

基于时空图卷积网络和机器学习的跨地区 电价异常识别

陈思宇¹, 黄绪荣¹, 刘颖², 陈璐³, 覃恺¹, 谢佩¹

(1. 广西电网有限责任公司, 南宁 530023; 2. 广西电网有限责任公司贵港供电局, 广西 贵港 537100;
3. 广西电网有限责任公司南宁供电局, 南宁 532000)

摘要: 传统跨地区电价异常识别方法受限于数据处理和分析的浅层次特性, 难以深入挖掘电价数据中的深层次特征和潜在模式, 导致电价异常识别精度较低。为此, 提出一种基于时空图卷积网络和机器学习的跨地区电价异常识别方法。将电力系统网络拓扑看作图结构, 通过傅里叶变换得到电价数据时空图矩阵, 融合空间图卷积层和时间门控卷积层创建时空图卷积网络, 通过网络学习输出跨地区电价异常时空特征; 组建基于支持向量机的跨地区电价异常识别模型, 运用差分进化的变异、交叉和选择环节寻优模型参数, 训练电价样本数据集得到异常识别结果。实验结果表明, 所提方法电价异常识别精度高, 识别效率高, 可为电力企业能源管理和数据分析提供参考。

关键词: 时空图卷积网络; 机器学习; 支持向量机; 电价异常识别; 差分进化

DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2026.09.009

中图分类号: TM93

文献标识码: A

文章编号: 1001-1390(2026)09-0087-09

Cross regional electricity price anomaly recognition based on spatiotemporal graph convolutional network and machine learning

Chen Siyu¹, Huang Xurong¹, Liu Ying², Chen Lu³, Qin Kai¹, Xie Pei¹

(1. Guangxi Power Grid Co., Ltd., Nanning 530023, China. 2. Guigang Power Supply Bureau, Guangxi Power Grid Co., Ltd., Guigang 537100, Guangxi, China. 3. Nanning Power Supply Bureau, Guangxi Power Grid Co., Ltd., Nanning 532000, China)

Abstract: Traditional cross regional electricity price anomaly identification methods are limited by the shallow characteristics of data processing and analysis, making it difficult to deeply explore the deep features and potential patterns in electricity price data, resulting in low accuracy in electricity price anomaly identification. To this end, a cross regional electricity price anomaly recognition method based on spatiotemporal graph convolutional network and machine learning is proposed. Viewing the topology of the power system network as a graph structure, the spatiotemporal graph matrix of electricity price data is obtained through Fourier transform, a spatiotemporal graph convolutional network is created by integrating spatial graph convolutional layers and time gated convolutional layers, and the spatiotemporal characteristics of cross regional electricity price anomalies are output through network learning; a cross regional electricity price anomaly recognition model is built based on support vector machines, mutation, crossover, and selection processes of differential evolution are used to optimize model parameters, and an electricity price sample dataset is trained to obtain anomaly recognition results. The experimental results show that the proposed method has high accuracy and fast recognition efficiency in identifying abnormal electricity prices, and can provide reference for energy management and data analysis in power enterprises.

Keywords: spatiotemporal graph convolutional network, machine learning, support vector machine, identification of abnormal electricity price, differential evolution

0 引言

基金项目: 广西电网有限公司科技项目(044600KC23040002)

电价作为电力市场中的重要指标, 其波动性和

异常变化对于电力市场的稳定运行和电力企业的经济效益具有重要影响^[1]。电价异常通常指由于供需失衡、特殊电力分配情况、电价用电量波动、电能表读数不准确^[2]、功率因数调整电费增减或新电价承包办法实行等多种因素导致的电价执行错误或不规范。这些异常不仅可能损害电力市场的公平竞争和有效运行,还可能增加电力企业的经济损失,扰乱市场秩序,不利于电力体制及电价改革的深入进行。跨地区电价异常表示不同地区之间,电价水平或电价变动趋势出现明显不合理或不一致的现象。这种异常表现为某一地区电价相对其他地区异常偏高或偏低,或电价变动幅度远超出正常经济和市场因素所能解释的范围。跨地区电价异常识别,即是对不同地区间的电价数据进行严密监测,以便及时发现异常价格波动^[3]。然而,跨地区电价异常识别面临着数据差异大、波动性复杂等难点问题,导致传统的识别方法难以达到理想的识别效果。就数据差异大而言,东部沿海地区的电价普遍高于内陆地区,因为东部地区的经济发展更为快速,电力需求和供应成本也相应较高。当进行跨地区电价异常识别时,简单地使用同一套标准,可能会误判某些地区的正常电价变动为异常;波动性复杂则是夏季和冬季因空调和取暖设备的使用,电力需求会显著增加;而春秋两季电力需求则相对较低。识别电价异常时,要准确区分季节性用电波动和真正的电价异常。

关于数据异常识别问题,文献[4]方法构建云架构流量传输模型,利用改进灰色聚类算法推算流量序列特征,将流量特征以矩阵模式映射到子空间,依据映射周期向量平方预测误差与阈值完成异常数据识别。但灰色聚类算法计算时会受到参数设置限制。如果异常数据不符合算法的假设条件,会导致推算结果不准确。文献[5]方法在长短时记忆网络和生成对抗网络前提下创建异常检测算法。构造循环学习网络,提出一种融合判别损失函数、重构损失函数的目标损失函数,实现异常数据识别。但两个神经网络都有许多超参数需要调整,寻找最优超参数组合是一个耗时且复杂的任务。文献[6]方法运用快速小波变换提取监测序列趋势,构建余项序列,综合小概率事件评估余项序列异常值,输出监测序列中数值异常结果。但在评估余项序列异常值时,需设定阈值判断哪些值属于异常。

阈值设定依赖于经验或专家判断,取值不当会产生异常值误判。文献[7]方法提出一种递归神经网络模型。该模型可降低回归误差,检测物联网终端节点收集的异常数据,实时校正异常数据。但异常数据具有多种类型和表现形式,递归神经网络可能难以对所有类型异常都进行有效识别。文献[8]方法综合考虑了新能源出力与需求侧负荷的变化特征,建立了电量偏差量化模型,引入多种不确定性因素,构建了电价概率密度模型,针对电力市场分时电价的异常情况,采用了粒子群算法,实现对电价异常修正。粒子群算法会陷入局部最优解,而不是全局最优解。在复杂的电力市场环境中,容易导致电价修正不够理想,无法达到最优的市场效率。文献[9]方法以售电公司售电均价异常为切入点,为智能地识别和分析电价异常情况,构建用户市场化均价异常分析模型。采用 DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) 聚类分析算法有效地识别电价数据中的密集区域,实现对电价异常识别。模型的准确性和有效性高度依赖于输入数据的质量。如果数据存在缺失、错误或不准确,会影响 DBSCAN 算法的聚类结果,从而导致电价异常识别的不准确。

现有研究方法在异常数据适应性、数据多样性和质量依赖等方面存在局限,影响了电价异常识别的准确性。由此,提出一种基于时空图卷积网络和机器学习的跨地区电价异常识别方法。

1) 通过融合空间图卷积层和时间门控卷积层,创建时空图卷积网络,同时捕捉了电价数据在空间和时间上的复杂特征。相比于传统方法往往忽略电价数据时空关联性的问题,所提方法将时空图卷积网络应用于电价异常识别领域,构建图结构得到电价数据空间关系,融合空间图卷积层和时间门控卷积层,提取跨地区电价数据内在规律和动态变化,提高电价异常识别精度。

2) 组建了基于支持向量机的电价异常识别模型,有助于在复杂的数据分布中识别异常。支持向量机通常对参数选择不那么敏感,且在处理小样本和高维数据时表现良好。而差分进化算法用于自动寻找支持向量机模型的最优参数,减少了手动调整超参数的复杂性和耗时性,同时也提高了模型的泛化能力。

3) 通过傅里叶变换处理电价数据,可以有效地

减少数据噪声和缺失值的影响,提高输入数据的质量,从而增强模型的准确性和有效性。时空图卷积网络和基于支持向量机的模型相结合,能够更好地适应电价异常的多种类型和表现形式,提高对不同异常模式的识别能力。

1 基于时空图卷积网络的跨地区电价数据特征分析

传统跨地区电价异常识别方法在处理和数据分析数据时,往往局限于表面层次,难以揭示电价数据背后的深层次特征和潜在模式,这直接导致了识别精度不佳。因此,采用基于时空图卷积网络的跨地区电价数据规律分析方法,将电力系统网络拓扑视为图结构,通过傅里叶变换得到电价数据时空图矩阵,并融合空间图卷积层和时间门控卷积层创建时空图卷积网络。该网络能够深入挖掘电价数据中的深层次特征和潜在模式,输出跨地区电价异常的时空特征,从而提高电价异常识别的精度和效率。

在电力系统研究中,将复杂的网络拓扑结构简化为图结构以深入理解其内在逻辑。利用归一化拉普拉斯矩阵在频域上精确描述电力拓扑结构,能捕捉节点间连接关系,并消除系统规模差异,为电力系统的稳定性分析、故障检测和优化提供有力支持。将电力系统网络拓扑拟作图结构,在频域上利用归一化后的拉普拉斯矩阵描述电力拓扑结构 A_{sys} , 记作:

$$A_{\text{sys}} = B - E^{-\frac{1}{2}} Y E^{-\frac{1}{2}} \quad (1)$$

式中: Y 为邻接矩阵; E 为出线度矩阵; B 为单位矩阵。

利用傅里叶变换技术,将电价数据从时域转换到频域,形成电价数据时空图矩阵^[10]。主要是为了更深入地揭示电价数据的内在规律和特征。时域主要描述电价随时间变化的趋势,而频域则展示了电价在不同频率分量上的分布情况。通过傅里叶变换,可以将复杂的时域信号分解为一系列简单的频域分量,进而分析电价数据的周期性、波动性等特点。同时,电价数据时空图矩阵的构建有助于直观地理解电价在不同时间和空间上的变化情况,为电力市场的决策和规划提供有力支持。这种转换和分析方法不仅提高了对电价数据的理解程度,也为电力系统的优化运行和电力市场的有效管理提供了重要的理论依据。表示为:

$$\hat{G}_k = W \cdot G_k \cdot A_{\text{sys}} \quad (2)$$

式中: G_k 为图的特征矢量; W 为正交矩阵。

将图卷积计算公式定义为:

$$g * f = l(g)f = l(\hat{G}_k^T g \hat{G}_k)f = \hat{G}_k(l(A) \hat{G}_k^T)f \quad (3)$$

式中: g 和 f 分别是图上的信号; A 是对角矩阵,包含图的拉普拉斯特征值; l 为卷积核。

为减少计算复杂度,在式(3)前提下代入切比雪夫多项目改进图卷积公式,得到:

$$g * f \approx \sum_{k=0}^{n-1} \theta_k T_k(\tilde{L})f \quad (4)$$

式中: n 为多项式阶数; θ_k 为切比雪夫系数; $T_k(x)$ 为切比雪夫多项式; $\tilde{L}$ 为归一化后的拉普拉斯矩阵。

时间卷积层核心组件为一维因果卷积与门控线性单元^[11]。这一独特结构使得时间卷积层能出色地处理不同长度的电价时序数据,提取其内在特征。将时间卷积层表示为:

$$X_z = P * \beta(R)g * f \quad (5)$$

式中: P 、 R 是门控线性单元中的输出值; $\beta(\cdot)$ 为激活函数。

为了充分挖掘电价数据中的深层次特征和潜在模式,融合了空间图卷积层和时间门控卷积层。空间图卷积层通过图卷积操作,捕捉电价数据的空间分布特性;而时间门控卷积层则通过门控机制,实现对电价数据时间演变规律的提取。通过将两者紧密结合,构建出了一个高效的时空图卷积网络。该网络结构将两个时间层巧妙地嵌入一个空间层,让空间状态信息在两个时间卷积操作之间实现迅速传播。

使用激活函数处理时间层的输入数据。通过时间卷积层进行加工^[12],利用式(6)得出跨地区电价时空特征结果 e_q 。

$$e_q = X_z \varepsilon_1 \mu[\sigma_1 * (\varepsilon_0 * e_k)] \quad (6)$$

式中: ε_1 、 ε_0 是时空图卷积块内的卷积核; σ_1 是图卷积谱内核; e_k 是空间特征和时间特征的总和。

在网络学习阶段,时空图卷积网络扮演着至关重要的角色。它针对电价数据时空图矩阵进行深度学习和处理,通过多次卷积操作逐层提取数据的特征信息。每一次卷积都是对数据内在规律的一次深入挖掘,使得网络能够逐渐捕捉到电价数据中的关键特征。

在这个过程中,时空图卷积网络不仅关注电价

数据的空间分布信息,还充分考虑了时间演变趋势。它能够在不同的时间和空间尺度上提取特征,形成一个丰富而全面的特征集合。这些特征不仅包含了电价数据的静态分布规律,还反映了其动态变化过程,为后续的异常识别提供了有力的依据。

最终,经过多次卷积和特征提取后,时空图卷积网络能够输出跨地区电价异常的时空特征。这些特征具有高度的代表性和辨识度,能够准确反映电价数据的异常情况。基于这些特征,可以进一步构建异常识别模型,实现对跨地区电价异常的准确识别和预警。

总的来说,时空图卷积网络在网络学习阶段发挥了关键作用,它通过深度学习和特征提取,为后续的异常识别提供了有力的支持。这种方法的应用不仅提高了电价异常识别的准确性,也为电力系统的稳定运行和电力市场的有效管理提供了重要的技术手段。

根据以上内容,基于时空图卷积网络的跨地区电价数据规律分析流程如图1所示。

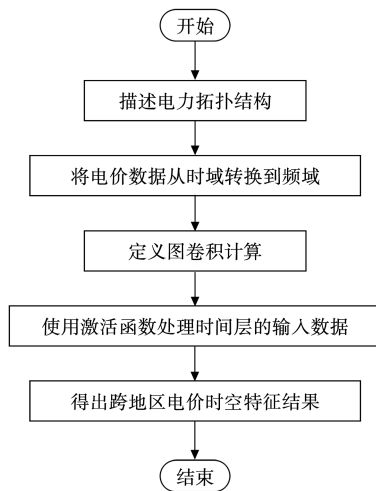


图1 基于时空图卷积网络的跨地区
电价数据规律分析流程

Fig. 1 Analysis flow of cross-region electricity price
data based on spatiotemporal graph
convolutional network

通过图结构转换和傅里叶变换,深入挖掘了电价数据的时空特征。该方法能够揭示电价数据的周期性、波动性、区域差异性、时间依赖性和空间关联性,为电力市场的决策和规划提供了有力支持。通过融合空间图卷积层和时间门控卷积层,时空图

卷积网络有效捕捉了电价数据中的深层次特征和潜在模式,提高了电价异常识别的精度和效率,为电力系统的稳定运行和电力市场的有效管理提供了重要技术手段。

2 机器学习下跨地区电价异常识别

在电力市场运营中,跨地区电价异常识别是确保市场稳定和有效决策的关键环节。通过傅里叶变换构建时空图矩阵的基础上,结合空间图卷积与时间门控卷积创建了时空图卷积网络,有效输出跨地区电价异常的时空特征。然而,仅依赖这些特征不足以直接进行精确的异常识别。为此,进一步组建基于支持向量机的跨地区电价异常识别模型,并引入差分进化算法优化模型参数,以提高识别的准确性和效率。

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种应用于分类和回归问题的机器学习算法^[13-15]。特征向量维度取决于特征数量,利用最大化支持向量到超平面的距离^[16],确保电价异常识别的鲁棒性和泛化能力。

针对线性可分电价数据集^[17],在目标函数中代入惩罚系数 F ,把支持向量机线性可分问题优化公式记作为:

$$f(x) = \min_{\alpha} \frac{1}{2} \|\phi\|^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n e_q \alpha_i \quad (7)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子; y_i, y_j 为不同类别样本的标签; $K(x_i, x_j)$ 为核函数,用于计算样本之间的相似度; ϕ 为线性指数。

采用径向基核函数组建跨地区电价异常识别模型,记作:

$$K(x) = \exp \frac{-\|z_i - z_j\|^2}{f(x)\gamma^2} \quad (8)$$

式中: z_i, z_j 均为线性参数; γ 是核参数。

在跨地区电价异常识别领域,结合支持向量机与差分进化算法是一种创新且有效的方法。支持向量机作为一种强大的分类工具,已经在多个领域展现出其优越的性能。然而,对于复杂的电价数据,其参数的选择往往直接影响到分类的准确性。因此,文中引入了差分进化算法来优化支持向量机的参数。

差分进化算法是一种基于群体智能的优化算法,它通过模拟生物进化过程中的选择、交叉和变

异等操作,不断寻找问题的最优解。在支持向量机的参数优化过程中,差分进化算法能够自动搜索核函数参数、惩罚因子等关键参数的最优组合^[18-19],使得支持向量机在分类时能够更准确地识别电价异常。

通过差分进化算法的优化,支持向量机能够更好地适应电价数据的特性,从而实现跨地区电价异常的有效识别。这种识别方法不仅能够区分正常电价和异常电价,还能够提供关于异常原因的线索,帮助电力市场的参与者更好地理解 and 应对电价变化。

对于电力市场的参与者来说,准确识别电价异常具有重要意义。一方面,这有助于他们及时采取应对措施,避免潜在的经济损失;另一方面,通过深入分析异常电价的原因,还可以发现市场中的潜在机会,制定更为合理的经营策略。

因此,结合支持向量机与差分进化算法实现对跨地区电价异常的有效识别,不仅提高了识别准确性,还为电力市场的参与者提供有力的决策支持。这种方法的应用将有助于推动电力市场的健康发展,促进资源的优化配置和经济的持续增长。

差分进化算法为一种群体启发式的全局优化算法,利用交叉与变异操作,生成新的个体^[20-21]。

种群初始化解析式为:

$$o_{i,j}(0) = o_{\min,j} + K(x) \text{rand}(0,1) \cdot (o_{\max,j} - o_{\min,j}) \quad (9)$$

式中: $o_{i,j}(0)$ 为初始种群中的个体; $o_{\min,j}$ 和 $o_{\max,j}$ 分别是参数 j 的上下界; $\text{rand}(0,1)$ 是种群取值范围。

个体变异采用差分策略^[22],也是任意挑选个体产生差分向量后,对种群最优个体实施变异操作^[23],详细过程为:

$$V_i(a+1) = X_{\text{best}} + u(X_{t_1}(a) - X_{t_2}(a) + X_{t_3}(a) - X_{t_4}(a)) \quad (10)$$

式中: X_{best} 为种群最优个体; t_1, t_2, t_3, t_4 均是处于0~1区间的整数; u 是缩放因子; a 是种群迭代次数。

利用交叉操作完成种群个体的随机选择,记作:

$$S_{i,j}(a+1) = \begin{cases} V_i(a+1), & \text{rand}(0,1) \leq CR \\ o_{i,j}(g), & \text{rand}(0,1) > CR \end{cases} \quad (11)$$

式中: CR 为交叉概率; $o_{i,j}(g)$ 为优化后的种群数据。

采用贪婪策略挑选新个体,过程为:

$$o_{i,j}(g+1) = \begin{cases} S_{i,j}(g+1), & f(S_{i,j}(g+1)) \leq f(o_{i,j}(g)) \\ o_{i,j}(g), & f(S_{i,j}(g+1)) > f(o_{i,j}(g)) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $f(\cdot)$ 是差分目标函数; $S_{i,j}(g+1)$ 是新个体。

具体地,将差分进化支持向量机跨地区电价异常识别流程表示为图2所示。

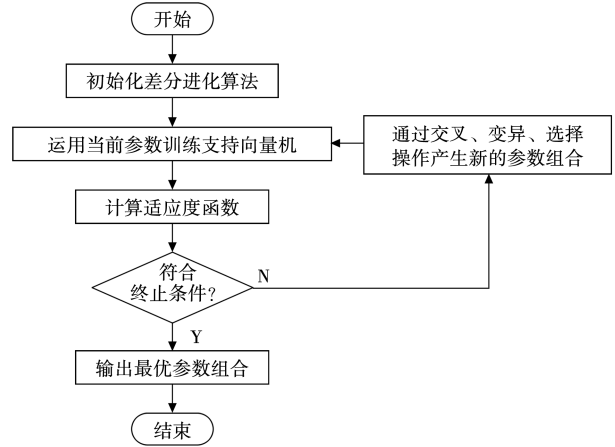


图2 跨地区电价异常识别过程

Fig. 2 Cross regional electricity price anomaly identification process

详细步骤如下:

步骤1:给参数组合设定合理的上下界,随机生成初始种群。

步骤2:利用当前参数组合构建支持向量机跨地区电价异常识别模型。训练电价样本数据集,得出电价数据分类结果。

步骤3:评估模型性能并判断是否终止,检查是否达到了预设的目标函数值门限迭代次数^[24]。满足条件,认为当前参数组合为最优解,终止算法;反之继续执行下一代进化。

步骤4:通过变异、交叉和选择操作优化种群,生成性能更优的参数组合。

步骤5:计算差分进化当前迭代得出的参数组合^[25],并将其作为新的输入返回步骤2,继续训练模型并评估性能。

步骤6:终止差分进化时,得到最佳参数组合。利用这组参数训练电价样本数据集,得出最优的支持向量机下跨地区电价异常识别模型,完成计算目标。

3 实验分析

为检验所提方法在跨地区电价异常识别方面的可靠性,使用多个不同的电价数据集进行实验。随机挑选 A 省中两个县级市供电公司辖区内,夏季电网电价数据进行实验。这些数据集来自不同的地区、不同的时间段和异常比例。通过在不同数据集上的表现对比,可以评估各种方法在不同情况下的适应性。两个辖区共涵盖 17 个台区,拥有 4 000 余户的用电数据,包括 4 个商业用户台区、3 个农村用户台区和 10 个城镇居民用户台区。电价根据不同社会群体、季节时间段及用电负荷时段特性有所变化,最高电价达到 1.14 元/(kW·h),最低电价是 0.53 元/(kW·h)。

实验操作环境如图 3 所示,设定电价数据采集频率为 10 min,共有 5 600 组电价样本。为凸显实验结果的普适性,将文献[4]的改进灰色聚类、文献[5]的 LSTM-GAN 法、文献[8]的方法电价概率密度粒子群算法和文献[9]的方法 DBSCAN 聚类分析算法作为对比方法,设定所提方法支持向量机算法的惩罚系数为 120,径向基核函数系数为 0.1。实验指标为受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)、F1 值、加速比。



图 3 跨地区电价异常识别实验操作示意图

Fig. 3 Schematic diagram of experimental operation for identifying abnormal electricity prices across regions

ROC 曲线用于评估电价异常识别算法对正常电价与异常电价的分类效果。在实验中,通过调整模型参数或阈值,设定 ROC 曲线横轴代表假正率,即识别模型将异常样本识别为正常样本的比例;纵轴则代表真正率,即模型将正常样本标记为正常样本的比例。ROC 曲线越趋近左上角,即真正率越高

而假正率越低,表明该方法在电价异常识别方面的精度越好。5 种方法 ROC 曲线实验结果如图 4 所示。

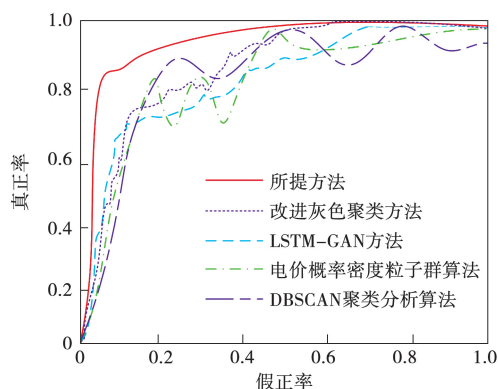


图 4 跨地区电价异常识别 ROC 曲线实验结果

Fig. 4 Experimental results of ROC curve for identifying abnormal electricity prices across regions

从图 4 看出,与其他 4 种方法相比,所提方法 ROC 曲线下的面积达到最大值,直观反映了所提方法在识别正常电价与异常电价时的高准确率。具体来说,改进灰色聚类算法由于灰色理论特性,对于复杂多变电价数据,识别精度受到限制。而 LSTM-GAN 法在处理跨地区电价数据时,难以充分捕捉电价数据时空特性,导致识别效果不佳。而电价数据具有复杂的时间和空间特性,传统的粒子群和 DBSCAN 算法没有充分考虑到这些特性,导致在识别电价异常时的精度较差。相比之下,所提方法通过结合时空图卷积网络和机器学习的优势,检验到该地区遭遇了极端炎热天气,导致电力需求急剧上升。经实地考察发现其捕获的时空数据完全符合真实情况,更好地完成了电价异常行为识别工作。

跨地区电价异常识别背景下,由于不同地区电价数据存在较大差异性和复杂性,因此要求方法既要有较高的精确率,确保是被为正异常的样本确实存在异常,又要有较高的召回率,确保所有异常样本都被检测出来。F1 值作为精确率和召回率的综合指标,全面评估方法的识别性能。用户数量是电价异常识别的重要因素,为深入探究用户数量对方法性能的影响,以用户数量为例进行 F1 值实验分

析,跨地区电价异常识别 F1 值实验结果如图 5 所示。

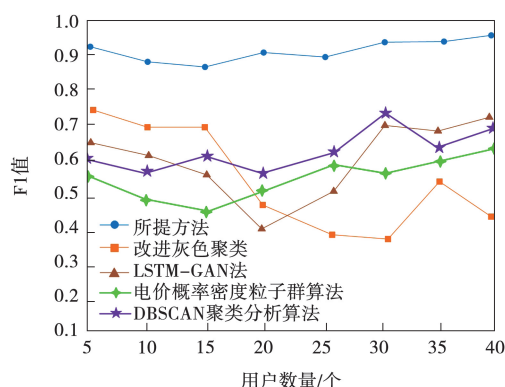


图 5 跨地区电价异常识别 F1 值实验结果

Fig. 5 Experimental results of F1 value recognition for cross regional electricity price anomalies

从图 5 可以看出,用户数量较少时,由于数据量有限,识别难度相对较大。即使在这种情况下,所提方法依然能保持较高的 F1 值,整体保持在 0.85 以上,显示出良好的稳定性和鲁棒性。随着用户数量逐渐增大,为方法提供了更多学习机会。在此种情况下,所提方法的 F1 值进一步提升,表现出更强的识别能力。

使用加速比指标验证 5 种方法在实际应用中的响应能力,加速比越大意味着在更短时间内完成数据处理。将电网集群数量设为自变量,且电网集群同时出现电价异常波动。分析此种跨地区电价异常状况下,5 种方法在相同实验场景中的加速比变化,实验结果如图 6 所示。

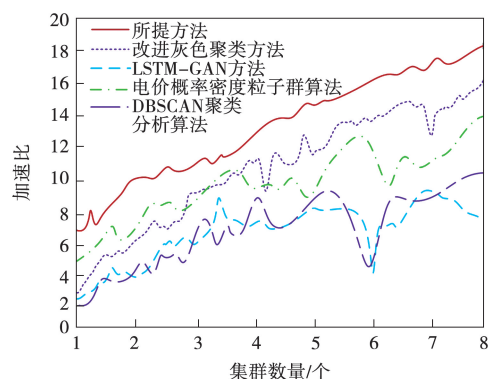


图 6 跨地区电价异常识别加速比实验结果

Fig. 6 Experimental results of acceleration ratio for identifying abnormal electricity prices across regions

由图 6 可知,无论是处理单个电网集群还是多个电网集群的数据,所提方法都能保持稳定的加速性能,且相较于文献方法,其加速比始终保持在较高的水平。这一优势使得该方法面对大规模电价异常识别任务时,能够更快速、更准确地完成识别工作。这是因为所提方法通过融合空间图卷积层和时间门控卷积层,创建了时空图卷积网络。这种网络结构能同时处理电价数据的空间和时间特征,探测出电价短时间内发生迅速上涨后又迅速回落的情况,疑似因市场操纵行为所致,这样能更全面地理解电价异常的动态演变过程。这种融合策略使得模型在识别跨地区电价异常时具有更高的灵敏度和精确度。

4 结论

为实现跨地区电价异常有效识别,提出基于时空图卷积网络和机器学习的跨地区电价异常识别研究。使用时空图卷积网络明确电价数据的空间和时间依赖性。结合机器学习算法,创建基于差分进化支持向量机的跨地区电价异常识别模型。实验结果表明,所提方法在 ROC 曲线下取得了显著的最大面积,这一成果直观地展示了该方法在区分正常电价与异常电价时的高精度。其 F1 值始终保持在 0.85 以上的高水平,且加速比也维持在一个令人满意的范围,这充分验证了该方法在跨地区电价异常识别任务中的卓越性能与优越性。

参考文献

- [1] 崔勇, 韩一春, 郑谦, 等. 多能联盟低碳运营决策方法研究框架与展望[J]. 电测与仪表, 2024, 61(3): 10-19.
Cui Yong, Han Yichun, Zheng Qian, et al. Research framework and prospect of multi-energy alliance low-carbon operation decision-making method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(3): 10-19.
- [2] 刘铭, 方向, 王多林, 等. 用电大数据分析电表异常检测[J]. 数学的实践与认识, 2023, 53(8): 155-165.
Liu Ming, Fang Xiang, Wang Duolin, et al. Electricity consumption big data analysis and abnormal meter detection[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2023, 53(8): 155-165.
- [3] 杨婧, 辛明勇, 宋强. 基于实时数据流特征提取的设备能耗异常识别算法研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3): 74-77.

- Yang Jing, Xin Mingyong, Song Qiang. Research on e-equipment energy consumption anomaly recognition algorithm based on real-time data stream feature extraction[J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(3): 74-77.
- [4] 周雪峰, 徐强, 谭艳婷, 等. 基于改进灰色聚类算法的云架构数据中心网络异常流量过滤算法[J]. 电信科学, 2023, 39(7): 90-98.
- Zhou Xuefeng, Xu Qiang, Tan Yanting, et al. Cloud architecture data center network abnormal traffic filtering algorithm based on improved grey clustering algorithm[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(7): 90-98.
- [5] 王凤芹, 高龙, 徐廷学, 等. 基于LSTM-GAN的无人机飞行数据异常检测算法[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30(2): 264-271.
- Wang Fengqin, Gao Long, Xu Tingxue, et al. UAV flight data anomaly detection algorithm based on LSTM-GAN[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2022, 30(2): 264-271.
- [6] 李松轩, 丁勇, 李登华. 基于影响因子分解法的大坝监测数据异常检测算法[J]. 人民长江, 2023, 54(4): 234-240.
- Li Songxuan, Ding Yong, Li Denghua. Detection method for dam abnormal monitoring data based on influencing factor decomposition[J]. Yangtze River, 2023, 54(4): 234-240.
- [7] Liu J, Bai J P, Li H H, et al. Improved LSTM-Based abnormal stream data detection and correction system for Internet of things[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(2): 1282-1290.
- [8] 万玉良, 尚国政, 刘蒙聪, 等. 考虑源荷不确定性的分时电价动态修正机制研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(11): 493-500.
- Wan Yuliang, Shang Guozheng, Liu Mengcong, et al. Research on dynamic correction mechanism of time-of-use electricity price considering uncertainty of source and load[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(11): 493-500.
- [9] 杨玉强, 胡若云. 基于DBSCAN算法的售电均价异常识别模型构建与应用[J]. 浙江电力, 2023, 42(4): 72-78.
- Yang Yuqiang, Hu Ruoyun. Construction and application of the identification model of average electricity selling price anomaly based on the DBSCAN algorithm[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(4): 72-78.
- [10] 王庆荣, 魏怡萌, 朱昌锋, 等. 基于时空图卷积网络的交通事故风险预测研究[J]. 计算机工程, 2022, 48(11): 22-29.
- Wang Qingrong, Wei Yimeng, Zhu Changfeng, et al. Research on traffic accident risk prediction based on spatio-temporal graph convolutional network[J]. Computer Engineering, 2022, 48(11): 22-29.
- [11] 孟闯, 王慧. 多信息融合的时空图卷积交通流量预测模型[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(8): 1541-1550.
- Meng Chuang, Wang Hui. Traffic flow prediction model based on spatio-temporal graph convolution with multi-information fusion[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2023, 57(8): 1541-1550.
- [12] 廖昭洋, 胡睿晗, 周雪峰, 等. 基于时空混合图卷积网络的机器人定位误差预测及补偿方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(5): 1539-1547.
- Liao Zhaoyang, Hu Ruihan, Zhou Xuefeng, et al. Prediction and compensation method of robot positioning error based on spatio-temporal graph convolution neural network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(5): 1539-1547.
- [13] 楚一帆, 王伟象, 王莎, 等. 基于机器学习的尾矿库监测数据异常识别研究[J]. 中国矿业, 2023, 32(8): 72-79.
- Chu Yifan, Wang Weixiang, Wang Sha, et al. Research on anomaly detection of tailings dam monitoring data based on machine learning[J]. China Mining Magazine, 2023, 32(8): 72-79.
- [14] 王晖南, 高强, 胡非, 等. 基于高斯过程回归的中压配电网雷击过电压预测方法[J]. 电瓷避雷器, 2024(1): 19-28.
- Wang Huinan, Gao Qiang, Hu Fei, et al. Prediction method of lightning overvoltage in medium voltage distribution network based on gaussian process regression[J]. Insulators and Surge Arresters, 2024(1): 19-28.
- [15] 程世通, 张李辉, 楚遵恒, 等. 基于视觉识别和多传感器的跌倒检测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(8): 91-94.
- Cheng Shitong, Zhang Lihui, Chu Zunheng, et al. Fall detection system design based on visual recognition and multi-sensor[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(8): 91-94.
- [16] 李志, 陈启星, 张蔡涓, 等. 分时电价下电力设备检测作业优化调度仿真[J]. 计算机仿真, 2022, 39(10): 445-450.
- Li Zhi, Chen Qixing, Zhang Caiwei, et al. Optimal scheduling simulation of power equipment testing job under time-of-use electricity price[J]. Computer Simulation, 2022, 39(10): 445-450.
- [17] 张明泽, 栾文鹏, 艾欣, 等. 基于边缘计算的台区短期负荷预测方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(4): 93-99.
- Zhang Mingze, Luan Wenpeng, Ai Xin, et al. Short-term substation load forecasting method based on edge computing[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(4): 93-99.
- [18] 焦昊, 殷岩岩, 吴晨, 等. 基于安全强化学习的主动配

- 电网有功-无功协调优化调度[J]. 中国电力, 2024, 57(3): 43-50.
- Jiao Hao, Yin Yanyan, Wu Chen, et al. Coordinated optimization of active and reactive power of active distribution network based on safety reinforcement learning[J]. Electric Power, 2024, 57(3): 43-50.
- [19] 马飞越, 李澳, 吴诚威, 等. 基于LSTM-MIV神经网络的SF₆断路器触头电寿命预测[J]. 高压电器, 2024, 60(2): 69-77.
- Ma Feiyue, Li Ao, Wu Chengwei, et al. Electrical life prediction for contact of SF₆ circuit breaker based on LSTM-MIV neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(2): 69-77.
- [20] 张佳伟, 张江南, 吴坡, 等. 基于融合容积卡尔曼滤波的直流微电网虚假数据检测[J]. 智慧电力, 2024, 52(3): 87-93.
- Zhang Jiawei, Zhang Jiangnan, Wu Po, et al. False Data detection in DC microgrids based on fusion of cubature kalman filters[J]. Smart Power, 2024, 52(3): 87-93.
- [21] 江友华, 宫唯佳, 曹以龙, 等. 基于灵敏度分析的谐波治理设备多目标优化配置方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(1): 77-82.
- Jiang Youhua, Gong Weijia, Cao Yilong, et al. Multi-objective optimal configuration method of harmonic control device based on sensitivity analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(1): 77-82.
- [22] 李轩, 董永乐, 海鸿业, 等. 基于跨平台多源数据融合的复杂低压台区拓扑识别方法研究[J]. 电气传动, 2022, 52(8): 55-59.
- Li Xuan, Dong Yongle, Hai Hongye, et al. Research on topology identification method of complex low-voltage platform based on cross platform multi-source data fusion[J]. Electric Drive, 2022, 52(8): 55-59.
- [23] 孙滢涛, 张锋明, 陈水标, 等. 基于多域特征提取的电力数据异常检测方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(6): 105-113.
- Sun Yingtao, Zhang Fengming, Chen Shuibiao, et al. Power data anomaly detection algorithm based on multi-domain feature extraction[J]. Proceedings of the CSU-EP-ISA, 2022, 34(6): 105-113.
- [24] 傅世元, 高欣, 张浩, 等. 基于元学习动态选择集成的电力调度数据异常检测方法[J]. 电网技术, 2022, 46(8): 3248-3256.
- Fu Shiyuan, Gao Xin, Zhang Hao, et al. Anomaly detection for power dispatching data based on meta-learning dynamic ensemble selection[J]. Power System Technology, 2022, 46(8): 3248-3256.
- [25] 林裕新, 陈楠, 蔡建逸. 基于多源信息融合的配电网调度数据安全管控技术[J]. 电测与仪表, 2024, 61(6): 118-125, 132.
- Lin Yuxin, Chen Nan, Cai Jianyi. Data security control technology for distribution network scheduling based on multi-source information fusion[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(6): 118-125, 132.
- [26] 李琪林, 严平, 陈白杨, 等. 一种模糊多粒度用电行为异常检测方法[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(11): 3348-3352, 3357.
- Li Qilin, Yan Ping, Chen Baiyang, et al. Fuzzy multi-granularity-based abnormal power consumption detection method[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(11): 3348-3352, 3357.
- [27] 张栖国, 赵宇东, 张强, 等. 智能电能表数据安全隐患多层次分析与系统设计[J]. 电测与仪表, 2024, 61(6): 203-208.
- Zhang Qiguo, Zhao Yudong, Zhang Qiang, et al. Multiple-level analysis and system design of safety vulnerabilities for smart electricity meter data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(6): 203-208.
-
- 收稿日期: 2024-05-28; 修回日期: 2024-09-04
- 作者简介:
- 陈思宇(1987—),女,通信作者,工程师,研究方向为电费电价管理。E-mail:chensiy041@163.com
- 黄绪荣(1981—),男,高级经济师,研究方向为电价市场化与现货结算。
- 刘颖(1988—),女,工程师,研究方向为电价市场化与现货结算。
- 陈璐(1989—),女,工程师,研究方向为电费电价管理。
- 覃恺(1986—),男,博士,研究方向为客服大数据分析 and 智能客服研究。
- 谢佩(1989—),女,研究方向为电费电价管理。
- (编辑 王克祥)