

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190103

基于 UHF 信号特征参数指纹图谱的局部放电定位方法

徐学伟¹, 李静鹏¹, 马驰¹, 焦伟¹, 马本富¹, 李琦¹, 张丽强²

(1. 国网山东省电力公司临沂供电公司, 山东 临沂 276000; 2. 山东大学电气工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 为了减少基于时延的局部放电定位方法设备硬件要求高且推广难度大的问题, 提出了一种基于特高频信号特征参数指纹图谱的局部放电定位方法。该方法主要分为离线阶段和在线阶段。离线阶段针对测试空间设计测试方案, 并进行数据预处理和特征参数提取, 最终建立特征参数指纹图谱。在线阶段将遗传算法和最小二乘支持向量机算法结合, 可以实现局部放电源的准确快速定位。通过模拟试验对提出的定位方法进行测试, 平均定位误差为 0.237 m, 92% 的定位误差小于 1 m, 20 次定位结果方差为 0.226。试验结果表明, 所提定位方法具有较好的准确性和稳定性。

关键词: 局部放电; 特高频; 定位算法; 特征参数; 指纹图谱

A partial discharge localization method based on fingerprint spectrum of UHF signal feature parameter

XU Xuewei¹, LI Jingpeng¹, MA Chi¹, JIAO Wei¹, MA Benfu¹, LI Qi¹, ZHANG Liqiang²

(1. Linyi Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Linyi 276000, China;

2. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: In order to solve that Partial Discharge (PD) localization method based on time delay requires high level device hardware and is hard to promote, a PD localization method based on fingerprint spectrum of Ultra-High Frequency (UHF) signal feature parameter is proposed. This method includes off-line stage and on-line stage. In the stage of off-line, the test scheme aimed at test space is designed, the feature parameter fingerprint spectrum is established finally after data pre-processing and feature parameter extraction. In the stage of on-line, the genetic algorithm and least squares-support vector machine are combined for realizing the fast and accurate PD localization. The proposed localization method is tested through simulation test, the average localization error is 0.237 m, 92% localization errors are less than 1 m, and the variance of localization results for 20 times is 0.226. The test results show that the proposed localization method is of accuracy and stability.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51877126) and Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (No. 2018A-058).

Key words: partial discharge; ultra-high frequency; localization algorithm; feature parameter; fingerprint spectrum

0 引言

局部放电(Partial Discharge, PD)是导致变电站内高压设备出现绝缘劣化的原因, 也是加剧绝缘劣化的原因, 如果不及时处理, 最终会导致高压设备出现绝缘击穿^[1-3]。因此, 通过分析检测 PD 信号, 对 PD 源的位置进行快速准确的定位, 是保障变电站和电力系统稳定运行的重要技术手段^[4]。当变电站设备发生局部放电时, 会产生特高频(Ultra-high

Frequency, UHF)电磁波信号, 检测 UHF 信号来确定是否发生 PD 的方法具有检测灵敏度高和抗干扰能力强的优点^[5-7]。在变电站内布置多个 UHF 传感器, 对传感器检测到的 UHF PD 信号进行分析和处理, 可以对变电站内的 PD 源位置进行定位^[8]。目前基于 UHF PD 信号分析的定位方法主要有: (1) 基于信号到达时间差(Time Difference of Signals, TDOS)^[9]; (2) 基于信号到达时间(Time of Arrival, TOA)^[10]; (3) 基于信号到达角度(Angle of Arrival, AOA)^[11]; (4) 基于接收信号强度(Received Signal Strength Indicator, RSSI)^[12]; (5) 基于信号谱图统计参量(PRPD Statistic Parameters, PSP)^[13]。其中 TDOS 与 TOA 定位方法

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51877126); 国网山东省电力公司科技项目资助(2018A-058)

需要分析 UHF 信号上升沿, 需要信号采集设备具有至少 10 G/s 的采样率, 导致实现硬件成本较高; AOA 与 PSP 定位方法在有 UHF 传输路径较多设备遮挡的情况下, 定位误差较高, 最高达到 20%; 传统 RSSI 定位方法所需硬件成本低, 但在复杂电磁环境下会出现较大误差; RSSI 指纹定位方法定位精度高, 但是只依靠单一幅值变化指纹库, 定位结果稳定性一般^[14-16]。

本文提出了一种基于 UHF 信号特征参数指纹图谱的局部放电定位方法。首先介绍了特征参数指纹图谱的构建方法, 包括测试方案、数据预处理、特征参数提取和指纹图谱构建。其次将遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 与最小二乘支持向量机 (Least Squares-Support Vector Machine, LS-SVM) 算法结合, 可以实现局部放电源的准确快速定位。最后通过模拟试验验证了本文提出定位方法的有效性。

1 系统概述

由于容易受到变电站环境影响, 基于特高频电磁波信号衰减过程的自由传播模型和 Shadowing 模型定位误差较大。而基于指纹图谱的局部放电定位方法属于一种场景分析法, 定位结果不易受到环境影响。在传播过程中, 由于 UHF 信号的高频分量比低频分量衰减得更快, 因此可以通过提取分析 UHF 信号的时频特征参数来判断 PD 源的位置^[17]。此外, 由于采用 UHF 信号幅值建立的指纹图谱较为单一, 且特征参数比幅值更能表现出 UHF 信号的特征, 因此基于局部放电 UHF 信号特征参数建立指纹图谱, 定位结果会更加稳定^[17]。基于指纹图谱的局部放电定位方法在现场实施应用时分为两个阶段: 离线阶段和在线阶段。离线阶段和在线阶段的环境相同, 这样可以避免环境对定位结果的影响。在离线阶段, 局部放电监测区域分别布置 N 个测量点和 M 个传感器, 测量点记为 MP_j , $j=1,2,3,\dots,N$; 传感器记为 SP_i , $i=1,2,3,\dots,M$ 。在每个测量点测量 PD UHF 信号, 当 PD 发生在 MP_j 点时, 传感器 SP_i 测量得到的 UHF 信号特征参数为 $\{fe_{i,j}(\tau), \tau=1,\dots,p, p>1\}$, 其中 p 为测量次数。这样可以建立 PD 监测区域的特征参数指纹图:

$$FE = \begin{bmatrix} fe_{1,1} & fe_{1,2} & \dots & fe_{1,N} \\ fe_{2,1} & fe_{2,2} & \dots & fe_{2,N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ fe_{L,1} & fe_{L,2} & \dots & fe_{L,N} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$fe_{i,j} = \frac{1}{p} \sum_{\tau=1}^p fe_{i,j}(\tau) \quad (2)$$

式(2)为 p 次测量后所得平均值。FE 中的列向

量 $FE_j = [fe_{1,j}, fe_{2,j}, \dots, fe_{M,j}]^T$ 表示测量点 MP_j 的特征参数指纹, 即当 PD 发生在 MP_j 点时, 传感器检测到的特征参数值。因此, 在在线阶段, 假设 PD 发生在 MP_j 点, 传感器测量到的 PD UHF 信号特征参数值 $FE'_j = [fe'_{1,j}, fe'_{2,j}, \dots, fe'_{M,j}]^T$ 即形成了一组指纹。将该指纹输入到离线阶段建立的特征参数指纹图 FE 中进行模式匹配, 匹配结果最接近的一组指纹所对应的位置即为 PD 源的位置, 从而完成 PD 定位计算。

2 特征参数指纹图的建立

2.1 测试方案

模拟试验测试区域选择在高压大厅内进行, 高压大厅屏蔽门打开。在试验区域外使用无 PD 变压器 (型号 WJFBYQ10/100) 作为电源对某无绝缘缺陷介质进行加压模拟工频干扰, 试验电压为 35 kV。由于高压大厅试验设备众多, 可以模拟变电站中复杂的空间环境; 打开高压大厅屏蔽门, 同时采用工频变压器加压试验, 可以模拟变电站中复杂的电磁环境。模拟试验接线图如图 1 所示。试验中选用输出 Gaussian 脉冲函数的高频脉冲源模拟作为模拟 PD 源, 输出波形如图 2 所示, 波形参数如表 1 所示。

模拟试验测试场地为 6 m×6 m 的正方形区域, 每间隔 1 m 设置一个模拟试验当中的放电点, 共 49 个放电点, 且呈均匀网格状分布。建立如图 3 所示

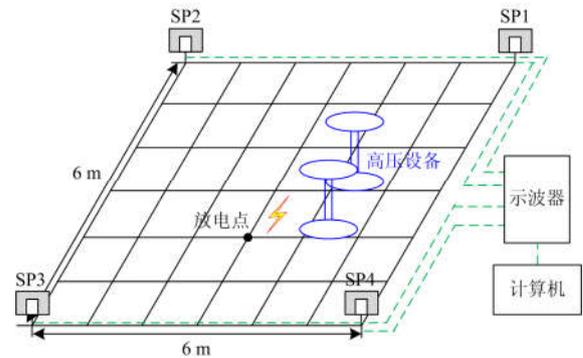


图 1 模拟试验接线图

Fig. 1 Connection diagram of simulation test

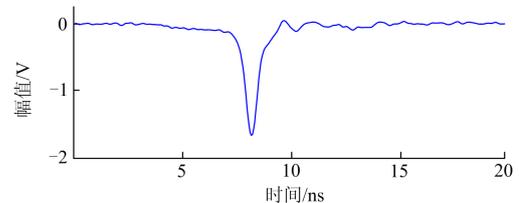


图 2 模拟 PD 源输出波形

Fig. 2 Output waveform of simulation PD source

的平面坐标系, 4 个 UHF 传感器 SP₁、SP₂、SP₃、SP₄ 设置在如图 3 中所示的 4 个顶角位置。试验中采用的传感器为 UHF 全向天线, 传感器具体介绍见文献[18], 本文不再复述。

表 1 模拟 PD 源输出波形参数

Table 1 Waveform parameter of simulation PD source

波形参数	数值
上升沿	0.6 ns
脉冲宽度	2 ns
幅值	-1.52 V

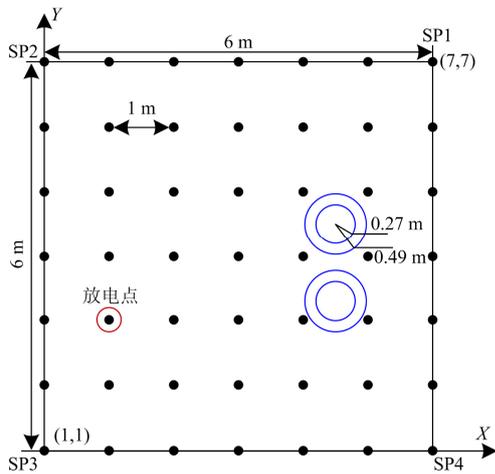


图 3 试验场地平面坐标系

Fig. 3 Plane-coordinate system of test site

在试验过程中, 使用模拟 PD 源在每个放电点进行 10 次放电, 同时记录 4 个 UHF 传感器检测到的 PD UHF 波形, 共 $10 \times 49 = 490$ 组。当模拟 PD 源在放电点(2,3)时, 4 个 UHF 传感器检测到的 PD UHF 波形如图 4 所示。

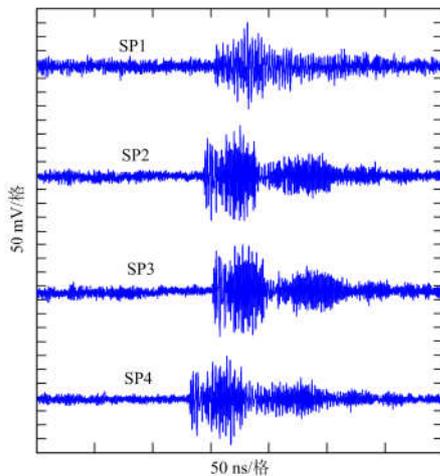


图 4 试验检测 PD UHF 波形

Fig. 4 Detected PD UHF waveform in test

2.2 数据预处理

对于传感器检测到的 PD UHF 信号波形, 首先需要对其进行去噪处理, 本文采用文献[18]中提出的去噪方法, 可以有效抑制 UHF 信号中的各类干扰, 且信号波形不发生明显畸变, 即特征参数不发生明显畸变。具体去噪算法如文献[19]所述, 本文不再复述。

然后, 需要对去噪后的 PD UHF 信号归一化处理后才能进行特征参数提取, 从而保证提取出的特征参数不会因为幅值的大小而出现较大偏差。归一化的计算公式为

$$x_i = \frac{y_i - \mu_y}{\sigma_y} \quad (3)$$

式中: y_i 为 PD UHF 信号在各采样点处的幅值; μ_y 为采样点幅值的均值; σ_y 为采样点幅值的标准差。

2.3 特征参数提取

PD UHF 信号为非平稳暂态随机信号, 即可以视为时间-幅值的离散变量。因此可以采用偏斜度 (Skewness) 和峭度 (Kurtosis) 来描述随机变量分布的特征, 即提取 UHF 信号的偏斜度和峭度来描述 PD 信号的时频特征作为初始特征参数。根据式(4)和式(5), 可以计算出偏斜度 (Sk) 和峭度 (Ku)。

$$Sk = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (4)$$

$$Ku = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} - 3 \quad (5)$$

式中: x_i 为归一化后 PD UHF 信号在各采样点处的幅值; \bar{x} 为所有 PD UHF 信号幅值均值。每个波形提取出其初始特征参数偏斜度 (Sk) 和峭度 (Ku) 后, 分别求解出其平均值 Sk_{av} 和 Ku_{av} 作为最终的特征参数来建立特征参数指纹图。求解平均值的目的是减小 PD 源放电不一致带来的误差。

2.4 指纹图谱构建

在进行 UHF 信号测量、预处理和特征参数提取之后, 可以建立 4 个 UHF 传感器的两种特征参数指纹图谱, 分别如图 5 和图 6 所示。从图中可以看出, 当 PD 源与 UHF 传感器之间的距离越近时, 特征参数的值越大。这与文献[17]中的研究结果一致, 主要是 UHF 电磁波信号高频部分在空间传播中衰减较快导致。由于测量区域内空间环境存在高压设备, 导致 UHF 信号波形和特征参数出现畸变, 从而使建立的特征参数指纹图谱出现一定的不规则特性。

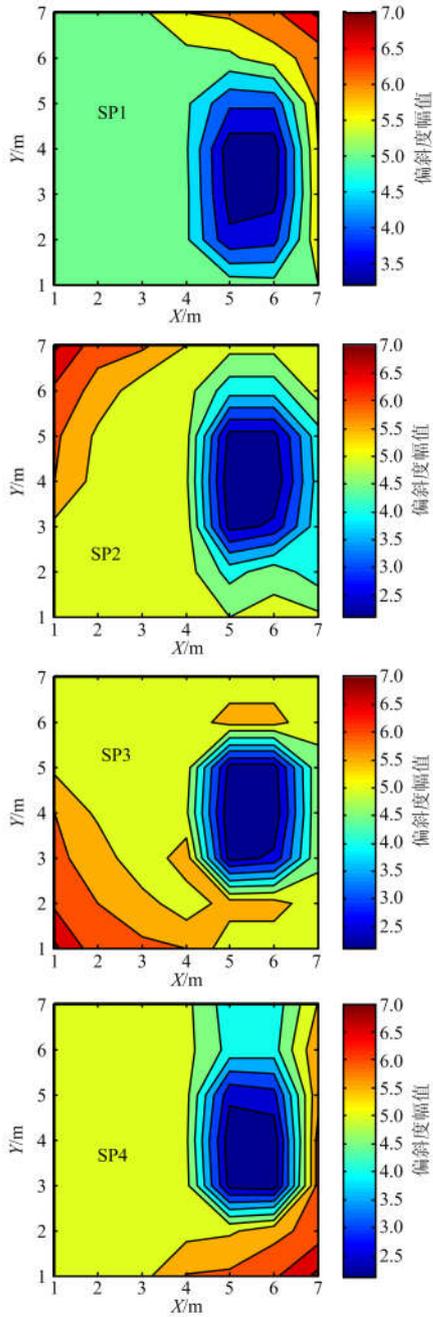


图 5 基于偏斜度的特征参数指纹图谱

Fig. 5 Feature parameter fingerprint spectrum based on skewness

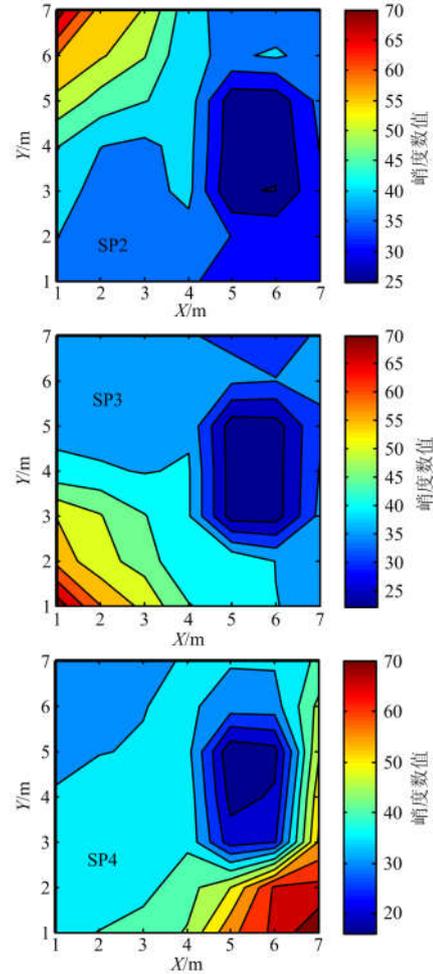
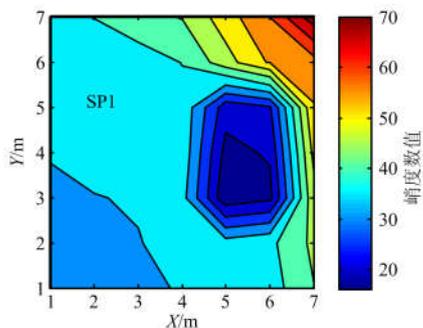


图 6 基于峭度的特征参数指纹图谱

Fig. 6 Feature parameter fingerprint spectrum based on kurtosis

3 定位算法设计

基于特征参数指纹图谱, 本文将遗传算法与最小二乘支持向量机算法结合, 进行 PD 源定位计算, 具体的定位算法流程图如图 7 所示。在离线阶段, 将特征参数指纹图谱及相应的放电源点坐标对支持向量机进行训练; 在在线阶段, 将测得的特征参数指纹输入到训练好的支持向量机中, 最终输出定位坐标, 完成 PD 源定位。同时在计算过程中采用 GA 算法对 LS-SVM 中的参数进行优化选择, 提高定位准确度。

3.1 LS-SVM 算法

基于特征参数指纹图谱的 PD 定位算法本质上是通过模式识别来实现, 而支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是典型的模式识别算法, 常用于 PD UHF 信号识别和故障诊断中。但是 SVM 在计算过程中由于约束条件过多, 计算时间较长, 不适于现场实际使用。因此本文采用 LS-SVM 算法

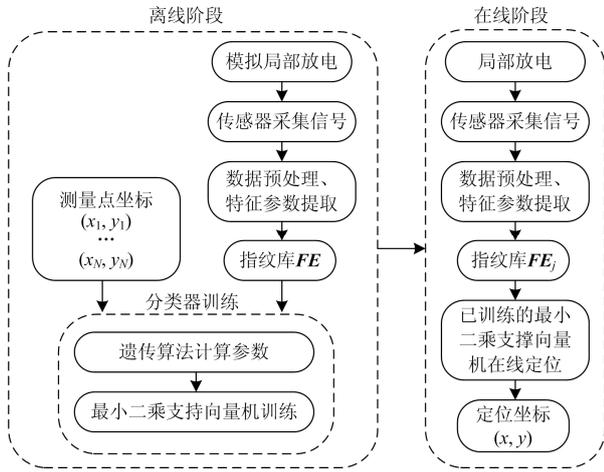


图 7 提出定位算法流程图

Fig. 7 Flow diagram of proposed localization method

进行模式识别计算。该算法改变了 SVM 的风险函数和约束条件, 把不等式约束变为等式约束, 最终转换为的一组线性方程求解, 减少了计算复杂程度^[20-21]。LS-SVM 具体计算方法如下。

假设训练数据的样本为 $\{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k\}$, 其中 \mathbf{x}_k 为第 k 个训练样本的输入向量, \mathbf{y}_k 为对应的训练输出。在高维特征空间中的 SVM 模型为

$$\mathbf{y}(x) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}$ 为超平面权值特征向量; b 为偏置项。式(6)将输入训练样本数据映射到高维特征空间中, 把非线性估计函数求解转化为线性估计函数求解。用为函数逼近的 LS-SVM 的优化问题为

$$\min_{\boldsymbol{\omega}, e} J(\boldsymbol{\omega}, e) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (7)$$

$$\mathbf{y}(x) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b + e_k, \quad k=1, \dots, N \quad (8)$$

LS-SVM 优化问题对应的 Lagrange 函数为

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, e, \alpha) = J(\boldsymbol{\omega}, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k * \{\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b + e_k - y_k\} \quad (9)$$

式中, α_k 为 Lagrange 系数。采用 Lagrange 函数分别对式(8)中的 $\boldsymbol{\omega}$ 、 e_k 、 b 、 α_k 求偏导

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega} = \sum_{k=1}^N \alpha_k \boldsymbol{\varphi}(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma * e_k \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_k) + b + e_k - y_k \end{cases} \quad (10)$$

式中: γ 为正则化函数, 用于控制计算模型的负责程度, 属于待定参数。通过方程计算消去 $\boldsymbol{\omega}$ 、 e_k , 将最小化问题转化成求解线性方程组。

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1) + \frac{1}{c} & \dots & k(x_1, x_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & k(x_n, x_1) & \dots & k(x_1, x_1) + \frac{1}{c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (11)$$

通过求解式(11), 计算得到 LS-SVM 的计算函数 $f(x)$ 。

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (12)$$

式中: b 、 α_k 可以通过式(11)求解得出; 核函数 $K(x_i, x_j)$ 选择径向基核函数。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (13)$$

式中: σ 为 LS-SVM 中径向基核函数的宽度, 属于待定参数。

3.2 GA 算法

LS-SVM 分类的准确性和泛化程度主要由核函数的选择和核函数参数 σ 决定。在 PD UHF 信号处理领域, 径向基核函数一般为首选核函数, 并取得了较好的效果^[22]。因此, 在训练样本数据不发生变化的情况下, LS-SVM 最终的计算结果由正则化参数 γ 和核函数参数 σ 决定。本文首先建立性能验证指标寻找最优参数 γ 和 σ , 再采用 GA 算法求解出最优正则化参数 γ 和核函数参数 σ , 从而减少待定参数选择偏差导致的 PD 源定位误差。

3.2.1 性能验证指标

本文采用 K 折交叉验证法寻找最优参数 γ 和 σ , 首先将样本数量为 H 的总训练样本集分为样本数量为 L 的子集, 且各子集之间交集为空集。分别选择每个子集作为验证样本集, 此时其他剩余的子集为训练样本集。若验证样本集中有 h 个 $\{x_j^v, y_j^v\}$, 对于 $l=1, 2, \dots, L$, 每个子集的性能验证指标为

$$V_l = 1/h \sum_{j=1}^h (y_j^v - \hat{f}_\gamma(x_j^v))^2 \quad (14)$$

式中, $j=1, 2, \dots, h$ 。最后通过采用 GA 算法对式(15)进行优化计算可以得出最优正则化参数 γ 和核函数参数 σ 。

$$\min_{\gamma, \sigma} V = (V_1 + V_2 + \dots + V_L) / L \quad (15)$$

3.2.2 群体规模

群体规模的选择直接影响到 GA 算法最终的收敛结果, 当群体规模选择较大时, 计算时间较长; 当群体规模选择较小时, 收敛结果较差。一般群体规模取值范围为 30 至 150, 本文中群体规模种群大小 H 取值为 100, 进化最大代数为 400。

3.2.3 适应度函数

在 GA 算法的计算过程中, 采用适应度函数值来评估个体性能, 因此适应度函数的选择直接影响 GA 算法最终的计算结果。根据本文提出的性能验证指标, 选择适应度函数为

$$f(x) = 1/h \sum_{j=1}^h \left(y_j^v - \left[\frac{1}{\Omega^v} \right]^T \left[\frac{0}{1_H} \middle| \frac{1_H^T}{\Omega + I_H / \gamma} \right]^{-1} \left[\frac{0}{y} \right] \right)^2 \quad (16)$$

式中: Ω^v 为 $H \times h$ 的实数矩阵。

3.2.4 选择与复制

适应度值越高被选择的概率越大, 选择概率为

$$P_i = t_c / \sum_{k=1}^H t_k \quad (17)$$

式中: H 为种群规模; t_c 为个体 c 的适应度, 个体 c 被复制 $R_p(c) = H \times P_i$ 次。可以通过选择和复制计算得到一个子集。

3.2.5 交叉与变异

在 GA 算法中, 参数的基因采用实值编码, 并采用线性组合的方式进行交叉操作, 从而生成新的基因串。交叉是 GA 算法中的核心操作, 交叉概率 P_c 较高时可以增加 GA 算法的搜索能力, 但是计算收敛慢, 稳定性差; 交叉概率 P_c 较低时不利于 GA 算法进行空间搜索。

在 GA 算法中, 可以采用参数基因偏置变异, 选择一定的概率对变异位置的基因加上一个随机数值。变异是 GA 算法中的辅助操作, 主要为了保持算法中群体的多样性。当变异概率 P_m 较低时, 可以保证重要的单一基因不丢失, 但是 GA 算法进行其他空间搜索的能力较差; 当变异概率 P_m 较高时使 GA 操作为全空间随机搜索, 但是收敛速度慢, 稳定性差。

在本文中 P_c 设为 0.5, P_m 设为 0.005。

3.2.6 计算过程

本文采用 GA 进行参数优化的具体计算流程图如图 8 所示。迭代计算次数为 100 次, 最终计算得出 γ 和 σ^2 的值分别为 53.711 和 50.261, 验证误差为 0.004 1。根据求解出的参数值, 可以得到最终的回归函数, 从而对 PD 源进行定位计算。

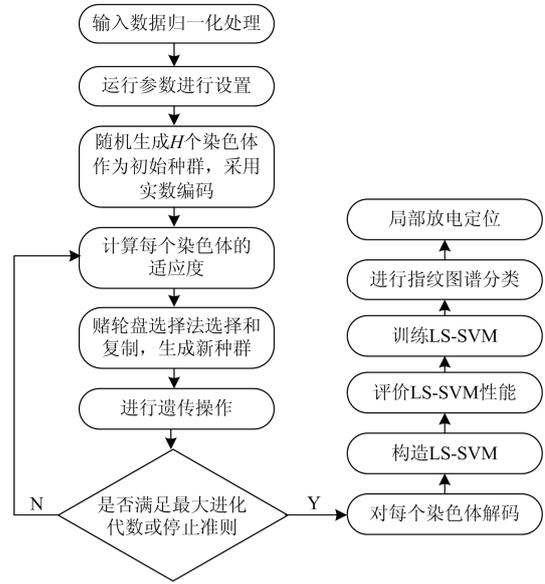


图 8 GA 计算流程图

Fig. 8 Flow diagram of GA

4 试验验证

采用模拟 PD 源在图 4 中的每个放电点进行一个 PD 试验, 将获得的特征参数指纹图谱输入到 GA 算法和 LS-SVM 算法中, 得到最终的定位结果。每个放电点重复 20 次试验, 求解定位结果的平均值, 缩小定位误差。每个放电点的最终定位结果如图 9 所示, 图中圆形为放电点准确位置, “米”字型为放电点定位位置。作为对比, 同时采用 RSSI 测距定位和不使用 GA 算法优化参数的算法进行定位计算, 结果如表 2 所示。

通过分析对比可以得出, 本文提出的 GA-LS-SVM 定位算法与传统 RSSI 测距定位和单纯 LS-SVM 定位算法相比, 具有较高的定位精度, 平均定

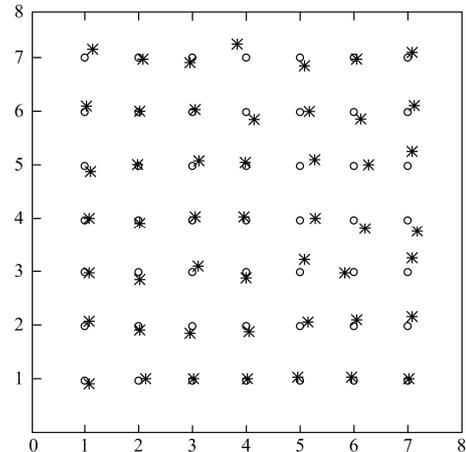


图 9 每个放电点的定位结果

Fig. 9 Localization results of every PD source point

表 2 定位结果误差统计

Table 2 Error statistics of localization results

方法	平均定位误差/ m	误差< 0.5 m 的 百分比/%	误差<1 m 的 百分比/%	计算平均 方差 (X轴)	计算平均 方差 (Y轴)
GA-LS-SVM (偏斜度)	1.398	36	68	0.512	0.409
GA-LS-SVM (峭度)	0.237	62	92	0.431	0.386
LS-SVM (偏斜度)	2.864	11	31	3.381	2.892
LS-SVM (峭度)	1.681	34	66	2.002	1.722
RSSI 测距 定位	4.262	2	2	—	—

位误差为 0.237 m。这是由于采用 GA 算法对分类器中的关键参数进行优化，且时频特征参数比幅值更能表征信号传播时的衰减特性。其次，采用峭度作为特征参数绘制指纹图谱进行定位的精度，比采用偏斜度作为特征参数的定位精度要高。这是由于峭度在一定程度上比偏斜度更能反映出 UHF 信号的高频特性。最后，通过分析 20 次定位结果的方差，采用本文提出的特征参数指纹图谱定位算法具有更好的稳定性。由于基于 RSSI 测距定位只计算一次，未进行方差计算。

5 结论

本文通过建立特征参数指纹图谱，将遗传算法和 LS-SVM 算法结合进行 PD 源定位计算，得到以下结论：

(1) 选择偏斜度和峭度作为时频特征参数，建立的特征参数指纹图谱符合特高频电磁波信号传播及衰减原理，可以准确描述测试空间信息。

(2) 采用遗传算法对 LS-SVM 算法中参数进行优化，可以提高定位准确度，定位误差为 0.237 m，且定位稳定度较高，实施成本低，可以在变电站高压设备 PD 检测及定位工作中进行推广。

(3) 采用峭度作为特征参数绘制指纹图谱进行定位的精度，比采用偏斜度作为特征参数的定位精度高。

参考文献

[1] 李正明, 钱露先, 李加彬. 基于统计特征与概率神经网络的变压器局部放电类型识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(13): 55-60.
LI Zhengming, QIAN Luxian, LI Jiabin. Type recognition of partial discharge in power transformer based on statistical characteristics and PNN[J]. Power System Protection and

Control, 2018, 46(13): 55-60.
[2] 陈焕栩, 解浩, 张建文, 等. 基于灰度共生矩阵纹理特征的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 25-30.
CHEN Huanxu, XIE Hao, ZHANG Jianwen, et al. Partial discharge pattern recognition based on texture feature of gray level co-occurrence matrix[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 25-30.
[3] 马鑫晟, 龙凯华, 马继先, 等. 特高压用交流电容器局部放电抽检试验技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 145-151.
MA Xinsheng, LONG Kaihua, MA Jixian, et al. Study on the random handover partial discharge test technology of UHV AC capacitor[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 145-151.
[4] LUO L, LI Z, ZHOU N, et al. A novel partial discharge localization method in substation based on a wireless UHF sensor array[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1909-1919.
[5] 朱庆东, 赵煦, 柴琦, 等. 基于放电幅值-放电次数联合相位分布特征的局部放电识别[J]. 热力发电, 2018, 47(2): 108-113.
ZHU Qingdong, ZHAO Xu, CHAI Qi, et al. Partial discharge identification based on discharge amplitude-discharge frequency according to phase[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(2): 108-113.
[6] 弓艳朋, 彭江, 毕建刚, 等. GIS 特高频传感器现场校验有效性影响因素[J]. 中国电力, 2018, 51(12): 101-106.
GONG Yanpeng, PENG Jiang, BI Jiangan, et al. Study on factors affecting validity of field calibration of GIS UHF sensors[J]. Electric Power, 2018, 51(12): 101-106.
[7] 刘衍, 李琼, 周友武, 等. GIS 一体化局部放电缺陷模拟装置研制与应用[J]. 中国电力, 2018, 51(3): 62-68.
LIU Yan, LI Qiong, ZHOU Youwu, et al. Development and application of GIS integrated real type partial discharge defect simulation device[J]. Electric Power, 2018, 51(12): 62-68.
[8] 侯慧娟, 盛戈皞, 白万建, 等. 基于电磁波阵列信号处理和波达方向分析的变电站局部放电定位[J]. 高电压技术, 2013, 39(11): 2692-2698.
HOU Huijuan, SHENG Gehao, BAI Wanjian, et al. Partial discharge location in substation based on electromagnetic array signal processing and direction of arrival[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(11): 2692-2698.
[9] 高鹏路, 胡岳, 刘斌, 等. 传感器并联型局部放电监测与定位方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(2): 226-230.
GAO Penglu, HU Yue, LIU Bin, et al. Partial discharge monitoring and locating in substation using multiple sensors in parallel[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(2): 226-230.

- [10] 熊俊, 杨森, 侯慧娟, 等. 基于特高频传感阵列的局部放电定位误差分析及优化布置[J]. 高压电器, 2017, 53(1): 20-25.
XIONG Jun, YANG Sen, HOU Huijuan, et al. Error analysis and placement optimization of partial discharge location based on UHF sensors array[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(1): 20-25.
- [11] 侯姗姗, 谢庆, 廖峰, 等. 基于超声阵列传感器与遗传 MUSIC 的局放源波达方向估计[J]. 电测与仪表, 2014, 51(5): 11-14.
HOU Shanshan, XIE Qing, LIAO Feng, et al. Source DOA estimation based on ultrasonic array sensor and genetic MUSIC[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(5): 11-14.
- [12] 侯慧娟, 盛戈皞, 孙岳, 等. 基于电磁波信号传播衰减模型的变电站局部放电定位方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(6): 326-332.
HOU Huijuan, SHENG Gehao, SUN Yue, et al. The localization method of partial discharge in substation based on propagation and attenuation model of electromagnetic signal[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(6): 326-332.
- [13] 彭超, 阮江军, 黄道春, 等. 基于特高频谱图统计参量的局部放电定位方法研究[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(9): 1-8.
PENG Chao, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Research on partial discharge location method based on PRPD statistic parameters of ultra-high frequency[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(9): 1-8.
- [14] 李臻, 罗林根, 陈敬德, 等. 基于 RSSI 指纹的特高频局部放电定位法[J]. 高电压技术, 2018, 44(6): 2033-2039.
LI Zhen, LUO Linggen, CHEN Jingde, et al. UHF partial discharge localization methodology based on RSSI fingerprinting[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(6): 2033-2039.
- [15] 李臻, 罗林根, 盛戈皞, 等. 基于压缩感知的特高频局部放电定位法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(1): 202-208.
LI Zhen, LUO Linggen, SHENG Gehao, et al. Ultrahigh frequency partial discharge localization methodology based on compressed sensing[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 202-208.
- [16] 陈敬德, 高兆丽, 罗林根, 等. 基于 BP 神经网络的特高频局部放电定位误差校正[J]. 高电压技术, 2018, 54(6): 2040-2047.
CHEN Jingde, GAO Zhaoli, LUO Linggen, et al. Error correction of UHF partial discharge location method based on BP network[J]. High Voltage Engineering, 2018, 54(6): 2040-2047.
- [17] 彭超. 检测距离对局部放电特征参量和识别精度影响的研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2014.
PENG Chao. Study on the features and the classification accuracy of partial discharge considering detection distance[D]. Wuhan: Wuhan University, 2014.
- [18] 田妍, 刘宇舜, 熊俊, 等. 基于曲流技术和遗传算法的局部放电检测微带天线[J]. 电测与仪表, 2018, 55(7): 1-6.
TIAN Yan, LIU Yushun, XIONG Jun, et al. A micro-strip antenna detecting partial discharge based on meandering technology and genetic algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(7): 1-6.
- [19] HUANG J, GE S, HAN J, et al. A diagnostic method for distribution networks based on power supply safety standards[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 63-70. DOI: 10.1186/s41601-016-0020-2.
- [20] 周辉仁, 郑丕谔, 赵春秀. 基于遗传算法的 LS-SVM 参数优选及其在经济预测中的应用[J]. 计算机应用, 2007, 27(6): 1418-1419.
ZHOU Hui ren, ZHENG Pi'e, ZHAO Chunxiu. LS-SVM parameters selection based on genetic algorithm and its application in economic forecasting[J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(6): 1418-1419.
- [21] 张政国, 吴延增. 基于遗传算法优化 LS-SVM 的短期电力负荷预测研究[J]. 兰州交通大学学报, 2012, 31(6): 44-48.
ZHANG Zhengguo, WU Yanzeng. The short-term power load forecasting based on genetic algorithm optimized LS-SVM[J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2012, 31(6): 44-48.
- [22] 唐炬, 董玉林, 樊雷, 等. 基于 Hankel 矩阵的复小波-奇异值分解法提取局部放电特征信息[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(7): 1808-1817.
TANG Ju, DONG Yulin, FAN Lei, et al. Feature information extraction of partial discharge signal with complex wavelet transform and singular value decomposition based on hankel matrix[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7): 1808-1817.

收稿日期: 2019-01-23; 修回日期: 2019-04-20

作者简介:

徐学伟(1972—), 男, 本科, 高工, 研究方向为电力系统继电保护技术、自动控制技术; E-mail: lixuewei7210@163.com

李静鹏(1983—), 男, 硕士, 高工, 研究方向为电力系统故障诊断;

马驰(1987—), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向为电力系统继电保护技术、自动控制技术。

(编辑 张爱琴)