

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.04.018

基于多因素驱动的输电线路区域雷击跳闸风险评估

范凯¹, 周腊吾¹, 梁宇², 龙乐云¹, 黄彪¹

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 长沙 410114; 2. 山东电网有限责任公司临沂供电局, 山东 临沂 276000)

摘要: 雷击是引发输电线路跳闸故障的主要原因之一,严重影响电网安全稳定运行。为有针对性地指导输电线路的防雷设计和改造,文中提出了基于多因素驱动的输电线路区域雷击跳闸风险评估方法。首先,综合考虑气象、电网、环境影响因素,构建完整有效的样本空间;其次,基于6种较优回归算法(XGBoost、RF、Bagging、GBRT、DT及KNN),对样本数据进行训练及验证;然后,选取拟合优度最高的XGBoost算法构建输电线路区域雷击跳闸风险评估模型;最后,算例结果表明:雷击故障点落在风险区域占75%,区域风险等级与单位面积跳闸次数的相关系数为0.983 3。风险评估等级越高,发生雷击跳闸故障的概率越大,验证了所提方法对输电线路雷击跳闸的风险区域识别性与风险等级评估有效性。

关键词: 机器学习; 输电线路; 雷击跳闸; 风险评估

Lightning Trip Risk Assessment in Transmission Line Area Based on Multi-factor Driving

FAN Kai¹, ZHOU Lawu¹, LIANG Yu², LONG Leyun¹, HUANG Biao¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;
2. Linyi Power Supply Bureau of Shandong Power Grid Co., Ltd., Shandong Linyi 276000, China)

Abstract: Lightning strike is one of the main causes of transmission line trip fault, which seriously affects the safe and stable operation of power grid. In order to guide the lightning protection design and transformation of transmission line, a risk assessment method for regional lightning trip fault of transmission line based on multi-factor driving is proposed. Firstly, a complete and effective sample space is constructed by considering the factors of meteorology, power grid and environmental impact. Secondly, based on six better regression algorithms (XGBoost, RF, Bagging, GBRT, DT and KNN), the sample data is trained and verified. Then, the XGBoost algorithm with the highest goodness of fit is selected to construct the risk assessment model of lightning trip fault in transmission line area; Finally, the results of the example show that the lightning fault point falls in the risk area accounting for 75%, and the correlation coefficient between the regional risk level and the number of trips per unit area is 0.983 3. The higher the risk assessment level, the greater the probability of lightning trip fault. All of the above verify the effectiveness of the proposed method in identifying the risk area and evaluating the risk level of lightning trip of transmission line.

Key words: machine learning; transmission lines; lightning trip; risk assessment

0 引言

输电线路是电网的主动脉,具有点多、线长、面广的多重特点,长期暴露在安全等级较低的环境

中,极易遭受雷电、风暴、山火、覆冰等恶劣天气的危害,因线路故障引发的大面积停电风险长期存在。根据统计数据显示,中国110 kV及以上架空输电线路雷击跳闸次数占同期跳闸总数40%~50%,雷

收稿日期:2025-06-24; 修回日期:2025-09-21

基金项目:国家自然科学基金(52177015)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(52177015).

击是造成线路跳闸的最主要原因^[1-2]。因此, 准确有效地评估输电线路雷害风险有助于电网安全稳定运行和调度部门提前做好针对性的避险措施。

目前, 对于输电线路雷害风险评估研究主要从两方面开展。一是传统的输电线路风险评估方法, 系统深入地研究雷击灾害下线路跳闸故障机理, 得到物理、数学分析模型, 定量指导电网防雷改造, 其中有规程法、EGM(电气几何模型)、先导发展模型、行波法等^[3-7]。文[8]考虑了跳闸的3项重要影响因素: 闪络率、建弧率、地闪密度, 建立了实际雷电活动特征下基于蒙特卡罗法的雷击跳闸率计算模型, 提高雷击跳闸率计算精度。文[9]针对电气几何模型未考虑输电线路电缆中的电势的情况下, 通过EFD(电场偏转)进行建模分析, 发现对于高压直流输电线路的正极比负极更容易受到直接雷击。文[10]基于对实际跳闸记录的统计分析, 提出了描述雷暴持续时间与雷击跳闸概率之间关系的脆弱性模型。但在全球气候变化背景下, 雷击形式更加多样, 雷击活动依旧频繁, 故障发生的机理相对复杂, 传统模型基本都是在简化模型复杂度或部分条件理想化构建而成, 存在局限性的问题。其二是, 随着电网中各类数据的增加及统计分析技术的发展^[11], 利用输电线路历史雷击故障数据, 结合机器学习技术评估输电线路的雷害风险成为现实。文[12]提出一种根据雷电定位系统、输电线路数据与GA-BP神经网络技术相结合的雷击跳闸实时预警的新方法。文[13]结合电力大数据技术在复杂、不确定性系统分析中的优势, 提出一种基于多维关联信息融合的输电线路雷害风险评估方法。文[14]以 ± 1100 kV 特高压输电线为研究对象, 收集雷击故障情况, 利用层次分析法筛选跳闸风险较高杆塔。文[15]基于灾害学理论, 利用层次分析法构建包含孕灾环境、致灾因子和承灾体三方面的雷击跳闸风险评估模型, 得到了电网区域内各杆塔的雷击闪络概率值, 为电力部门的线路防雷等级升级改造提供帮助。目前电力大数据技术的进步迅速, 对于无法构建的准确机理模型的复杂、不确定性系统, 基于数据驱动模型研究效果显著^[16-19]。如果历史运行数据较多再加上人工智能技术的高效可以为物资调配、故障抢修等模型求解节约宝贵时间。同时输电线路具备一定的耐雷水平, 雷击输电线路是否发生故障, 与线路的本体特征、雷电的强弱情况、以及地形地貌均有很大的关系, 因此如何实现架空输电线路雷击风险综合评估仍需要开展详细研究。

文中综合考虑气象因素、电网因素、环境因素, 提出基于多因素驱动的输电线路区域雷击跳闸风险评估方法。最后将提出的评估模型应用于某市电网, 获得了较好的结果, 验证了评估方法的科学性和有效性。

1 输电线路区域雷击跳闸风险评估框架

文中研究建立了基于多因素驱动的输电线路区域雷击跳闸风险评估, 其预测评估框架流程见图1, 若以杆塔为单元进行线路雷击跳闸评估, 则评估单元间差异性较小。因此基于 $1\text{ km}\times 1\text{ km}$ 网格进行数据样本空间的收集及数据预处理, 其次构建了6种机器学习回归算法的模型, 根据相应评价指标进行了最优模型的选取。

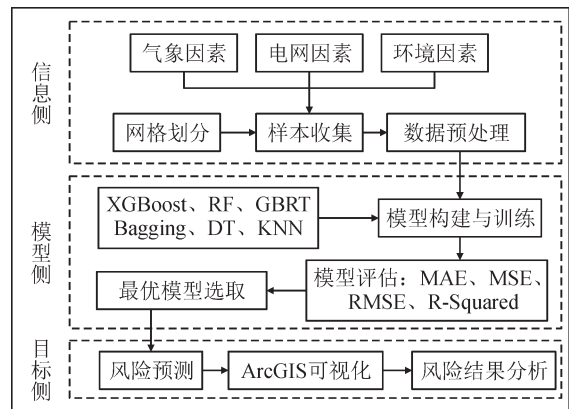


图1 输电线路区域雷击跳闸风险评估框架

Fig. 1 Risk assessment framework of lightning trip in transmission line area

1)信息侧将研究区域以 $1\text{ km}\times 1\text{ km}$ 大小进行网格划分, 基于ARCGIS软件提取各网格相应的要素值。将数据进行离散化处理等预处理构建完整有效的样本空间。

2)在模型侧基于6种较优的回归算法进行模型构建和训练, 在历史雷害跳闸数据上进行训练及验证, 并比较MAE、MSE、RMSE、R-Squared等模型评价指标, 选取最优模型。

3)在目标侧基于训练后的最优模型进行目标网格输电线路雷击区域跳闸风险概率值输出, 最后采用ArcGIS软件对评估结果进行可视化, 更直观反映输电线路区域跳闸风险空间分布趋势, 为防雷改造工作提供指导。

2 数据样本空间构建

2.1 样本收集

线路雷击跳闸风险与所处地区落雷活动、线路

结构及地形地貌及等要素密切相关。有关文献表明,地闪密度、雷电流幅值、电压等级、杆塔密度、海拔、坡度等因素,均为影响架空线路防雷运行水平的重要因素,认定为敏感致灾因子^[20-22]。通过对雷害致灾因子的梳理,文中收集了影响雷击跳闸发生的3大类共计14个因子的数据,见表1,其中特征变量为气象因子、电网因子、环境因子。气象数据从广东闪电定位系统获得,环境数据从中国科学院资源环境科学与数据中心获得,基于地理信息软件ArcGIS提取各网格对应的因子值。将网格内发生雷击跳闸故障的概率值输出为响应变量。

表1 雷害发生影响因素

Table 1 Influencing factors of lightning hazard

类别	影响因子	符号	数据类型	来源	
气象	平均地闪密度	Ngav	离散型	广东闪电定位系统	
	平均雷电流幅值	Igav	离散型		
	海拔	Alt	离散型		
	坡度	Sa	离散型		
	坡向	Sl	离散型		
环境	人口密度	Pd	离散型	中国科学院资源环境科学与数据中心	
	土地利用类型	Lut	离散型		
	土壤类型	Soi	离散型		
	河网密度	Dd	离散型		
	经度	Lon	连续型		—
	纬度	Lat	连续型		—
	电压等级	Vc	离散型		—
电网	杆塔个数	Sd	离散型	—	
	是否单回路	Tt	离散型	—	

2.2 数据预处理

2.2.1 离散化处理

离散化可以有效地克服数据中隐藏的缺陷,使模型结果更加稳定。这里采用等频率法离散区间^[23]的方式进行量化分级,见表2,按照危险程度从小到大的顺序依次从1开始向后逐个量化赋值。

2.2.2 样本均衡

在实际情况中,雷击灾害下跳闸的网格数量远小于未发生故障的网格,导致样本不均衡,如存在某一类样本数量远多于或远少于其他类样本,会导致一些机器学习模型失效的问题。文中采SMOTE算法过采样和随机欠采样技术对故障样本进行样本均衡,SMOTE算法通过合成新的故障样本的方法来避免故障样本数过少的问题^[24]。

2.2.3 变量相关性分析

为进一步研究特征变量与响应变量及特征变量与特征变量之间的关系,同时避免建模多重共线

表2 影响因子量化分级

Table 2 Quantitative classification of influencing factors

影响因子	离散区间
平均地闪密度	[0,5],[6,10],[11,15],..., [31,35],[36,76]
平均雷电流幅值	[0.00,16.78],[16.78,19.31],..., [31.33,194.51]
海拔	[-27,22],[22,39],..., [302,485],[485,1688]
坡度	[0.00,0.83],[0.83,1.66],..., [12.65,18.24],[18.24,52.85]
坡向	北,西,西北,东,东北,东南,西南,南
人口密度	[171.63,280.83],[280.83,2343.24],..., [717.65,4149.76]
土地利用类型	耕地,林地,灌木,草地,滩地,居民用地,水域,未利用地
土壤类型	水稻土,赤红壤,黄土,风沙土,草甸土,盐土,砖红壤,红壤
河网密度	[0.00,0.18],[0.18,0.52],..., [3.48,5.87],[5.87,14.67]
电压等级	110,220,500
杆塔个数	1,2,3,...,[7,8],[9,31]
是否单回路	0,1

性,一般都会分析变量之间的相关性。文中利用皮尔逊相关系数完成相关性定量分析,绘制相关性热力图(见图2),通过比较参数间的皮尔逊相关性系数判断存在强相关性的变量。两个变量之间相关系数的计算公式为

$$\rho_{x_1, x_2} = \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sqrt{DX_1} \cdot \sqrt{DX_2}} = \frac{EX_1 X_2 - EX_1 \cdot EX_2}{\sqrt{DX_1} \cdot \sqrt{DX_2}} \quad (1)$$

式(1)中: ρ 为相关系数;Cov为协方差;E为数学期望均值。

从图2中可以看出,经度(Lon)与海拔(Alt),纬度(Lat)与人口密度(Pd)有较强正相关性,即存在显著的多重共线性。因此剔除变量,经度(Lon)纬度(Lat),以免导致因多重共线性造成的过拟合。

3 输电线路区域雷击跳闸风险评估原理

3.1 机器学习回归算法原理

回归是用于建模和分析变量之间关系的一种技术,常用来处理预测问题。比如房价预测、销量预测^[25]等,回归所需要预测的不是一个事先定义好的类别,而是一个概率值。综合考量到雷电灾害下,影响线路跳闸的因素较多,较难建立精确的物理模型,因此文中从数据驱动的角度出发,选取6种较好的机器学习回归算法的进行模型建立与训练,最后根据评价指标选取最优模型进行输电线路跳闸风险评估,6种机器学习回归算法主要包括XGBoost、RF、Bagging、GBRT、DT及KNN。

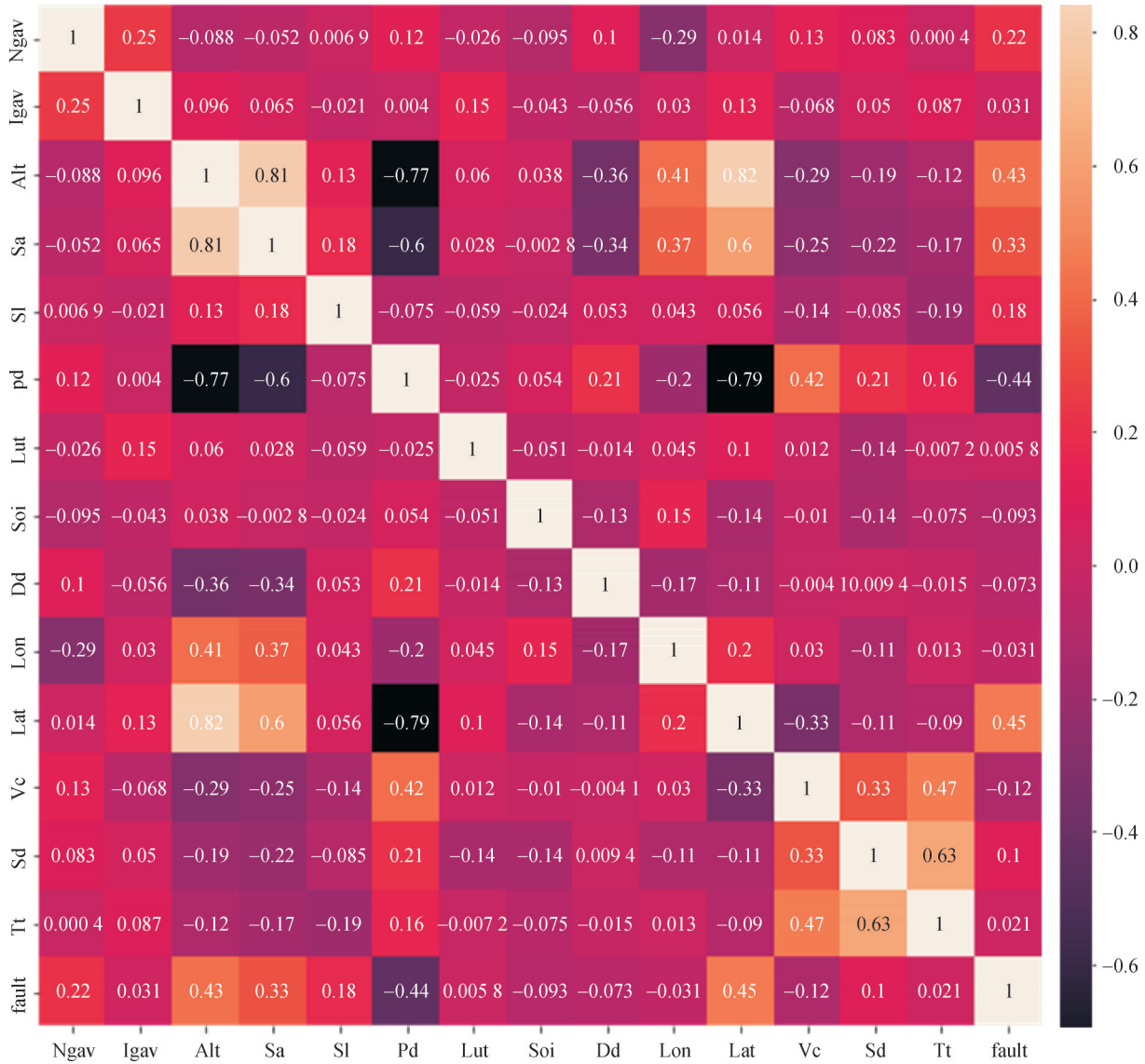


图2 变量相关性热力图

Fig. 2 Variable correlation thermal diagram

3.2 评价指标

对于回归模型,性能的好坏表现为在拟合的曲线与真实曲线的误差。雷电灾害下输电线路跳闸风险评估预测模型构建后,有必要对模型的优劣进行评估,主要的评价指标包括:平均绝对误差(MAE),均方误差(MSE),均方根误差(RMSE),拟合优度R-Squared。其中MAE、MSE、RMSE、R-Squared的值越小,说明预测模型对于目标的拟合程度越精确。一般R-Squared的取值是0到1,值越靠近1,说明方程的变量对y的解释能力越强,整个模型对数据拟合的也更好,更具有说服力。假设数据集为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$,预测回归函数为 $f(x)$,则各类误差表达式为:

$$e_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (2)$$

$$e_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (3)$$

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

4 算例分析

4.1 算例背景

文中以广东省年均地闪密度、雷击故障数较高的某市为研究对象,基于1 km × 1 km的区域网格划分进行数据提取,完成输电线路区域雷击跳闸风险评估模型建立及评估分析。在风险评估模型建立

过程中选用的数据来源于广东省雷电定位系统2016—2020年的监测数据及历史雷害数据。地闪数据通过对原始数据雷电流幅值、地理坐标的整理,采用网格法统计每个网格内地闪密度,利用地理信息软件绘制的该市年均地闪密度分布图见图3(1 mile=1 609 m)。

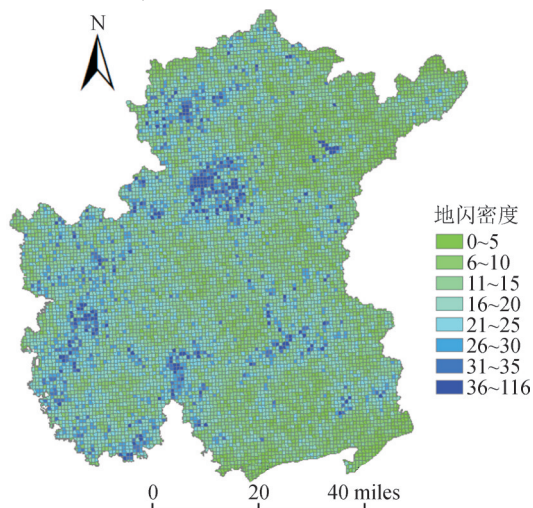


图3 年均地闪分布

Fig. 3 The average annual ground flash distribution

4.2 最优模型选择

模型训练时使用的电脑配置为:操作系统 Windows10,处理器 Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50GHz 四核,主板联想 SKL,内存 8 GB,主硬盘 512 GB。利用 python 编程语言基于 PyTorch 框架进行编写。由于故障数据远远少于正常样本,因此模型训练面临数据严重不平衡,根据实际的该市杆塔雷击故障样本数据,综合 smote 过采样和随机欠采样技术进行样本均衡,最终选取正常样本和故障样本均为 450 个,比例为 1:1,类别标签设定为二分变量($y=0$ 代表网格正常, $y=1$ 代表网格故障)。为进一步优化模型的性能,对 6 种模型进行超参数优化,各模型的优化参数见表 3。

表3 各模型的最优化参数

Table 3 The optimal parameters of each model

模型	优化参数
XGBoost	n_estimators:180;max_depth:7
RF	n_estimators:200
Bagging	n_estimators:260
GBRT	n_estimators:400;max_depth:8
DT	max_depth:10
KNN	max_depth:7

基于各算法对模型进行训练和测试(将样本随机划分,其中训练集与测试集比例为 8:2),获得各模型测试集的预测效果对比见图 4,具体数值见表 4。从图 4 和表 4 中可以发现在进行线路跳闸风险预测时,KNN、DT 算法回归表现较差,RF 及 XGBoost 算法

效果相对较好,拟合优度均高于 0.75,因此综合考虑拟合优度指标和误差指标的前提下,XGBoost 模型拥有最好的预测效果,为此文中拟采用 XGBoost 算法进行后续评估分析。

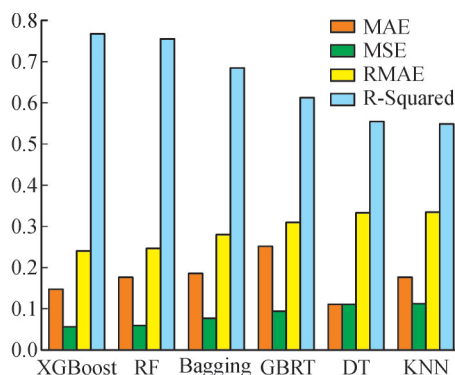


图4 不同机器学习模型评价指标对比

Fig. 4 Comparison of evaluation indexes of different machine learning models

表4 6种机器学习模型评估结果

Table 4 Evaluation results of six machine learning models

模型	e_{MAE}	e_{MSE}	e_{RMSE}	R^2
XGBoost	0.148 7	0.058 0	0.240 8	0.768 0
RF	0.177 2	0.061 2	0.247 4	0.755 0
Bagging	0.187 2	0.078 8	0.280 8	0.684 5
GBRT	0.251 6	0.096 4	0.310 5	0.614 0
DT	0.111 1	0.111 1	0.333 3	0.555 3
KNN	0.176 7	0.112 7	0.335 7	0.549 1

4.3 预测结果分析与可视化

对区域内含有杆塔的 1 802 个网格求取雷击故障发生概率,从 0 到 1 均等划分 4 级风险水平,分别为低风险(I 级)、中等风险(II 级)、较高风险(III 级)和高风险(IV 级)。为直观反映区域雷击跳闸的风险预测结果,基于 ArcGIS 对预测结果及进行可视化处理见图 5。

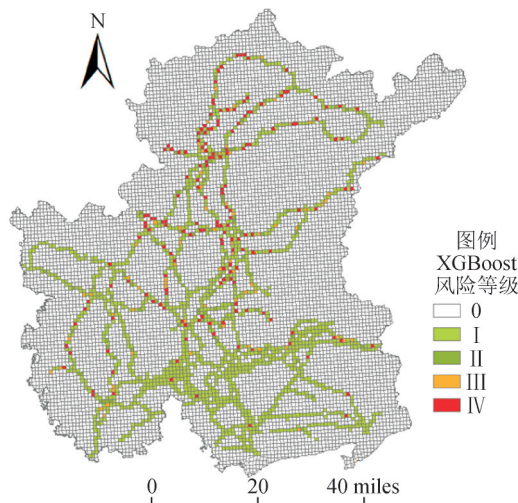


图5 基于XGBoost模型的风险预测结果

Fig. 5 Risk prediction results based on XGBoost model

由图 5、3 可见, XGBoost 模型预测风险较高的区域也位于地闪密度较大及杆塔密度较大的地区。统计后得出该区域内共有 171 个网格属于高雷击风险, 占有所有网格数量的 9.4%, 风险网格中, 风险等级由中等到高的 3 个等级中, 网格数量分别为 92、69、171, 占比分别为 5.1%、3.8%、9.4%。在进行防雷设备升级改造时, 可根据风险等级由高到低进行防雷改造。具体网格风险等级划分结果见图 6。

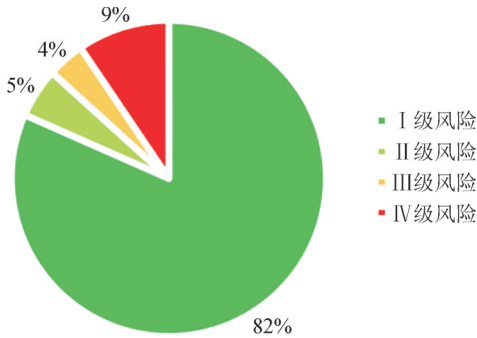


图 6 不同风险等级网格占比

Fig. 6 Grid proportion of different risk levels

以该市 2021 年全年主网跳闸案例进行验证, 共记录跳闸事件 39 次, 包括雷击跳闸 32 次, 占比 82.1%, 鸟害、外力破坏等 7 次, 占比 17.9%。该市本年度跳闸原因中以雷害为主, 说明了雷击跳闸风险评估的重要性, 将雷击故障点地理坐标输入 ArcGIS 软件中, 分析雷击故障与跳闸风险分布图之间的相关性, 见图 7。统计分布情况见表 5。

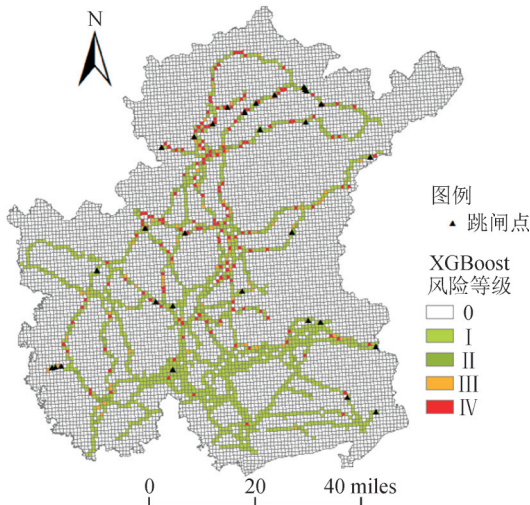


图 7 实际跳闸点空间分布与预测结果叠加

Fig. 7 The spatial distribution of actual tripping points is superimposed with the predicted results

结合图表数据分析, 得到如下结论。

1) 由实际跳闸点空间分布与预测结果叠加图可见, 2021 年该市电网总计发生过 32 次雷击跳闸事故, II 级及以上风险网格总计发生了 24 次跳闸, 占总雷击跳闸次数的 75%, 网格 II、III、IV 风险区域与

表 5 各风险等级雷击跳闸单位面积跳闸次数

Table 5 Quantitative classification of influencing factors

风险等级	跳闸次数	面积/km ²	$T/(次 \cdot km^{-2})$	T/T_1
I 级风险	8	1 470	0.005 4	1.00
II 级风险	4	92	0.043 4	8.03
III 级风险	5	69	0.072 4	13.41
IV 级风险	15	171	0.087 7	16.24
合计	32	1 802	0.208 9	38.68

注: T_1 代表各风险等级网格内的单位面积跳闸次数; T/T_1 指各雷击跳闸风险等级网格内的单位面积跳闸次数与第 I 等级网格的比值。实际故障情况具有较高空间一致性, 该方法基本能够识别风险较高区域。部分跳闸点发生在低风险区, 可考虑不断完善数据样本和优化超参数组合来提高模型准确度和拟合优度。

2) 从表 5 中得出, IV 级风险区段 171 个网格中有 15 个发生了雷击跳闸, T/T_1 值为 16.24。对比不同等级 T/T_1 值, 越高风险等级的网格, 发生雷击跳闸事故的概率越大, 计算跳闸风险等级与单位面积跳闸次数之间相关系数为 0.983 3, 说明雷击故障分布与雷击跳闸风险评估图具有较强相关性。

5 结论

文中提出一种基于多因素驱动的输电线路区域雷击跳闸风险评估方法。

1) 综合考虑气象、电网、环境三要素, 以 1 km × 1 km 网格为单位收集数据, 并进行等频率法离散化处理、样本均衡技术等处理, 得到了较为完整的训练集。

2) 比较了 6 种机器学习回归算法(XGBoost、RF、Bagging、GBRT、DT 及 KNN)对区域雷击跳闸风险评估的预测效果, RF 及 XGBoost 效果相对较好, 拟合优度均高于 0.75, 因此综合考虑拟合优度指标和误差指标的前提下, 基于 XGBoost 的预测能力最好。

3) 以广东某市 110 kV 以上架空线路为例进行雷击跳闸风险评估, 并以 2021 年历史跳闸数据对评估结果进行验证。中等风险及以上风险网格总计发生了 24 次跳闸, 占总雷击跳闸次数的 75%, 越高风险等级的网格, 发生雷击跳闸事故的概率越大, 跳闸风险等级与单位面积跳闸次数之间相关系数为 0.983 3, 验证了评估结果的有效性。并对评估结果进行可视化处理, 可为防雷改造工作提供直观辅助决策。

参考文献:

[1] 刘艳云, 贾文超, 高岩, 等. 基于多重分形谱多项式拟合的雷击与故障识别方法[J]. 南方电网技术, 2025, 19(5): 102-110.

- LIU Yanyun, JIA Wenchao, GAO Yan, et al. Lightning strike and fault identification method based on polynomial fitting of multifractal spectrum[J]. *Southern Power System Technology*, 2025, 19(5): 102-110.
- [2] 甘艳, 柳双, 肖劲松, 等. 基于组合赋权法分析后续回击对线路反击跳闸影响研究[J]. *电测与仪表*, 2024, 61(3): 70-75.
GAN Yan, LIU Shuang, XIAO Jinsong, et al. Research on influence of subsequent return stroke on line counterattack trip based on combination weighting method[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(3): 70-75.
- [3] 刘举成, 董新胜, 何山, 等. 基于KL-VMD的架空线路雷击故障识别[J]. *电瓷避雷器*, 2024(5): 12-20.
LIU Jucheng, DONG Xinsheng, HE Shan, et al. Lightning fault identification of overhead line based on KL-VMD[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2024(5): 12-20.
- [4] 马御棠, 吴广宁, 曹晓斌, 等. 微地形下输电线路绕击闪络率的计算方法[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(22): 135-141.
MA Yutang, WU Guangning, CAO Xiaobin, et al. Calculation of shielding failure flashover rate of transmission line under micro-topography condition[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(22): 135-141.
- [5] 曾嵘, 刘瀚波, 庄池杰, 等. 基于先导发展模型的输电线路绕击跳闸率计算[J]. *高电压技术*, 2017, 43(5): 1581-1588.
ZENG Rong, LIU Hanbo, ZHUANG Chijie, et al. Calculation of shielding failure flashover rate of transmission line using leader progression model[J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(5): 1581-1588.
- [6] 郝俊琦, 李琳, 王平. 基于蒙特卡罗法的超高压输电线路绕击跳闸率的计算[J]. *华北电力大学学报*, 2012, 39(5): 35-41.
HAO Junqi, LI Lin, WANG Ping. Calculation for shielding failure trip - out rate of EHV transmission line based on Monte Carlo method[J]. *Journal of North China Electric Power University*, 2012, 39(5): 35-41.
- [7] 王艳婷, 莫文斌, 白明远, 等. 基于电压行波波形的柔性直流输电线路雷击识别方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(8): 31-44.
WANG Yanting, MO Wenbin, BAI Mingyuan, et al. Lightning interference identification method based on voltage traveling wave waveform characteristics for flexible DC transmission lines[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(8): 31-44.
- [8] RODRIGUES E, PONTES R S T, BANDEIRA J, et al. Analysis of the incidence of direct lightning over a HVDC transmission line through EFD model[J]. *Energies*, 2019, 12(3): 555.
- [9] 王乐, 杨帅, 朱时阳, 等. 基于泊松分布的输电线路跳闸概率预测方法[J]. *高电压技术*, 2017, 43(11): 3777-3783.
WANG Le, YANG Shuai, ZHU Shiyang, et al. Prediction method of transmission line trip probability based on poisson distribution [J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(11): 3777-3783.
- [10] BAO Jie, WANG Xin, ZHENG Yihui, et al. Resilience-oriented transmission line fragility modeling and real-time risk assessment of thunderstorms[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2021, 36(4): 2363-2373.
- [11] 赵少东, 王程斯. 基于多级索引集群均衡的电力能源大数据采集方法研究[J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(8): 85-90.
- ZHAO Shaodong, WANG Chengsi. Research on power and energy big data acquisition methods based on multi-level index cluster equilibrium[J]. *Power System and Clean Energy*, 2024, 40(8): 85-90.
- [12] 邓红雷, 唐崇旺, 刘刚, 等. 基于GA-BP神经网络技术的雷击跳闸实时预警[J]. *电瓷避雷器*, 2021(1): 38-44.
DENG Honglei, TANG Chongwang, LIU Gang, et al. Lightning trip warning based on GA-BP neural network technology[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2021(1): 38-44.
- [13] 谢从珍, 白剑锋, 王红斌, 等. 基于多维关联信息融合的架空输电线路雷害风险评估方法[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(21): 6233-6244.
XIE Congzhen, BAI Jianfeng, WANG Hongbin, et al. Lightning risk assessment of transmission lines based on multidimensional related information fusion[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(21): 6233-6244.
- [14] 任华, 李健, 弥潇, 等. ± 100 kV 吉泉线雷击致灾因子权重分析及高风险杆塔筛选[J]. *中国电力*, 2022, 55(2): 115-124.
REN Hua, LI Jian, MI Xiao, et al. Weight analysis of lightning disaster factors and high risk tower identification for ± 100 kV Jiquan line[J]. *Electric Power*, 2022, 55(2): 115-124.
- [15] 赵伟, 童杭伟, 史海锋. 基于杆塔的雷击跳闸风险评估[J]. *高压电器*, 2017, 53(8): 134-139.
ZHAO Wei, TONG Hangwei, SHI Haifeng. Risk assessment of lightning trip - out based on power transmission tower[J]. *High Voltage Apparatus*, 2017, 53(8): 134-139.
- [16] SYED D, ZAINAB A, GHRAYEB A, et al. Smart grid big data analytics: Survey of technologies, techniques, and applications[J]. *IEEE Access*, 2021(9): 59564-59585.
- [17] 林丰恺, 王建, 赵启, 等. 基于多模态残差网络融合波形与天气信息的输电线路故障原因辨识方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(20): 23-33.
LIN Fengkai, WANG Jian, ZHAO Qi, et al. Transmission line fault cause identification method based on multimodal residual network integrating waveform and weather information[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(20): 23-33.
- [18] 陶汉涛, 冯万兴, 卢恩泽, 等. 输电线路跳闸雷击故障自动诊断系统的研发[J]. *高压电器*, 2016, 52(5): 34-41.
TAO Hantao, FENG Wanxing, LU Enze, et al. Research and development of automatic diagnosis system of lightning trip - out shielding failure and back striking fault for transmission line[J]. *High Voltage Apparatus*, 2016, 52(5): 34-41.
- [19] KAWASAKI F M, PH D, ASCE S M, et al. Efficient resilience assessment framework for electric power systems affected by hurricane events[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2016, 146(8): 150-156.
- [20] 李阳林, 徐宁, 李帆, 等. 特高压直流输电线路雷击故障原因分析与防范[J]. *中国电力*, 2018, 51(1): 59-63.
LI Yanglin, XU Ning, LI Fan, et al. Analysis and prevention of the lightning fault of UHV DC transmission lines[J]. *Electric Power*, 2018, 51(1): 59-63.
- [21] 雷梦飞, 王少华, 刘黎, 等. 特高压直流输电线路雷击故障特

- 性分析[J]. 电瓷避雷器, 2019(3):57-62.
LEI Mengfei, WANG Shaohua, LIU Li, et al. Analysis on lightning fault characteristics of UHVDC transmission line[J]. Insulators and Surge Arresters, 2019(3):57-62.
- [22] 赵海龙, 张丹丹, 黄松, 等. 基于皮尔逊相关系数的海南省地闪密度与雷击故障关系分析[J]. 高压电器, 2019, 55(8):186-192.
ZHAO Hailong, ZHANG Dandan, HUANG Song, et al. Analysis on the relation between cloud - to - ground lightning density and lightning trip rate in Hainan province based on pearson correlation coefficient[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(8):186-192.
- [23] 刘晖, 向淳, 周恩泽, 等. 基于动态贝叶斯网络的输电走廊山火风险时空评估[J]. 南方电网技术, 2023, 17(11):148-158.
LIU Hui, XIANG Zhun, ZHOU Enze, et al. Temporal and spatial assessment of wildfire risk in transmission line corridors based on dynamic bayesian networks[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(11):148-158.
- [24] 侯慧, 耿浩, 肖祥, 等. 台风灾害下用户停电区域预测及评估[J]. 电网技术, 2019, 43(6):1948-1954.
HOU Hui, GENG Hao, XIAO Xiang, et al. Research on prediction and evaluation of user power outage area under typhoon disaster[J]. Power System Technology, 2019, 43(6):1948-1954.
- [25] 苏向敬, 朱敏轩, 宇海波, 等. 基于频谱注意力和无交叉联合分位数回归的海上风电功率超短期概率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(21):103-116.
SU Xiangjing, ZHU Minxuan, YU Haibo, et al. Ultra - short - term probabilistic forecasting of offshore wind power based on spectral attention and non - crossing joint quantile regression[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(21):103-116.
- 范凯(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电网防灾减灾技术(E-mail:1045372520@qq.com)。
周腊吾(1965—), 男, 教授, 研究方向为新能源发电技术(通信作者)(E-mail:zhoulawu@csust.edu.cn)。

《高压电器》2026年4期广告单位

封一: 厦门海普锐科技股份有限公司

封二: 巨邦集团有限公司

封三: 西安高压电器研究院股份有限公司(业务)

封四: 杭州华创高科有限公司

前彩1: 北京京东方真空电器有限责任公司

前彩2: 上海乐研电气有限公司

前彩3: 厦门宏发电声股份有限公司

前彩4: 国网电力科学研究院武汉南瑞有限责任公司

前彩5: 扬州金源机器人自动化设备有限公司

前彩6: 广州创研智能科技有限公司

前彩7: 中国振华电子集团宇光电工有限公司

前彩8: 西安高压电器研究院股份有限公司(认证)

中彩1: 山东电工电气日立高压开关有限公司

中彩2: 东莞市利群榕兴高分子科技有限公司

中彩3: 西安华伟电力电子技术有限责任公司

中彩4: 温州昌泰电气有限公司

后彩1: 甘肃电器科学研究院

后彩2: 西安西电电工材料有限责任公司

后彩3: 西安向阳航天材料股份有限公司

后彩4: 西安西电高压开关操动机构有限责任公司