

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211045

电气-环境耦合作用下的引流线可靠性评估方法

汤波¹, 郑宇鹏¹, 余光正¹, 周健科², 王震², 杨秀¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网浙江省电力有限公司舟山供电公司, 浙江 舟山 316000)

摘要: 自然灾害下电力设备故障成为用户停电和灾后抢修的主要因素, 电力设备的健康程度和抗灾能力与其长期运行环境密切相关, 评估其健康水平对提升设备可靠性具有重要意义。以自然灾害特征最为明显的海岛配电网和故障频率最高的引流线为对象, 根据其在多因素、强相关性环境特征影响下的运行状况, 提出一种基于双重优化改进集成神经网络的引流线可靠性评估方法。首先, 通过最大信息系数筛选配电路故障特征, 形成历史故障数据集。其次, 为提取海岛微气象环境下的引流线故障规律, 结合主成分分析和 Kmeans 对引流线进行故障区域划分。在此基础上, 构建电气-环境耦合的集成神经网络预测模型, 关联海岛气象特征和引流线故障特征进行寿命预测。并通过 Attention 机制和双重优化体系进行改进, 突出海岛典型气象因素影响、提升预测准确性。最后, 基于浙江舟山实际数据进行算例验证。结果表明: 所提方法能够有效评估海岛配电网引流线的寿命状况, 对提高配电网设备可靠性具有重要实用价值。

关键词: 配电网; 电力设备; 电气-环境耦合; 改进集成神经网络; 可靠性评估

Reliability assessment method of drainage lines under electrical environmental coupling

TANG Bo¹, ZHENG Yupeng¹, YU Guangzheng¹, ZHOU Jianke², WANG Zhen², YANG Xiu¹

(1. College of Electrical Power, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Zhoushan Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Zhoushan 316000, China)

Abstract: Power equipment failures have become the main reasons for user power outages and emergency repairs when there are natural disasters. The health and resilience of power equipment are closely related to their long-term operating environment. Assessing their health level is of great significance in improving equipment reliability. This paper takes the island distribution network with the most obvious natural disaster characteristics and the drainage line with the highest fault frequency as the object. Given its operating conditions under the influence of multiple factors and strong correlation environmental characteristics, we propose a method for assessing the reliability of drainage lines based on an improved integrated neural network with double optimization. First, the maximal information coefficient (MIC) algorithm is used to filter the fault characteristics to form an historical fault data set. Secondly, to extract the fault rules of drainage lines in the island micro-weather environment, principal component analysis (PCA) combined with K-means is used to divide the fault area. Then an electrical-environmental coupling integrated neural network prediction model is constructed for life prediction by correlating island weather characteristics and drainage line fault characteristics, and is improved by an attention mechanism and dual optimization system to highlight the impact of typical island weather factors and improve prediction accuracy. Finally, based on the actual data of Zhoushan, Zhejiang Province, a calculation example is given. The results show that the proposed method can effectively assess the life of the drainage line of an island distribution network, and has important practical value for improving the reliability of distribution network equipment.

This work is supported by the Innovation Action Plan of Science and Technology Commission of Shanghai Municipality (No. 8DZ1203200).

Key words: distribution network; power equipment; electrical-environmental coupling; improved integrated neural network; reliability assessment

基金项目: 上海市科委创新行动计划资助(8DZ1203200); 国网浙江省电力有限公司科技项目资助(5211ZS190071)

0 引言

随着国家海洋战略的不断推进实施,海洋开发不断加快,海岛和沿海电网规模逐步扩大^[1-3]。因台风及常年季风气候、重盐雾、大湿度等环境因素和海岛交通不便导致运维困难,海岛配电网较内陆电网故障频发。据统计,舟山配电网2016—2019年共发生约300起配电设备故障,而因引流线故障导致配电网停电占故障总数的70%以上,其老化程度、故障频率远超配电网其他设备。引流线故障直接导致海岛配电线路停电,严重影响海岛用户用电和海上清洁能源的送出,特别在台风等极端事件下保障电网安全对经济社会稳定至关重要。为此,研究电力设备可靠性与环境因素的关系成为建设弹性电力系统、建设“不怕台风和盐雾的电网”的重要内容^[4-5]。

配电设备的可靠性与使用寿命和长期运行环境有着密切关系^[6-7]。国际大电网会议(GIGRE)相关工作组报告^[8]指出:恶劣天气事件导致的杆塔故障和电气失效是影响架空线路安全运行的最主要原因。文献[9]通过构建计及多因素误差修正的线路失效模型,以模型驱动预测线路失效状况,但该方法对环境因素的分析存在一定的局限性,且模型驱动在应对海岛环境因素时,预测精度较低。文献[10]通过对气象环境因素做加权关联规则化处理来实现故障预测。然而在海岛环境中,当考虑因素增多、影响程度变强时,该预测模型会变得复杂,预测精度下降。目前鲜有文献对海岛强环境因素影响下的配电设备可靠性进行系统研究,上述研究还停留在传统数学模型求解阶段,普遍存在计算精度不高的问题。

随着人工智能算法及大数据技术的广泛应用,以深度学习为主的人工智能神经网络方法在设备故障监测等方面取得了一定的成果。其中以卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和长短期神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)为代表的深度学习算法,能够实现自主提取电力设备特征因素并有效监测其运行状态,用于设备的早期故障预警和诊断^[11-13]。然而,大多研究未考虑自然环境因素对电力设备运行的影响,仅从已有的设备故障数据集出发,在一定程度上具有较大的局限性。

综上所述,现有文献缺乏对海岛强环境因素下的电力设备故障进行研究,并且存在故障模型精度较低、考虑环境因素没有针对性等问题。对此,文中以配电网故障频率最高的引流线为对象,从探究海岛微气象环境下的故障规律、构建电气-环境耦合的神经网络预测模型、改进模型以提高评估精度三个方面出发,进行海岛环境因素下的引流线寿命

评估,以提高电力设备的运行可靠性,为建设弹性电网、提高电力设备坚固耐用水平以及提升电网灾害防护能力提供了依据。

1 海岛配电线路引流线故障分析

相比内陆地区,在海岛强灾害性环境因素的影响下(如:强风速、重盐雾、大湿度、高低温等),配电网引流线的运行状况严峻,其运行寿命缩短、老化衰退加快,表现为:引流线老化速度加快,致使升温运行频繁,进而冒火烧毁;在强腐蚀的直接影响下,其机械性能下降严重,在强风环境中易发生断线故障。根据舟山实例统计可知:配电线路引流线的运行寿命大多维持在2~4年,严重的仅为1年左右,因引流线寿命极大衰减导致引流线设备运行可靠性较差,严重影响配电网安全运行。

在海岛引流线运行过程中,随着老化程度的加深,其寿命百分比逐渐降至0%。因海岛典型环境中的影响因素较多、相关性较强,传统的威布尔概率函数^[14]难以有效拟合寿命。而在引流线运行过程中,引流线故障特征指标最大温升值是描述其性能老化趋势和寿命的直观物理量^[15],当其值达到一定的限值时,引流线寿命终止。

在采集、统计大量的海岛配电网引流线运行数据的基础上,文中依照GB/T10125-2012^[16]、GB/T2423.10-2008^[17]等标准对引流线进行了海岛环境的模拟试验,部分数据如表1所示。

表1 部分试验数据

Table 1 Part of the test data

试验周期 (7天)	最大破坏载荷/kN			运行温 度/°C	耐压水 平/kV
	原始	盐雾	振动(强风)		
1	15.72	14.45	15.7	56.2	42.75
2	15.72	10.51	15.65	63.4	40.79
3	15.72	9.47	15.66	75.1	39.38
4	15.72	7.38	15.62	79.6	36.17

试验结果表明:引流线的耐腐蚀性能直接影响设备寿命,其力学性能是在腐蚀升温运行造成机械性能下降后的附加影响。进一步验证了引流线故障特征指标最大温升值能够直观反映引流线的寿命变化,并通过寿命(可靠性指标)间接体现海岛环境下引流线的运行可靠性变化。故障特征指标、可靠性指标和引流线可靠性的关系如图1所示。

文中通过构建神经网络模型耦合引流线故障特征和海岛强环境特征,分三步对海岛配电网引流线最大温升值(寿命)进行预测,进而间接评估引流线的运行可靠性:1)聚类划分海岛微气象环境下的引流线故障区域;2)构建改进集成神经网络模型,以

引流线故障特征指标、环境特征为输入，进行引流线寿命评估；3) 通过模型、结果双重优化，以提高评估准确性。引流线寿命评估进程如图 2 所示。

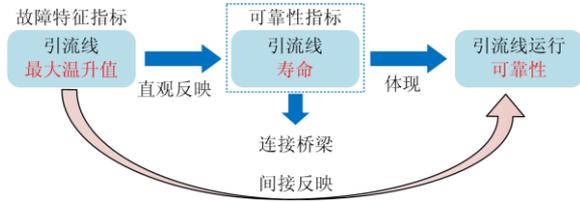


图 1 最大温升值-寿命-可靠性关系图

Fig. 1 Maximum temperature rise-life-reliability diagram

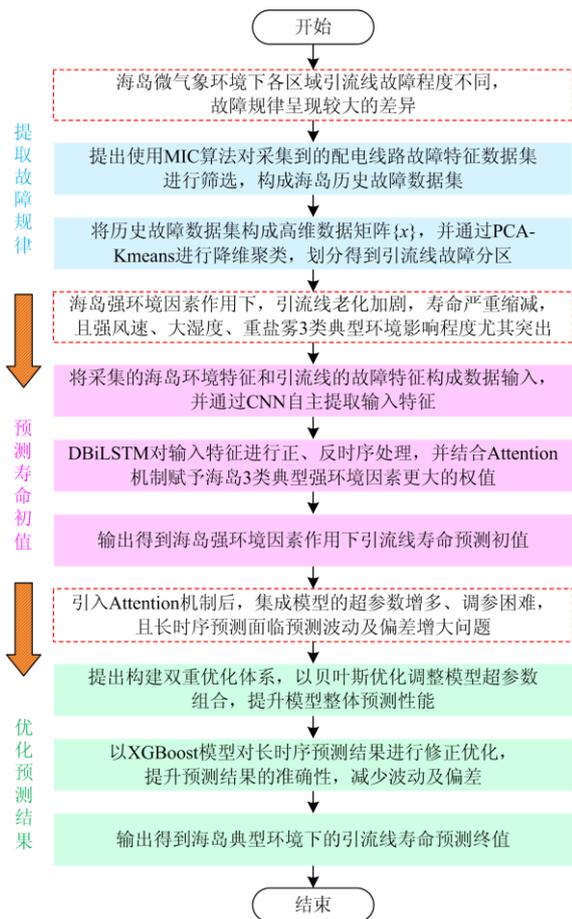


图 2 引流线寿命评估进程

Fig. 2 Life assessment process of drainage lines

2 海岛微气象环境下的故障规律提取

在强风速、重盐雾等海岛典型气象环境因素的影响下，岛内陆地、礁岸等存在微气象环境差异，导致海岛配电线路故障呈现出较大的地理差异。图 3 为某海岛配电线路 2016—2019 年的引流线故障分布。

由图 3 可知，海岛各区域的引流线故障次数各

不相同，若将其按照同一故障程度进行寿命预测评估，所得结果不具备代表性，难以合理反映引流线的真实运行状况。若对故障引流线逐个进行研究，则计算量庞大。对此，文中对海岛微气象环境下的故障规律进行提取，通过聚类合理划分故障区域，再针对分区中的典型故障引流线进行研究，提升寿命预测评估的泛化能力。

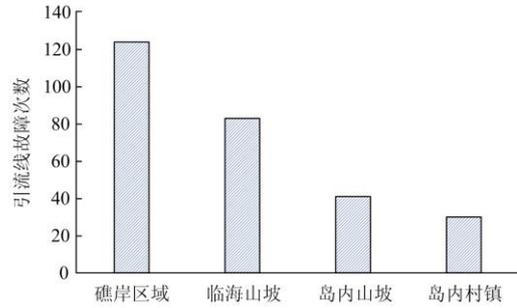


图 3 海岛引流线故障分布

Fig. 3 Distribution faults of drainage line in islands

2.1 故障特征筛选

海岛环境下的配电线路故障特征较多，如：故障频率、影响用户数、失电负荷、故障持续时间等，且各特征因素之间具有一定的联系。若依靠传统的人为筛选，所得的故障特征因素缺乏客观依据，并且耗时费力，难以挖掘各个故障特征因素之间的相关性。对此，文中使用最大信息系数(Maximal Information Coefficient, MIC)算法^[18]对故障特征因素进行筛选。

$$I(x_M; y_M) = \int p(x_M, y_M) \log_2 \frac{p(x_M, y_M)}{p(x_M)p(y_M)} dx_M dy_M \quad (1)$$

式中， $p(x_M, y_M)$ 为变量 x_M 和 y_M 之间的联合概率。

针对特征变量之间的关系，MIC 算法通过求取不同尺度下的互信息最大值来衡量特征之间的相关性大小，互信息值计算公式为

$$mic(x_M; y_M) = \max_{a*b < B} \frac{I(x_M; y_M)}{\log_2 \min(a, b)} \quad (2)$$

式中， a, b 是在 x_M, y_M 方向上的网格分布。

通过计算各故障特征之间的互信息值，筛选互信息值排序较高的故障特征构成高相关性、高质量的历史故障数据集，为聚类划分提供基础。

2.2 基于 PCA-Kmeans 的故障区域划分

在筛选构成海岛历史故障数据集的基础上，考虑到所得故障特征因素种类较多，并且构成的高维数矩阵会导致计算时间增加，不利于聚类划分，因此构建 PCA-Kmeans 降维聚类模型。通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)算法^[19]对高

维故障特征矩阵进行降维处理, 再通过 Kmeans 进行聚类处理, 进而划分得到海岛微气象环境下引流线故障分区。PCA 计算步骤如下:

1) 将海岛历史故障数据集(筛选过程见 5.1 节): 故障频率、检修频率、故障持续时间、影响用户数和失电负荷构成高维数据矩阵 $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ 。

2) 对高维数据矩阵 $\{\mathbf{x}\}$ 进行中心化处理。

$$x_{(i)} = x_{(i)} - \frac{1}{m} \sum_j x_{(j)} \quad (3)$$

式中: $m = 5$; $x_{(i)}, x_{(j)}$ 为两个不同的特征数据, $i, j = 1, 2, 3, 4, 5$ 。

3) 计算协方差矩阵: $\mathbf{X}\mathbf{X}^T \sum_i \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$ 。并根据求解目标: $\mathbf{X}\mathbf{X}^T \mathbf{w}_i = \lambda \mathbf{w}_i$, 进行特征值分解, 计算得到对应的特征向量 $\alpha_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^m \lambda_i$ 。

4) 将特征向量构成 $\mathbf{W}^T = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i)^T$, 进而降维得到新的输出:

$$z_j = \sum_{i=1}^m \mathbf{W}^T x_i \quad (4)$$

选取累计方差贡献率(75%~95%)维度作为参考降维维度。

Kmeans 聚类^[20]以低维数据之间的距离为聚类判据。通过设定聚类簇数 k , 随机选择初始均值向量 μ 作为聚类中心。通过距离计算公式 $d_{ij} = \|x_j - \mu_i\|^2$, 求取各低维数据样本与 μ 的距离, 并计算迭代误差, 如式(5)所示。

$$J_c(\mu) = \sum_{j=1}^k \sum_{k=1}^n \alpha_{jk} \|x_k - \mu\|^2 \quad (5)$$

式中: $J_c(\mu)$ 表示各样本与 μ 的距离计算误差; x_k 表示第 k 个低维样本; j 表示第 j 个聚类中心; α_{jk} 表示权重系数。通过不断迭代更新均值向量 μ , 直到簇内划分得到的数据样本不再更新, 最终聚类得到故障程度相近的引流线分区。故障规律提取流程如图 4 所示。

3 计及电气-环境耦合的设备寿命预测模型

在海岛配电网引流线运行过程中, 海岛恶劣的环境特征因素(重盐雾、强风速、大湿度等)会严重影响引流线设备的材料性质(外层绝缘老化, 抗腐蚀性能严重下降), 致使其老化加剧, 进一步导致电气特征(电流通过时引流线温升)发生较大变化, 引流线呈现升温运行状态。在环境特征因素和电气特征共同的持续影响下, 引流线的运行温度逐渐上升,

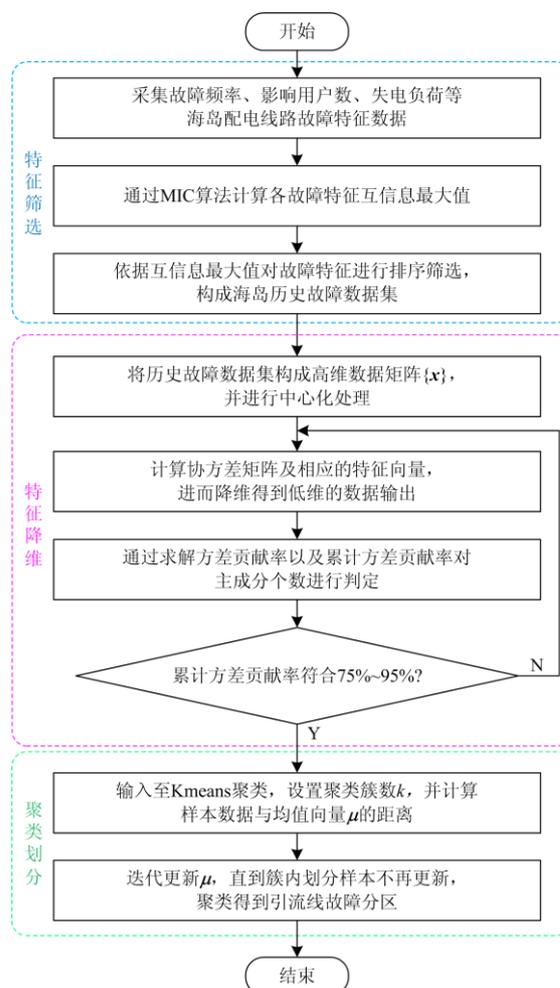


图 4 故障规律提取流程图

Fig. 4 Flow chart for fault law extraction

寿命逐渐衰减, 可靠性下降, 当最大温升超过引流线承受能力时, 则发生冒火烧毁。

3.1 CNN-DBiLSTM 集成神经网络模型

传统的 CNN-LSTM 集成神经网络具有 CNN 自主提取时序特征和 LSTM 的长短序列预测等优点, 在数据预测方面取得了一定的成效。但在应对海岛多因素强自然特性输入时, 由于多因素、强相关性特征构成的高维数据矩阵会严重降低集成神经网络的预测精度, 所以对传统集成神经网络进行改进, 使用性能更优的 Deep-Bidirectional-LSTM (DBiLSTM) 代替 LSTM。如图 5 所示, DBiLSTM 神经网络将通过 CNN 提取的海岛强气象环境特征(气温、日最高温度、日最低温度、相对湿度、盐雾度、风速、日最大风速、日照辐射强度和引流线故障特征最大温升值共 9 种特征量)构建特征输入矩阵 $\mathbf{x}' = \{x_1, x_2, \dots, x_9\}$, 通过隐层“映射”耦合关联电气与环境特征, 最后由全连接层汇总并输出。

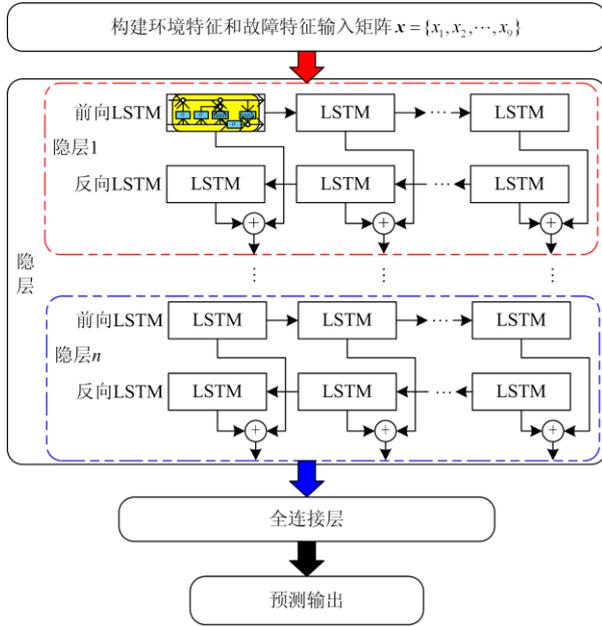


图 5 深度双向 LSTM 结构

Fig. 5 Structure of deep bidirectional LSTM

隐层是数据处理层，由 n 个 BiLSTM 层构成，每个 BiLSTM 层包含正向和反向两个 LSTM 层，用以获取前后两个时序的信息。前 $n-1$ 层的输出通过加法器进行信息融合并传递到下一层，第 n 层只输出序列的最后一个时间结果，并通过一个全连接层输出预测结果。计算过程如下所述。

假设输入的第 k 个特征为 $x_k = [x_1, x_2, \dots, x_i]$ ，则第 n 层的输出为

$$H_k^n = f((h_1^{n-1}, h_2^{n-1}, \dots, h_i^{n-1})\vec{M}, \vec{M}) = h_i^n = (\vec{h}_i^n, \bar{h}_i^n) \quad (6)$$

最终通过全连接层输出为

$$\begin{aligned} O_d &= g(W_d h_i^n + b_d) \\ y_i &= W_o O_d \end{aligned} \quad (7)$$

式中： f 为隐层激活函数，文中采用 Sigmoid 函数； \vec{M}, \bar{M} 分别表示正反两个时序； g 为全连接层的激活函数，采用 Rule 函数； W_d, W_o 分别为全输出层和输出层的权重； b_d 为全输出层的偏置。

3.2 基于 Attention 的海岛典型环境特征赋权

海岛相较于内陆地区，强风速、重盐雾、大湿度三类典型环境特性对引流线的影响程度较大，导致引流线老化加剧。若各海岛强环境因素不进行区分，会造成预测精度较低。因此，文中针对海岛环境下特有的 3 类典型强环境影响因素对 CNN-DBiLSTM 进行改进。通过引入 Attention 机制，赋予典型环境特征更大的权值，进一步提高海岛典型环境下引流

线寿命预测的准确性。

Attention 机制是连接编码层和解码层的一个通道，它优化了传统解码层对每一个输入都赋予相同向量的缺点，是根据输入因素的不同赋予不同的权重。如图 6 所示，在解码的过程中保留每个 LSTM 神经元的隐藏状态得到 (h_1, h_2, \dots, h_N) ，因为有时解码层的输入和上一步隐藏状态输出，所以可得到当前步的隐藏状态。

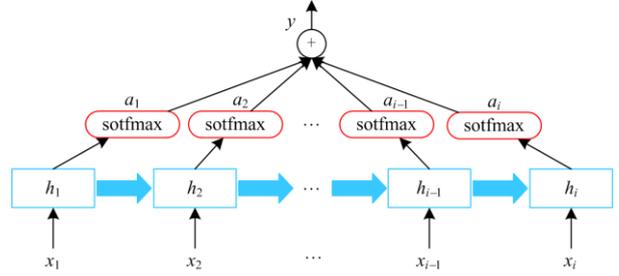


图 6 Attention 机制结构图

Fig. 6 Attention mechanism structure diagram

假设第 t 步的隐藏状态为 S_t ，在每个第 t 步利用 S_t 和 h_t 进行 dot 点积，得到注意力得分。之后用 softmax 将注意力得分转换为概率分布 a_i ，然后按照概率分布计算编码层的隐藏状态进行加权求和，权重系数计算公式为

$$e_i = u \tanh(w h_i + b) \quad (8)$$

$$a_i = \frac{\exp(e_i)}{\sum_{j=1}^T \exp(e_j)} \quad (9)$$

$$y_i = \sum_i^N \alpha_i h_i \quad (10)$$

式中： e_i 为第 t 时刻由神经网络隐藏层输出向量 h_i 所决定的注意力概率分布值； u 和 w 为权重系数； b 为偏置系数； y_i 为 Attention 机制在 t 时刻的输出。

综上，将海岛环境特征以及引流线的故障特征作为输入，通过 CNN-Attention-DBiLSTM 集成模型进行特征提取、预测，并通过赋予海岛 3 种典型环境因素更高的权值，保证寿命预测的准确性。

4 预测模型双重优化

4.1 模型调参优化

CNN-DBiLSTM 集成神经网络引入 Attention 机制后，提升模型预测性能的同时也带来超参数增多，调参困难问题。模型的不同超参数(如：步长、学习率、隐层权重、偏置系数等)的不同取值组合会对最终的评估效果产生极大的影响。而传统超参数调整

方法主要有网格搜索算法、随机搜索算法等, 通过配置超参数选择空间, 以随机取点的方式进行每种可能超参数组合调整。然而其每一次对超参的新猜测都独立于之前的训练, 且高维数据的输入会增加搜索时间复杂度, 降低准确度。

贝叶斯超参数优化是一种为序列模式的模型提供求解全局最优化的方法^[21], 能够自动搜寻模型超参数全局最优解。选择一组新的超参数, 该目标函数的提升为

$$I(\lambda) = \max(c^* - c(\lambda), 0) \quad (11)$$

式中: c^* 是当前所有 c (风险函数) 的一个分割点; λ 为超参数。

如果一个新的 λ 对应的提升期望大于 0, 则可认为这个 λ 有较大可能使得风险减小, 则期望满足式 (12)。

$$EI = \int_{-\infty}^{c^*} (c^* - c) \frac{p(\lambda|c)p(c)}{p(\lambda)} dc \quad (12)$$

式中: 当 $c < c^*$ 时, $p(\lambda|c) = l(\lambda)$; $c \geq c^*$ 时, $p(\lambda|c) = g(\lambda)$ 。 $p(c < c^*) = \gamma$, γ 默认设置为 0.15。最终得到期望:

$$EI(\lambda) = \frac{\gamma c^* l(\lambda) - l(\lambda) \int_{-\infty}^{c^*} cp(c) dc}{\gamma l(\lambda) + (1-\gamma)g(\lambda)} \propto \left(\gamma + \frac{g(\lambda)}{l(\lambda)} (1-\gamma) \right)^{-1} \quad (13)$$

式中: $l(\lambda)$ 是由所有风险较小的部分超参数集合形成的分布; $g(\lambda)$ 是由所有风险较大的部分超参数集合形成的分布。

然后估计超参数的分布, 设存在 n 个取值 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 那么概率密度的估计为

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (14)$$

式中, $K((x-x_i)/h) = \exp(-0.5((x-x_i)/h)^2) / \sqrt{2\pi}$, 当概率密度估值 $\hat{p}(x)$ 最大时, 超参数 λ 最优。

通过贝叶斯超参数优化, 自主提升模型的运行性能, 进一步提升改进集成神经网络模型在海岛强环境影响因素下的预测性能。

4.2 预测结果修正优化

随着预测时间尺度的增大, 即使通过超参数调优保证预测模型的运行性能最优, 预测模型在面对长时间尺度时, 预测结果仍会出现较大程度的波动和偏差。为了有效解决误差波动问题, 以及改善传统的人工智能算法(支持向量机、决策树等)在面对海岛复杂多维度、强相关性数据下预测修正效果较差的问题, 文中提出使用 XGBoost 模型以预测修正的方式对结果进行优化。

XGBoost 是一种以集成学习为主体思想的统计学习方法, 能进行多线程并行计算^[22]。通过树集成方式, 将 k (树的总数为 k) 棵树中的每棵树对样本的预测值之和作为样本进行预测。

$$\hat{y}_i = \phi(X_i) = \sum_{k=1}^K f_k(X_i), f_k \in F \quad (15)$$

式中: X_i 为第 i 个样本; F 为 CART 树的空间; $F = \{w_{q(x)}\}$, q 为每棵树的每个样本结构映射到相应的叶节点的分数, $w_{q(x)}$ 为树 q 的所有叶节点的分数组成集合, 则 XGBoost 的预测值为每棵树相应的叶节点的得分之和。

通过 XGBoost 模型对历史故障数据集进行预测处理后, 将所得结果对引流线的预测寿命结果进行修正优化, 如式(16)所示。

$$f = k_\alpha \hat{y}_i + y_\beta \quad (16)$$

式中: f 为最终输出值; \hat{y}_i 为 XGBoost 预测修正值; k_α 为加权系数; y_β 为预测初值。

5 算例分析

文中结合舟山配电网 2016—2019 年的 70 处故障配电线路引流线设备实际运行数据(包含配电线路故障特征数据、气象环境特征数据及设备故障特征数据)进行寿命预测评估方法验证。配电线路故障特征、设备故障特征引流线温升值通过采集获得, 环境特征数据通过采集并结合数值天气预报整理获得。具体的数据特征如表 2 所示。

表 2 采集的数据特征

Table 2 Characteristics of collected data

配电线路故障特征	环境特征	设备故障特征
故障频率	气温	
检修频率	日最高/低温度	
影响用户数	相对湿度	引流线
故障持续时间	盐雾度	最大温升值
最小/大影响范围	风速	
停电用户数	日最大风速	
失电负荷	日照辐射强度	

其中, 配电线路故障特征反映海岛微气象环境影响下不同分区内配电线路引流线故障的概率大小, 用以聚类划分引流线故障分区, 提取海岛引流线故障规律。环境特征为海岛环境下影响引流线运行状况的环境因素, 引流线故障特征则是直接反映引流线寿命状况变化的物理量; 在聚类划分故障分区的基础上, 通过耦合该环境特征与故障特征数据用以实现海岛环境下引流线的寿命预测评估。

5.1 数据预处理

故障频率能较好地体现在海岛微气象环境影响

下不同故障分区内引流线故障的概率大小。因此，以故障频率为主故障特征，通过 MIC 算法计算与其他故障特征的互信息值，用于比较筛选高相关性因素构成历史故障数据集。

如图 7 所示，互信息值越高，特征之间的关联性越强。为保证良好的聚类效益并减少计算复杂度，现取与故障频率互信息值最大的 4 个特征(检修频率、故障持续时间、影响用户数、失电负荷)构成历史故障数据集。

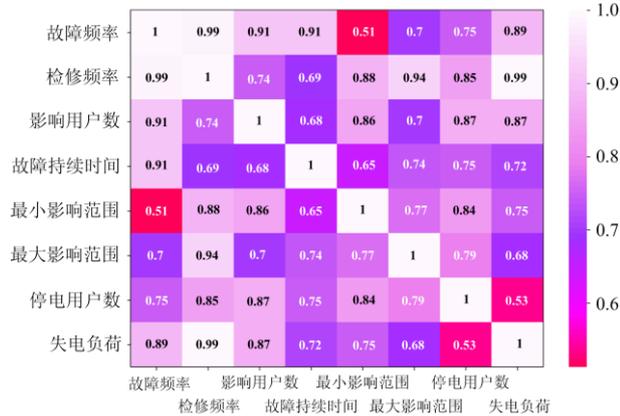


图 7 各特征之间的互信息值

Fig. 7 Information value between various features

5.2 实验结果分析

5.2.1 故障分区聚类结果

基于历史故障数据集，构建输入矩阵并输入至 PCA-Kmeans 模型中，设置主成分个数为 2，聚类分区数为 4，计算得累计方差贡献率为 79.23%，符合 75%~95% 要求。部分故障分区结果如表 3 所示。

表 3 部分故障分区聚类结果

Table 3 Partial fault partition clustering results

故障类别分区	故障点序号集
故障分区 1	3、7、9、16、17、20、22、27、28、33、35、...
故障分区 2	10、11、21、38、51、55
故障分区 3	13、18、24、25、30、32、41、42、48、...
故障分区 4	1、2、4、5、6、8、12、14、15、19、23、26、...

在聚类所得各分区内的引流线故障受海岛微气象环境的影响程度相近，各分区内引流线的寿命状况、运行可靠性具有相似性。数值空间聚类效果如图 8 所示。

5.2.2 模型预测结果验证

1) 预测结果比较

现取 4 类分区中的故障分区 1 为验证案例，以该分区内的故障引流线为验证对象，将采集、测量所得的海岛历史环境特征数据和引流线最大温升值构建矩阵输入至构建的评估模型中，设定训练率为

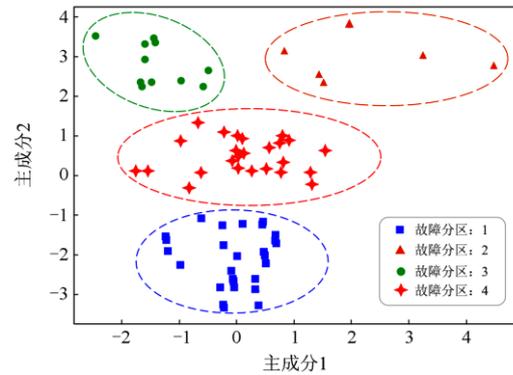


图 8 故障分区聚类图

Fig. 8 Failure zone clustering diagram

0.85，划分为训练集和验证集。并以引流线温升历史最大数值的 90% 为寿命限值，预测输出所有样本的验证集(0.25)约 180 天的剩余寿命预测值，并对分区内所有引流线样本的预测值取平均。

为验证双重优化改进集成神经网络模型的预测精度，将其分别与 CNN-Attention-BiLSTM^[23]、CNN-BiLSTM^[24]、BiLSTM^[25]、CNN-LSTM^[26]模型的预测结果进行比较，结果如图 9 所示。

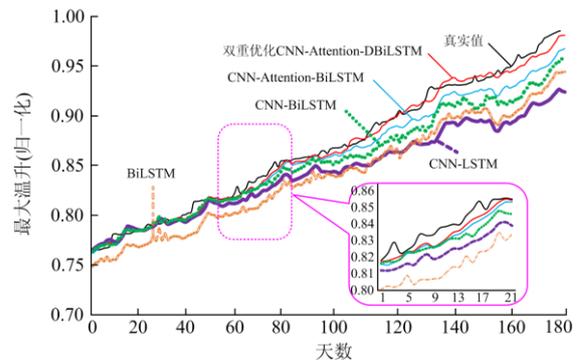


图 9 引流线最大温升值预测结果

Fig. 9 Drainage line maximum temperature prediction results

如图 9 所示，长时序下的引流线温升总体呈持续上升状态，但在短时序下的温升波动较大，引流线整体所承受“退火”效应影响程度较大，并且双重优化 CNN-Attention-DBiLSTM 的预测效果最好，其次为未优化的 CNN-Attention-BiLSTM。说明通过贝叶斯调参、XGBoost 修正构成的双重优化体系能够在海岛长时序预测中发挥较好的效果。此外，Attention 机制通过赋权 3 类典型环境，也较好地提升了预测效益。随着时序增长，其他预测模型的预测结果都呈现较大的波动与偏差，而文中构建的模型能够有效提升长时序下最大温升预测的准确性。随着故障指标数值的上升，其寿命逐渐下降，当最

大温升数值达到限值时(取该区域引流线历史最大温升数值的 90%), 即可判断引流线寿命终止。

2) 预测误差比较

以 MAPE 值(%), MAE 值和 RMSE 值作为预测误差评估指标, 不同模型在海岛环境下对引流线的最大温升预测误差如表 4 所示。

由表 4 可得, 双重优化 CNN-Attention-DBiLSTM 预测模型的预测性能综合表现最好。相较未双重优化, 引流线的 MAPE 值(%), MAE 值、RMSE 值分别下降了 1.049 64、0.009 79、0.010 43。并且在 Attention 机制的作用下, 引流线的 MAPE 值(%), MAE 值、RMSE 值分别下降了 0.593 07、0.005 46、0.006 88。所以 Attention 机制和双重优化体系能够较好地提高模型的预测精度。

表 4 预测误差指标对比

预测模型	MAPE/%	MAE	RMSE
CNN-LSTM	3.085 39	0.027 38	0.029 56
BiLSTM	2.729 67	0.024 92	0.031 56
CNN-BiLSTM	1.541 78	0.014 07	0.018 09
CNN-Attention-BiLSTM	0.948 71	0.008 61	0.011 21
双重优化	0.492 14	0.004 28	0.007 66
CNN-Attention-DBiLSTM			

文中所构建的双重优化改进集成神经网络模型在双重优化前后的训练时损失值, 以及引入 Attention 机制、构建双重优化体系前后的预测误差对比如图 10 所示。

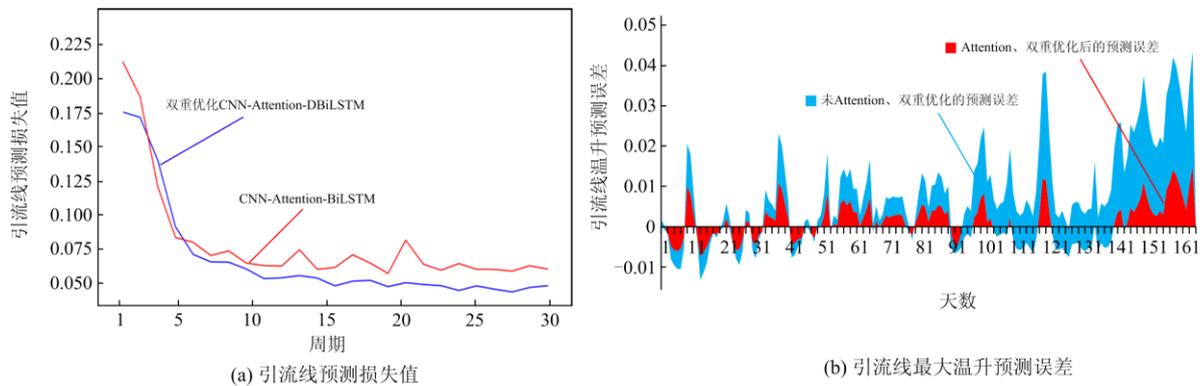


图 10 模型在改进、优化前后的训练损失及误差比较图

Fig. 10 Comparison chart of training loss and error before and after model improvement and optimization

由图 10(a)可得, 模型训练产生的损失误差值由原先的高数值、剧烈波动变为低数值、平缓下降, 说明较优的超参数组合能够对预测模型的性能产生较大的影响, 进一步提升模型的预测性能。由 10(b)可得, 通过双重优化模型性能和预测结果, 以及 Attention 机制对海岛 3 类典型环境因素进行加权赋值后的预测误差极大减少, 尤其随着预测时序的增长, 改进优化后的预测精度更高。

5.2.3 各故障分区引流线寿命预测结果

在求得的故障分区聚类结果基础上, 通过双重优化 CNN-Attention-DBiLSTM 预测模型对故障分区 1~4 内的所有引流线进行寿命预测并取平均值, 寿命预测结果如表 5 所示, 进而可根据寿命预测结果对各区域内引流线运行可靠性进行评估。

由表 5 可得: 1) 在海岛微气象环境的影响下, 各故障分区内引流线平均寿命各不相同, 故障分区 1 和故障分区 2 引流线平均寿命相差高达近 6 年; 因此通过对引流线进行故障聚类划分, 差异性针对划分区域内的引流线进行寿命预测, 可较好地反映

海岛微气象环境下引流线运行实际, 针对性地提升预测的准确性。2) 各分区内引流线寿命终止时平均最大温升越高, 其平均寿命越短, 进一步验证了引流线的故障特征指标最大温升值能够有效直观反映寿命情况。3) 依据各故障分区引流线平均寿命预测结果, 故障分区 1 中引流线的平均寿命最短、运行可靠性最差, 说明海岛恶劣环境因素对该分区引流线的影响程度较深, 为了保障引流线运行可靠性, 需要重视该区域引流线设备选型和运维更替工作。

表 5 各故障分区引流线寿命预测结果

故障类别分区	平均最大温升/°C (终止)	引流线平均寿命/年
故障分区 1	130.2	1.3
故障分区 2	126.7	7.2
故障分区 3	129.1	4.5
故障分区 4	128.4	2.2

6 结论

为保证灾害性环境因素影响下的配电网安全,

减少停电事故的发生并提升配电设备的可靠性,文中以自然灾害特征明显的海岛配电网和故障频率最高的引流线为对象,通过耦合引流线的电气和环境特征,构建基于双重优化 CNN-Attention-DBiLSTM 集成模型,提出了衡量引流线可靠性的寿命评估方法。从海岛微气象环境下各区域引流线故障程度存在的差异出发,通过数据筛选和聚类划分故障分区,提取引流线的故障规律;在此基础上,通过所构建的神经网络模型关联耦合海岛环境特征与引流线的故障特征,并对典型环境特征进行赋权,以故障特征指标最大温升值计算可靠性指标寿命,实现对引流线可靠性的评估。最后通过验证比较表明本文所提方法对引流线的寿命预测精度更高,为海岛配电网引流线的健康管理、运维检修提供技术支撑,提高了引流线运行可靠性。

下一步将对其他典型电力设备特征指标的提取、灾害下的故障特性进行进一步的研究,提升配电网运行的安全性、可靠性。

参考文献

- [1] O'DONNELL J, O'DONNELL J E D. Coastal vulnerability in Long Island Sound: the spatial structure of extreme sea level statistics[C] // 2012 Oceans, October 14-19, 2012, Hampton Roads, VA, USA: 1-4.
- [2] 李凯文, 黄帅. 单桩式海洋风电装置风振数值分析和现场监测研究[J]. 电力工程技术, 2021, 40(3): 166-171, 199.
- LI Kaiwen, HUANG Shuai. Site monitoring and numerical simulation on the vibration of the marine wind power installation founded on monopiles[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(3): 166-171, 199.
- [3] 季宇, 牛耕, 曲雪原, 等. 计及多能互补的海岛群微网系统规划评价方法[J]. 智慧电力, 2021, 49(6): 24-31.
- JI Yu, NIU Geng, QU Xueyuan, et al. Planning evaluation method of islands microgrid system considering multi-energy complementary[J]. Smart Power, 2021, 49(6): 24-31.
- [4] 李更丰, 邱爱慈, 黄格超, 等. 电力系统应对极端事件的新挑战与未来研究展望[J]. 智慧电力, 2019, 47(8): 1-11.
- LI Gengfeng, QIU Aici, HUANG Gechao, et al. New challenges and future research prospects in power system against extreme events[J]. Smart Power, 2019, 47(8): 1-11.
- [5] 陈皓勇. "双碳"目标下的电能价值分析与市场机制设计[J]. 发电技术, 2021, 42(2): 141-150.
- CHEN Haoyong. Electricity value analysis and market mechanism design under carbon-neutral goal[J]. Power Generation Technology, 2021, 42(2): 141-150.
- [6] 袁汉杰, 李更丰, 龙涛, 等. 计及状态估计与可观性的电力系统可靠性评估[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4274-4283.
- YUAN Hanjie, LI Gengfeng, LONG Tao, et al. Power system reliability assessment considering state estimation and observability[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4274-4283.
- [7] 黄鸣宇, 祁升龙, 芦翔, 等. 面向配网保护的集分联合馈线自动化控制方法[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2020, 48(5): 49-54.
- HUANG Mingyu, QI Shenglong, LU Xiang, et al. Combined centralized and distributed control method for distribution network protection[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2020, 48(5): 49-54.
- [8] CIGREWG.SCB2.54. Guidelines for the management of risk associated with severe climatic events and climate change on overhead lines[R]. Paris, France: CIGRE, 2014.
- [9] 侯慧, 耿浩, 黄勇, 等. 基于多因素修正的台风灾害下输电线路失效预测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(23): 193-201, 233.
- HOU Hui, GENG Hao, HUANG Yong, et al. Multi-factor correction based failure prediction method of transmission line with typhoon disaster[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(23): 193-201, 233.
- [10] SUN C, WANG X, ZHENG Y. Data-driven approach for spatiotemporal distribution prediction of fault events in power transmission systems[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2019, 113: 726-738.
- [11] 吉铨格, 李慧, 刘思嘉, 等. 基于 MIE-LSTM 的短期光伏功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 50-57.
- JI Xingge, LI Hui, LIU Sijia, et al. Short-term photovoltaic power forecasting based on MIE-LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 50-57.
- [12] 刘建军, 邓洁清, 郭世雄, 等. 基于知识学习的储能电站健康监测与预警[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 64-71.
- LIU Jianjun, DENG Jieqing, GUO Shixiong, et al. Health monitoring and early warning of energy storage plant based on knowledge learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(4): 64-71.
- [13] 杨志淳, 靖晓平, 乐健, 等. 基于 MI-PSO-BP 算法的配电设备状态实时评估方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 108-113.
- YANG Zhichun, JING Xiaoping, LE Jian, et al. Real-time condition assessment method based on MI-PSO-BP algorithm for distribution equipment[J]. Electric Power

- Automation Equipment, 2019, 39(12): 108-113.
- [14] HATHOUT I, CALLERY K, TRAC J, et al. Impact of thermal stresses on the end of life of overhead transmission conductors[C] // 2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 5-10, 2018, Portland, OR, USA: 1-5.
- [15] 张睿祺, 董晓明, 王孟夏, 等. 计及线路电热耦合的新能源接入通道全寿命经济性评估[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(3): 83-88.
- ZHANG Ruiqi, DONG Xiaoming, WANG Mengxia, et al. Life-cycle economic evaluation of renewable energy access considering line electro-thermal coupling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(3): 83-88.
- [16] 全国金属与非金属覆盖层标准化技术委员会. 人造气氛腐蚀试验 盐雾试验: GB/T 10125—2012[S]. 北京: 中国标准出版社, 2012.
- [17] 中国电工电子产品环境条件与环境试验标准化技术委员会. 电工电子产品环境试验 第 2 部分: 试验方法 试验 FC: 振动(正弦): GB/T 2423.10—2019[S]. 北京: 中国标准出版社, 2019.
- [18] LEI Y, ZHANG X, HAN L, et al. MIC-THPCM: MIC-based heterogeneous parallel optimization for axial compressor rotor[C] // 2019 IEEE International Conference on Parallel & Distributed Processing with Applications, Big Data & Cloud Computing, Sustainable Computing & Communications, Social Computing & Networking (ISPA/BDCloud/SocialCom/SustainCom), December 16-18, 2019, Xiamen, China: 646-653.
- [19] 谢国民, 倪乐水. 基于 IABC 优化 SVM 的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 156-163.
- XIE Guomin, NI Leshui. Transformer fault diagnosis based on IABC optimized SVM[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 156-163.
- [20] SUN Qiming, SHI Libao, NI Yixin, et al. An enhanced cascading failure model integrating data mining technique[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(1): 19-28.
- [21] MOLINA R, KATSAGGELOS A K, MATEOS J. Bayesian and regularization methods for hyperparameter estimation in image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(2): 231-246.
- [22] ZHANG S, ZHANG D, QIAO J, et al. Preventive control for power system transient security based on XGBoost and DCOPF with consideration of model interpretability[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(2): 279-294.
- [23] 冯斌, 张又文, 唐昕, 等. 基于 BiLSTM-Attention 神经网络的电力设备缺陷文本挖掘[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(增刊 1): 1-10.
- FENG Bin, ZHANG Youwen, TANG Xin, et al. Power equipment defect text mining based on BiLSTM-Attention neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(S1): 1-10.
- [24] JIAO L, WU H, WANG H, et al. Text recovery via deep CNN-BiLSTM recognition and Bayesian inference[J]. IEEE Access, 2018, 6: 76416-76428.
- [25] 谢小瑜, 周俊煌, 张勇军, 等. 基于 W-BiLSTM 的可再生能源超短期发电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(8): 175-184.
- XIE Xiaoyu, ZHOU Junhuang, ZHANG Yongjun, et al. W-BiLSTM based ultra-short-term generation power prediction method of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(8): 175-184.
- [26] 曹宇鹏, 罗林, 王乔, 等. 基于卷积深度网络的高压真空断路器机械故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 39-47.
- CAO Yupeng, LUO Lin, WANG Qiao, et al. Fault diagnosis of high-voltage vacuum circuit breaker with a convolutional deep network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 39-47.

收稿日期: 2021-08-07; 修回日期: 2021-11-10

作者简介:

汤波(1984—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为配电网规划、综合能源系统规划、电力系统数据分析等;

E-mail: tangbo@shiep.edu.cn

郑宇鹏(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统可靠性分析; E-mail: 19103099@mail.shiep.edu.cn

余光正(1987—), 男, 通信作者, 博士, 讲师, 研究方向为计及可再生能源接入的电力系统稳定分析、基于数据驱动的分布式电源发电与用户行为研究等。E-mail: powerygz@shiep.edu.cn

(编辑 葛艳娜)