

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104970

基于 EEMD 能量矩与 ISSA-SVM 算法的 GIS 局部放电类型识别方法*

王利福¹ 刘屹江泽¹ 王燧增²

(1. 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105; 2. 国网冀北电力有限公司北京超高压公司 北京 102488)

摘要:为有效识别气体绝缘开关组合电器(gas insulated switchgear, GIS)局部放电(partial discharge, PD)类型,进而保障设备安全稳定运行,提出了一种基于集合模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)联合能量矩与改进麻雀群搜索算法优化支持向量机(improved sparrow search algorithm-support vector machines, ISSA-SVM)算法的 GIS 局部放电类型识别方法。首先搭建能产生 4 种局部放电类型效果的 GIS 局部放电实验平台,以获取 4 种局部放电信号,然后利用 EEMD 联合能量矩算法分别对 4 种局部放电信号进行模态分解与特征向量提取,最后利用经 ISSA 算法优化后的 SVM 算法对 GIS 局部放电类型进行识别。实验结果表明,所提方法可有效识别 GIS 不同局部放电类型,且较 PSO-SVM 与 SSA-SVM 算法识别精度分别提高了 16.7% 与 8.5%,验证了所提 GIS 局部放电类型识别方法的有效性以及优越性。

关键词: 气体绝缘开关组合电器;局部放电;集合模态分解;改进麻雀群搜索算法优化支持向量机(ISSA-SVM)

中图分类号: TM595 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Partial discharge identification method in GIS based on EEMD energy moment and ISSA-SVM algorithm

Wang Lifu¹ Liu Yijiangze¹ Wang Yizeng²

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China;

2. State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Beijing EHV Power Transmission Company, Beijing 102488, China)

Abstract: In order to identify PD types in GIS effectively and ensure the safe and stable operation of equipment, a PD type in GIS identification method based on EEMD energy moment and ISSA-SVM algorithm is proposed. Firstly, a GIS partial discharge experiment platform that can produce four PD effects is built to obtain four PD signals. Then, EEMD and energy moment are used to decompose the modes and extract the feature vectors of the four PD signals. Finally, ISSA-SVM algorithm is used to identify GIS PD types. Experiment results show that the proposed method can identify different PD types in GIS effectively, and the recognition accuracy is improved by 16.7% and 8.5% respectively compared with PSO-SVM and SSA-SVM algorithm. The effectiveness and superiority of the proposed PD type identification method in GIS are verified by the experiment.

Keywords: gas insulated switchgear (GIS); partial discharge; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); improved sparrow search algorithm-support vector machines (ISSA-SVM)

0 引言

GIS 因其体型小、占地面积小、安全运行性能优良而被广泛应用于电网系统中。GIS 在生产制造、装运以及实际运行过程中,不可避免的会因加工工艺、冲撞以及复杂的运行环境等问题而产生一些诸如灰尘、气隙、金属导

电微粒等安全隐患,进而使 GIS 产生各种形式的局部放电现象^[1-2]。局部放电是一种并不会立即使设备绝缘击穿的缺陷,但其一旦发生,则会通过对其周围介质的不断侵蚀而导致贯穿性的绝缘失效。GIS 中的局部放电是有很多种类型的,不同的局部放电对 GIS 的危害程度也是不同的,由此,对 GIS 局部放电类型进行识别对于评估 GIS 运行状态是非常必要的。

传统的局部放电类型识别方法主要有相位分布^[3]以及单次脉冲^[4]两种识别方法,前者利用放电相位、放电次数以及放电量对局部放电类型进行识别,由此该方法存在若多个放电源同时放电时因图谱混叠而导致的无法准确识别的问题,而后者则是利用单脉冲的时频特性来对放电类型进行识别的,该方法虽然受检测系统以及放电源参数的影响较大,但通过固定以上两种系统,则可以有效解决该问题^[5]。近些年,随着智能模式识别算法的不断发展为局部放电类型识别方法的研究提供了新的方向,如文献[6]提出了一种利用 SVM 与逻辑回归对放电 PRPD 图谱进行识别的局部放电识别方法;文献[7]提出了一种基于时频分析、分形理论以及 SVM 的局部放电识别方法。这两种方法虽然实现了对电气设备局部放电的识别,但未对 SVM 算法参数进行优化求解;而文献[8]提出了一种 SA-SVM GIS 局部放电类型识别方法,该方法虽对 SVM 参数进行了优化选择,但 SA 算法存在易早熟的问题。另外,有相关学者提出使用神经网络的方法对电气设备进行局部放电类型识别,如文献[9]提出了一种基于 OE-ELM 的局部放电类型识别方法;文献[10]提出了一种联合 LDA 与 RBF 神经网络的局部放电类型识别方法。

目前,由于 GIS 局部放电在线检测技术仍需优化成熟,并且现场数据采集相对来说也较为困难,由此,可用于 GIS 局部放电类型识别的样本数据较为缺乏,但是,诸如神经网络^[11]与专家系统等模式识别方法需要大量样本数据进行训练方能准确预测识别,而 SVM 算法虽然在解决小样本、非线性问题中有着非常优良的性能,但其识别预测性能受诸如惩罚因子与核函数参数的影响较大^[8]。另外,局部放电信号数据往往维数较高且复杂,仅用智能诊断算法对其类型进行识别会严重影响识别的精度与效率。

针对以上问题,本文提出了一种基于 EEMD 能量矩联合 ISSA-SVM 算法的 GIS 局部放电类型识别方法。EEMD 算法是一种在 EMD 算法的基础上提出的一种改进算法,该算法能够在解决信号分解过程中存在的模态混叠问题的同时实现对原始信号更好的表征。由此,本文首先采用 EEMD 算法对原始信号进行分解后利用能量矩实现对原始信号归一化的信号特征提取方法,既可很好的实现对原始信号数据信息的保留,同时降低了数据维度。然后,采用经局部与全局搜索平衡化以及翻滚觅食策略扰动法改进的 SSA 算法对 SVM 算法参数优化选择。最后,利用处理过的局部放电样本数据对 ISSA-SVM 识别模型进行训练与验证。

1 EEMD 能量矩特征提取方法

由于采集得到的局部放电信号往往为非平稳、非线

性且数据维数较高,由此,为了在提高局部放电类型识别效率的前提下,使所提取的特征向量能够更好地反映原始信号特征以提高识别准确率,本文利用 EEMD 算法结合能量矩的方法来实现对原始信号的特征提取。

EEMD 算法是为了解决 EMD 算法^[12]在对信号处理时所存在的模态混叠问题而提出的一种信号模态分解方法。该算法通过在继承 EMD 算法在对处理非平稳、非线性信号的优势的基础上,给原始信号多次添加具有频率均匀统计特性的高斯白噪声信号,从而使信号的极值特性得以改善,以抑制模态混叠^[13]。算法具体建模过程如下^[14-16]。

首先给原始信号 $x(t)$ 加入高斯白噪声 $g_i(t)$,由此可得第 i 次加入噪声信号后的信号 $x_i(t)$ 。

$$x_i(t) = x(t) + g_i(t) \quad (1)$$

然后对 $x_i(t)$ 进行 EMD 分解可得式(2),具体 EMD 分解过程参考文献[12]。

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^m a_{ij}(t) + r_i(t) \quad (2)$$

其中, $a_{ij}(t)$ 为第 i 次加入噪声信号后分解得到的第 j 个 IMF 分量。

最后对各次加入噪声后分解得到的 IMF 分量进行取平均处理,以去除噪声对分解结果的影响。

$$a_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_{ij}(t) \quad (3)$$

其中, N 为总噪声加入次数。对于 EEMD 算法,噪声加入强度与次数会对信号分解结果产生很大的影响,经多数试凑,本文取值为 200,噪声幅值为 0.002。

由于对信号分解后得到的 IMF 分量维数非常大,由此为了提高识别效率,本文按式(4)对原始信号分解得到的各 IMF 信号进行能量矩处理。然后对原始信号所有 IMF 分量能量矩进行归一化处理进而得到所需的特征向量。

$$E_j = \sum (t) | a_j(t) |^2 \quad (4)$$

在实际应用中, t 等于当前采样次数 k 与采样周期 T 的乘积。

2 ISSA 算法的提出与建模

由于 SVM 算法的识别效果受其惩罚因子与核函数参数的影响较大,由此本文提出利用 ISSA 算法实现对 SVM 算法上述两个参数优化选择的方法。而对于 ISSA 算法的具体提出与建模过程如下。

2.1 SSA 算法原理

SSA 算法是于 2020 年启发于麻雀种群觅食与反捕食行为而提出的一种算法,算法中搜索个体模拟麻雀种群个体分工而被分成了探索者、追随者与预警者 3 类个

体,具体原理描述如下^[17-18]。对于探索者个体更新方式如式(5)所示。

$$X_i(t+1) = \begin{cases} X_i(t) \cdot \exp\left(-\frac{t}{\alpha T_{\max}}\right) & R < S \\ X_i(t) + Q & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: i 为第 i 个探索者, $i=1,2,\dots,P_{\text{num}},P_{\text{num}}$ 为探索者个体总数; t 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数, α 与 R 均为服从 $[0,1]$ 均匀分布的随机数, S 取值范围为 $[0.5,1]$, Q 为 D 维服从均匀分布的向量。

对于追随者个体更新方式如式(6)所示。

$$x_{i,j}(t+1) = \begin{cases} q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worse},j}(t) - x_{i,j}(t)}{i^2}\right) & t > \frac{N}{2} \\ x_{\text{best},j}(t) + \frac{1}{D} \left(\sum_{j=1}^D a \cdot |x_{i,j}(t) - x_{\text{best},j}(t)| \right) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $x_{i,j}$ 为第 i 个个体第 j 维, $i=P_{\text{num}}+1,\dots,N,N$ 为种群个体总数。 q 服从均匀分布, $x_{\text{worse},j}(t)$ 与 $x_{\text{best},j}(t)$ 分别为当前代最坏位置与最优位置第 j 维。 a 为服从 $[-1,1]$ 范围内均匀分布的随机数。

最后,对于种群中随机分配的预警者个体更新方式如式(7)所示。

$$X_i(t+1) = \begin{cases} X_{\text{best}}(t) + \beta \cdot |X_i(t) - X_{\text{best}}(t)| & f_i > f_{\text{best}} \\ X_i(t) + k \left(\frac{|X_i(t) - X_{\text{worse}}(t)|}{f_i - f_{\text{worse}} + \delta} \right) & f_i = f_{\text{best}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: β 为服从 $[0,1]$ 标准正态分布, k 服从 $[-1,1]$ 范围内均匀分布, δ 为防止分母为0的极小数, f_i 、 f_{worse} 与 f_{best} 分别为当前个体适应度、当前代最差与最优个体适应度。

2.2 ISSA 算法的提出

由 SSA 算法建模过程可以看出,算法中探索者个体作为整个搜索群体寻优过程中的引领者,决定着整个算法的搜索方向,由此,其个体在整个搜索群体中所占的比重既会影响算法的全局与局部搜索能力同时会影响算法的迭代收敛速度,而在原始 SSA 算法中探索者个体在整个群体中的占比是固定的,这种设定是不利于平衡算法的全局与局部搜索能力的,由此,针对此问题,本文提出了一种基于余弦函数的探索者个体占比更新方式,具体如式(8)所示。

$$\text{Per_T}(t) = a \cos\left(\frac{\pi(t+b)}{2T_{\max}}\right) + c \quad (8)$$

式中: Per_T 为探索者整体占比, a 为占比幅值取值为 $[0.5,0.9]$, b 为左右平移因子, c 为上下平移因子。给出 a 、 b 以及 c 取不同值时的式(8)随迭代次数变化的曲线如图1所示。

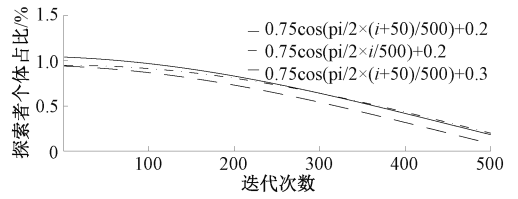


图1 式(8)曲线

Fig. 1 Curve of equation (8)

由图1给出的曲线可以看出,在算法迭代初始,探索者个体占比较大,可利于算法进行全局搜索,而随着迭代的进行。探索者个体占比逐渐减小,进而利于算法进行局部搜索,由此,采用式(8)所示的探索者个体占比更新方式相较于原始探索者个体占比固定的方式更利于算法平衡全局与局部搜索。

另外,为了抑制算法陷入局部解,提高算法抗易早熟的能力,本文参考如式(9)所示的蝠鲼觅食优化算法翻滚觅食策略^[19]。

$$X_{idis}(t) = X_i(t) + W(r_1 X_{\text{best}}(t) - r_2 X_i(t)) \quad (9)$$

式中: $X_{idis}(t)$ 为第 i 个个体第 t 代时的扰动位置, W 为翻滚因子, r_1 与 r_2 均为 $[0,1]$ 范围内的随机数。由式(9)以及图2可以看出,在算法迭代的过程中,搜索个体会以当前最优个体为枢轴进行扰动,随着迭代的进行,由于搜索个体会逐渐趋近当前最优个体,由此,扰动会随着迭代的进行而逐渐减小,进而利于局部搜索。

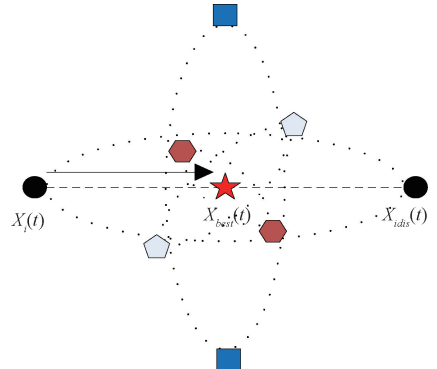


图2 翻滚扰动图示

Fig. 2 Illustration of tumbling disturbance

3 ISSA-SVM 算法建模

3.1 SVM 算法原理

SVM 算法式一种以最小结构风险为原则的监督式机器学习算法^[20],该算法能够有效的解决样本数量有限的高维数学问题。由本文所要解决的问题为非线性高维问题,由此建立非线性核函数分类预测函数如式(10)所示。

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n a_i y_i K(x_i, x) + b_r\right\} \quad (10)$$

其中, a_{ir} 为利用式(11)所求的第 i 个拉格朗日因子, b_r 为偏置因子, $K(x_i, x)$ 为用于实现高维向低维映射的非线性核函数, x_i 为第 i 个样本, y_i 为样本目标。

$$\min L(a) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n a_i \quad (11)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq a_i \leq C \quad \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中, C 为惩罚因子, 决定了算法训练过程中对于求解精度的严格要求程度, C 越大, 则经验风险越小, 结构风险越大, 越易产生过拟合现象, 反之, 则越容易产生欠拟合现象, 由此, 选择一个合适的惩罚因子对于实现高精度分类异常重要。

另外, 选择一个合适的核函数能有效的提高 SVM 算法的分类精度以及泛化能力, 常见的核函数有径向基核函数、线性核函数、多项式核函数以及 Sigmoid 核函数等。由于径向基核函数具有良好的局部性能且收敛域较宽, 由此, 本文选择如式(12)所示的径向基核函数。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma}\right) \quad (12)$$

其中, σ 为径向基宽度, 其数值的大小同样会对分类结果产生影响。由上, 选择一个合适的径向基宽度数值以及惩罚因子是能够提高 SVM 分类精度的重要前提, 针对此问题, 本文提出了一种基于 ISSA 算法的 SVM 参数优化选择方法。

3.2 基于 ISSA 参数优化选择的 SVM 算法

由上理论分析可以得出基于 ISSA 优化选择 SVM 算法 C 以及 σ 参数的具体过程如下, 其具体流程如图 3 所示。

步骤 1) 初始化 ISSA 算法种群大小 N , 探索者整体占比参数 a, b 及 c , 翻滚因子 W ; 初始化 SVM 算法包括 C, σ 范围内的各类参数。

步骤 2) 在 C, σ 范围内随机初始化 ISSA 算法种群个体位置也即 C, σ 参数, 同时将各个体位置代入至 SVM 算法中, 求解此时的训练识别精度也即个体适应度。

步骤 3) 按式(8)更新探索者整体占比, 按式(5)、(6)以及(7)对整体种群进行位置更新, 同时计算个体新位置适应度。

步骤 4) 按式(9)计算扰动个体位置, 并计算相应个体适应度, 最后求解此次迭代的最优解。

步骤 5) 判断是否达到最大迭代次数, 若是则结束并给出最优解, 否则返回步骤 3)。

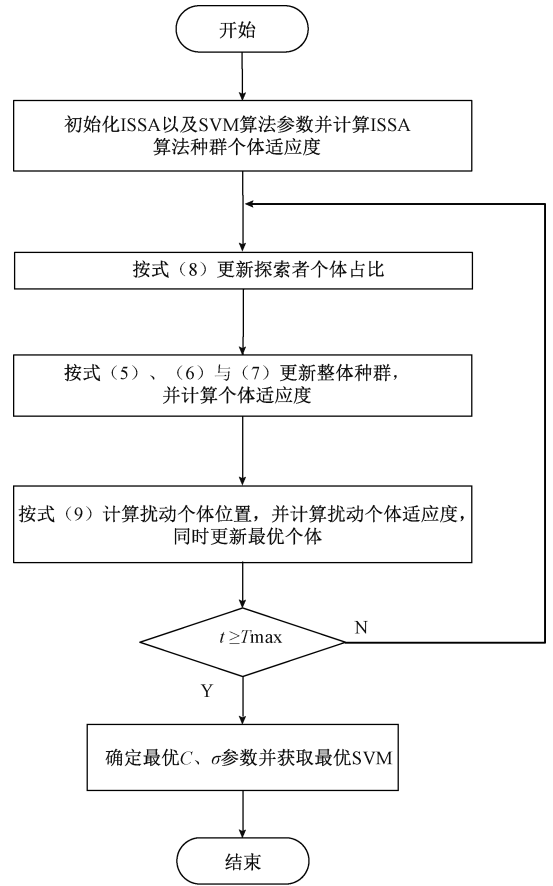


图 3 ISSA-SVM 算法流程

Fig. 3 Flow chart of ISSA-SVM algorithm

4 实验验证

4.1 实验平台搭建与介绍

本文实验平台采用 GZFG-G 型 GIS 局部放电模拟实验装置, 该装置主要由 GIS 局部放电模拟系统与局部放电检测系统构成。由具体实验平台拓扑图(图 4)可以看出, 该试验装置电源部分主要由 220 V 交流电源、自耦调压变压器以及隔离变压器组成, GIS 局部放电试验部分主要由保护电阻、检测阻抗以及耦合电容等部分组成。实验装置所充绝缘介质为 SF6 气体, 其额定电压为 160 kV, 且装置在额定电压下自身产生的放电量不大于 0.5 PC, 由此, 试验装置自身产生的放电对试验结果影响非常小。另外, 其试验装置耦合电容电容量为 50 pF。

本文依据 GIS 常见的局部放电类型, 进行了包括金属尖端放电、自由金属颗粒放电、气隙放电以及悬浮电位放电 4 种局部放电类型实验, 在实验中, 装置对该 4 种局部放电类型的放电起始电压分别为 18、28、28 与 48 kV, 给出上述 4 种局部放电稳定时的具体信号图如图 5 所示。

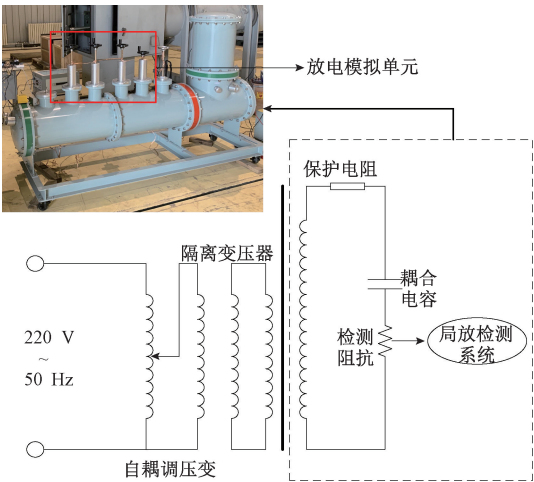


图 4 实验平台拓扑图

Fig. 4 Topology of experimental platform

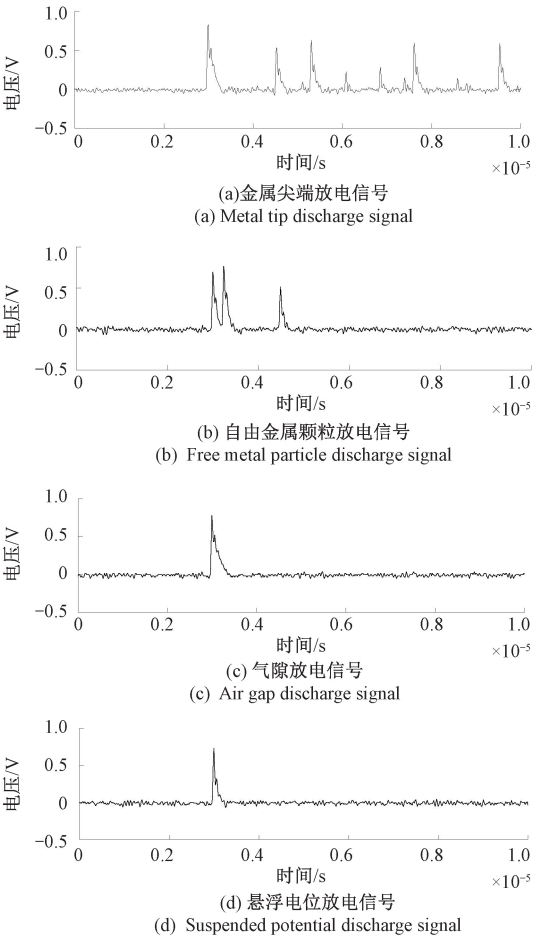


图 5 4 种局部放电类型原始信号图

Fig. 5 Original signal diagram of four PD types

4.2 数据处理

利用图 4 所示的 GIS 局部放电试验平台进行 4 种局

部放电类型试验,进而采集 4 种局部放电类型信号,针对每种局部放电类型分别采样 540 个放电点,每个放电点包含 625 个采样点。在对本文方法进行验证时,本文针对每种局部放电类型分别随机选取了 100 个放电点,也即总共 400 个放电点。为了针对每种局部放电类型获取特征向量,首先利用 EEMD 法对每个放电点信号进行模态分解,给出 4 种局部放电类型放电点信号分解结果如图 6 所示,然后利用能量矩对 4 种局部放电信号进行归一化特征提取,给出 4 种局部放电信号能量矩归一化特征提取矩形图如图 7 所示。

由图 6 所示的针对 4 种局部放电信号所进行的 EEMD 分解结果可以看出,EEMD 对每种放电信号分解后均得到 9 个分解分量,而由图 7 所示的能量矩特征提取结果可以看出,利用 EEMD 能量矩方法能有效的将原始放电信号降维至 9 维,由此,达到了所需的预期效果。

由上步骤可对 GIS 的 4 种局部放电信号进行特征提取。另外,本文分别将 4 种 100 组局部放电信号特征向量按训练集与测试集 4 : 1 的形式对算法进行训练,同时采用 k 为 5 的 K 折验证形式,以提高算法的识别精度,给出样本分布如表 1 所示。

表 1 数据样本分布

Table 1 Data sample distribution

放电类型	金属尖端放电	自由金属颗粒放电	气隙放电	悬浮电位放电
编号	1	2	3	4
训练集	80	80	80	80
测试集	20	20	20	20

4.3 基于 ISSA-SVM 算法的局部放电类型识别效果

为了验证所提方法的有效性,本节主要从以下两方面对所提算法进行综合评价分析,具体如下:不同优化算法同 ISSA 算法对 SVM 参数进行优化选择迭代收敛速度对比以及不同优化算法优化 SVM 下对于 GIS 局部放电类型识别精度对比。

此时,对于 PSO、SSA 以及 ISSA 3 种算法优化具体参数设定如下:给出 PSO 算法 c_1 与 c_2 参数均为 1.2,权重因子为 0.5,给出 SSA 算法探索者占比为 0.2,给出 ISSA 算法探索者整体占比参数 a 、 b 及 c ,翻滚因子 W 分别为 0.75、50、0.2 以及 4,给出上述 3 种算法种群数目均为 20,最大迭代次数均为 50 次。另外,给出 SVM 的 C 、 σ 参数范围分别为 $[0.1, 100]$ 与 $[0.01, 1\ 000]$ 。给出选择 SVM 参数的收敛速度对比结果如图 8 所示,具体测试集识别精度如表 2 以及图 9 所示。

由图 8 给出的 3 种算法迭代收敛结果可以看出,基

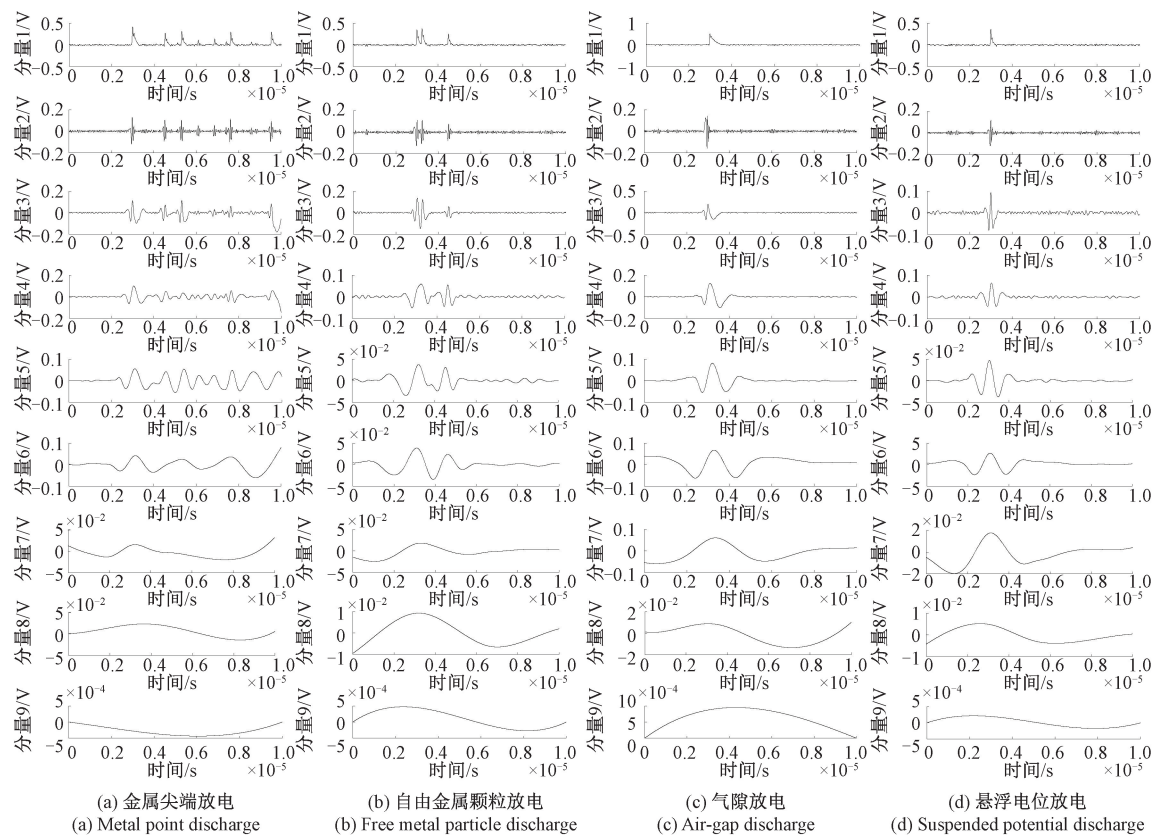


图 6 放电信号分解结果

Fig. 6 Decomposition results of PD signal

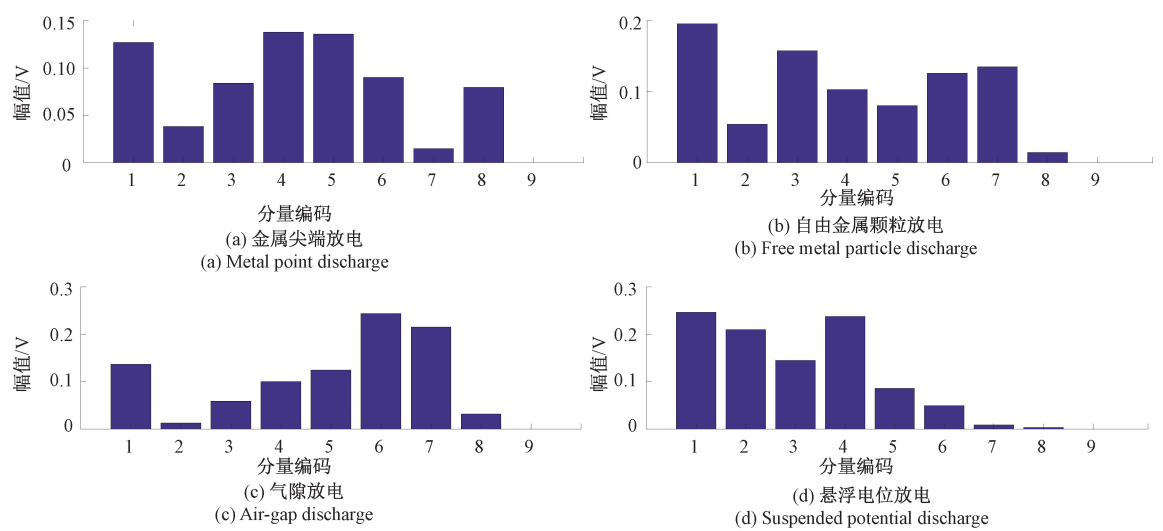


图 7 放电信号特征提取结果

Fig. 7 PD signal feature extraction results

于 ISSA 的 SVM 参数优化选择方法仅迭代 5 次便实现了收敛且交叉验证集识别精度为 99.81%,而 SSA-SVM 与 PSO-SVM 算法分别经过 25 次与 12 迭代收敛于 95.23% 以及 89.92% 的交叉验证集识别精度。由此验证了所提的 ISSA-SVM 算法无论是在收敛速度还是求解精度上相对于其他两种算法均有明显的优势的结论。

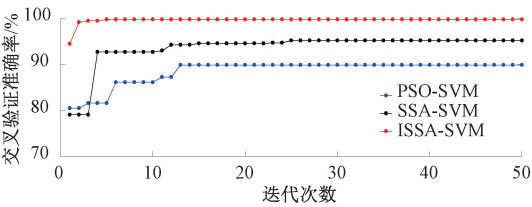


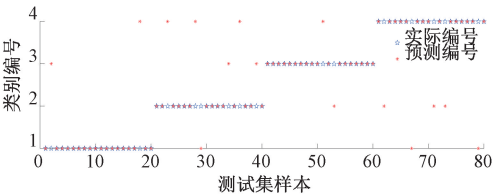
图 8 算法迭代过程

Fig. 8 Algorithm iteration process

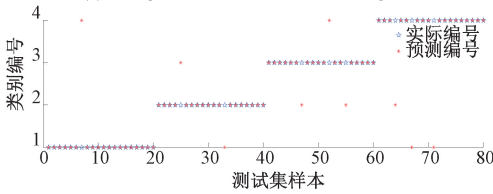
表 2 3 种算法识别精度

Table 2 Recognition accuracy of three algorithms

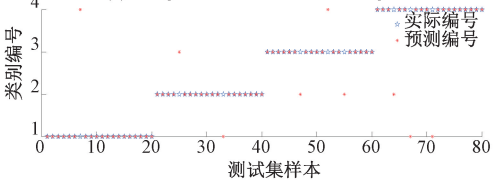
放电类型	PSO-SVM	SSA-SVM	ISSA-SVM
金属尖端放电	95%	95%	100%
自由金属颗粒放电	70%	90%	95%
气隙放电	90%	85%	95%
悬浮电位放电	75.5%	85%	95%
综合精度	82.5%	88.75%	96.25%



(a) PSO-SVM 算法识别结果
(a) Recognition results of PSO-SVM algorithm



(b) SSA-SVM 算法识别结果
(b) Recognition results of ssa-svm algorithm



(c) ISSA-SVM 算法识别结果
(c) ISSA-SVM algorithm recognition results

图 9 3 种算法识别结果

Fig. 9 Recognition results of three algorithms

由表 2 以及图 9 给出的实验结果可以看出,利用 PSO-SVM 算法对 GIS 局部放电类型进行识别时,金属尖端放电、自由金属颗粒放电、气隙放电以及悬浮电位放电诊断错误次数分别 2、6、2 与 5 次,综合诊断精度为 82.5%;利用 SSA-SVM 算法对 GIS 的 4 种局部放电类型进行识别时,4 种放电类型诊断错误次数分别 1、2、3

与 3 次,综合诊断精度为 88.75%,而利用 ISSA-SVM 算法对 GIS 的 4 种局部放电类型进行识别时,4 种放电类型诊断错误次数分别 0、1、1 与 1 次,综合诊断精度为 96.25%。

由以上实验结果可以表明,经 EEMD 能量矩对 GIS 局部放电信号进行特征向量提取后,基于 ISSA-SVM 算法的 GIS 局部放电类型识别相对于 PSO-SVM 算法以及 SSA 算法具有更高的识别精度,且收敛速度更快。

5 结 论

为提高 GIS 局部放电类型识别精度并针对传统 SVM 算法所存在的因参数选择困难而导致的识别精度以及自适应能力低的问题。本文提出了一种基于 EEMD 能量矩与 ISSA-SVM 算法的 GIS 局部放电类型识别方法。

1) 利用在额定电压下自身产生的放电电量低的 GZFZ-G 型 GIS 局部放电模拟实验装置对 GIS 的 4 种局部放电类型进行实验以实现 4 种局部放电信号数据的采集;

2) 为提高局部放电类型识别精度与效率,采用 EEMD 能量矩的方法对局部放电信号进行特征向量提取;

3) 为提高 SVM 识别精度与自适应能力,首先针对 SSA 算法存在的局部优化搜索与全局优化搜索不平衡以及易早熟问题,提出了一种 ISSA 算法,然后提出利用 ISSA 算法对 SVM 的 C 、 σ 参数进行优化选择;

4) 最后通过实验对所提方法进行了验证,实验结果表明,所提方法在收敛次数上相对 PSO-SVM 算法以及 SSA-SVM 算法分别减小了 58.3% 与 80%,在交叉验证集识别精度与测试集识别精度上相对上述两种算法分别提高了 11%、4.8% 与 16.7%、8.5%。

参考文献

[1] 何宁辉,李秀广,周秀,等. GIS 固体绝缘不同类型气隙缺陷的放电特征 [J]. 高电压技术, 2021, 47 (6): 2073-2083.
HE N H, LI X G, ZHOU X, et al. Discharge characteristics of different types of void defects of solid insulation of GIS [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47 (6): 2073-2083.
[2] HE C, ZHANG L, LI J, et al. Effect of AC and switching impulse superimposed voltage on PD characteristics in SF 6 gas [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2019, 26 (5): 1394-1402.
[3] 周远翔,周仲柳,沙彦超,等. 交直流复合电压下油纸绝缘典型缺陷局部放电发展阶段评估 [J]. 电工电能

- 新技术,2018,37(6):50-57.
- ZHOU Y X, ZHOU ZH L, SHA Y CH, et al. Assessment of stages of partial discharge process of typical oil-paper insulation defect under combined AC-DC voltage [J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2018,37(6):50-57.
- [4] CAVALLINI A, CHEN X, MONTANARI G C, et al. Diagnosis of EHV and HV transformers through an innovative partial-discharge-based technique [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2010, 25 (2): 814-824.
- [5] 傅尧,周凯,朱光亚,等.一种基于改进的 WGAN 模型的电缆终端局部放电识别准确率提升方法[J]. *电网技术*,2022,46(5):2000-2008.
- FU Y, ZHOU K, ZHU G Y, et al. A method for improving the recognition accuracy of cable termination partial discharge based on improved WGAN algorithm[J]. *Power System Technology*,2022,46(5):2000-2008.
- [6] 何金,田涛,宋晓博,等.基于特高频法的开关柜局部放电识别方法研究[J]. *高压电器*,2020,56(11):90-95,101.
- HE J, TIAN T, SONG X B, et al. Research on partial discharge identification method of switchgear based on UHF method [J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(11):90-95,101.
- [7] 陈继明,许辰航,李鹏,等.基于时频分析与分形理论的 GIS 局部放电模式识别特征提取方法[J]. *高电压技术*,2021,47(1):287-295.
- CHEN J M, XU CH H, LI P, et al. Feature extraction method for partial discharge pattern in GIS based on time-frequency analysis and fractal theory[J]. *High Voltage Engineering*, 2021,47(1):287-295.
- [8] JU T, ZHUO R, WANG D B, et al. Application of SA-SVM incremental algorithm in GIS PD pattern recognition [J]. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 2016, 11(1):192-199.
- [9] 张秦桢,宋辉,姜勇,等.基于 OS-ELM 的变压器局部放电模式识别[J]. *高电压技术*, 2018, 44(4): 1122-1130.
- ZHANG Q Q, SONG H, JIANG Y, et al. Partial discharge pattern recognition of transformer based on OS-ELM[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(4): 1122-1130.
- [10] 王卓,朱宁宁,郑祥.基于 LDA 和 RBF 神经网络的开关柜局部放电模式识别方法研究[J]. *电子测量技术*, 2021,44(14): 148-152.
- WANG ZH, ZHU N N, ZHENG X. Research on partial discharge pattern recognition method of switchgear based on LDA and RBF neural network [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(14): 148-152.
- [11] DO T D, TUYET-DOAN V N, CHO Y S, et al. Convolutional-neural-network-based partial discharge diagnosis for power transformer using UHF sensor [J]. *IEEE Access*, 2020, 8:207377-207388.
- [12] 魏海增,马宏忠,黄涛,等.基于 EMD 的 ICA 降噪方法在电厂开关柜局部放电信号中的应用[J]. *电力系统及其自动化学报*,2019,31(5):110-116.
- WEI H Z, MA H ZH, HUANG T, et al. Application of ICA de-noise method based on EMD in partial discharge signal of switch cabinet in power plant[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2019,31(5):110-116.
- [13] 施杰,伍星,刘韬.基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. *电子测量与仪器学报*,2020, 34(9):47-54.
- SHI J, WU X, LIU T. Method of bearing fault feature extraction based on MPDE-EEMD and adaptive resonance demodulation technique [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(9): 47-54.
- [14] 雷炳银,王子驰,苏雨晴,等.基于 EEMD-CS-LSSVM 的短期负荷预测方法研究[J]. *电力系统及其自动化学报*,2021,33(9):117-122.
- LEI B Y, WANG Z CH, SU Y Q, et al. Research on short-term load forecasting method based on EEMD-CS-LSSVM [J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2021, 33(9):117-122.
- [15] WU Z, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2004, 460(2046): 1597-1611.
- [16] 徐伟,夏志祥,行鸿彦.基于集成经验模态分解和极端梯度提升的雷电预警方法[J]. *仪器仪表学报*,2020, 41(8):235-243.
- XU W, XIA ZH X, XING H Y. Lightning warning method based on EEMD and XGBoost [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020,41(8):235-243.
- [17] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach:Sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*,2020,8(1):22-34.
- [18] 李黄曼,张勇,张瑶.基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J]. *电子测量与仪器学报*,2021,35(3): 123-129.
- LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Study of transformer

fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3):123-129.

- [19] ZHAO W G, ZHANG ZH X, WANG L Y. Manta ray foraging optimization: An effective bio-inspired optimizer for engineering applications [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 103300.

- [20] 叶杨,徐志伟,陈仁文,等. 基于 KPCA 和 SVM 的直升机旋翼桨叶损伤源定位[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(4):118-123.

YE Y, XU ZH W, CHEN R W, et al. Damage source location of helicopter rotor blade based on KPCA and SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4):118-123.

作者简介



王利福,1991 年于阜新矿业学院获得学士学位,2006 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位,现为辽宁工程技术大学教授,主要研究方向为电器控制与检测。

E-mail:wanglifu681012@163.com

Wang Lifu received his B. Sc. degree from Fuxin Mining Institute in 1991, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2006, respectively. Now he is a professor in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical control and detection.



刘屹江泽,辽宁工程技术大学研究生,主要研究方向为电气设备状态检测。

E-mail:531602078@qq.com

Liu Yijiangze is a M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research interest includes electrical equipment status detection.