

含降雨量修正的台风灾害下输电杆塔数据机理 联合故障概率预测

侯 慧¹, 徐海峰¹, 王少华², 谷山强³, 王振国², 苏 杰³

(1. 武汉理工大学自动化学院, 武汉 430070; 2. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 杭州 310014;
3. 国网电力科学研究院武汉南瑞有限责任公司, 武汉 430074)

摘 要: 针对以往研究往往侧重台风或暴雨等单一灾害下的输电杆塔故障, 忽视了台风灾害携带暴雨共同威胁输电杆塔安全。为此建立含降雨量修正的台风灾害下输电杆塔数据机理联合故障概率预测模型, 以准确预测台风与暴雨复合作用下输电杆塔故障概率。首先, 在数据驱动部分, 通过生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)解决数据量不足、数据信息不均衡等问题, 并以支持向量回归、岭回归、随机森林、K 近邻、极端随机树及自适应提升算法等 6 种机器学习算法预测输电杆塔故障概率。其次, 在机理驱动部分, 考虑降雨量对输电杆塔的影响, 通过降雨雨压模型, 计算降雨修正系数修正输电杆塔的故障概率。最后, 以 2022 年登陆浙江省舟山市的台风“梅花”为例进行仿真验证, 算例表明所提模型与实际情况更为相符, 可精准地预测输电杆塔故障概率。

关键词: 台风灾害; 降雨; 输电杆塔; 机器学习; 生成对抗网络; 故障概率预测

Data Mechanism Joint Failure Probability Prediction of Transmission Tower with Rainfall Correction Under Typhoon Disaster

HOU Hui¹, XU Haifeng¹, WANG Shaohua², GU Shanqiang³, WANG Zhenguo², SU Jie³

(1. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Hangzhou 310014, China;

3. Wuhan NARI Co., Ltd., State Grid Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China)

Abstract: The previous research focuses on the failure of transmission tower under single disasters such as typhoon or rainstorm and neglects that typhoon often carry rainstorm as a common threat to the safety of transmission tower. To address the issue above, we establish a combined failure probability prediction model of data mechanism of transmission tower under typhoon disaster with rainfall correction, so as to accurately predict the failure probability of transmission tower under the combined actions of typhoon and rainstorm. Firstly, in data driving part, the generative adversarial network(GAN) is adopted to solve problems such as insufficient data volume and unbalanced data information. And the support vector regression, ridge regression, random forest, K-nearest neighbors, extra trees, and AdaBoost, are used to predict the failure probability of transmission tower. Secondly, in mechanism driving part, considering the impact of rainfall on transmission tower, the rainfall correction coefficient is calculated to correct the failure probability of transmission tower through rainfall pressure model. Finally, Typhoon “Muifa”, which landed in Zhoushan City, Zhejiang Province, is used for simulation verification. The results show that the proposed model is more consistent with the actual situation, and can be adopted to accurately predict the failure probability of transmission tower.

Key words: typhoon disaster; rainfall; transmission tower; machine learning; generate adversarial network; failure probability prediction

0 引言

输电杆塔是电网安全稳定运行的关键设备, 其故障严重威胁电网安全稳定运行。台风灾害除自身极高风速外, 还可能携带大量降雨。如 2021 年“艾达”登陆美国, 除 209 km/h 的高风速外, 降雨量最高达到 80 mm/h, 导致 100 万用户断电^[1]。2023 年台风“杜苏芮”以 15 级台风风力登陆福建, 其最大降雨量为 151.2 mm/h, 导致 121 万户停电, 杆塔故障 1 500 基^[2]。因此, 除考虑台风灾害带来的强风外, 考虑降雨量对其影响也至关重要。

现有针对台风灾害下输电杆塔故障预测可分为基于数据驱动与基于机理驱动等 2 类。在数据驱动方面, 随着电网数据化、信息化发展, 数据驱动技术在台风灾害下输电杆塔故障预测中得到广泛应用^[3]。如文献[4]充分考虑气象、地理及社会等信息, 建立自然灾害下杆塔故障模型, 但研究并未考虑降雨对输电杆塔的影响。文献[5]在深度学习中引入代价敏感学习和模型自适应选择融合, 建立电网故障识别模型。但研究均通过机器学习算法计算输电杆塔故障概率, 而针对输电杆塔故障分布进行预测, 才能更好地发挥数据驱动技术优势。如文献[6]基于数据降维技术, 对输电杆塔进行故障预测, 并建立 1 km 网格对故障分布进行可视化。但不同数据驱动算法对不同场景的输电杆塔故障预测结果同样存在差异, 须综合考虑选取最优数据驱动算法。如文献[7]整合多类机器学习算法的优点, 利用 Stacking 集成学习的方式, 对输电杆塔进行故障预测。此外, 深度学习^[8]、强化学习^[9]等数据驱动算法在电网故障预测中也得到应用。总的来说, 虽已针对数据驱动下电网的故障预测进行了大量研究, 但多为在数据量充足下做出的故障预测。而在实际预测中, 可能由于缺少数据支持导致预测模型准确度不足等问题。

在机理驱动方面, 研究通过建立 Batts 风场模型^[10]、多重风险评估^[11]与 HAZUS-MH 飓风模块^[12]等灾害模型, 描述台风灾害致灾影响力, 以量化台风灾害的影响, 但多为风场理论建模。如文献[13]基于复杂网络理论量化输电网络模型的脆弱性。文献[14]使用母线阻抗矩阵的对称故障事件描述电网脆弱性, 但研究缺乏描述降雨影响下输电杆塔的脆弱性。而文献[15]探究最大风速与总降雨量之间的联系, 基于二维 Archimedean Copula 函数建立风雨

的联合概率分布函数。但研究仅停留在对台风、暴雨等致灾因子的概率进行分析。文献[16]考虑了降雨对输电杆塔的影响, 将风雨概率耦合进行故障预测计算, 但输电杆塔的降雨模型不够精细。而文献[17]为全面反映降雨量对输电杆塔的影响, 分别建立台风荷载与暴雨荷载等模型, 进行故障概率分析。但其中部分影响因素难以以机理模型进行建立分析, 可能导致准确率不足。

综上, 针对数据驱动技术可能存在样本数据不足、机理驱动技术可能考虑因素不足等问题, 本文建立降雨量修正的台风灾害下输电杆塔数据机理联合故障概率预测模型。首先, 利用生成对抗网络解决原始数据量不足等问题, 并以支持向量回归、随机森林、K 近邻、极端随机树及自适应提升算法等 6 种机器学习算法对输电杆塔进行故障概率预测。其次, 考虑降雨量对输电杆塔影响, 建立降雨雨压等模型, 计算杆塔降雨修正系数, 修正输电杆塔故障概率。最后, 利用台风“梅花”历史数据, 验证所提数据机理联合预测模型的科学性及有效性。

1 预测框架

为计入降雨量对输电杆塔故障概率的影响, 利用数据机理联合驱动技术, 构建降雨量修正的台风灾害下输电杆塔故障概率预测模型, 如图 1 所示。首先, 在数据驱动部分, 通过建立生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 处理数据信息不足等问题, 并基于多种机器学习算法对输电杆塔故障概率进行预测与评价。其次, 在机理驱动部分, 通过建立降雨雨压等模型, 计算杆塔降雨修正系数, 描述降雨量对输电杆塔的影响, 以修正台风灾害下输电杆塔故障概率。

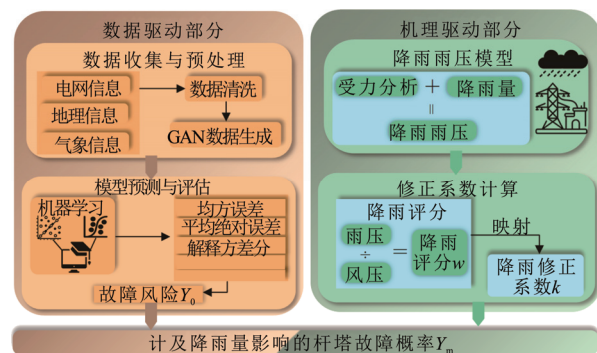


图 1 数据机理联合驱动下输电杆塔故障概率预测框架

Fig.1 Failure probability prediction framework of transmission tower driven by data mechanism

2 基于数据驱动的杆塔故障概率初步预测

2.1 数据信息收集

通过气象与电网部门提供的相关数据信息，将所收集数据信息分为电网信息、气象信息与地理信息等 3 类^[18]。同时以 ArcGIS 软件^[19]将各类数据信息一一关联，以便进行数据预处理与电网输电杆塔故障概率预测。所收集的数据信息如表 1 所示。

2.2 GAN 数据信息预处理

由于数据驱动技术预测结果依赖于输入数据信息，因此可通过引入数据预处理等技术提高已有数据信息质量，提高预测杆塔故障准确率。其中，收集数据信息时，可能出现部分异常数据或数据缺失等问题，及时排除异常值干扰可提高数据有效性。箱线图法^[20]可进行异常值检测，并去除异常值。检测范围如式(1)所示。

$$\begin{cases} x_u = 1.2(\max\{x\} - \min\{x\}) + \max\{x\} \\ x_d = \min\{x\} - 1.2(\max\{x\} - \min\{x\}) \end{cases} \quad (1)$$

式中： $\{x\}$ 为样本特征数据集合； x_u 为该类数据上边界； x_d 为该类数据下边界。

然后，采用中位数填充对缺省值进行补充，以弱化异常信息对于预测结果的干扰。在将收集数据从小到大排序后，中位数提取计算式^[21]如式(2)所示。

$$M_c = \begin{cases} x_{n/2}, & n \text{ 为奇数} \\ \frac{x_{n/2} + x_{(n/2)+1}}{2}, & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (2)$$

式中： x 为所选数据特征变量；下标 n 为所选特征变量样本总数； M_c 为所选特征变量中位数。

由于台风灾害具有典型的黑天鹅特征，往往存在数据量不足、故障类数据少于非故障类数据等问题^[22]。而 GAN 是 Goodfellow 等前人根据零和博弈思想在 2014 年提出的数据生成模型^[23]，可有效解决数据信息不足等问题。其主要由生成器与判别器构成。数据生成流程如图 2 所示。

在本研究中，生成器用于生成损失函数较低的数据值，判别器则用于识别生成数据的真伪。通过采用平均绝对误差^[23]计算生成数据与真实数据之间的损失函数。并利用梯度下降法^[23]，通过不断迭代，生成器最终能生成靠近真实数据的生成数据以弥补故障类数据。

最后，为避免 GAN 数据质量过低。将生成数据作为机器学习算法的数据训练集，并以原始数据

表 1 各类数据信息

Table 1 All kinds of data information

变量类型	变量名
特征变量	输电杆塔设计风速(X_1)
	电压等级(X_2)
	输电杆塔档距(X_3)
	输电杆塔高度(X_4)
	输电杆塔编号(X_5)
	每 3 小时阵风风速(X_6)
	最大阵风风速(X_7)
	海拔(X_8)
	坡向(X_9)
	坡度(X_{10})
	坡度变率(X_{11})
	经度(X_{12})
	纬度(X_{13})
	特殊地形(X_{14})
	与海边距离(X_{15})
响应变量	输电杆塔故障概率 Y

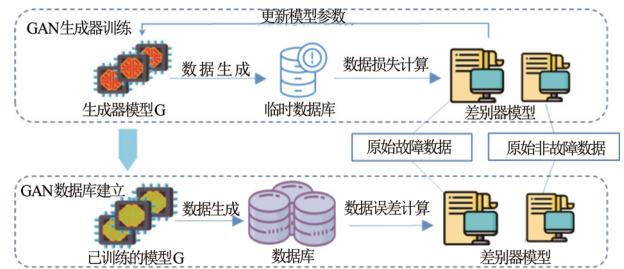


图 2 GAN 数据信息生成

Fig.2 GAN data information generation

作为验证集，判定生成数据质量。若训练结果优，但预测结果差，则代表该机器学习模型过拟合。若训练结果差，预测结果差，则代表该机器学习模型欠拟合，数据噪声影响过大。则会以此重新生成数据，直到预测结果达到预期需求。

2.3 输电杆塔故障概率预测

以数据驱动技术为核心的机器学习算法可自主学习所输入数据的数据特征，然后对相同类型数据信息做出智能预测与决策。因机器学习算法的黑盒效应可较好地处理特征信息难以通过建立模型计算等问题。故在多维因素影响下的杆塔故障预测问题中，得到了广泛应用。

由于不同种类机器学习算法自身具有不同的学习特点，本次研究从中选取支持向量回归(support vector regression, SVR)、岭回归(ridge regression, Ridge)、随机森林(random forest, RF)、K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)、极端随机树(extra trees, ET)及自适应提升算法(adaptive boosting, AdaBoost)

等 6 种机器学习算法分别预测输电杆塔故障概率^[24]。并以均方误差、均方根误差、解释方差分与 R^2 ^[25] 等作为预测评价指标, 评估预测结果的优劣。最后在预测结果中选取最优预测模型作为初步预测结果。

3 基于机理驱动的降雨量修正

3.1 降雨雨压模型

降雨对于输电杆塔影响可形象表示为雨水击打在输电杆塔上形成雨压, 使得杆塔发生偏移等事故发生^[26]。通过计算降雨量导致输电杆塔需额外承受的雨压, 并量化输电杆塔所承受概率。

杆塔承受雨压可表示为雨水对于杆塔的作用力, 将其视为简易的碰撞过程。单个雨滴与杆塔的整个碰撞过程符合牛顿第二定律, 故假设雨滴在速度 V_r 下撞击于杆塔, 碰撞时间极短为 τ , 则由能量守恒定律杆塔在 τ 时间内的受力可由式(3)所示^[27]。

$$\int_0^\tau f(t)dt = \int_0^{V_r} mdV \quad (3)$$

式中: $f(t)$ 为杆塔在 $0 \sim \tau$ 时间范围内的杆塔受力; V_r 为雨滴接触杆塔 r 的初速度; dV 表示为雨滴速度由 V_r 到 0 的微分变量。将式(3)简化, 可得到在 τ 时间内雨滴对杆塔的平均作用力如式(4)所示^[28]。

$$F(\tau) = \frac{1}{6\tau} \pi \rho d^3 V_r \quad (4)$$

式中: $F(\tau)$ 为 τ 时间内对于杆塔的平均作用力; ρ 为雨水密度; d 为雨滴直径。考虑空气阻力的影响, 雨滴降落可被作为先加速后匀速的过程, 而雨滴末速度受雨滴直径的影响, 则雨滴碰撞前的速度由式(5)所示^[29]。

$$V_r = \begin{cases} 10^6 \left(\frac{0.787}{d^2} + \frac{503}{\sqrt{d}} \right)^{-1}, & d < 1 \text{ mm} \\ (17.2 - 0.844d) \sqrt{0.1d}, & 1 \text{ mm} < d < 3 \text{ mm} \\ \frac{d}{0.113 + 0.0845d}, & d > 3 \text{ mm} \end{cases} \quad (5)$$

假设 τ 很短, 雨滴碰撞杆塔时速度不变, 则 τ 时间内碰撞杆塔的雨滴体积可由式(6)所示^[26]。

$$C = AV_r \tau \quad (6)$$

式中: C 为 τ 时间内碰撞杆塔的雨滴体积; A 为雨滴与杆塔的碰撞面积。因此, 对杆塔的雨滴碰撞作用力可由式(7)求出。

$$F = F(\tau)C = \frac{1}{6} \pi \rho d^3 V_r^2 A \quad (7)$$

式中: F 为雨滴对于输电杆塔面积 A 的作用力。则输电杆塔承受的雨压如式(8)所示。

$$p_d = \frac{1}{6} \pi \rho d^3 V_r^2 \quad (8)$$

式中: p_d 为单个雨滴对输电杆塔所造成的雨压。假设所有雨滴对杆塔的碰撞方式相同, 同时, 基于雨滴谱一般服从负指数分布, 使用马歇尔-帕尔默分布^[30]用于表示降雨量与雨滴数量之间的关系, 如式(9)所示。

$$n = n_0 \exp(-4.1I^{-0.21}D) \quad (9)$$

式中: n 为每立方米的雨滴数量; n_0 为初始雨滴数量基数, 一般为 $8 \times 10^3 \text{ (m}^3 \times \text{mm)}^{-1}$, 表示为每立方米空气中每毫米雨滴直径范围内有 8 000 个雨滴; I 为每小时降雨量; D 为雨滴直径。由于雨滴数量为庞大的数量集, 故可将雨滴直径的分布视为对数正态分布函数^[31], 如式(10)所示。

$$f(d) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma d} e^{-\frac{(\ln(d)-u)^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

式中: d 为雨滴直径; u 为雨滴直径分布的均值; σ 为雨滴直径分布的标准差。则输电杆塔的雨压 p_r 计算则由式(11)可得。

$$p_r = \frac{1}{6} \pi \rho d^3 n V_r^2 \quad (11)$$

通过计算输电杆塔所需承受的降雨压力, 体现降雨量对于输电杆塔应力的影响。然后基于输电杆塔承受的风压, 将其转换为降雨修正系数, 以优化输电杆塔的故障概率。

3.2 降雨修正系数

在得到杆塔承受的雨压后, 通过关联雨压与输电杆塔风压, 即可量化输电杆塔承受雨压的故障概率。其中杆塔承受风压 p_w ^[32]可由式(12)所计算得出。

$$p_w = u_f u_z u_{sc} w_0 \sin^2 \theta \quad (12)$$

式中: u_f 为风压高度变化系数; u_z 为构件体形系数; u_{sc} 为杆塔风荷载调整系数; θ 为风角; w_0 为基本风压标准值。基本风压标准值 w_0 由式(13)可求得。

$$w_0 = \frac{V_0^2}{1600} \quad (13)$$

式中: V_0 为杆塔所承受阵风风速。在求出杆塔雨压与风压后, 通过降雨评分用以体现降雨量的影响。降雨评分模型如式(14)所示。

$$w = \frac{p_r}{p_w} \quad (14)$$

式中: w 为降雨评分值; p_r 为杆塔承受雨压; p_w 为杆塔承受风压。考虑到降雨量仅是增加杆塔故障概率, 杆塔故障主要还由多类因素综合导致。故依据

前人风洞试验结果等经验分析, 将降雨评分映射于 $[0.9, 1.4]$ 之间, 得到降雨修正系数 $k^{[33]}$, 映射计算公式如式(15)所示。

$$k = 0.9 \frac{w - w^{\min}}{w^{\max} - w^{\min}} + 0.5 \quad (15)$$

式中: w^{\min} 为降雨评分最小值; w^{\max} 为降雨评分最大值。

通过式(19)可得到每个输电杆塔所对应的降雨修正系数, 最后计及降雨量影响的杆塔故障概率值计算如式(16)所示。

$$Y_m = kY_0 \quad (16)$$

式中: Y_m 为计及降雨修正后的杆塔概率值; Y_0 为数据驱动技术的预测杆塔故障概率。

4 算例分析

4.1 算例背景

台风“梅花”于 2022 年 9 月 14 日登陆浙江省舟山市^[34]。受风雨叠加影响, 浙江省出现杆塔线路故障等情况, 导致 50 多万用户用电受到影响。台风“梅花”不仅中心附近最大风力达 14 级, 还携带大面积降雨。台风梅花登陆时, 舟山市的最高降雨量达到 43 mm/h。通过气象台数据汇总, 各地区降雨量分布^[35]如图 3 所示。利用 2022 年台风“梅花”等历史数据信息, 预测考虑降雨量修正的台风灾害下舟山市输电杆塔故障概率, 以验证所建立模型的有效性。

由图 3 可看出, 台风“梅花”登陆时, 降雨更加集中在舟山市中部地区。而通过气象站监测的舟山市最大阵风风速分布与台风路径^[36]如图 4 所示。

4.2 基于数据驱动的预测部分

通过建立浙江省舟山市的 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 网格地图, 并将所收集的电网、气象与地理等信息映射于已划分好的 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 网格中, 以用于数据信息的收集与预处理。舟山市网格划分如图 5 所示。

图 5 中, 每个网格大约代表该地区 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 的地区, 而电网、气象与地理等信息通过数值提取的方式, 以 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 为单位将该区域电网、气象与地理等信息以输电杆塔编号为基准进行采样。再通过箱线图法进行异常值检测, 含有异常数据的特征变量如图 6 所示。

由图 6 可看出异常数据主要存在于地理信息中, 其原因在于地理信息相比于气象、电网信息更加复杂, 地理信息更难以进行采集。在检查出各类

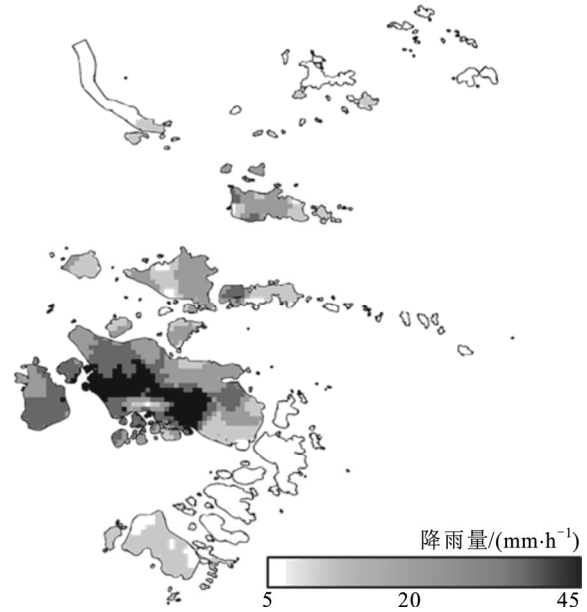


图 3 台风“梅花”登陆时降雨量分布

Fig.3 Rainfall distribution when Typhoon “Muifa” landfall

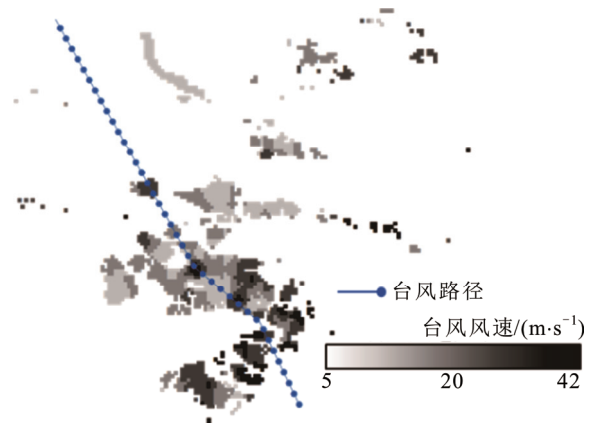


图 4 台风“梅花”下最大阵风风速分布

Fig.4 Maximum gust wind speed distribution under Typhoon “Muifa”

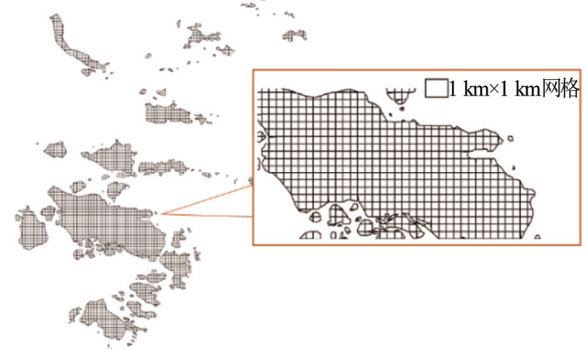


图 5 舟山市网格划分

Fig.5 Grid division of Zhoushan

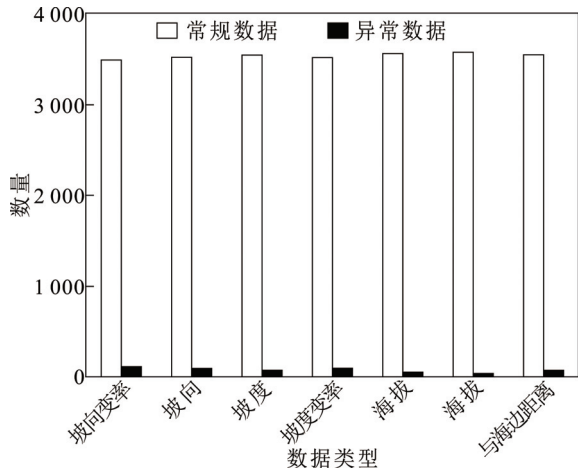


图6 异常数据分布图

Fig.6 Anomaly data distribution map

数据信息异常值后, 通过所介绍的数据清洗方法对其进行异常值处理。减少异常值对于数据质量的影响。

在排除异常值对于数据质量的影响后, 由于整体故障样本为 200, 而非故障样本已达到 3 500, 导致故障样本特征远少于非故障样本特征。为放大故障样本特征, 通过 GAN 网络模型生成 3 500 个故障样本数据与 3 500 个非故障样本数据, 以补充机器学习的数据集。所生成样本损失函数迭代过程如图 7 所示, 损失函数为生成故障样本与原始样本之间的平均绝对误差。在完成数据的预处理工作后, 利用生成的数据集以 7:3 的比例作为机器学习的训练集与测试集, 训练各机器学习模型。再以原始数据集验证机器学习的预测结果。采用机器学习中常用的 SVR、Ridge、RF、KNN、ET 与 AdaBoost 等 6 种学习算法同时进行学习预测, 选取预测评价指标最好的预测模型作为杆塔故障预测概率值。图 8 为各机器学习测试与预测评价结果。

由图 8 可看出虽然极端随机树训练结果表现最好, 但其对于实际预测结果很差。而 KNN 在实际的预测评价指标中表现更为良好。故最终选取 KNN 的预测结果作为杆塔故障预测概率。

将 KNN 预测结果映入到舟山市的 1 km×1 km 网格地图中。故障预测概率由绿色到红色逐渐升高, 如图 9 所示。

图 9 中为 KNN 所预测的故障概率分布, 其中实际故障区域与 KNN 的预测区域基本相符, 但存在部分实际发生故障的点, 所预测的故障概率较低, 可能是由于降雨因素导致。

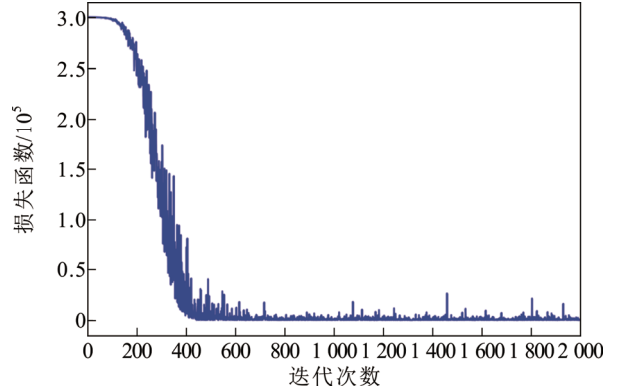
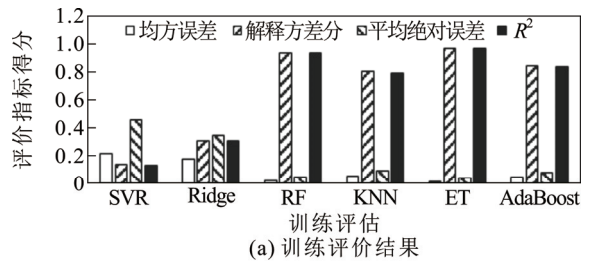
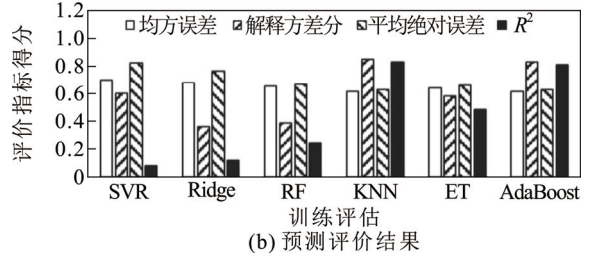


图7 GAN 生成数据损失函数迭代过程

Fig.7 GAN generation data loss function iterative process



(a) 训练评价结果



(b) 预测评价结果

图8 机器学习预测评价对比

Fig.8 Comparison of machine learning prediction evaluation

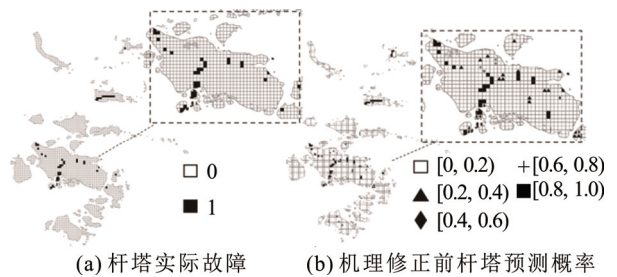


图9 舟山市杆塔故障预测概率

Fig.9 Prediction probability of tower failure in Zhoushan city of China

4.3 基于机理驱动的修正部分

台风天气往往还会携带强降雨过程。因此, 降雨量应当同样作为可能诱导输电杆塔故障的影响因素被考虑其中。其中通过数据信息采样的方式将每个输电杆塔对应的降雨量进行提取, 降雨量信息分布如图 10 所示。

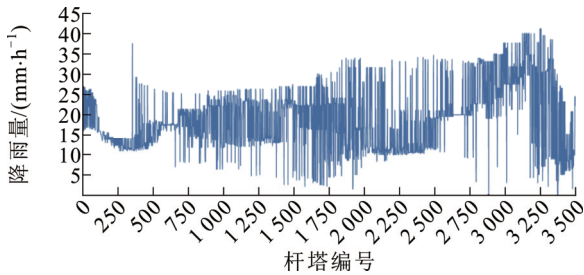


图 10 降雨量分布图

Fig.10 Rainfall distribution map

在得到各杆塔降雨量信息后, 依照降雨雨压模型, 便计算出每个输电杆塔承受的雨压, 见图 11。

图 11 得到降雨雨压主要集中于 100~300 Pa 之间。在得到降雨雨压分布后, 计算出每个杆塔所对应的风压, 如图 12 所示。

图 12 中, 杆塔所承受风压主要位于 100~250 Pa 之间。在得到每个杆塔所对应的风压与雨压分布后, 则可计算出降雨评分, 得到降雨修正系数, 然后对 KNN 算法的杆塔故障概率预测结果进行修正。基于 ArcGIS 软件, 对修正后的杆塔故障概率进行可视化处理, 如图 13 所示。

对比图 13(a)、(b), 可发现在加入降雨量修正后, 显著提高了更多实际故障区域的预测故障概率, 使得预测结果更为准确。

此外, 为体现数据机理联合驱动的优势, 将降雨信息数据当作特征变量放入机器学习进行预测研究, 并将 3 种预测方法以图表的形式进行对比, 见表 2。

通过表 2 对比分析可发现, 在加入降雨信息后, 相比不含降雨信息的杆塔故障预测, 加入降雨信息后的杆塔故障预测准确率有所提升。但对比是否采用机理模型相结合可发现, 相比于单一的数据驱动预测, 数据机理联合驱动下的预测在降雨量高的地区能更准确地预测输电杆塔故障概率。因此, 数据机理联合驱动下的输电杆塔故障预测在降雨量高的地区能体现预测优势。

5 结论

1) 所提方法相比不含降雨量修正的杆塔故障数据驱动预测, 各评价指标分别均优化了 16.7%, 15.5%, 8.5%, 18%。

2) 所提方法相比简单将降雨量加入数据驱动预测研究, 各评价指标分别优化了 11.8%, 11.9%, 6.9%, 13.2%。

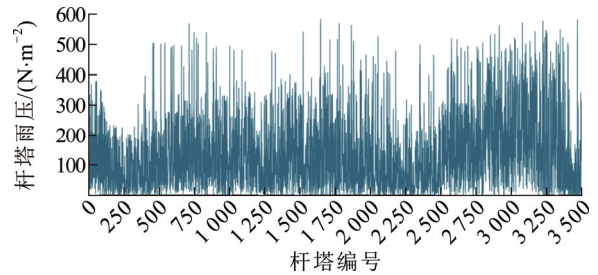


图 11 输电杆塔承受雨压

Fig.11 Transmission tower under rain pressure

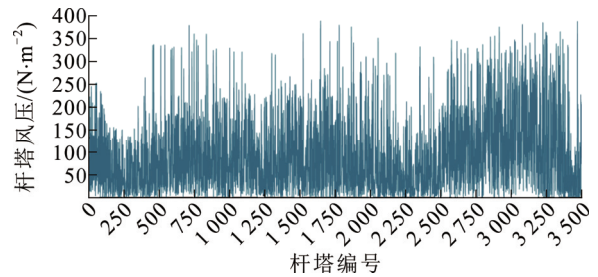
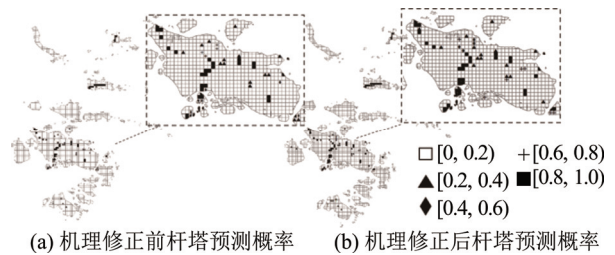


图 12 输电杆塔承受风压

Fig.12 Transmission tower under wind pressure



(a) 机理修正前杆塔预测概率 (b) 机理修正后杆塔预测概率

图 13 机理修正前后故障概率对比

Fig.13 Failure probability comparison after mechanism modification

表 2 各方法预测结果对比

Table 2 Prediction results comparison of each method

对比研究	均方误差	解释方 差分	平均绝对 误差	R^2
数据预测+模型修正前	0.036	0.504	0.059	0.466
数据预测+模型修正后	0.030	0.582	0.054	0.550
含降雨信息数据预测	0.034	0.520	0.058	0.486

而针对模型适用性问题, 因研究着力于解决针对数据信息不足地区的故障预测问题, 可在后续研究中不断增添新的案例以提高模型的适用性。同时, 降雨对输电杆塔的影响除降雨压强外, 杆塔受潮导致对地短路、绝缘污闪, 及线路对于杆塔的张力影响等因素同样是导致输电杆塔故障的重要因素之一, 可在进一步研究中深入分析。

参考文献 References

- [1] 张海凤, 孔 锋, 方 建. 超常规极端暴雨洪涝灾害应对的国际比较研究: 以 2021 年中美德暴雨洪涝灾害为例[J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(7): 1-13.
ZHANG Haifeng, KONG Feng, FANG Jian. International comparative study on coping with flood-waterlogging disaster from extraordinary rainstorm: taking rainstorm flood-waterlogging disasters in China, America and Germany in 2021 as study cases[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2023, 54(7): 1-13.
- [2] 刘 达, 向纯怡, 张 玲, 等. 台风“杜苏芮”(2305)的主要特点及路径和强度预报难点分析[J]. 海洋气象学报, 2023, 43(4): 1-10.
LIU Da, XIANG Chunyi, ZHANG Ling, et al. Analysis on main characteristics of Typhoon Doksuri (2305) and difficulties in its track and intensity forecast[J]. Journal of Marine Meteorology, 2023, 43(4): 1-10.
- [3] 李存斌, 计丽妍, 赵德福, 等. 基于数据驱动的电力系统灾变演化及防控研究与展望[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(9): 1-11.
LI Cunbin, JI Liyan, ZHAO Defu, et al. Research and prospect of data-driven based disaster evolution and prevention of power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(9): 1-11.
- [4] GUIKEMA S D, QUIRING S M. Hybrid data mining-regression for infrastructure risk assessment based on zero-inflated data[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2012, 99: 178-182.
- [5] 卫志农, 石东明, 张 明, 等. 考虑样本类别不平衡的电网故障事件智能识别方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(11): 93-99.
WEI Zhinong, SHI Dongming, ZHANG Ming, et al. Intelligent identification method of power grid fault events considering sample classification imbalance[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 93-99.
- [6] 侯 慧, 朱韶华, 俞菊芳, 等. 基于高效数据降维的配电网风灾停电用户数量预测模型[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(7): 69-76.
HOU Hui, ZHU Shaohua, YU Jufang, et al. Prediction model for user number in power outage caused by wind disaster for distribution networks based on high-efficient data dimensionality reduction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 69-76.
- [7] 邓 威, 郭钊秀, 李 勇, 等. 基于特征选择和 Stacking 集成学习的配电网风损预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 108-115.
DENG Wei, GUO Yixiu, LI Yong, et al. Power losses prediction based on feature selection and Stacking integrated learning[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 108-115.
- [8] XU G N, LIN K H, LI X T, et al. SAF-Net: a spatio-temporal deep learning method for typhoon intensity prediction[J]. Pattern Recognition Letters, 2022, 155: 121-127.
- [9] DEGHANI N L, JEDDI A B, SHAFIEEZADEH A. Intelligent hurricane resilience enhancement of power distribution systems via deep reinforcement learning[J]. Applied Energy, 2021, 285: 116355.
- [10] 李 琳, 穆云飞, 殷自力, 等. 基于台风场景模拟的配电网架空线路薄弱环节辨识方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 150-156.
LI Lin, MU Yunfei, YIN Zili, et al. Identification method of weak links of overhead lines in distribution network based on typhoon scenario simulation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 150-156.
- [11] WU W J, HOU H, ZHU S H, et al. An intelligent power grid emergency allocation technology considering secondary disaster and public opinion under typhoon disaster[J]. Applied Energy, 2024, 353: 122038.
- [12] GAO C, ZHANG B Y, SHAO S B, et al. Risk assessment and zoning of flood disaster in Wuchengxiyu Region, China[J]. Urban Climate, 2023, 49: 101562.
- [13] FORSBERG S, THOMAS K, BERGKVIST M. Power grid vulnerability analysis using complex network theory: a topological study of the Nordic transmission grid[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2023, 626: 129072.
- [14] MIRSAEIDI S, RAHMAN M, HE J H, et al. Comparison of different power flow techniques for power grid vulnerability assessment against symmetrical faults using bus impedance matrix[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 212: 108652.
- [15] 叶妍婷, 龚俊强, 张海霞, 等. 基于二维 Archimedean copula 函数的热带气旋风雨联合概率分析[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2023, 63(6): 874-881.
YE Yanting, GONG Junqiang, ZHANG Haixia, et al. Joint probability analysis of tropical cyclone wind and precipitation with the Archimedean copula function[J]. Journal of Tsinghua University (Science & Technology), 2023, 63(6): 874-881.
- [16] 付 兴, 徐志凯, 李宏男, 等. 台风精细化风雨联合概率分布模型及输电线路失效概率评估[J]. 振动与冲击, 2023, 42(18): 1-10.
FU Xing, XU Zhikai, LI Hongnan, et al. Refined joint probability distribution model of wind and rain under typhoon and the failure probability estimation of transmission lines[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(18): 1-10.
- [17] 王增平, 相禹维, 王 彤. 台风暴雨灾害下的 110 kV 线路倒塔与断线事故评估方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 59-66.
WANG Zengping, XIANG Yuwei, WANG Tong. Assessment method of tower falling and line disconnection accidents for 110 kV line in typhoon and torrential rain disaster[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 59-66.
- [18] HOU H, LIU C, WEI R Z, et al. Outage duration prediction under typhoon disaster with stacking ensemble learning[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 237: 109398.
- [19] OLDFORD G, COTE D, KEHLER D G, et al. FIPEX v10.4: an ArcGIS Desktop Add-in for assessing impacts of fish passage barriers and longitudinal connectivity of rivers[J]. SoftwareX, 2023, 23: 101469.
- [20] 张小奇, 张振宇, 孙晓强, 等. 基于机群划分方法的风电场理论发电功率计算研究[J]. 高电压技术, 2019, 45(1): 284-292.
ZHANG Xiaoqi, ZHANG Zhenyu, SUN Xiaoqiang, et al. Research on theoretical power of wind farm based on wind turbine grouping method[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(1): 284-292.
- [21] 周远翔, 林孟龙, 陈健宁, 等. 基于自注意力生成对抗网络的电力设备在线监测缺失数据填补[J]. 高电压技术, 2023, 49(5): 1795-1809.
ZHOU Yuanxiang, LIN Menglong, CHEN Jianning, et al. Missing data imputation for online monitoring of power equipment based on self-attention generative adversarial networks[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1795-1809.
- [22] AVEN T. Implications of black swans to the foundations and practice of risk assessment and management[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 134: 83-91.
- [23] 刘增稷, 王 琦, 薛 彤, 等. 电力系统中数据驱动算法安全威胁分析及应对方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(12): 4538-4553.
LIU Zengji, WANG Qi, XUE Tong, et al. Research on security risks and defense methods of data-driven algorithms in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(12): 4538-4553.
- [24] 侯 恺, 刘泽宇, 贾宏杰, 等. 含高比例可再生能源的电力系统运行可靠性解析评估方法综述[J]. 高电压技术, 2023, 49(7): 2697-2710.
HOU Kai, LIU Zeyu, JIA Hongjie, et al. Review of analytical methods

- for operation reliability assessment of power systems with high-penetration renewable energy[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(7): 2697-2710.
- [25] 王 玮, 赵家悦, 郭创新, 等. 考虑故障连锁的多灾害输电网弹性评估及关键弹性提升元件辨识[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(1): 127-139.
WANG Wei, ZHAO Jiayue, GUO Chuangxin, et al. Assessing resilience of transmission network and identifying key elements to enhance resilience considering failure chain under multiple disasters[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(1): 127-139.
- [26] 付 兴, 林友新, 李宏男. 风雨共同作用下高压输电塔的风洞试验及反应分析[J]. *工程力学*, 2014, 31(1): 72-78.
FU Xing, LIN Youxin, LI Hongnan. Wind tunnel test and response analysis of high-voltage transmission tower subjected to combined loads of wind and rain[J]. *Engineering Mechanics*, 2014, 31(1): 72-78.
- [27] 陈 强, 王 建, 熊小伏, 等. 一种降雨诱发滑坡灾害下输电杆塔的监测与预警方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(3): 147-155.
CHEN Qiang, WANG Jian, XIONG Xiaofu, et al. Monitoring and early warning method for transmission tower under rainfall-induced landslide disaster[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(3): 147-155.
- [28] 李宏男, 任月明, 白海峰. 输电塔体系风雨激励的动力分析模型[J]. *中国电机工程学报*, 2007, 27(30): 43-48.
LI Hongnan, REN Yueming, BAI Haifeng. Rain-wind-induced dynamic model for transmission tower system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(30): 43-48.
- [29] 李宏男, 徐 良. 风雨共同作用下斜拉桥横桥向反应特性研究[J]. *自然灾害学报*, 2017, 26(5): 1-9.
LI Hongnan, XU Liang. Study on the reaction characteristics of cable-stayed bridge under the combined loads of wind and rain[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2017, 26(5): 1-9.
- [30] 杨晓东, 魏瑞增, 王 磊, 等. 220 kV 跳线风偏放电概率计算模型和影响因素分析[J]. *广东电力*, 2023, 36(12): 89-96.
YANG Xiaodong, WEI Ruizeng, WANG Lei, et al. Calculation model and influencing factor analysis of windage yaw discharge probability for 220kV jumper[J]. *Guangdong Electric Power*, 2023, 36(12): 89-96.
- [31] 胡子浩, 濮江平, 濮云涛, 等. 南海一次海洋性对流云降水雨滴谱特征分析[J]. *热带气象学报*, 2014, 30(1): 181-188.
HU Zihao, PU Jiangping, PU Yuntao, et al. Analysis on raindrop size distribution characteristics of maritime convective cloud rain in south China sea[J]. *Journal of Tropical Meteorology*, 2014, 30(1): 181-188.
- [32] 何浩林, 汪大海, 黄增浩, 等. 输电直线杆塔风灾易损性的准静态分析方法[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(9): 3732-3741.
HE Haolin, WANG Dahai, HUANG Zenghao, et al. Wind hazard fragility analysis of transmission free-standing towers using quasi-static method[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(9): 3732-3741.
- [33] 吴勇军, 薛禹胜, 谢云云, 等. 台风及暴雨对电网故障率的时空影响[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(2): 20-29, 83.
WU Yongjun, XUE Yusheng, XIE Yunyun, et al. Space-time impact of typhoon and rainstorm on power grid fault probability[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(2): 20-29, 83.
- [34] 刘 娜, 蔡柠泽, 姜世楠, 等. 2022 年台风“梅花”触发大暴雨天气过程诊断分析[J]. *气象灾害防御*, 2023, 30(1): 7-12.
LIU Na, CAI Ningze, JIANG Shinan, et al. Diagnosis and analysis of heavy rain weather process triggered by typhoon “Meihua” in 2022[J]. *Meteorological Disaster Prevention*, 2023, 30(1): 7-12.
- [35] LI Z K, WANG J, WEI C H, et al. Analysis of the temporal and spatial characteristics of PWV and rainfall with the typhoon movement: a case study of ‘Meihua’ in 2022[J]. *Atmosphere*, 2023, 14(8): 1313.
- [36] 钱奇峰, 董 林, 许映龙, 等. 2022 年西北太平洋和南海台风活动特征和预报难点分析[J]. *气象*, 2023, 49(10): 1254-1266.
QIAN Qifeng, DONG Lin, XU Yinglong, et al. Analysis on the characteristics and forecast difficulties of the typhoons over the northwest pacific and the South China sea in 2022[J]. *Meteorological Monthly*, 2023, 49(10): 1254-1266.



HOU Hui
Ph.D., Professor
Corresponding author

侯 慧(通信作者)

1981—, 女, 博士, 教授, 博导, IEEE PES WIP 会员

主要研究方向为电力系统风险评估、能源互联网、电动汽车与电网互动等

E-mail: husthou@126.com

收稿日期 2024-08-12 修回日期 2025-01-16 编辑 曾文君