引文格式：冯国平,余传坤,卢宾宾. 基于HLM和GWR技术的电网低压故障风险影响因子分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(5): 12-17. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.05.003

基于HLM和GWR技术的电网低压故障风险影响因子分析

冯国平[1]，余传坤[2]，卢宾宾[3*]
（1. 中国能源建设集团广东省电力设计研究院有限公司，广东 广州 510663；2. 长园深瑞继保自动化有限公司，湖北 武汉 430000；
3. 武汉大学 遥感信息工程学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：为综合分析电网故障风险要素，利用电力行业时空大数据，融合气象数据、灾害数据、城市人口、POI等多源数据的城市空间依赖性与空间异质性特征以及多元要素尺度差异性，采用多层线性回归（HLM）和地理加权回归（GWR）技术对电网故障风险的时空分布特征进行综合建模。以2017年广州市电网低压故障风险为例，HLM模型揭示了相关影响因子的多尺度层级特征。按照年度和月度构建不同GWR模型发现，不同月份不同区域电网低压故障风险的主要影响因素及其关联强度均存在较大差异。总的来说，HLM模型侧重分析影响要素的关系层级结构，而GWR模型则侧重于精细尺度下影响因素关系的量化分析，可为电网故障风险的预防与治理提供多视角、精细化的技术方法支撑。

关键词：电网故障；HLM；GWR；空间统计；空间异质性
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）05-0012-06

Influence Factor Analysis of Low-voltage Fault Risk in Power Grid Based on HLM and GWR Techniques

FENG Guoping[1], YU Chuankun[2], LU Binbin[3]
(1. China Energy Engineering Group Guangdong Electric Power Design Institute Co., Ltd., Guangzhou 510663, China;
2. Changyuan Shenrui Jibao Automation Co., Ltd., Wuhan 430000, China;
3. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: In order to comprehensively analyze the multi-element of power grid fault risk, based on the integration of spatio-temporal big data in the power industry, the characteristics of urban spatial dependence and spatial heterogeneity of multi-source data such as meteorological data, disaster data, urban population, POI, and the differences of multiple elements' scales, we used multi-layer linear regression (HLM) and geographically weighted regression (GWR) techniques to comprehensively model the spatio-temporal distribution characteristics of power grid fault risk. Taking the low-voltage fault risk of Guangzhou power grid in 2017 for example, HLM model revealed the multi-scale hierarchical characteristics of relevant influence factors. In addition, we constructed different GWR models according to year and month, and the results showed that the main influence factors and their correlation strengths of low-voltage fault risk of power grids varied greatly in different months and regions. Overall, HLM model focuses on the hierarchical structure analysis of influence factor relationships, while GWR model focuses on the quantitative analysis of influence factor relationships at a fine scale, providing a multi-perspective, fine-grained technical methodology to support the prevention and management of power grid fault risk.

Key words: power grid fault, HLM, GWR, spatial statistics, spatial heterogeneity

随着电力市场化改革的不断深入以及居民生活对电子设备的依赖，社会对电网安全运行与可靠供电的要求逐步提升[1]。如何有效预防和减少各种灾害、电力需求侧对电力设施的影响，减少电网故障和停电事故，更安全有效地为国民经济服务成为电力企业迫切需要解决的难题[2]，因此探索分析城市电网故障风险的相关因子关系，是保障地区电网安全、稳定和可靠运行的必要途径[3]。电力行业综合利用大数据、云计算、移动应用和时空地理信息等新技术，逐步构建了服务范围内统一的时空大数据服务基础框架[4]，电力行业的时空大数据为基于大数据驱动的配电网故障风险分析奠定了良好的基础[5]。近年来学者们利用聚类分析[6]、核密度分析[7]等技术识别电网故障风险，并分析冰灾[8]、雷击[9]、山火[10]、高温[11]等外部条件对其时空分布特征的影响，但要素关系相对单一[12]，缺乏面向电力系统故障风险的多要素综合建模分析。在一个

项目来源：国家自然科学基金面上项目（42071368）。
第一作者简介：冯国平（1980—），高级工程师，主要从事电力数字化规划与大数据技术研究工作，E-mail：fengguoping@gedi.com.cn。
通信作者：卢宾宾（1984—），副教授，主要研究方向为空间统计、时空大数据分析，E-mail：binbinlu@whu.edu.cn。

复杂的城市系统中，潜在影响电网故障时空分布特征的要素复杂多样，既包含气温、降水、极端天气等气象要素，也包含城市设施、人口分布等地理要素，尤其是后者在城市不同位置或区域中可能呈现复杂、多样、各异的分布特征，即空间异质性特征[13]。因此，为更好地分析电力故障风险的影响因子，本文以广州市为例，通过收集电网故障订单、气象、台风、人口和POI等多源时空数据，在考虑城市空间异质性特征和多元要素尺度差异性的基础上，采用多层线性回归（HLM）和地理加权回归（GWR）技术[14]对电网故障风险的时空分布特征进行综合建模，量化分析电网故障风险的影响因子关系，从空间多尺度与局部视角为城市电网安全运营提供技术支撑与决策支持。

1　数据来源与预处理

本文采用的数据见表1。根据电网故障频次的时空分布，通过数据预处理提取气象条件、台风灾害、人口分布和设施分布等要素的变量取值。由于气象、灾害、人类活动具有典型的季节性特征，本文将上述数据聚合为月度数据，按照月份进行变量提取与模型准备，以更好地反映电网故障风险的时空分布特征与相关要素之间的多尺度与异质性关系。

表1　数据来源与内容

数据类型	数据内容	数据来源
电网故障订单数据	故障的发生时间、经纬度、故障类型、抢修人员和抢修时间	广州市供电公司电网时空大数据中心
地面气候资料日值数据集	气压、气温、风向、风速、降水、日照、地温	国家气象科学数据中心(http://data.cma.cn)
台风数据	台风名称、开始编号时间、停止编号时间、台风等级强度	中国天气台风网(http://typhoon.weather.com.cn/)
人口数据	250 m×250 m人口栅格数据	全球人类居住区层(https://ghsl.jrc.ec.europa.eu/data.php)
POI数据	POI名称、类型、地理位置、归属区域	广州市供电公司电网时空云服务平台

2　研究方法

由于不同数据在时间和空间上存在典型的尺度差异与分布不均衡性，因此本文分别采用HLM和GWR技术分析变量关系，从多尺度和异质性的视角量化分析广州市电网故障风险影响要素关系。

2.1　HLM模型

HLM模型由Raudenbush等[15]于1992年提出。相较于传统线性回归模型，它在多尺度数据的模型参数估计、模型假设检验等方面更有优势。具体来说，HLM模型分两个层级进行回归，首先建立第一层级（个体水平）解释变量回归方程，并将方程中的截距和斜率作为因变量；再进行第二层级（分组水平）的回归分析，其基本形式为：

$$L_1:\ Y_{ij}=\beta_{0j}+\beta_{1j}X_m+\gamma_{ij} \tag{1}$$

$$L_2:\ \beta_{0j}=\gamma_{00}+\gamma_{01}W_n+\mu_{0j} \tag{2}$$

$$\beta_{1j}=\gamma_{10}+\gamma_{11}W_n+\mu_{1j} \tag{3}$$

式中，Y_{ij}为因变量，i为第一层级各样本，j为第二层级各样本；X_m、W_n分别为第一、二层级解释变量，m、n分别为第一、二层级自变量数量；γ_{ij}、μ_{0j}、μ_{1j}为随机效应，表示自变量未解释部分；β_{0j}、β_{1j}分别为第一层级模型的截距项和回归系数。

根据不同数据对应的尺度特征，将解释变量分为城市内部用电需求因素和月份气象因素两个层级，为避免模型共线性风险，对第一层级所有变量做方差膨胀因子检验，按照经验阈值（10）筛选变量，第一层级的自变量包括人口、交通枢纽、宾馆住宿、住宅小区、电力设施、工业园区、观光景点、企事业单位、文化艺术和学校，第二层级的自变量包括月平均极大风速（0.1 m/s）、月平均最高气温（0.1℃）、月平均降水量（0.1 mm）、台风天数、降水量低等级（月降水量低于13.5 mm的天数）、平均气温高等级（日均气温25~32℃的天数）、均风速低等级（风速在0.7~2 m/s的天数）、均风速中等级（风速在2.1~3.3 m/s的天数）和最大风速高等级（风速在4.3~6.3 m/s的天数）。

为确保HLM模型的适用性特征，本文尝试了4种延伸模型形式，模型1为零模型，不包含自变量，只包含第二层级的随机效应，以确定第二层级模型中月份相关因素引起第一层级模型中电网低压故障数量总方差的比例；模型2为随机效应回归模型，只包含第一层级变量，允许第一层级方程的截距和回归系数在第二层级各月份之间随机变化，用来衡量第一层级区域内部人口、POI变量对于电网低压故障数量的影响；模型3在第一层级变量的基础上，为截距项加入第二层级月份变量，用来表示月份因素对区域电网低压故障平均数量的直接影响，允许第一层级变量在第二层级随机变化；模型4为完整模型，通过第一层级区域内部因素和第二层级月份因素的交互作用，探究其对电网低压故障风险的作用过程，即第二层级月份对电网低压故障风险的间接调整作用，若第二层级变量系数符号与第一层级变量系数符号相同，则为加强

作用，反之为削弱作用。

2.2 GWR模型

GWR模型由Brunsdon等[16]于1996年提出，提供了直观、实用的空间关系异质性和多样性分析方法，已成为重要的空间关系异质性建模工具之一[17]。

基础GWR模型的表达式为：

$$y_i=\beta_0(u_i,v_i)+\sum_{k=1}^{m}\beta_k(u_i,v_i)x_{ik}+\varepsilon_i \quad (4)$$

式中，y_i、x_{ik}为i处的因变量值和自变量值；(u_i,v_i)为i处的坐标；$\beta_0(u_i,v_i)$为截距项；$\beta_k(u_i,v_i)$为回归分析系数。

在指定空间位置(u_i,v_i)采用加权线性最小二乘法进行求解，计算公式为：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i)=\left(\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{X}\right)^{-1}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y} \quad (5)$$

式中，$\boldsymbol{X}$为自变量抽样矩阵；$\boldsymbol{y}$为因变量抽样值向量；$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i)=\left(\beta_0(u_i,v_i),\cdots,\beta_m(u_i,v_i)\right)^{\mathrm{T}}$为点$(u_i,v_i)$的回归分析系数向量；$\boldsymbol{W}(u_i,v_i)$为对角矩阵，对角线上的值代表每个数据点到回归分析点(u_i,v_i)的空间权重值，可按照距离越近、赋予的权重值越高，反之越低的规则[18]，通过值域为[0,1]且单调递减的核函数计算得到[19]。

带宽是GWR模型计算权重的核心参数，通过赤池信息准则（AIC）[20]或交叉验证对带宽值进行优选[21]。本文以2017年全年和月度两个视角分别建立GWR模型，因变量分别为2017年全年低压故障数量和月度低压故障数量。利用GWmodels软件[22-23]对GWR模型变量和带宽值进行优选，并根据AICc最小准则选取最优模型，各因变量对应的自变量为：全年故障数量（企事业单位、餐饮、商业社会服务、教育科研、人口）、1月故障数量（餐饮、人口、邮电通信、教育科研、企事业单位、工业园区、交通设施）、2月故障数量（餐饮、人口、邮电通信、教育科研、商业社会服务、工业园区、电力设施）、3月故障数量（餐饮、商业社会服务、教育科研、电力设施）、4月故障数量（餐饮、人口、教育科研、商业社会服务、企事业单位）、5月故障数量（人口、邮电通信、教育科研、企事业单位）、6月故障数量（餐饮、企事业单位、教育科研、商业社会服务、文化艺术）、7月故障数量（餐饮、人口、教育科研、企事业单位）、8月故障数量（餐饮、人口、教育科研、企事业单位、商业社会服务、休闲娱乐、文化艺术、观光景点、医疗机构）、9月故障数量（人口、教育科研、邮电通信、企事业单位、工业园区、交通设施、宾馆住宿、商业社会服务、电力设施、文化艺术、金融机构）、10月故障数量（餐饮、人口、邮电通信、教育科研、企事业单位、宾馆住宿、工业园区、交通设施、文化艺术、休闲娱乐、学校、商业社会服务）、11月故障数量（餐饮、人口、教育科研、企事业单位、商业社会服务）、12月故障数量（餐饮、文化艺术、教育科研、商业社会服务、企事业单位、医疗机构）。对比发现，不同GWR模型筛选出的变量存在较大差异，说明其相关要素关系具有典型的时间异构性，如不同月份各类型POI呈现了较大差异，这个现象在未来研究或分析中值得关注，但由于篇幅限制不作为本文的分析要点。

3 模型结果分析

3.1 HLM模型结果分析

本文通过HLM6.08软件，采用极大似然估计法对不同类型的HLM模型进行参数估计。

1）零模型分析。结果表明，第二层月份之间的方差为1.290，且具有统计意义显著性（P<0.01），说明不同月份之间区域电网低压故障风险存在显著差异，具有分层特征；第二层月份之间的方差远小于第一层区域内故障数量方差（76.512），ICc=1.290/(1.290+76.512)=0.017，说明区域故障数量差异有1.7%是由第二层月份引起的，98.3%是由地理空间要素造成的，也印证了本文采用GWR模型的必要性。

2）随机效应回归模型分析。固定效应表示第一层级（区域）和第二层级（月份）的解释变量对低压电网故障数量的影响效应；随机效应表示自变量没有解释的电网故障数量差异，分析结果见表2。由第一层级的回归分析可知，大部分POI对于区域电网低压故障数量具有显著的正向影响，其中宾馆住宿、住宅小区、学校等设施点具有以下特点：以生活用电为主，且人口密集，用电需求变化较大；电力设备质量参差不齐，且可能存在私拉乱接、用电不规范等特征，易导致低压故障频发。电力相关设施属于大型供电或供电设备集中区，如供电所、变电站等，设备负荷集中，电网故障也可能存在多发情况。工业园区和企事业单位则以工业用电为主，用电量大、情况复杂，易发生器件熔断等低压故障。部分POI类型对电网低压故障风险具有显著的负向影响，其中人口、交通枢纽、文化艺术的用电负荷较少，且一般有规范的

巡查机制，从全局角度对低压电网故障风险呈现抑制效果。

表2　电网故障数量差异的HLM模型2分析结果

固定效应	回归系数	标准误差
截距	0.493 406	0.336 3
人口	−0.000 035***	0.000 0
交通枢纽	−0.008 300***	0.001 8
宾馆住宿	0.096 300***	0.007 2
住宅小区	0.022 000***	0.005 1
电力设施	0.706 000***	0.149 8
工业园区	0.045 200***	0.008 1
观光景点	−0.003 300	0.008 1
企事业单位	0.054 900***	0.002 5
文化艺术	−0.171 400***	0.054 8
学校	0.039 300***	0.008 5

注：***表示P<0.01。

3）HLM完整模型分析。上述模型分析了区域人口、POI因素对区域低压电网故障风险的潜在作用，本文进而采用HLM模型的完整形式，即模型3和模型4对广州市低压电网故障风险进行探索分析。模型3主要展示了气象要素的直接作用效果，结果表明（表3），月平均风速、均风速中等对低压电网故障风险呈显著正向影响，较强的风速会对电力设施造成潜在威胁，尤其广州市秋季多风且均风速较高，发生低压电网故障的风险也会有所上升；月平均气温、日平均气温高等对低压电网故障数量也存在显著正向作用，尤其在7—9月日平均气温25℃以上的天数较多，低压电网故障风险相应升高，这与大量使用制冷设备直接相关，往往引发过负荷、跳闸、烧线等低压电网故障。

表3　电网故障数量差异的多层线性模型3分析结果

固定效应	回归系数	标准误差
截距	6.152 800	1.760 7
月平均风速	0.046 500**	0.009 8
月平均气温	0.047 400**	0.008 9
平均降水	0.011 500	0.005 3
台风天数	0.103 300	0.068 9
降水量低等级	0.027 300	0.061 1
日平均气温高等级	0.256 200***	0.044 4
均风速低等级	−0.042 700	0.057 6
均风速中等级	0.271 300	0.082 8
最大风速高等级	−0.230 900	0.054 1
人口	−0.000 035***	0.000 0
交通枢纽	−0.008 300***	0.001 9
宾馆住宿	0.096 300***	0.007 2
住宅小区	0.022 100***	0.005 1
电力设施	0.706 100***	0.149 9
工业园区	0.045 300***	0.008 2
观光景点	−0.003 300	0.008 2
企事业单位	0.054 900***	0.002 6
文化艺术	−0.171 400***	0.054 9
学校	0.039 300***	0.008 5

注：**表示P<0.05，***表示P<0.01。

模型4的分析结果见表4，根据模型特性，重点分析不同类型变量的跨层级交互作用，每月达到25℃以上高温的天数与宾馆住宿、学校等类型的POI，月平均风速高等与电力设施，月平均风速高等、平均降水量与工业园区等不同层次变量之间均对低压故障风险起到了显著的交互增强作用，表明天气状况比对应类型POI附近的电力设施更应得到关注，如通过加强线路巡检降低电力故障风险。

表4　电网故障数量差异的多层线性模型4分析结果

固定效应		回归系数	标准误差
第一层级	第二层级		
宾馆住宿	平均气温高等	0.011 2**	0.004 7
电力设施	平均风速	0.195 7	0.119 0
工业园区	平均风速	0.002 4**	0.001 1
	平均降水量	0.001 4**	0.000 6
企事业单位	平均风速	0.001 1***	0.000 3
	平均气温高等	0.004 7***	0.001 6
文化艺术	平均气温高等	−0.117 3***	0.034 2
学校	平均气温高等	0.015 9***	0.005 4

注：**表示P<0.05，***表示P<0.01。

总的来说，HLM模型呈现了电网故障风险相关影响因子的层级特征，第一层级要素多由人口、POI类型等要素构成，由此带来的用电需求和特征是电网低压故障风险的主要影响因素；而月平均最高温度、月平均风速、月平均降水、月持续高温时间等气象要素则呈现了较明显的季节性特点，两类因子之间存在显著的跨层级交互作用。然而，HLM模型仍从全局角度对因子进行建模，尤其第一层级的变量多与空间有关，未能体现其在复杂城市空间中分布的不均衡性，因此本文采用GWR模型进行进一步分析。

3.2　GWR模型结果分析

3.2.1　模型诊断信息

为更好地展示GWR模型的拟合效果，本文展示了模型的求解参数和诊断信息，包括带宽值、AICc值、R^2值和校正后版本（表5），各GWR模型均采用了较小的带宽并将其应用于高斯核函数，表现出较好的拟合优度，如GWR模型9月对应R^2值达到了近0.80，而其他月份也达到了0.6左右。

3.2.2　GWR模型系数估计

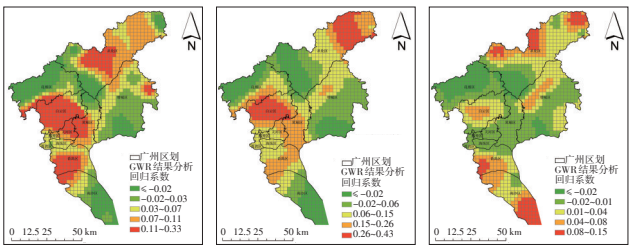
本文分别针对全年模型和月度模型进行了变量筛选，因此不同模型对应的解释变量也不尽相同，体现

表5　GWR模型诊断信息

月份	带宽	AICc	R^2	校正 R^2
全年	36	14 347.960	0.610 0	0.566 1
1	19	6 303.554	0.722 7	0.662 6
2	19	6 956.706	0.662 2	0.590 5
3	25	8 264.812	0.485 2	0.437 1
4	23	7 102.614	0.471 3	0.411 7
5	19	7 196.333	0.571 8	0.512 2
6	25	10 163.160	0.492 3	0.438 0
7	25	9 258.854	0.684 3	0.618 7
8	25	9 779.384	0.632 2	0.566 7
9	19	7 672.251	0.796 8	0.735 1
10	23	6 942.093	0.633 1	0.549 2
11	25	7 280.883	0.427 1	0.364 7
12	57	9 647.408	0.240 7	0.194 9

了不同影响因子呈现的季节性特征。本文无法完整展示各模型的系数估计，因此节选了部分解释变量的估计结果进行展示。

1）餐饮。GWR模型7、8、10月餐饮类POI系数估计的空间分布见图1，可以发现，在白云区、番禺区与南沙区交界地区，餐饮类POI的数量对电网故障风险的影响程度均较高。南沙区南部地区的系数在7、8月较小，但在10月却成为系数值最大的地区，其原因在于，南海区域在2017年5月1日—8月16日实施3个月的休渔期，而10月进入渔业捕捞和餐饮消费的高峰期，因此邻近渔场的南沙区呈现出这种现象。



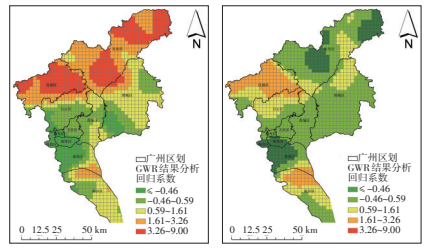
a 7月　　b 8月　　c 10月

图1　GWR模型餐饮类POI回归系数空间分布

审图号：粤AS(2023)006号

2）人口。GWR模型7、10月人口变量系数估计的空间分布见图2，可以看出，由南向北呈递增趋势，较大值出现在从化区和花都区，且7月模型的系数整体较高，这与7月的高温天气密切相关。结合广州市人口数量空间分布可知，系数高值与人口数量分布并不尽相同，人口密度较大的区域对应的系数却较小，如海珠区、越秀区和天河区，在一定程度上反映了电力设施状况或用电类别差异。

3）文化艺术。GWR模型8、10月文化艺术类POI系数的空间分布见图3，二者之间存在较大差异，8月模型中系数高值出现在荔湾区、海珠区和越秀区，每

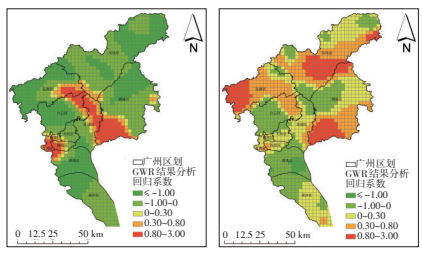


a 7月　　b 10月

图2　GWR模型人口回归系数空间分布

审图号：粤AS(2023)006号

个文化艺术类场所会引起0.8~3次电网故障，而10月模型的系数高值却出现在从化区、花都区和增城区。观察POI的分布特征发现，剧院、音乐厅、戏院、展览馆、图书馆和活动中心等机构多聚集在荔湾区、海珠区和越秀区，8月正值暑假期间且为高温天气，游客数量剧增使得该类场所用电负荷增大，因此呈现迥异的系数分布。

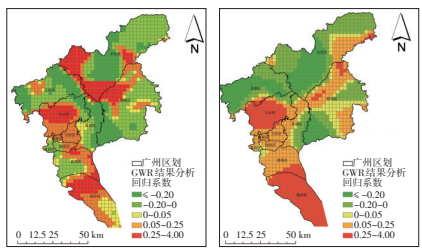


a 8月　　b 10月

图3　GWR模型文化艺术类POI回归系数空间分布

审图号：粤AS(2023)006号

4）教育科研。GWR模型9、10月教育科研类POI系数估计的空间分布见图4，系数在白云区、天河区、海珠区和番禺区呈现较大的正值分布。结合教育科研类POI数量的空间分布可知，这些地区教育科研场所聚集，且与故障风险的关联程度较高，平均每个教育科研机构会引起0.25~4次电网故障，也侧面说明了该类空间设施需要更加关注电网低压故障风险。



a 9月　　b 10月

图4　GWR模型教育科研类POI回归系数空间分布

审图号：粤AS(2023)006号

4　结　论

本文综合利用电网故障订单、气象、台风、人口和POI等多源时空数据，充分考虑了城市空间多尺度

与空间异质性特征，采用HLM和GWR模型对城市电网低压故障风险进行综合建模分析。HLM模型结果表明，电网故障风险成因关系呈现明显的多尺度层级特征，其中由人口、POI数量等带来的空间层级要素影响起主导作用，与气象条件或台风灾害等要素叠加后，呈现出与月份相关的季节性影响。对HLM模型中第一、二层级变量进行综合分析，可展示不同层级要素之间对电网低压故障风险的交互作用，有助于从整体上认识不同类型要素因子对城市电网低压故障风险的综合影响。本文按照年度和月度构建了不同GWR模型，结果表明不同月份不同区域电网低压故障风险的主要影响因素及其关联强度均存在较大差异，尤其是人口分布、餐饮类、文化艺术类和教育科研类POI等因子。总的来说，HLM和GWR模型的侧重点有所不同，HLM聚焦于分析要素关系中的层级嵌套结构，综合考虑了“个体”和“群体”两个层面的影响因子，有助于理解电网故障风险影响要素关系的多尺度结构特征，而GWR模型则呈现了空间要素关系在城市中的空间异质性特征，实现了对相关影响因子的精细尺度量化分析，为城市电网故障风险驱动要素分析提供了新的分析视角与实践支撑。

参考文献

[1] 李建林,丁子洋,游洪灏,等. 构网型储能支撑新型电力系统稳定运行研究[J]. 高压电器,2023,59(7):1-11

[2] 刘欣. 基于危险理论的数字电网网络安全风险预警研究[J]. 自动化技术与应用,2024,43(2):102-106

[3] 胡捷,付仲良,刘禹. 基于改进蚁群算法的网格化电力巡检规划方法[J]. 地理空间信息,2023,21(5):5-8

[4] 卢有飞. 时空大数据云平台支撑智能电网建设[J]. 中国电力企业管理,2018(3):76-77

[5] 耿继朴,蒋锦霞,郑晓燕,等. 基于大数据驱动的配电网故障风险预警方法[J]. 电力信息与通信技术,2022,20(7):41-49

[6] Wu H,Meng X,Danziger M M,et al. Fragmentation of Outage Clusters During the Recovery of Power Distribution Grids[J]. Nature Communications,2022,13(1):1-7

[7] Wang Y, Luo H, Xiao X Y. Voltage Sag Frequency Kernel Density Estimation Method Considering Protection Characteristics and Fault Distribution[J]. Electric Power Systems Research,2019,170:128-137

[8] 田滔,董凯元,饶赟,等. 考虑冰灾天气时空分布影响的电力系统故障恢复策略研究[J]. 广东电力,2023,36(8):39-46

[9] Han B,Ming Z,Zhao Y,et al. Comprehensive Risk Assessment of Transmission Lines Affected by Multi-meteorological Disasters Based on Fuzzy Analytic Hierarchy Process[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2021,133(10):107 190

[10] Guo Y, Chen R, Shi J, et al. Determination of the Power Transmission Line Ageing Failure Probability Due to the Impact of Forest Fire[J]. IET Generation, Transmission and Distribution,2018,12(16):3 812-3 819

[11] 苏盛,李银红,段献忠. 电网故障自组织临界性及其在应对极端天气中的应用[J]. 科学通报,2009,54(3):387-394

[12] 潘浩,周仿荣,马仪,等. 输电线路覆冰情势与气象要素关联模型研究[J]. 高压电器,2023,59(12):75-82

[13] Goodchild M, Li W. Replication Across Space and Time Must Be Weak in the Social and Environmental Sciences[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2021, 118(35):759 118

[14] Hu Y,Lu B,Ge Y,et al. Uncovering Spatial Heterogeneity in Real Estate Prices Via Combined Hierarchical Linear Model and Geographically Weighted Regression[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2022, 49(6):1 715-1 740

[15] Raudenbush S W, Bryk A S. Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods: Vol. 1[M]. Sage Publications,2002

[16] Brunsdon C,Fotheringham A S,Charlton M E. Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity[J]. Geographical Analysis, 1996, 28(4): 281-298

[17] Lu B,Hu Y,Murakami D,et al. High-performance Solutions of Geographically Weighted Regression in R[J]. Geo-spatial Information Science,2022,25(4):536-549

[18] Tobler W R. A Computer Movie Simulating Urban Growth in Detroit Region[J]. Economic Geography,1970,46(2):234-240

[19] Ramlau-Hansen H. Smoothing Counting Process Intensities by Means of Kernel Functions[J]. The Annals of Statistics, 1983,11(2):453-466

[20] Yamaoka K, Nakagawa T, Uno T. Application of Akaike's Information Criterion (AIC) in the Evaluation of Linear Pharmacokinetic Equations[J]. Journal of Pharmacokinetics and Biopharmaceutics,1978,6(2):165-175

[21] 卢宾宾,葛咏,秦昆,等. 地理加权回归分析技术综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(9):1 356-1 366

[22] Lu B, Hu Y, Yang D, et al. GWmodels: A Software for Geographically Weighted Models[J]. SoftwareX,2023,21:101 291

[23] Lu B,Dong G. GWmodels: A High-performance Computing Framework for Geographically Weighted Models[C]// Spatial Data and Intelligence, Cham, Springer Nature Switzerland, 2022:154-161