

基于数据驱动时空网络的城市中长期电力负荷预测

孙庆超¹, 李嘉靓¹, 江万里¹, 王若愚¹, 李植鹏¹, 胡亚荣¹, 朱健斌²

(1. 深圳供电局有限公司, 广东 深圳 518000; 2. 广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 为了保障城市电网规划质量和做好电力电量平衡, 准确的中长期电力负荷预测变得尤为重要。针对现有方法在利用城市区域间空间关联性方面的不足, 提出了一种基于动态时间规整 (dynamic time warping, DTW) 和时空注意力图卷积 (spatio-temporal attention graph convolution, ASTGCN) 的预测方法。首先, 通过深入分析目标城市各区域间的相关性, 建立了耦合关系; 其次, 利用 DTW 算法构建邻接矩阵, 捕捉城市各区域间的时空相关性; 然后, 应用 ASTGCN 模型预测各区域的负荷, 以捕捉负荷的时空特征; 最后, 通过合并各区域的预测结果, 得到整体的城市预测负荷。实验结果表明: 所提方法能够更全面地捕捉城市中的时空关系, 显著提高中长期负荷预测精度。

关键词: 中长期负荷预测; 相关性分析; 时空图卷积网络

DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202406064

0 引言

城市作为现代社会和经济发展的中心, 对于能源供应和电力系统的稳定运行提出了高要求^[1-6]。然而, 由于城市电力系统的复杂性和不确定性, 准确地预测中长期电力负荷成为一个具有挑战性的问题^[7-14]。因此, 中长期城市电力负荷预测在电力系统规划、运行和调度中起着至关重要的作用。

目前, 负荷预测方法主要有灰色预测法、时间序列预测方法和深度学习智能预测方法。文献^[15]利用时间分解技术解决当前中远期负荷预测时间尺度过大、预测精度有限的问题。文献^[16]针对中长期电力负荷序列噪声含量高、难以直接提取序列周期规律从而影响预测精度的问题, 提出了一种基于完全自适应噪声集合经验模态分解和奇异谱分析双重分解的网络预测模型。但文献^[15-16]仅仅考虑了时间层面上的电力负荷, 城市中不同区域的电力负荷特征可能存在显著差异。近年来, 图网络算法因其在捕捉复杂网络结构和动态性方面的优势, 在电力系统分析中显示出巨大的潜力。为此, 文献^[17]建立电力地理信

息系统 (geographic information system, GIS), 在电力 GIS 中生成元胞, 进行计及元胞发展程度的空间负荷预测。文献^[18]采用元胞自动机模拟城市土地利用的逐年发展过程进而进行城市配电网空间负荷预测。文献^[19]使用擅长处理空间关系的图网络对短期负荷进行预测。尽管已有研究开始探索图网络在电力负荷预测中的应用, 但探讨尚显不足。特别是时空注意力机制在图网络中结合使用的研究还相对较少, 而这正是提高预测精度的关键因素之一。文献^[20]提出一种基于多维、多源特征的区域级负荷超短期时空预测模型。文献^[21]解决了传统负荷预测方法存在无法实现多用户共同预测的问题。

在城市中长期电力负荷预测的研究领域, 现有文献普遍忽视了负荷数据的时空特性, 导致预测模型无法准确反映城市电力系统的真实动态。时空注意力图卷积 (spatio-temporal attention graph convolution, ASTGCN) 可强调对当前预测最为重要的时间点和空间区域。针对现有研究的这些缺陷, 本文提出了一种创新的预测方法, 该方法充分考虑了城市多市区因素, 并能捕捉电力负荷数据的时空动态特性, 采用了动态时间规整 (dynamic time warping, DTW) 算法来构建邻接矩阵, 挖掘并强化了各市区间电力负荷的内在联系, 实现了对整个城市电力负荷的高准确度预测。

收稿日期: 2024-06-19; 修回日期: 2024-12-02。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62276068)。

1 DTW-ASTGCN 模型

本研究从皮尔逊 (Pearson) 相关系数、斯皮尔曼 (Spearman) 等级相关系数和肯德尔 (Kendall) 等级相关系数等角度分析各市区电力负荷之间的相关性。Pearson 相关系数可以参考文献 [22]。Spearman 相关系数通过基于两个变量秩大小的线性相关分析, 量化了变量之间的单调相关性, 具体可以参考文献 [23]。Kendall 相关系数是另一个用于评估变量间一般相关性的秩相关系数, 具体可以参考文献 [24]。

3 个相关系数分别从线性、单调和一般相关的角度分析了输入的相关性。本文利用市区之间的信息搭建图矩阵, 将各市区电力负荷编织成网。

在中长期负荷预测中, 不同市区之间的电力负荷时间序列可能存在非线性和不同步性, 即它们的负荷变化模式可能在不同时间点发生, 但仍然具有相似性。DTW 算法能够通过动态调整时间序列的对齐方式, 最佳匹配路径, 从而捕捉它们之间的相似性。传统图网络的邻接矩阵一般采用节点之间实际地理距离, 但实际情况中, 地理位置因素影响往往不会明显地体现在表面, 而需要更深层地挖掘节点之间的隐含信息, 本文采用 DTW 算法取替地理位置。

城市电网本质是一个复杂的图结构, 每个市区都可看作是图的一个节点。这些市区之间的相互作用和依赖关系形成了复杂的网络结构, 而图网络正是处理这种复杂网络结构的有效工具, 利用节点之间的连接关系传递信息和提取特征。本文采用基于切比雪夫多项式近似的图卷积学习拓扑特征, 并在每个时间切片上采用图卷积直接处理输入, 如图 1 所示。

城市电力负荷预测是一个复杂的任务, 因为

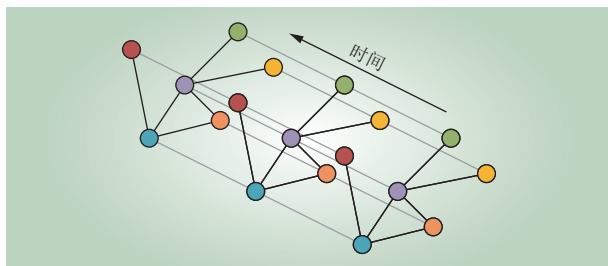


图 1 时空图卷积的结构

Fig. 1 Structure of spatio-temporal graph convolution

它不仅受到时间序列数据的影响, 还受到空间分布数据的影响。图网络能够处理电网的拓扑结构和节点间的相互作用, 而时空注意力机制则能够捕捉到时间和空间上的重要特征和它们之间的依赖关系。

在城市电力负荷预测中, 图卷积和时空注意力的组合使用能够同时捕获城市电网的拓扑结构、市区间的相互关系以及时间和空间上的重要特征, 从而提高预测的准确性和鲁棒性。图卷积负责处理电网的图结构, 捕捉市区间的依赖关系, 而时空注意力则能够动态地强调对预测结果影响最大的时间点和空间节点, 两者结合可以使模型更加全面和深入地理解电力负荷的变化规律。

在提出的模型中, 时间-空间注意力机制与图卷积网络的结合是实现高精度预测的核心。具体而言, 图卷积网络首先利用 DTW 算法构建的邻接矩阵来捕捉城市各区域间的时空相关性, 而时间-空间注意力机制则在此基础上进一步细化模型的预测能力。通过时间注意力, 模型能够识别出在预测中起决定性作用的时间序列特征; 通过空间注意力, 模型能够突出那些在空间分布上对负荷预测影响最大的区域。这种双重注意力机制的引入, 使得 DTW-ASTGCN 模型在处理复杂的城市电力负荷数据时, 能够更加精确地模拟负荷的时空动态。

本文提出的 DTW-ASTGCN 模型如图 2 所示,

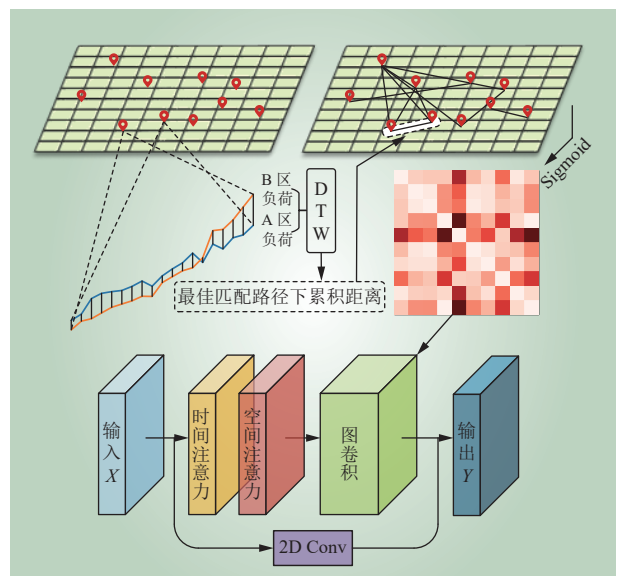


图 2 DTW-ASTGCN 预测模型

Fig. 2 DTW-ASTGCN prediction model

DTW-ASTGCN 预测模型是一个综合了动态时间规整算法和图卷积网络的先进框架，专门设计用于捕捉城市电力负荷的时空动态特性。模型首先通过 DTW 算法分析不同市区的电力负荷时间序列，寻找最佳匹配路径，并将这些路径的累积距离转化为邻接矩阵，为图卷积网络提供空间关系信息。接着，图卷积层利用这个邻接矩阵来模拟城市电网的拓扑结构，同时时间注意力和空间注意力模块分别对时间序列和空间分布的特征进行加权，以突出对预测最为关键的时间点和区域。这些注意力模块的权重通过 softmax 函数进行归一化，确保了模型在不同时间步长和空间位置上的平衡。最后，模型通过残差连接整合这些信息，输出对每个市区未来负荷的精细预测，并将其合并以形成整个城市的电力负荷预测。这一过程不仅增强了模型对复杂时空特征的捕捉能力，而且通过多市区耦合预测，显著提升了整体预测的准确性和鲁棒性。

2 实验过程及参数确定

本研究的样本数据集由某城市 2005—2023 年的电力负荷记录和相关影响因素组成。这些样本包括了每个区在不同时间点的实测最高电力负荷值，以及与之相关的外部因素 GDP。样本数据以年为采样周期收集，并经过了必要的清洗和归一化处理，以消除量纲的影响并提高模型训练的效果。样本集被划分为训练集（2005—2020 年数据）和测试集（2020—2023 年数据），以确保模型在历史数据上进行充分训练，并在近期数据上进行有效验证和测试。如图 3 电力负荷曲线所示，各区的电力负荷都呈现出逐年上升的趋势。

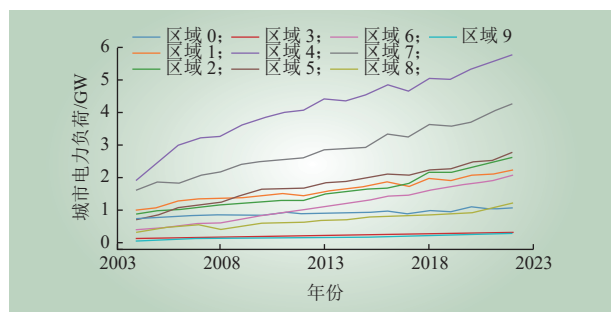


图 3 不同区的电力负荷曲线

Fig. 3 Power load curves in different regions

势，能够捕捉到随时间增长的负荷模式，并模拟其在电网中的传播和影响，这有助于理解区域间的相互依赖性。

本文中所有实验的仿真平台采用 Intel i5-12490F CPU 芯片和 Nvidia GTX4060，所有实验均在基于 Windows 操作系统的 python 3.8 环境下完成，预测任务为单步预测、两步预测和三步预测，即提前预测未来 1 年、2 年和 3 年的城市电力负荷总值。

特征向量中的不同特征往往具有不同的量纲和量纲单位，这样的情况会影响到数据分析的结果，为了消除指标之间的量纲影响，需要进行数据归一化处理，以解决数据指标之间的可比性。归一化的公式为

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中： x' 为归一化后的值； x 为原始数据； x_{\min} 、 x_{\max} 分别为数据的最小值和最大值。

本文在训练和预测的过程中，采用滚动预测模式，即通过选择一个时间步长 T 作为滑动窗口，以 $0 \sim T$ 时间段的数据作为输入特征，预测出第 $T+1$ 的输出结果，再将窗口往后移动一个时间点，以 $1 \sim T+1$ 时间段的数据作为输入特征，预测第 $T+2$ 的输出结果，以此类推。

本文用 E_{MA} 、 E_{RMS} 、 E_{MAP} 来分别表示平均绝对误差（mean absolute error, MAE）、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），以评价模型对电力负荷的预测效果，指标的定义式为

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

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i(t) - y_i(t)| \quad (3)$$

$$E_{MAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{y}(i) - y(i)}{y(i)} \right| \times 100\% \quad (4)$$

式中： n 为数据样本个数； $\hat{y}_i(t)$ 为 t 时刻预测值； $y_i(t)$ 为 t 时刻对应 $\hat{y}_i(t)$ 的真实值。

为了确保实验结果的公正性和可比性，对所有对比算法进行了细致的参数调优。图神经网络参数统一为切比雪夫多项式的阶数 $K=3$ 、时间卷积维度为 32。

3 算例分析

在本案例中，对比不同相关性度量方法构建邻接矩阵的预测结果，分别为皮尔逊相关系数、余弦相似性、肯德尔等级相关系数和动态时间规整距离，如图4所示，动态时间规整算法相比于皮尔逊相关系数、余弦相似性和肯德尔等级相关系数，在单步预测、两步预测以及三步预测的对比实验均有最小的误差，DTW在处理电力负荷时间序列数据时具有明显的优势。

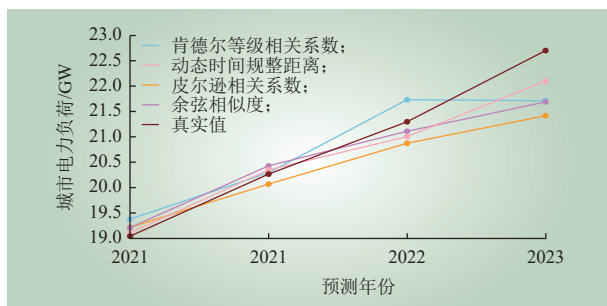


图4 不同相关性度量方法的预测曲线对比
Fig. 4 Comparison of prediction curves of different correlation measurement methods

在城市电力负荷预测中，不同时间序列的电力负荷数据可能存在波动，其趋势和模式可能在不同时间段内有所变化，DTW能够有效地找到两个序列之间的最佳匹配路径，从而捕捉到它们之间的相似性。余弦相似性、肯德尔等级相关系数和皮尔逊相关系数是传统的相似性度量方法，它们在处理线性关系和时间序列的同步变化时效果较好，但在处理非线性或非同步的时间序列时可能效果不佳。电力负荷数据往往受到多种复杂因素的影响，如人口、经济发展等，这些因素可能导致电力负荷时间序列之间存在非线性关系和非同步变化。因此，DTW相比其他传统方法在捕捉电力负荷时间序列之间的复杂关系方面具有优势。

本案例选取常用的4种神经网络预测模型作为所提出的模型的对比模型，包括反向传播（back propagation, BP）、长短时记忆（long short-term memory, LSTM）、图卷积网络（graph convolutional networks, GCN）、时空图卷积（spatio-temporal graph convolution, STGCN）。BP算法是一种训练神经网络的常用算法，它通过反向传播

误差来更新网络的权重。LSTM网络是一种特殊的循环神经网络，它能够学习长期依赖信息。对于BP神经网络和LSTM神经网络，设置了隐含层为2层，神经元个数为64，输出层的激活函数采用Sigmoid，损失函数为MSELoss，并采用了Adam优化器来优化网络的训练过程，学习率为0.001。GCN是一种针对图结构数据的神经网络模型，其通过在图上定义卷积操作来学习节点的表示。STGCN是一种结合了空间和时间信息的图卷积网络，专门用于处理时空图数据，STGCN通过在图结构上同时建模空间依赖和时间动态来捕捉复杂的时空关系。中长期负荷预测模型对比如图5所示。

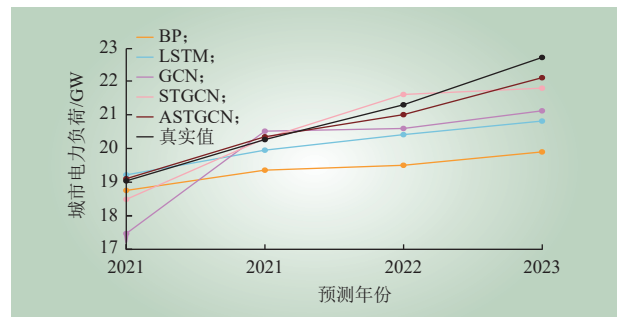


图5 不同预测模型的预测曲线对比
Fig. 5 Comparison of prediction curves of different models

在不利用负荷时间信息和市区空间信息的情况下，BP模型很难准确地预测电力负荷。LSTM在训练过程中捕捉到时间序列数据中的长期依赖关系，而GCN能收集邻接矩阵中不同市区之间的负荷关系，相比BP模型都具有显著的提升。擅长处理时间信息和空间信息的STGCN则很好地集合并了两者的特点。注意力机制使得模型能够更加灵活地学习和适应电力负荷的复杂变化，因此，在STGCN的基础上引入注意力机制来实现提高预测的准确性和鲁棒性。

为了深入展示基于城市分区的组合预测方法的优势，采用案例中的图神经网络预测模型作为评估模型，分别展示各分区预测性能。中长期负荷预测模型对比如图6~8所示。

图6~8展示了各区在图网络的耦合处理下的MAE、RMSE、MAPE指标，其中ASTGCN预测在多数市区均展现出更低的预测误差。模型中集成的图卷积网络能够深入挖掘城市电网的复杂时

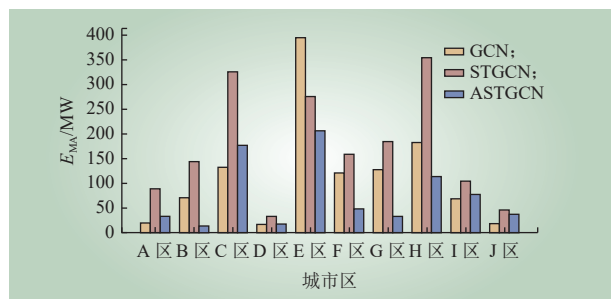


图 6 不同地区的预测误差 MAE 比较

Fig. 6 Prediction error MAE comparison in different regions

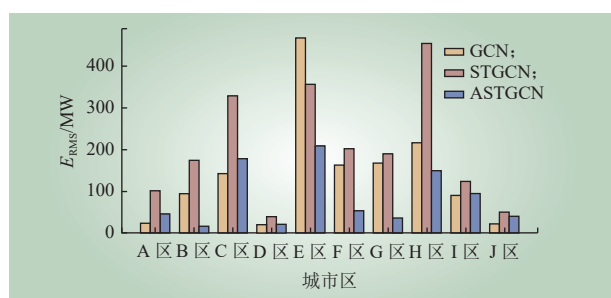


图 7 不同地区的预测误差 RMSE 比较

Fig. 7 Prediction error RMSE comparison in different regions

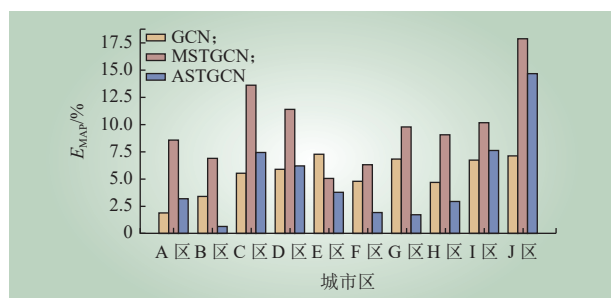


图 8 不同地区的预测误差 MAPE 比较

Fig. 8 Prediction error MAPE comparison in different regions

空结构，而创新的注意力机制则赋予了模型自适应聚焦关键信息的能力。通过 DTW 算法优化的邻接矩阵，模型能够精确捕捉区域间的非线性耦合关系。此外，残差连接的引入有效缓解了深层网络训练中的梯度问题，而细致的参数调优和正则化策略则进一步提升了模型的泛化性和鲁棒性。这些因素共同作用，使得 ASTGCN 模型在大部分区域的电力负荷预测任务中均能取得最佳性能。结果表明，基于 ASTGCN 模型中的注意力机制在提高整体预测精度方面尤为有效。

4 结论

中长期电力负荷预测对于高质量城市电网规划具有举足轻重的意义。为此，本文提出了基于 DTW-ASTGCN 的城市中长期电力负荷预测模型。该模型融合了 DTW 算法与 ASTGCN 模型各自的独特优势，实现了对城市中长期电力负荷复杂时空特征和区域间耦合关系的精准捕捉。

1) DTW 和 ASTGCN 的有机结合，不仅提升了预测的精度，还显著增强了模型的适应性。

2) 与传统的预测方法相比，本模型在预测精度上有了显著提升。

3) 本模型不仅在方法上具有创新性，而且在实际中也展现出巨大的应用前景和实用价值，未来可结合强化学习、迁移学习等其他前沿机器学习方法，进一步提高模型的鲁棒性与预测精度。

参考文献：

- [1] 吴桐, 惠红勋, 张洪财. 商业建筑空调系统参与城市电网负荷调控综述 [J]. 中国电力, 2023, 56(7): 1-11.
WU Tong, HUI Hongxun, ZHANG Hongcai. Review of commercial air conditioners for participating in urban grid regulation[J]. Electric Power, 2023, 56(7): 1-11.
- [2] 王新刚, 赵舫, 朱文君. 基于综合能源计量数据的区域用能特性分析 [J]. 中国电力, 2022, 55(9): 140-145.
WANG Xingang, ZHAO Fang, ZHU Wenjun. Pattern analysis of regional energy consumption based on integrated energy measurement data[J]. Electric Power, 2022, 55(9): 140-145.
- [3] 岳付昌, 刘晗, 苏晓东, 等. 考虑负荷侧电能替代的区域配电网碳溯源方法 [J]. 广东电力, 2024, 37(2): 47-55.
YUE Fuchang, LIU Han, SU Xiaodong, et al. Carbon tracing method for regional distribution networks considering load side electricity substitution[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(2): 47-55.
- [4] 王坤, 李树旭, 李俊杰, 等. 促进用户负荷特性优化的分时电价机制设计方法 [J]. 山东电力技术, 2024, 51(4): 36-46.
WANG Kun, LI Shuxu, LI Junjie, et al. Design method for time-of-use tariff mechanism to promote user load characteristics optimization[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(4): 36-46.
- [5] 盖超, 张凯, 陈佳, 等. 考虑需求响应的典型场景综合能源系统规划研究 [J]. 山东电力技术, 2023, 50(11): 75-86.
GAI Chao, ZHANG Kai, CHEN Jia, et al. Research on the planning

- for integrated energy system planning of typical scenarios considering demand response[J]. *Shandong Electric Power*, 2023, 50(11): 75–86.
- [6] 许青, 张龄之, 梁琛, 等. 基于联合时序场景和改进 TCN 的高比例新能源电网负荷预测 [J]. *广东电力*, 2024, 37(1): 1–7.
XU Qing, ZHANG Lingzhi, LIANG Chen, *et al.* Short-term load forecasting for power system with high proportion new energy based on joint sequential scenario and improved TCN[J]. *Guangdong Electric Power*, 2024, 37(1): 1–7.
- [7] 马永翔, 韩子悦, 闫群民, 等. 考虑电动汽车充电负荷及储能寿命的充电站储能容量配置优化 [J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(4): 92–101.
MA Yongxiang, HAN Ziyue, YAN Qunmin, *et al.* Optimization of storage capacity allocation at charging stations considering EV charging load and storage lifetime[J]. *Power System and Clean Energy*, 2024, 40(4): 92–101.
- [8] 邢海青, 郭瑞峰, 杨浙川, 等. 基于数据扩充与无阈值递归图的非侵入式负荷识别方法 [J]. *浙江电力*, 2024, 43(6): 88–100.
XING Haiqing, GUO Ruifeng, YANG Zhechuan, *et al.* A non-intrusive load identification method based on data augmentation and threshold-free recurrence plot[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(6): 88–100.
- [9] 李灏恩, 姜雨萌, 戚宇辰, 等. 碳中和目标下电力需求预测体系构建及华东区域电力需求发展趋势研究 [J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(2): 30–36.
LI Haoen, JIANG Yumeng, QI Yuchen, *et al.* A study on the construction of the power demand forecasting system under carbon neutrality goal and the development trend of power demand in East China[J]. *Power System and Clean Energy*, 2024, 40(2): 30–36.
- [10] 伏绍鑫, 张路, 唐翰峰, 等. 考虑柔性电热负荷的区域综合能源系统低碳经济调度 [J]. *电力科技与环保*, 2023, 39(5): 417–428.
FU Shaoxin, ZHANG Lu, TANG Hanfeng, *et al.* Low-carbon economic dispatch of community integrated energy system considering flexible electric heating load[J]. *Electric Power Technology and Environmental Protection*, 2023, 39(5): 417–428.
- [11] 李彬, 田珂, 陈淑娇, 等. 面向新型电力负荷管理的多层级动态调控方案设计与技术研究 [J]. *内蒙古电力技术*, 2023, 41(5): 3–11.
LI Bin, TIAN Ke, CHEN Shujiao, *et al.* Design and technical research of multi-level dynamic regulation scheme for new power load management[J]. *Inner Mongolia Electric Power*, 2023, 41(5): 3–11.
- [12] 郑圣, 谭书平, 张清周, 等. 基于负荷场景多层聚类的储能精细化规划研究 [J]. *浙江电力*, 2024, 43(2): 79–87.
ZHENG Sheng, TAN Shuping, ZHANG Qingzhou, *et al.* Research on refined energy storage planning based on multi-layer clustering of load scenarios[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(2): 79–87.
- [13] 马嘉晨, 袁满, 杨德友, 等. 用于提升风电消纳能力的高载能负荷调度策略研究 [J]. *东北电力大学学报*, 2024, 44(2): 79–87.
MAN Jiachen, YUAN Man, YANG Deyou, *et al.* Research on high-energy load dispatching strategy used to improve wind power ability[J]. *Journal of Northeast Electric Power University*, 2024, 44(2): 79–87.
- [14] 胡苏筠, 曹瑛, 张霞, 等. 基于改进 SAX 算法与贝叶斯超参数优化的配电网负荷-馈线智能匹配方法 [J]. *浙江电力*, 2023, 42(7): 76–85.
HU Suyun, CAO Ying, ZHANG Xia, *et al.* An intelligent load-feeder matching method of distribution networks based on an improved SAX algorithm and Bayesian hyperparameter optimization[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2023, 42(7): 76–85.
- [15] 严通煜, 杨迪珊, 项康利, 等. 基于时间分解技术的中远期逐时负荷预测模型 [J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(6): 110–117.
YAN Tongyu, YANG Dishan, XIANG Kangli, *et al.* Mid-long term hourly load forecasting model based on time decomposition[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(6): 110–117.
- [16] 王继东, 于俊源, 孔祥玉. 基于双重分解和双向长短期记忆网络的中长期负荷预测模型 [J]. *电网技术*, 2024, 48(8): 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(8): 3418–3426.
- [17] 肖白, 杨欣桐, 田莉, 等. 计及元胞发展程度的空间负荷预测方法 [J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(1): 61–67.
XIAO Bai, YANG Xintong, TIAN Li, *et al.* Spatial load forecasting method based on development degree of cell[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(1): 61–67.
- [18] 刘自发, 庞铖铖, 王泽黎, 等. 基于云理论和元胞自动机理论的城市配电网空间负荷预测 [J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(10): 98–105, 13.
LIU Zifa, PANG Chengcheng, WANG Zeli, *et al.* Spatial load forecasting for distribution network based on cloud theory and cellular automata[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(10): 98–105, 13.
- [19] 张鹏飞, 胡博, 何金松, 等. 基于时空图卷积网络的短期空间负荷预测方法 [J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(13): 78–85.
ZHANG Pengfei, HU Bo, HE Jinsong, *et al.* Short-term spatial load

- forecasting method based on spatio-temporal graph convolutional network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(13): 78–85.
- [20] 赵紫昱, 陈渊睿, 陈霆威, 等. 基于时空图注意力网络的超短期区域负荷预测[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(12): 147–155.
ZHAO Ziyu, CHEN Yuanrui, CHEN Tingwei, *et al.* Ultra-short-term regional load forecasting based on spatio-temporal graph attention network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(12): 147–155.
- [21] 赵洪山, 吴雨晨, 温开云, 等. 基于时空注意力机制的台区多用户短期负荷预测[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(7): 2104–2115.
ZHAO Hongshan, WU Yuchen, WEN Kaiyun, *et al.* Short-term load forecasting for multiple customers in A station area based on spatial-temporal attention mechanism[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(7): 2104–2115.
- [22] 陈泽西, 孙玉树, 张妍, 等. 考虑风光互补的储能优化配置研究[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(S1): 145–153.
CHEN Zexi, SUN Yushu, ZHANG Yan, *et al.* Research on energy storage optimal allocation considering complementarity of wind power and PV[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(S1): 145–153.
- [23] 于群, 霍筱东, 何剑, 等. 基于斯皮尔曼相关系数和系统惯量的中国电网停电事故趋势预测[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(14): 5372–5381.
- YU Qun, HUO Xiaodong, HE Jian, *et al.* Trend prediction of power blackout accidents in Chinese power grid based on Spearman's correlation coefficient and system inertia[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(14): 5372–5381.
- [24] 王冬梅, 史少雄, 路敬祎. VMD-HD-KT 去噪法在管道泄漏信号中的去噪应用[J]. *吉林大学学报(信息科学版)*, 2023, 41(2): 202–206.
WANG Dongmei, SHI Shaoxiong, LU Jingyi. Application of VMD-HD-KT denoising method in gas pipeline leakage detection[J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2023, 41(2): 202–206.



孙庆超

作者简介:

孙庆超(1990), 男, 工程师, 从事电网规划研究, E-mail: 504008805@qq.com;

朱健斌(1999), 男, 通信作者, 硕士研究生, 从事人工智能在电力系统中的应用研究, E-mail: 1042598081@qq.com。

(责任编辑 杨彪)

Mid-long Term Urban Power Load Forecasting Based on Data-Driven Spatio-temporal Networks

SUN Qingchao¹, LI Jialiang¹, JIANG Wanli¹, WANG Ruoyu¹, LI Zhipeng¹, HU Yarong¹, ZHU Jianbin²

(1. Shenzhen Power Supply Bureau Co., Ltd., Shenzhen 518000, China; 2. Automation College, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In order to ensure the quality of urban power grid planning and balance the power and electricity, accurate medium and long-term load forecasting becomes particularly. In view of the shortcomings of existing methods in utilizing the spatial correlation between urban areas, a prediction method based on dynamic time warping (DTW) and sp-temporal attention graph convolution (ASTGCN) is proposed. Firstly, the correlation between different regions in the target city is deeply analyzed to establish a coupling relationship., the DTW algorithm is used to construct an adjacency matrix to capture the spatiotemporal correlation between different regions in the city. Then, the ASTGC model is applied to predict the load of each region to capture the spatiotemporal characteristics of the load. Finally, the overall urban prediction load is obtained by the prediction results of each region. The experimental results show that the proposed method can capture the spatiotemporal relationship in the city more comprehensively and significantly improve accuracy of medium and long-term load forecasting.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No.62276068).

Keywords: mid-long term load forecasting; correlation analysis; spatio-temporal graphical convolutional networks