第 52 卷 第 4 期：2006-2015 高电压技术 Vol.52, No.4: 2006-2015
2026 年 4 月 30 日 High Voltage Engineering April 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250375

750 kV 输电线路无线电干扰在不同天气下的影响因素分析

尹凯阳[1]，张业茂[2]，干喆渊[2]，李鹏飞[1]，万　皓[2]，黄　锐[2]
（1. 平顶山学院能源与电气工程学院，平顶山 467000;
2. 电网环境保护全国重点实验室(中国电力科学研究院有限公司)，武汉 430074）

摘　要：随着特高压电网快速发展，输电线路无线电干扰引发的电磁环境问题日益突出。该文依托青海官亭 750 kV 输电线路长期观测站 2 年的监测数据，进行无线电干扰异常数据处理及不同天气下影响因素分析。研究结果表明：(1)所提基于粒子群优化-深度极限学习机(particle swarm optimization deep extreme learning machine, PSO-DELM)方法能有效检测无线电干扰离群值，并实现空缺值的有效填充，填充后数值的 K-S 检验 p 值为 0.398 4；(2)好天气下无线电干扰与环境温度呈正相关，大气压对无线电干扰具有一定的抑制作用；(3)该区域雨天无线电干扰 1 d 内的 L_{50} 值在 51.5~66.0 dB 之间变化，雨天降雨量和相对湿度对无线电干扰起主导作用，且均具有正相关，降雨后无线电干扰经历起伏调节后会达到稳定状态；(4)该区域雪天无线电干扰 1 d 内的 L_{50} 值在 56.5~65.5 dB 之间变化，雪天降雪量与无线电干扰具有较强的正相关性。所得结果可为高海拔超高压输电线路无线电干扰的控制提供科学依据。

关键词：高压输电线路；无线电干扰；异常数据；PSO-DELM；环境因素分析

Analysis of Influencing Factors of Radio Interference on 750 kV Transmission Lines Under Different Weather Conditions

YIN Kaiyang[1], ZHANG Yemao[2], GAN Zheyuan[2], LI Pengfei[1], WAN Hao[2], HUANG Rui[2]
(1. School of Energy and Electrical Engineering, Pingdingshan University, Pingdingshan 467000, China;
2. State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection(China Electric Power Research Institute), Wuhan 430074, China)

Abstract：With the rapid development of ultra-high voltage (UHV) power grids, electromagnetic environmental issues caused by radio interference (RI) from transmission lines have become increasingly prominent. Therefore, two-year monitoring data from the long-term observation station of the 750 kV transmission line in Guanting were utilized to conduct outlier processing of RI, andinfluencing factors under different weather conditions were analyzed. The results demonstrate that: (1) The proposed PSO-DELM method can be adopted to effectively detect RI outliers and achieve effective imputation of missing values, and the K-S test p value of the filled value is 0.398 4; (2) Under fair weather, RI exhibits a positive correlation with the ambient temperature, while atmospheric pressure exerts a significant inhibitory effect on RI; (3) The L_{50} value of the RI within one day in rainy days varies from 51.5 dB to 66.0 dB in this region, and rainfall intensity and relative humidity dominate RI during rainy conditions, both showing positive correlations, and RI stabilizes after a fluctuation adjustment phase post-rainfall; (4) The L_{50} value of the RI within one day in snowy weather varies from 56.5 dB to 65.5 dB in this region, and snowfall intensity strongly correlates with RI during snowy weather, followed by a prolonged adjustment period post-snowfall. This research provides a scientific basis for controlling RI in UHV transmission lines.

Key words：high voltage transmission; radio interference; abnormal data; PSO-DELM; environmental factor analysis

0　引言

随着我国超、特高压电网建设的持续推进，输电线路作为区域电网的核心组成部分，承担着远距离、大容量电能传输的重要任务。然而，输电线路运行过程中产生的电磁环境问题日益突出[1]，特别是无线电干扰问题，控制不当会影响邻近无线电系统的正常运行[2]。在复杂环境条件下，无线电干扰信号的波动性和离散性显著增强，导致监测数据中

基金资助项目：国家自然科学基金(52177010)；中国电力科学研究院研究开发项目(GY83-22-011)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52177010), Research and Development Project of China Electric Power Research Institute(GY83-22-011).

易出现异常数据[3]，主要包括监测数据显著偏离的离群值和检测数据空缺的空缺值。这些异常数据会掩盖真实的无线电干扰特征规律[4]。因此，如何高效识别并处理无线电干扰监测数据中的异常数据并获取不同天气下无线电干扰的影响因素，成为当前电网电磁环境研究的关键问题。

早期的无线电干扰研究主要集中在机理建模和预测上。例如，基于导线表面电晕放电的物理模型或经验公式，推导出无线电干扰强度与电压、导线参数之间的关系等[5-8]。文献[9]通过对特高压试验线段的测试，完成无线电干扰驻波的三维分布计算。文献[10]基于统计特性双指数函数脉冲波形，建立了一种无线电干扰随机时域分析模型。文献[11]利用电晕笼试验，分析了不同截面导线束线路的无线电干扰影响规律。目前所得研究结论对输电线路的布置方式和导线选型等具体重要的指导意义。但针对已建成的高压输电线路进行全天候无线电干扰的测试研究相对较少，尤其在恶劣天气条件下，缺乏相应的无线电干扰测试研究。鉴于输电线路的无线电干扰受环境气候因素影响显著，开展长期测试以获取输电线路在实际运行中的无线电干扰特性及其变化规律显得尤为迫切。然而，电磁环境长期观测站处于野外，容易受周围环境的影响，实测数据不可避免地会存在异常数据。现有文献对异常数据的处理办法主要分为 3 种：(1)直接删除法，这种方法往往会造成重要信息的丢失；(2)简单插补法，通常采用均值插补、中位值插补、自回归滑动平均插补[12]等方法；(3)基于机器学习的插补方法，如均值聚类算法[13]和马尔可夫模型[14]等方法。这些方法对数据本身的时间序列规律未能进行充分挖掘。

本文依托中国青海官亭输电线路长期观测站，对 750 kV 交流输电线路开展了环境气象参数和无线电干扰的长期测试，并利用 2021 年 10 月至 2023 年 9 月的测试数据进行无线电干扰异常数据处理及不同天气下的因素影响分析研究。首先，针对无线电干扰监测数据中存在的异常数据问题，本文提出了一种基于粒子群优化-深度极限学习机(particle swarm optimization deep extreme learning machine, PSO-DELM)的离群值判别和空缺值填充方法。该方法结合了粒子群优化算法的全局搜索能力和深度极限学习机的高效学习能力，能够快速识别出无线电干扰监测数据中的离群值并实现空缺值的准确填充，为后续数据分析提供可靠的数据基础。在此基础上，本文进一步探讨了不同天气条件下无线电干扰的影响因素，并分析了各因素与无线电干扰之间的相关性。通过对好天气、雨天以及雪天下的无线电干扰数据进行深入分析，揭示了不同天气下无线电干扰环境因素影响规律。研究结果可为超高压输电线路无线电干扰的控制提供科学依据。

1 长期观测站建设与测试

本文基于青海官亭 750 kV 输电线路长期观测站监测的环境气象参数和无线电干扰数据，开展无线电干扰异常数据处理和不同天气下影响因素研究。图 1 为青海官亭长期观测站，海拔 1 854 m。观测站处两级杆塔都是酒杯塔 ZB225 布置，导线为 6×LGJ-400/50，分裂间距为 400 mm。

官亭输电线路电磁环境长期观测站配置了气象环境和无线电干扰监测系统。其中，采用美国 ETS 公司 6502 有源环状天线和德国 SCHWARZBECK 公司 FCKL1528 电磁干扰接收机进行无线电干扰的监测。气象环境测量系统采用美国 Davis 一体化气象站传感器套件和 CJY-2C/T 天气现象仪。测量设备送到观测站布置前，通过计量机构的第三方检测，同时在长期测量过程中，不定期采用信号源进行检测，以确保测量设备的准确可靠。6502 有源环状天线位于输电线路边相导线投影外 20 m 处，距地面高度为 2 m。气象参数测量系统每 1 min 获取 1 组数据，无线电干扰测量系统每 4 s 获取 1 个数据，通过将连续的 15 次无线电干扰测量数据求平均得到每 1 min 数据。气象环境测量系统主要测量温度、湿度、风速、瞬时降雨量和能见度等基本气象参数，同时识别雨、雪、雾、霾等多种天气形态。



图 1 青海官亭长期观测站监测现场

Fig.1 Test site of Qinghai Guanting long-term observation station

2 无线电干扰长期观测数据异常数据处理

电磁环境长期观测站处于野外，不确定因素较多，容易受周围环境、人类活动等影响，实测数据不可避免地会存在异常数据。在时域分析下，某一段时间内的无线电干扰测量值中，数值瞬时跳变值往往为离群值。观测站全天候运行，以 230 min 为周期对 0.5 MHz 频段的无线电干扰进行测量，每天累计获取 6 组无线电干扰数据，单次测量时间间隔 10 min。本文无线电干扰的空缺值主要是指离群值剔除后的数据点和每个频点测量间隔 10 min 的数据点。为了保证数据的完整性和提高后续分析的准确性，对于长期观测站得到的原始数据进行离群值识别和空缺值填充是十分必要的[15-16]。

2.1 基于 PSO-DELM 的离群值判别方法

针对现场测量无线电干扰存在异常数据的问题，本文采用深度极限学习机(deep extreme learning machine, DELM)对无线电干扰数据离群值进行识别，同时对空缺值进行填充。为了取得良好的离群值识别效果，采用粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)对 DELM 的初始输入权重和偏置值进行全局寻优。首先选取一定时间的历史无线电干扰数据作为模型训练集，然后利用训练集训练 PSO-DELM 模型，最后设定预测模型的置信区间作为判定区间，对比实测值与判定区间，从而识别离群值。

极限学习机是 Huang 等人提出的一种新型单隐藏层前馈神经网络[17]。在训练过程中 ELM 随机产生输入权重和隐藏层偏置等参数，计算得到输出权重，具有学习速率快等优点[18]。假设有 n 组不同的样本$(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{t}_i)$，其中 $\boldsymbol{x}_i=[x_{i1}, x_{i2},\cdots, x_{in}]\in\mathbf{R}^n$，$\boldsymbol{t}_i=[t_{i1}, t_{i2},\cdots, t_{in}]\in\mathbf{R}^n$，$\mathbf{R}$ 为实数集。具有 L 个隐藏节点的 ELM 可表示为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{t}_j=\sum\limits_{i=1}^{L}\boldsymbol{\beta}_i g(\boldsymbol{\alpha}_i\cdot\boldsymbol{x}_j+b_i) \\ \boldsymbol{\alpha}_i\in\boldsymbol{R}^n, b_i\in\boldsymbol{R}, \boldsymbol{\beta}_i\in\boldsymbol{R}^m \\ j=1,2,\cdots,n \end{cases} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{\beta}_i=[\beta_{i1},\beta_{i2},\cdots,\beta_{im}]^{\mathrm{T}}$ 为链接第 i 个隐藏层节点的输出权重；m 表示输出特征的维度；$\boldsymbol{\alpha}_i=[\alpha_{i1},\alpha_{i2},\cdots,\alpha_{im}]^{\mathrm{T}}$ 为连接输入层和第 i 个隐藏层节点的输入权重；b_i 为第 i 个隐藏层节点的偏置；$g(\boldsymbol{\alpha}_i,b_i,\boldsymbol{x}_j)$ 为第 i 个隐藏层节点的激活函数。式(1)的矩阵形式可表示为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{H}\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{T} \\ \boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} g(\boldsymbol{\alpha}_1\cdot\boldsymbol{x}_1+b_1) & \cdots & g(\boldsymbol{\alpha}_L\cdot\boldsymbol{x}_1+b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(\boldsymbol{\alpha}_1\cdot\boldsymbol{x}_n+b_1) & \cdots & g(\boldsymbol{\alpha}_L\cdot\boldsymbol{x}_n+b_L) \end{bmatrix}_{n\times L} \\ \boldsymbol{\beta}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{\beta}_1^{\mathrm{T}}\cdots\boldsymbol{\beta}_L^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}_{L\times m}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{t}_1^{\mathrm{T}}\cdots\boldsymbol{t}_n^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}_{n\times m}^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{2}$$

隐藏层输出权重可由 $\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{T}$ 计算得到，表示为：

$$\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{H}^{+}\boldsymbol{T} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{H}^{+}$为 $\boldsymbol{H}$ 的 Moore-Penrose 广义逆矩阵。

自编码器(auto encoder, AE)是一种对称的无监督神经网络，其输入等于输出即可实现输入信号的重建。利用极限学习机与自编码器相结合，形成的极限学习自编码器(extreme learning machine-auto encoder, ELM-AE)可以作为无监督学习的基础单元，其优势在于隐藏层权重和偏置均正交化，可以加速神经网络训练速度、减少数据传递过程中的损失。ELM-AE 的隐藏层输出权重可表示为：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}=\boldsymbol{H}^{+}\boldsymbol{X} \tag{4}$$

DELM 是由多个 ELM-AE 堆栈而成，能更全面地捕获数据之间的映射关系，提高模型准确性[19-20]。图 2 为 DELM 模型训练结构图。第 1 层 ELM-AE 以原始特征矩阵 $\boldsymbol{X}$ 作为输入，并以重构输入数据为目标(即图中 $\boldsymbol{X}_1$ 逼近 $\boldsymbol{X}$)。通过最小化重构误差，计算得到该层自编码器的输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}_1$。随后，将其转置并进行正交化处理，作为 DELM 第 1 个隐藏层的输入权重矩阵 $\boldsymbol{w}_1$。将第 1 隐藏层的输出作为第 2 层 ELM-AE 的输入，重复上述过程，通过重构输出 $\boldsymbol{X}_2$ 求解得到输出权重 $\boldsymbol{\beta}_2$，并将其转置作为第 2 隐藏层的输入权重 $\boldsymbol{w}_2$。以此类推，逐层训练，最终得到最后一个隐藏层的输出权重矩阵与目标输出矩

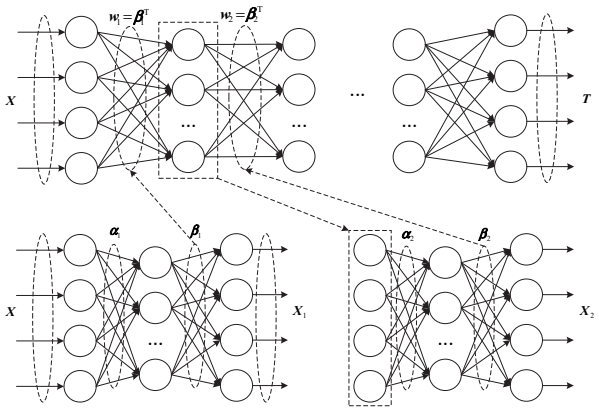


图 2 DELM 网络结构

Fig.2 Structure of DELM network

阵 $\boldsymbol{T}$ 之间的映射关系，完成 DELM 训练过程。DELM 没有反向传播过程，网络训练速度大为提高。DELM 中初始输入权重和偏置值对整个模型预测结果影响较大，本文采用 PSO 对 DELM 的初始输入权重和偏置值进行寻优，训练生产 PSO-DELM 时序预测模型。

粒子群算法是根据模仿鸟类觅食行为而提出。该算法将鸟群中个体的位置或食物源视作潜在的优化问题解。通过群体内部个体与最优个体间的信息共享机制，引导群体中个体在保持自身信息的前提下，向当前最优解收敛。通过迭代更新，达到全局最优解。由于其收敛速度快、算法流程简洁高效等优点，在多目标参数寻优领域得到了广泛应用[21-23]。

PSO 算法的核心是粒子的速度和位置更新，更新方式可表示为：

$$\begin{cases} p_{i,k+1} = p_{i,k} + v_{i,k+1} \\ v_{i,k+1} = \omega_k v_{i,k} + c_1 \cdot \mathrm{rand}_1(p_{\mathrm{b},k} - p_{i,k}) + \\ \qquad c_2 \cdot \mathrm{rand}_2(g_{\mathrm{b},k} - p_{i,k}) \end{cases} \tag{5}$$

式中：$p_{i,k}$ 和 $v_{i,k}$ 分别为第 k 次迭代种群中第 i 个个体的位置和速度；$p_{\mathrm{b},k}$ 为第 k 次迭代种群中的粒子最优解；$g_{\mathrm{b},k}$ 为历史最优解；rand_1 和 rand_2 为[0,1]范围内均匀分布的随机数；c_1 和 c_2 分别为个体和全局学习因子，取值一般在 0~2 之间；ω_k 为惯性因子，用于平衡局部寻优和全局寻优能力之间的关系。研究表明，惯性权重在递减策略的基础上采用凹函数不但不会加剧算法早熟，对后期迭代收敛也有很大的改善作用。因此，这里采用凹函数调整惯性因子，表示为：

$$\omega_k = (\omega_{\max} - \omega_{\min})\mathrm{e}^{-\frac{i-1}{10}} + \omega_{\min} \tag{6}$$

式中：$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$ 分别为惯性权重的上下限取值。个体学习因子 c_1 和全局学习因子 c_2 通过偏置粒子的新位置对粒子优化搜索能力产生影响。较大的 c_1 能在搜索空间相对遥远的区域提供新位置点，可以获得较好的全局探索性能，较小的 c_2 能获得更精细的局部搜索能力。在优化初期和后期算法全局搜索与局部搜索能力的要求不同，本文采用自适应的学习因子，使得 c_1 随着迭代逐渐下降、c_2 随着迭代逐渐上升，表示为：

$$\begin{cases} c_{1,k} = c_{1,\max} - (c_{1,\max} - c_{1,\min})\sin(\dfrac{\pi}{2} \cdot \dfrac{k}{k_{\max}}) \\ c_{2,k} = c_{2,\min} + (c_{2,\max} - c_{2,\min})\sin(\dfrac{\pi}{2} \cdot \dfrac{k}{k_{\max}}) \end{cases} \tag{7}$$

式中：$c_{1,\max}$、$c_{1,\min}$ 分别为个体学习因子的上下限取值；$c_{2,\max}$、$c_{2,\min}$ 分别为全局学习因子的上下限取值；$k_{\max}$ 为迭代次数最大值。本节将粒子群优化算法应用于深度极限学习机，对输入权重和偏置值进行寻优。优化流程如下文所述。

(1)选取训练集。选择合适长度的历史数据作为时间序列预测方法的训练集，对时间序列预测效果至关重要。根据实测效果，本文选取初步判断离群值前 4 h 内的无线电干扰数据作为 PSO-DELM 的训练集。

(2)初始化深度极限学习机和粒子群算法。首先，对深度极限学习机的网络架构进行初始化，涉及输入层、隐藏层以及输出层的节点数目设定。输入层的节点数目应与输入变量的维度相匹配，输出层的节点数目则需与输出变量的维度一致，而隐藏层的节点数目则可依据经验法则进行选取。其次初始化粒子群算法参数，包括最大迭代次数 k、种群规模 h、粒子维度 m、惯性因子 ω、个体学习因子 c_1 和全局学习因子 c_2。粒子维度 m 为深度极限学习机隐藏层输入权重和偏置值之和。

(3)根据种群规模 h 和粒子维度 m，进行粒子信息随机初始化。粒子初始化取值要符合隐藏层输入权重和偏置的取值范围。

(4)构建 DELM 模型，利用训练集训练 DELM 模型，并计算每个粒子的适应值。本文采用均方根误差(root mean square error, RMSE)来评价模型的预测性能，计算粒子的适应度值 δ_{RMSE}，表示为：

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{8}$$

式中：$\hat{y}_i$ 为模型输出的预测值；y_i 为真实值；M 为样本总数。

(5)排序粒子的适应度值，计算当前粒子群的最优位置和历史个体最优位置。

(6)重复步骤(4)、(5)，直到找到具有预期适应度值的粒子或者达到最大迭代次数，得到最佳粒子信息作为 DELM 的隐藏层输入权重和偏置值。

(7)寻找合适的预测模型置信区间作为判定区间，对比实测值与判定区间，从而识别离群值。

2.2 离群值判别方法验证分析

2022-06-03T11:00—2022-06-04T03:00 连续 16 h 的无线电干扰采集数据如图 3 所示。图 3 中，圆圈内为初步判断的可疑离群点，方框内为测量间隔的空缺值。利用该数据训练 PSO-DEML 时序预

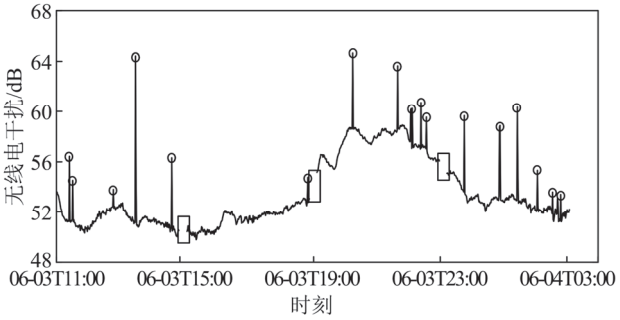


图 3 2022-06-03T11:00—2022-06-04T03:00 时的无线电干扰原始数据

Fig.3 RI from 11:00 am on June 3 to 03:00 am on June 4, 2022

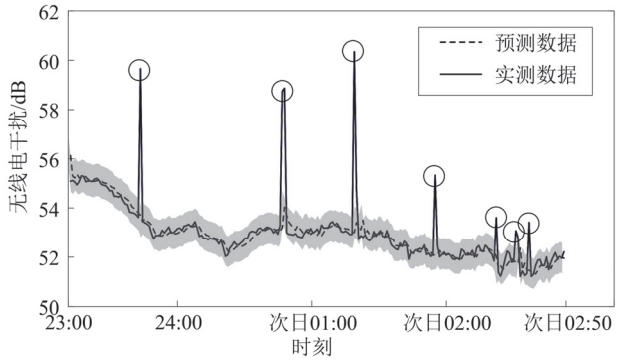


图 4 PSO-DEML 模型预测值与实测值对比图

Fig.4 Comparison between predicted and measured values of PSO-DEML model

测模型，并完成离群值的识别。其中 DELM 算法采用 2 层隐藏层，每个隐藏层的节点数均为 12，选用 sigmoid 函数作为激活函数。同时，PSO 算法种群规模为 30，最大迭代次数为 100 次。时序预测模型与实测值对比如图 4 所示。

时序预测模型的预测值与真实值的均方根误差为 0.884，图 4 中灰色区域为预测值的 98%置信区间。置信区间外的数据为识别出的离群值(圆圈已标注)。表 1 给出了离群值的具体位置和预测结果。结果表明，采用上述模型可以有效识别离群值。

表 1 识别的离群具体位置和预测结果

Table 1 Specific locations of identified outliers and prediction results

参数	不同时刻的取值						
	23:42	23:51	01:27	01:56	02:28	02:33	02:40
实测值/dB	59.66	58.87	60.35	55.33	53.6	53.07	53.41
预测值/dB	53.71	53.32	53.02	52.11	52.04	51.83	51.46

2.3 空缺值填充验证

离群值删除后数据会出现缺失，为了保证数据的完整性，本文采用 PSO-DELM 预测模型在离群点得到的预测值替换离群值的方式进行填充。除离群值外，一天中每个频点的 10 min 测量间隔也未能获得测量值。本文将 10 min 缺失值前后采集的 2 个 230 min 连续无线电干扰数据集分别向前和向后预测 10 min 数据，将 2 组数据预测值进行加权平均作为测量间隔 10 min 空缺值的填充值。06-03T19:00 时刻间隔 10 min 前后 2 组数据分别训练 PSO-DELM 预测模型，完成空缺值数据的填充，如图 5 所示。

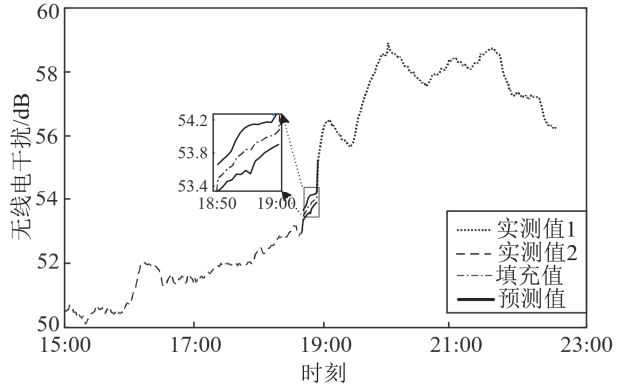


图 5 基于 PSO-DEML 的空缺值填充

Fig.5 PSO-DEML-based filling of vacant values

由图 5 可知，采用 PSO-DEML 的空缺值填充可以使一天中的测试数据更加完整，通过前后数据的加权平均来提高填充值的准确性。从图 5 中可以看出，填充后的数据与原始数据趋势一致，且能够较好地反映无线电干扰的变化规律。为了说明本文所提算法的空缺值填充性能，采用自回归滑动平均模型(auto-regression moving average, ARMA)、K 均值聚类算法(K-means clustering algorithm, K-means)和马尔可夫(Markov)模型并进行对比。采用双样本 K-S 检验，对空缺值填充后和填充前的无线电干扰数据进行非参数检验。双样本 K-S 检验是一种用于比较 2 组数据分布是否存在差异的方法。其原假设 H_0 为 2 个数据样本来自相同的分布。在该检验中，统计量 D 定义为 2 组样本累积分布函数差值的最大绝对值。该统计量所对应的概率值即为 p 值。若 p 值小于既定的显著性水平 α，则否定原假设 H_0，认为 2 组数据样本源自不同的概率分布，即填充前后的数据存在显著差异；反之，则接受原假设 H_0，认为 2 个数据样本来自相同的分布。本文取显著性水平 α=0.05。K-S 检验的结果如表 2 所示。

表 2　K-S 检验结果

Table 2　K-S test results

模型	p 值	D 值
PSO-DELM	0.398 4	0.039 4
ARMA	0.071 6	0.056 4
K-means	0.183 6	0.047 9
Markov	0.278 0	0.043 6

由表2可知，填充前后的无线电干扰数据的K-S检验统计量 D 为 0.039 4，p 值为 0.398 4，大于显著性水平 α=0.05，因此接受原假设 H_0，认为填充前后的数据来自相同的分布，即空缺值填充后的数据与原始数据无显著差异。与其他 3 种空缺值填充模型相比，PSO-DELM 模型的 p 值最大，D 值最小，说明 PSO-DELM 模型的填充效果最接近原始数据分布，能够更好地保持数据的原始特性。而 ARMA 模型的 p 值最小，D 值最大，说明其填充效果与原始数据分布差异最大。K-means 模型和 Markov 模型的填充效果介于 PSO-DELM 模型和 ARMA 模型之间。这表明采用 PSO-DELM 预测模型进行空缺值填充是有效的，能够保持数据的完整性和一致性，为后续的无线电干扰影响因素相关性分析提供了可靠的数据基础。

3　不同天气下无线电干扰影响因素分析

输电线路的无线电干扰受到多种环境因素的影响，包括但不限于环境温度、相对湿度、风速、大气压、降雨量以及降雪量等[24-25]。在不同季节的特定气候条件下，无线电干扰表现出显著的差异性。为了深入探讨这些环境因素在不同天气条件下对无线电干扰的具体影响，本文首先依据天气状况将数据分为好天气、雨天和雪天 3 类，随后分别对各类天气条件下的无线电干扰变化规律进行了分析。最后通过相关性分析方法，探讨了环境因素与无线电干扰之间的潜在关联性。

3.1　好天气下无线电干扰的影响因素分析

在为期 2 年的测试数据集中，具有 295 d 的有效好天气测试数据。好天气下无线电干扰值较为稳定，受环境气候和导线表面状况影响，不同季节好天气下无线电干扰存在一定的差异。每个季节随机抽取 3 d 好天气下的无线电干扰数据进行分析，结果如图 6 所示。

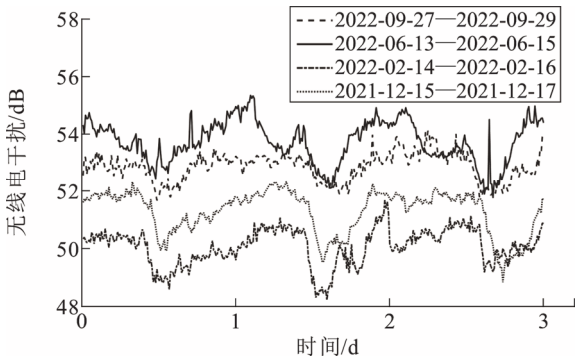


图 6　不同季节好天气的无线电干扰

Fig.6　RI values of fair weather in different seasons

由图6可知，好天气的无线电干扰一般在 55 dB 限值以下，满足《高压交流架空送电线路无线电干扰限值》(GB 15707—2017)对 750 kV 交流架空输电线路的限值要求。分析结果表明，输电线路无线电干扰在不同季节存在一定的波动，但总体趋势保持相对稳定。夏季和秋季的无线电干扰普遍较高，而春季和冬季则相对较低。这种现象可能与不同季节的温度、湿度等环境因素密切相关。具体而言，随机抽取的 2022-06-13 的无线电干扰达到最高，为 55.4 dB；而 2022-02-15 的无线电干扰最大值为 50.8 dB，显示出显著的差异性。分析其原因可能为夏季环境温度较高且相对湿度较大，这些条件可能促进了输电线路表面电晕放电的形成，进而导致无线电干扰值较高；冬季环境温度较低且空气干燥，不利于输电线路表面电晕放电的形成，因此无线电干扰值相对较低。尽管存在季节性差异，但在好天气条件下，无线电干扰的整体水平仍然维持在一个相对稳定的区间内。这说明尽管环境因素对无线电干扰具有一定的影响，但在好天气条件下，其他因素如输电线路的布置方式、运行状态等可能起着更为重要的作用，共同决定了无线电干扰的水平。

在好天气条件下，无线电干扰随季节更迭呈现出显著的变化特征。为了深入探讨好天气下无线电干扰的影响因素，本文通过绘制不同环境变量下的无线电干扰散点图，对无线电干扰与环境因素之间的依赖关系进行了分析。本文所定义的散点图是指：取 1 d 周期内的环境因素 L_{50} 值和无线电干扰 L_{50} 值的散点图。温度、相对湿度和大气压下的无线电干扰散点图如图 7 所示。

结果表明，好天气下该区域的无线电干扰 L_{50} 值在 49.5~54.0 dB 之间变化，变化范围较小；随着 1 d 内环境温度的升高，输电线路无线电干扰值具有增大趋势；随着 1 d 内相对湿度的升高，输电线路无线电干扰值也具有增大趋势，但这一增大趋势弱

于环境温度带来的增大效应；随着 1 d 内大气压的升高，输电线路无线电干扰值具有减小趋势。输电线路无线电干扰是多种因素共同作用的结果，包括环境因素、线路布置方式、运行工况等。因此，好天气下单一环境因素无线电干扰的 L_{50} 值散点图的分散性较大。

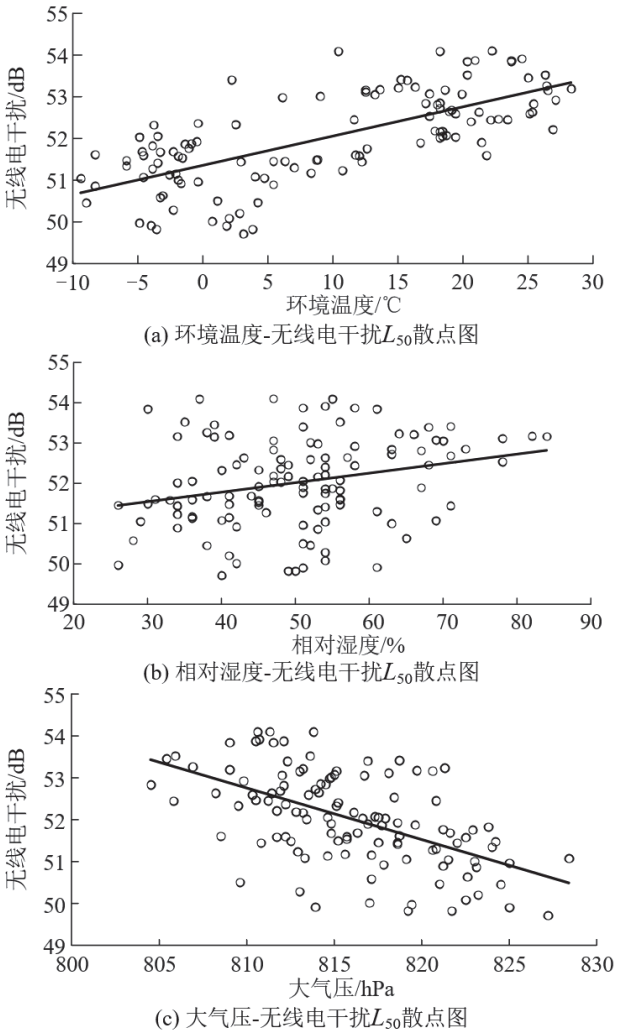
为进一步验证不同环境因素对无线电干扰的影响，本文采用相关性分析方法，计算了无线电干扰与环境因素之间的 Pearson 相关系数。结果显示，好天气下无线电干扰与环境温度的相关系数为 0.64，与相对湿度的相关系数为 0.19，与大气压的相关系数为−0.51。这一结果进一步证实了环境温度对无线电干扰具正相关性，同时也表明大气压对无线电干扰具有一定的抑制作用。具体原因为：环境温度升高能够降低空气密度，电子平均自由程增加，导致空气击穿场强下降，更易发生电晕放电，致使无线电干扰增强；当相对湿度增加时，空气中水分子与尘埃颗粒更易附着于输电线路表面，造成电场畸变，增加了电晕放电的强度，导致无线电干扰值增大；低气压环境下空气密度降低，电子更易加速碰撞电离，电晕放电强度增大[26]。

3.2 雨天无线电干扰的影响因素分析

在为期 2 年的测试数据集中，具有 112 d 的有效雨天测试数据。随机抽取 2022-11-10T00:00—2022-11-13T00:00 共 3 d 的无线电干扰值随降雨量的变量情况，如图 8 所示。

由图 8 可知，在该时间段内，无线电干扰值在 51~64 dB 范围内变化。降雨期间，无线电干扰值呈现出较大的波动。特别是在降雨强度较大时，如 11 月 11 日的中午时段，无线电干扰值达到了高峰。这是因为落在输电线路上的雨滴在导线底部形成悬浮的水滴，这些水滴会使线表面的电场强度发生畸变，进而产生更强的电晕放电，致使无线电干扰增大。随着降雨量的减少，无线电干扰值也逐渐趋于稳定。

为了进一步验证这些结论，本文绘制雨天不同环境变量下的无线电干扰散点图，如图 9 所示。结果表明，雨天该区域的无线电干扰 1 d 内的 L_{50} 值在 51.5~66.0 dB 之间变化，变化范围较大；1 d 内随着降雨量的增大，输电线路无线电干扰值具有增大趋势。同时，1 d 内随着相对湿度的升高，输电线路无线电干扰值也具有增大趋势。这一趋势可能与雨天空气湿度的增加以及雨滴对输电线路周围电场的影响共同作用有关，进一步加剧了无线电干扰的强度。



(a) 环境温度-无线电干扰L_{50}散点图

(b) 相对湿度-无线电干扰L_{50}散点图

(c) 大气压-无线电干扰L_{50}散点图

图 7 好天气下不同环境因素无线电干扰的 L_{50} 值散点图

Fig.7 Scatter plot of L_{50} values of RI for different environmental factors in fair weather

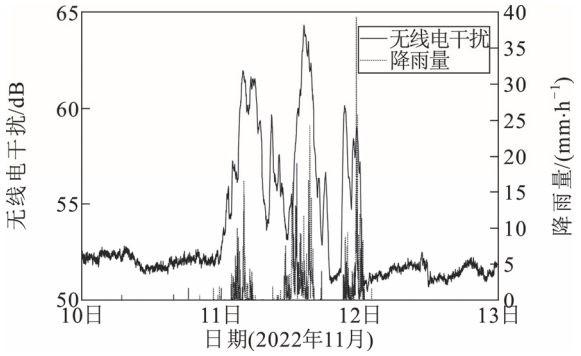


图 8 雨天无线电干扰随降雨量变化

Fig.8 RI varies with rainfall in rainy weather

为了更深入地理解雨天无线电干扰与环境因素之间的关系，本文采用相关性分析方法，计算了无线电干扰与环境因素之间的 Pearson 相关系数。结果显示，雨天无线电干扰与降雨量的相关系数为 0.65，

与相对湿度的相关系数为 0.47，与环境温度的相关系数为−0.11。

在降雨天气前后，相较于正常好天气和雨天，环境温度与相对湿度表现出显著差异。为深入探讨降雨前后天气的环境影响因素，本文选取了 2021-10-25—2021-10-29 期间的无线电干扰变化数据进行分析，结果如图 10 所示。

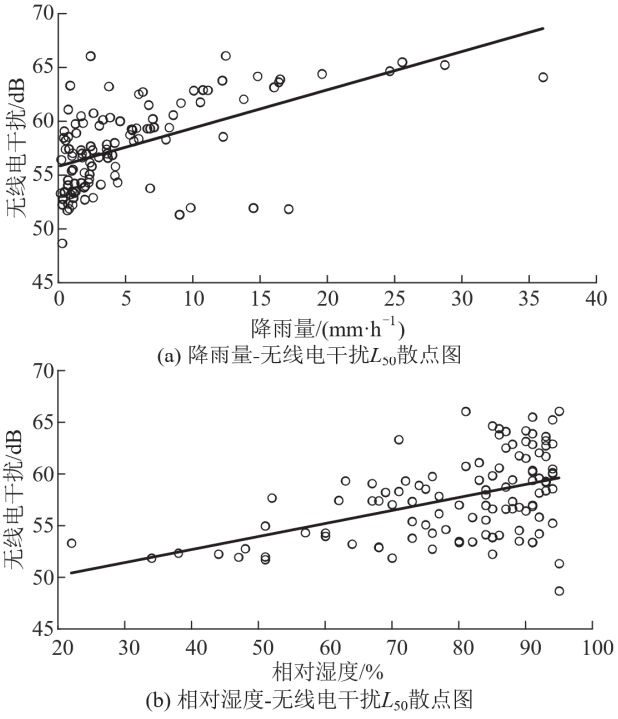
在图 10 中，A 段代表降雨前天气，B 段代表雨天，C 段代表降雨后天气。分析结果显示，在降雨前天气(A 段)中，无线电干扰相对较低且变化平稳。而在降雨后天气(C 段)中，无线电干扰经历一段时间的起伏调节后恢复到稳定状态。这是因为空气中悬浮颗粒物的增加和输电线路上附着的水滴，可能促进了电晕放电现象的产生，进而导致无线电干扰显著升高。随着降雨消散，无线电干扰值经过一段时间的起伏后回落至相对较低且稳定的状态。这主要是 2 方面的原因：一方面观测站位置的降雨停止后，输电线路的其他位置可能存在降雨现象，降雨区域输电线路电晕放电依然很强烈，放电电流沿着导线传播至观测站位置，致使观测站位置无线电干扰值会起伏震荡；另一方面，降雨过后输电线路的支持金具表面的附着水分需较长时间方能完成蒸发，在此过程中支持金具的电晕现象依然较为强烈，致使观测站位置无线电干扰值会起伏震荡。

3.3 雪天无线电干扰的影响因素分析

在为期 2 年的测试数据集中，具有 10 d 的有效雪天测试数。随机抽取 2023-02-12T00:00 —2023-02-15T00:00 共 3 d 的无线电干扰值随降雪量的变量情况，如图 11 所示。结果显示，在该时间段内无线电干扰在 51~68 dB 范围内变化。图 11 中降雪量为天气现象仪每分钟测量结果中降雪量的等效降雨量。由图 11 可知，随着降雪量的增加，无线电干干扰呈现出增大趋势，并且在大量降雪后无线电干扰出现再次升高的现象。

为了进一步验证雪天无线电干扰与等效降雨量之间的关系，本文绘制了雪天无线电干扰与等效降雨量之间的散点图，如图 12 所示。

结果表明，雪天该区域的无线电干扰 1 d 内的 L_{50} 值在 56.5~65.5 dB 之间变化，变化范围较大；1 d 内随着等效降雨量的增大，输电线路无线电干扰值具有增大趋势。雪天空气湿度的增加以及雪花对输电线路周围电场的影响共同作用，加剧了无线电干



(a) 降雨量-无线电干扰L_{50}散点图

(b) 相对湿度-无线电干扰L_{50}散点图

图 9 雨天不同环境因素无线电干扰的 L_{50} 值散点图

Fig.9 Scatter plot of L_{50} values of RI from different environmental factors in rainy weather

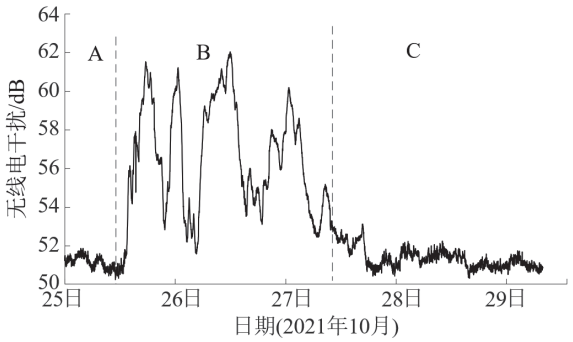


图 10 降雨前后无线电干扰频点值

Fig.10 RI frequency point values before and after rainfall

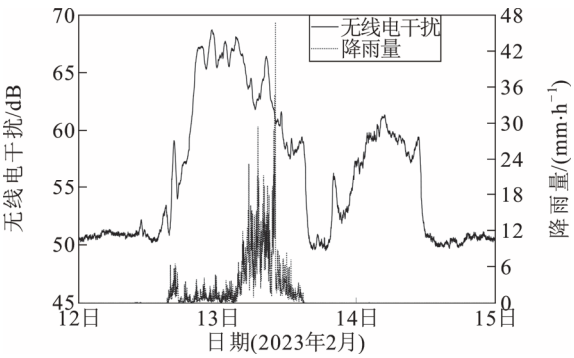


图 11 雪天无线电干扰随等效降雨量变化

Fig.11 RI varies with equivalent rainfall in snowy weather

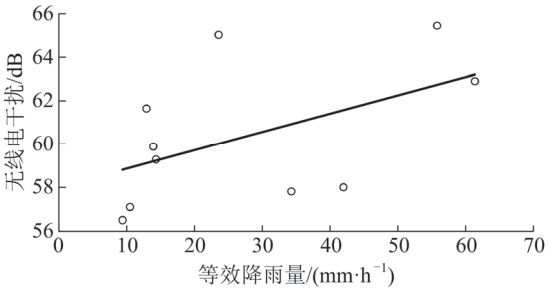


图 12 雪天等效降雨量与无线电干扰的 L_{50} 值散点图

Fig.12 Scatter plot of L_{50} values of equivalent rainfall versus RI in snowy weather

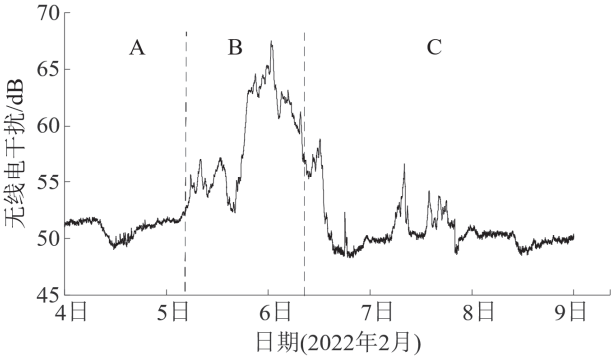


图 13 降雪前后无线电干扰

Fig.13 RI values before and after snowfall

扰的强度。进一步地，本文计算了无线电干扰与环境因素之间的 Pearson 相关系数。结果显示，雪天无线电干扰与等效降雨量的相关系数为 0.49，与相对湿度的相关系数为 0.32，与环境温度的相关系数为−0.17。

为探讨降雪前后天气的环境影响因素，本文选取了 2022-02-04—2022-02-09 期间的无线电干扰变化数据进行分析，结果如图 13 所示。在图 13 中，A 段代表降雪前天气，B 段代表降雪天气，C 段代表降雪后天气。分析结果显示，在降雪前天气(A 段)中，无线电干扰相对较低且变化平稳。而在降雪后天气(C 段)中，无线电干扰经历较长时间的调整恢复到稳定状态，图 11 同样显示出此现象。这主要是因为无线电干扰受长线路电晕放电影响，本地降雪结束后，输电线路经过的邻近区域可能还处于降雪阶段，使得较强的无线电干扰沿输电线路传输至观测站所在位置，造成观测到的无线电干扰值经历较长时间的调整才恢复到稳定状态。

4 结论

1）本文提出的 PSO-DELM 方法能够有效识别无线电干扰离群值，并能够实现空缺值的准确填充。经过 K-S 检验，空缺值填充后的无线电干扰数据与原始数据无显著差异。

2）青海官亭输电线路长期观测站监测数据表明，该区域不同季节好天气下无线电干扰总体趋势保持相对稳定状态，无线电干扰与环境温度具有较强相关性，大气压对无线电干扰具有一定的抑制作用。

3）青海官亭输电线路长期观测站监测数据表明，该区域雨天无线电干扰 1 d 内的 L_{50} 值在 51.5~66.0 dB 之间变化，降雨量和相对湿度对无线电干扰起主导作用，且均具有正相关特性。

4）青海官亭输电线路长期观测站监测数据表明，该区域雪天无线电干扰 1 d 内的 L_{50} 值在 56~65.5 dB 之间变化；降雪量与无线电干扰具有较强的正相关性。

参考文献 References

[1] 李鹏飞，张业茂，路 遥，等. 高海拔地区 750 kV 输电线路可听噪声环境影响分析及预测模型研究[J]. 高电压技术，2024，50(12)：5648-5657.
LI Pengfei, ZHANG Yemao, LU Yao, et al. Environmental impact analysis and prediction method of audible noise on 750 kV transmission lines in high altitude areas[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(12): 5648-5657.

[2] 王振国，卢铁兵，刘 阳. 邻近交流线路时直流导线电晕放电引起的无线电干扰数值模拟[J]. 高电压技术，2017，43(3)：1000-1005.
WANG Zhenguo, LU Tiebing, LIU Yang. Numerical simulation of radio interference caused by DC corona being adjacent to ac transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 1000-1005.

[3] 谢辉春，崔 翔，邬 雄，等. 1 000 kV 特高压交流单回输电线路好天气下无线电干扰的统计分析[J]. 中国电机工程学报，2016，36(3)：861-870.
XIE Huichun, CUI Xiang, WU Xiong, et al. Statistical analysis of 1 000 kV UHV AC single-circuit transmission line radio interference under good weather condition[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 861-870.

[4] 杨 挺，耿毅男，郭经红，等. 人工智能在新型电力系统智能传感、通信与数据处理领域应用[J]. 高电压技术，2024，50(1)：19-29.
YANG Ting, GENG Yinan, GUO Jinghong, et al. Applications of artificial intelligence in sensing, communication, and data processing in the new power system[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 19-29.

[5] 蓝 磊，李 威，万保权，等. 交流电晕笼电晕特性数值计算分析(II)—电晕电流与电晕损失[J]. 高电压技术，2018，44(10)：3291-3298.
LAN Lei, LI Wei, WAN Baoquan, et al. Numerical calculation and research of corona characteristics in AC corona cage (II)—corona current and corona loss[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(10): 3291-3298.

[6] 郑心仪，唐 波，张嵩阳，等. 交直流并行输电线路无线电干扰的预测算法[J]. 南方电网技术，2021，15(10)：72-79.
ZHENG Xinyi, TANG Bo, ZHANG Songyang, et al. Prediction algorithm for radio interference of AC/DC parallel power transmission lines[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(10): 72-79.

[7] 张业茂，路 遥，周 兵，等. 海拔 3 320 m 的 750 kV 交流输电线路无线电干扰长期测试分析[J]. 高电压技术，2025，51(4)：1889-1900.
ZHANG Yemao, LU Yao, ZHOU Bing, et al. Long-term measurement and analysis of radio interference from 750 kV AC transmission lines at an altitude of 3 320 m[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(4): 1889-1900.

[8] 裴春明，何旺龄，万保权，等. 海拔高度对交流线路无线电干扰水平的影响[J]. 高电压技术，2017，43(10)：3330-3336.
PEI Chunming, HE Wangling, WAN Baoquan, et al. Effects of altitude on radio interference of AC power lines[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(10): 3330-3336.

[9] 路 遥，杨迎建，卫李静，等. 特高压试验线段无线电干扰驻波 3 维分布计算[J]. 高电压技术，2015，41(11)：3666-3671.
LU Yao, YANG Yingjian, WEI Lijing, et al. Three-dimensional distribution calculation of radio interference standing wave of UHV test line[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3666-3671.

[10] 李学宝，吴昊天，程璐莹，等. 直流电晕放电无线电干扰随机时域计算模型研究[J]. 电工技术学报，2023，38(6)：1531-1540，1583.
LI Xuebao, WU Haotian, CHENG Luying, et al. Stochastic time domain calculation model for radio interference from DC conductor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(6): 1531-1540, 1583.

[11] 万保权，冯 华，何旺龄，等. 高海拔地区大截面导线束的无线电干扰特征研究[J]. 环境污染与防治，2021，43(8)：933-936，979.
WAN Baoquan, FENG Hua, HE Wangling, et al. Study on the radio interference of large section conductor bundles at high altitude[J]. Environmental Pollution & Control, 2021, 43(8): 933-936, 979.

[12] 李 清. 基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(18)：161-166.
LI Qing. Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 161-166.

[13] 徐 昊，王永生，许志伟，等. 基于生成对抗网络多变量风电时间序列异常值处理[J]. 太阳能学报，2022，43(12)：300-311.
XU Hao, WANG Yongsheng, XU Zhiwei, et al. Outlier processing of multivariable wind power time series based on generative adversarial network[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(12): 300-311.

[14] 张若愚，齐 波，张 鹏，等. 面向电力变压器状态评价的油中溶解气体监测数据补全方法[J]. 电力自动化设备，2019，39(11)：181-187.
ZHANG Ruoyu, QI Bo, ZHANG Peng, et al. Method for interpolating monitoring data of dissolved gas in oil for power transformer state assessment[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(11): 181-187.

[15] 付 殷，余占清，曾 嵘，等. 输电线路电磁环境试验数据清理方法研究[J]. 高电压技术，2018，44(1)：289-295.
FU Yin, YU Zhanqing, ZENG Rong, et al. Data cleaning method of electromagnetic environment of power transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(1): 289-295.

[16] 杨 霞，苟 亮，马 倩，等. 基于离群点检测算法的电力大数据异常值检测[J]. 电子设计工程，2023，31(24)：61-64，69.
YANG Xia, GOU Liang, MA Qian, et al. Outlier detection of electric power big data based on outlier detection algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(24): 61-64, 69.

[17] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/3): 489-501.

[18] 王雨晨，邱士远，李培培，等. 基于核极限学习机的多标签数据流半监督在线分类方法[J]. 模式识别与人工智能，2024，37(8)：741-754.
WANG Yuchen, QIU Shiyuan, LI Peipei, et al. Semi-supervised online classification method for multi-label data stream based on kernel extreme learning machine[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2024, 37(8): 741-754.

[19] 谭增强，牛拥军，李元昊，等. 基于麻雀算法和深度极限学习机的 NO_x 预测研究[J]. 中国电机工程学报，2022，42(增刊 1)：187-192.
TAN Zengqiang, NIU Yongjun, LI Yuanhao, et al. Research on NO_x prediction of thermal power plant based on SSA-DELM[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(Supplement 1): 187-192.

[20] 张文帅，王占刚. 基于改进麻雀算法优化深度极限学习机的缺失数据预测[J]. 电子测量技术，2022，45(15)：63-67.
ZHANG Wenshuai, WANG Zhangang. Missing data prediction based on improved sparrow algorithm optimized deep extreme learning machine[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(15): 63-67.

[21] YIN K Y, TANG B W, LI M, et al. A multi-objective optimization approach based on an enhanced particle swarm optimization algorithm with evolutionary game theory[J]. IEEE Access, 2023, 11: 77566-77584.

[22] 康岩松，臧顺来. 基于多种策略的改进粒子群优化算法[J]. 东北大学学报(自然科学版)，2023，44(8)：1089-1097.
KANG Yansong, ZANG Shunlai. Improved particle swarm optimization algorithm based on multiple strategies[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2023, 44(8): 1089-1097.

[23] 于海波，朱秦娜，康 丽，等. 带偏向性轮盘赌的多算子协同粒子群优化算法[J]. 控制与决策，2024，39(4)：1167-1176.
YU Haibo, ZHU Qinna, KANG Li, et al. A multi-operator collaborative particle swarm optimization algorithm with biased roulette[J]. Control and Decision, 2024, 39(4): 1167-1176.

[24] 张业茂，张建功，邬 雄，等. 特高压试验示范工程输电线路无线电干扰长期测试数据的统计分析[J]. 高电压技术，2015，41(11)：3708-3714.
ZHANG Yemao, ZHANG Jiangong, WU Xiong, et al. Statistic analysis of long-term measured data of radio interference on UHV AC demonstration project transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3708-3714.

[25] 张延泽，刘 洋，龙 涛，等. 海拔高度对导线负极性直流电晕特性的影响[J]. 高电压技术，2024，50(11)：5192-5205.
ZHANG Yanze, LIU Yang, LONG Tao, et al. Effect of altitude on negative polarity DC corona characteristics of conductors[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(11): 5192-5205.

[26] 李 妮，张 斌，代少君，等. 温湿度对±500 kV 直流输电线路电磁环境的影响[J]. 水电能源科学，2018，36(10)：198-200.
LI Ni, ZHANG Bin, DAI Shaojun, et al. Influence of temperature and humidity on electromagnetic environment of ±500 kV DC transmission lines[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(10): 198-200.



尹凯阳
1988—，男，博士，副教授
主要从事高电压绝缘技术和设备状态检测与故障诊断方面的研究工作
E-mail: 26113@pdsu.edu.cn

YIN Kaiyang
Ph.D.
Associate professor



张业茂(通信作者)
1982—，男，博士，教授级高工
主要从事电力系统电磁兼容和电磁环境研究
E-mail: zhangyemao@epri.sgcc.com.cn

ZHANG Yemao
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期 2025-03-24 在线出版日期 2025-07-17 编辑 程子丰