高了网络性能;

(4) 全连接层:构建全局特征,该层共有128个神经元;

(5) 输出层:输出与输入数据等长的目标负荷运行功率预测结果。

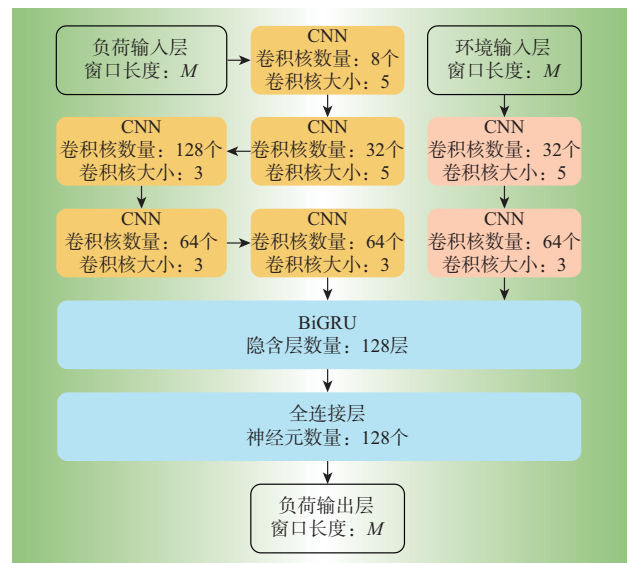


图5 台区负荷预测模型结构

Fig. 5 Architecture of load forecasting model

4 算例分析

4.1 实验数据与评价指标

本文实验数据来自中国某低压台区,包含工业、商业以及居民3种用户类型,数据包含2019—2020年期间总负荷功率、分项负荷功率、气温、湿度、降水量、天气状况,采样间隔为1 min。实验阶段,数据集被划分为训练集、验证集和测试集,比例为3:1:1,以确保模型的有效性和泛化能力。为了评估辨识和预测算法的性能,本文采用了常用的预测评价指标:均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE),计算方法如式(5)和式(6),为算法性能验证提供了客观衡量标准。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (f_i - y_i)^2} \quad (5)$$

$$M_{APE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (6)$$

式中: m 为训练集总容量; f_i 为预测值; y_i 为真实值。 R_{MSE} 和 M_{APE} 均反映了预测值和真实值的差异程度,但两者衡量预测准确性的侧重点有所不同。

4.2 实验结果分析

本节中展示了Seq2point与WindowsGRU的负荷辨识结果对比,以及PCA特征降维对BiGRU在负荷预测表现上的影响,其目的是展示不同模型在处理负荷数据时的优势和局限性,进而验证本文方法在提高负荷预测准确性方面的有效性。

基于PCA方法提取台区总负荷影响因素主成分后的结果如表1所示,其中主成分的前3名累计方差贡献率总计达到86.32%,表明这3个主成分已经涵盖了负荷影响因素的绝大部分信息。在这3个主成分中,权重系数最高的外在因素特征依次为预报平均温度、日期类型和预报天气状况,具体数值分别是33.89%、27.16%和25.27%。相比于将全部外在因素特征输入模型,仅利用3个代表性特征作为模型的补充输入,不仅可以保存足够多的外在环境特征信息,而且可以极大程度地减少模型的计算量。平均温度是台区总负荷的主要影响因素,与之相关的设备以用户内部的空调为主;日期类型以工作日和非工作日为主,从而使台区总负荷的波动具有周期性;天气状况则通过改变台区用户的用电行为影响台区负荷功率。

表1 主成分提取结果

Table 1 Principal component extraction results

主成分	特征值	方差贡献率/%
1	9.763	33.89
2	7.449	27.16
3	4.331	25.27

面向工业、商业以及居民3类用户,将本文所提负荷辨识模型与Seq2point模型和WindowsGRU模型进行对比,超参数设置为相同值,迭代次数为500次,学习率为0.001,3种负荷辨识模型的性能指标评价结果如表2所示。根据表2所示,本文所提辨识模型的准确率最高,与Seq2point模型相比, R_{MSE} 平均降低1.8 kW, M_{APE} 平均降低2.5%,整体辨识效

表2 负荷辨识结果对比

Table 2 Comparison of load identification results

负荷类型	模型及指标	R_{MSE} /kW	M_{APE} /%
工业负荷	WindowsGRU	18.3	21.4
	Seq2point	16.2	18.6
	本文方法	13.9	14.7
商业负荷	WindowsGRU	15.6	17.6
	Seq2point	13.9	12.7
	本文方法	12.2	10.3
居民负荷	WindowsGRU	9.7	12.4
	Seq2point	7.5	10.1
	本文方法	6.0	8.7

果相比于Seq2point模型和WindowsGRU模型有明显的提升,这主要得益于平均温度、日期类型以及天气状况3个外界环境特征,经过特征融合后有效挖掘了台区各分项负荷功率和外界环境因素的内在规律,从而使各分项负荷辨识结果接近真实的负荷功率。

本文所提负荷功率预测方法以负荷辨识结果为基础,同时结合预报平均温度、日期类型和预报天气状况3个外界环境因素进行特征融合,从而实现未来各分项负荷的功率预测。在此实验中,本文选取的对比模型是负荷预测领域中常用的BiLSTM、BiGRU以及PCA+BiLSTM模型,其中所有模型超参数均与上文设置一致,4种不同负荷预测模型的平均性能指标评价结果如表3结果所示。根据表3可知,本文提出的预测方法在两种评价指标上均表现出色,与PCA+BiLSTM模型相比,实现了3种台区负荷 R_{MSE} 平均降低1.2 kW, M_{APE} 平均降低1.8%。一方面,PCA-BiLSTM相较于BiLSTM结果有明显提升,从而验证了PCA可以有效提取各分项负荷的关键特征且充分挖掘其内在规律。另一方面,本文的方法相较于PCA-BiLSTM在台区总负荷的 R_{MSE} 指标降低了0.8 kW,在 M_{APE} 指标上降低了约2.1%,这表明BiGRU在各分项负荷的功率预测方面具有更好的性能,可以有效降低功率预测误差。

表3 负荷预测结果对比

Table 3 Comparison of load prediction results

负荷类型	模型及指标	R_{MSE} /kW	M_{APE} /%
工业负荷	BiLSTM	20.3	25.8
	BiGRU	18.7	23.6
	PCA+BiLSTM	15.9	21.3
	本文方法	14.1	19.4
商业负荷	BiLSTM	18.2	22.9
	BiGRU	16.8	21.0
	PCA+BiLSTM	14.7	19.2
	本文方法	13.4	18.3
居民负荷	BiLSTM	12.7	15.3
	BiGRU	11.8	14.7
	PCA+BiLSTM	10.2	13.1
	本文方法	9.6	10.5
总负荷	BiLSTM	16.4	16.8
	BiGRU	15.3	15.4
	PCA+BiLSTM	13.1	13.9
	本文方法	12.3	11.8

5 结束语

针对配电台区负荷预测精度不足的问题,本文深入考虑了外在环境因素对负荷的影响,首先通过PCA提取关键环境因素主成分,捕捉了影响负荷的

关键信息,然后结合台区总负荷数据对工业、商业和居民用户3种负荷类型进行精确辨识,并根据辨识结果进行短期负荷预测,最后通过累加分项负荷数据得到配电台区总负荷预测结果。相较于对比的方法模型,本文提出的方法不仅能够精细化辨识台区各分项负荷的功率,而且可以根据辨识结果显著提升台区负荷预测的准确度,使预测结果更加贴近真实台区负荷的变化过程,有力支撑台区配电网的态势感知及预测,确保电力系统的安全可靠运行。D

参考文献:

- [1] 李坤,周来,张勇军,等.基于量测数据质量的低压台区拓扑识别结果可信度评价[J].电力系统自动化,2021,45(17):99-107.
LI Kun, ZHOU Lai, ZHANG Yongjun, et al. Credibility evaluation of topology identification results in low-voltage distribution network based on quality of measured data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(17):99-107.
- [2] 康重庆,夏清,张伯明.电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J].电力系统自动化,2004,28(17):1-11.
KANG Chongqing, XIA Qing, ZHANG Boming. Review of power system load forecasting and its deveoment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17):1-11.
- [3] 李芬,李雨欣,王亚维,等.考虑屋顶光伏热效应的短期净负荷预测[J].电力系统自动化,2025,49(9):146-156.
LI Fen, LI Yuxin, WANG Yawei, et al. Short-term net load forecasting considering thermal effect of rooftop photovoltaic[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(9):146-156.
- [4] 陈振宇,刘金波,李晨,等.基于LSTM与XGBoost组合模型的超短期电力负荷预测[J].电网技术,2020,44(2):614-620.
CHEN Zhenyu, LIU Jinbo, LI Chen, et al. Ultra short-term power load forecasting based on combined LSTM-XGBoost model[J]. Power System Technology, 2020, 44(2):614-620.
- [5] 许世欣,李雯婷,彭道刚,等.基于二次模态分解与Informer-BiLSTM的电力负荷预测[J].浙江电力,2025,44(10):55-68.
XU Shixin, LI Wenting, PENG Daogang, et al. Power load forecasting based on SMD-Informer-BiLSTM[J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(10):55-68.
- [6] WANG B, TAI N, ZHAI H, et al. A new ARMAX model based on evolutionary algorithm and particle swarm optimization for short-term load forecasting [J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(10):1 679-1 685.
- [7] 乔占俊.基于Census X12-SARIMA模型的中长期负荷预测[J].电力系统及其自动化学报,2014,26(1):34-38.
QIAO Zhanjun. Medium and long-term load forecasting based on Census X12-SARIMA model[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(1):34-38.
- [8] WU Y C, CHENG Z Y, LI M. Mid-long term system structure forecasting of power consumption based on grey derived model[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services(GSIS). Macao, China, 2013:142-146.
- [9] 孙晓璐,肖先勇,尹星露,等.基于模型有效度的地区电网母线负荷组合预测与系统实现[J].电力自动化设备,2014,34(12):106-110.
SUN Xiaolu, XIAO Xianyong, YIN Xinglu, et al. Combination forecasting based on model availability for district network bus loads and its system implementation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(12):106-110.
- [10] 李加文,孙永辉,王森,等.计及异常场景数据缺失的负荷超短期预测[J].电力系统自动化,2025,49(15):133-143.
LI Jiawen, SUN Yonghui, WANG Sen, et al. Ultra-short-term load forecasting considering missing data in anomalous scenarios [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(15):133-143.
- [11] SHARMA S, MAJUMDAR A, ELVIRA V, et al. Blind Kalman filtering for short-term load forecasting [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6):4 916-4 919.
- [12] 习伟,蔡田田,张镇,等.融合多元影响因素的配电台区BiLSTM负荷预测方法[J].天津大学学报,2023,56(11):1 205-1 216.
XI Wei, CAI Tiantian, ZHANG Zhen, et al. BiLSTM load forecasting method for transformer districts integrated with multiple influencing factors[J]. Journal of Tianjin University, 2023, 56(11):1 205-1 216.
- [13] 黄文思,陆鑫,陈婧,等.基于深度回归森林的短期电力负荷预测[J].电气自动化,2023,45(1):18-20,25.
HUANG Wensi, LU Xin, CHEN Jing, et al. Short-term electrical load forecasting based on deep regression forest[J]. Electrical Automation, 2023, 45(1):18-20, 25.
- [14] 赵一鸣,吉月辉,刘俊杰,等.基于EMD-IPSO-LSTM模型的短期电力负荷预测[J].国外电子测量技术,2023,42(1):132-137.
ZHAO Yiming, JI Yuehui, LIU Junjie, et al. Short term power load forecasting based on EMD-IPSO-LSTMmodel[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1):132-137.
- [15] 方磊,楚成博,何映虹,等.基于自适应辛几何模态分解-多元线性回归-卷积长短时记忆的台区电力负荷预测[J].现代电力,2023,38.
FANG Lei, CHU Chengbo, HE Yinghong, et al. Power load forecasting in station areas based on ASGMD-MLR-CLSTM[J]. Modern Electric Power, 2023, 38.
- [16] WU K, WU J, FENG L, et al. An attention-based CNN-LSTM-BiLSTM model for short-term electric load forecasting in integrated energy system [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2021, 31(1):e12 637.
- [17] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceed of the IEEE, 1992, 80(12):1 870-1 891.

作者简介:

吴涵(1985),男,福建福州人,硕士,高级工程师,主要研究方向为储能与微电网、电网防灾减灾、配电网自愈控制;

林建利(1996),男,福建福州人,硕士,主要研究方向为智能配电台区实用化提升。

(责任编辑 水 鹤 崔素媛)