

基于 GSABO-ICEEMDAN-KELM 的局部放电识别方法在气体绝缘开关设备故障诊断中的应用

王思涵, 马宏忠, 孙维, 葛威, 陈悦林

(河海大学电气与动力工程学院, 南京 211100)

摘要: 气体绝缘开关(gas-insulated switchgear, GIS)设备在生产运行时存在多种绝缘缺陷, 准确识别绝缘缺陷导致的局部放电信号对保障 GIS 设备及电力系统安全有重大意义。采用融合黄金正弦算法(golden sine algorithm, Golden-SA)改进减法优化(subtraction-average-based optimizer, SABO)算法, 得到了融合黄金正弦改进 SABO 优化算法(GSABO), 对改进的完全自适应噪声集合经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)与核极限学习机(kernel extreme learning machine)进行参数寻优, 以实现 GIS 局部放电故障的识别。首先, 针对 SABO 可能陷入局部最优、收敛速度不够理想等问题, 引入混沌映射与黄金正弦对其进行改进。然后, 搭建实验平台采集 4 种典型局部放电信号, 利用 GSABO-ICEEMDAN 对其进行分解, 并利用相关系数法筛选有效的模态分量。最后计算筛选后模态分量的样本熵形成特征矩阵, 将其输入 GSABO-KELM 进行故障分类识别。通过实验分析表明, 相比于未改进的 SABO 算法, GSABO 在跳出局部最优、收敛速度与精度上有明显的优势。结合其他传统算法进行对比, GSABO-ICEEMDAN-KELM 的识别准确率可达 99.1667%, 验证了此算法的准确性与优越性, 对于 GIS 局部放电故障诊断的工程应用具有参考意义。

关键词: 气体绝缘组合电器; 局部放电; ICEEMDAN; 改进减法优化算法; 黄金正弦算法; 核极限学习机; 故障诊断

Application of Partial Discharge Identification Method Based on GSABO-ICEEMDAN-KELM in Fault Diagnosis of Gas-Insulated Switchgear Devices

WANG Sihan, MA Hongzhong, SUN Wei, GE Wei, CHEN Yuelin

(School of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Gas-insulated switchgear (GIS) exhibits various insulation defects during production and operation, and accurately identifying partial discharge signals caused by insulation defects is of significant importance for ensuring the safety of GIS equipment and power systems. By integrating the golden sine algorithm (golden-SA) to improve the subtraction-average-based optimizer (SABO), a fused golden sine-improved SABO optimization algorithm (GSABO) is obtained. This algorithm is applied to optimize parameters for the improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) and the kernel extreme learning machine (KELM) to achieve recognition of GIS partial discharge faults. Firstly, to address issues such as SABO possibly falling into local optima and insufficient convergence speed, chaotic mapping and the golden sine are introduced to improve it. Then, an experimental platform is set up to collect four types of typical partial discharge signals, which are decomposed using GSABO-ICEEMDAN, and effective modal components are screened using the correlation coefficient method. Finally, the sample entropy of the selected modal components is calculated to form a feature matrix, which is input into GSABO-KELM for fault classification and recognition. Experimental analysis shows that, compared to the unimproved SABO algorithm, GSABO demonstrates significant advantages in escaping local optima, convergence speed, and accuracy. Compared with other traditional algorithms, GSABO-ICEEMDAN-KELM achieves a recognition accuracy of 99.1667%, verifying the accuracy and superiority of this algorithm, which holds reference value for engineering applications in GIS partial discharge fault diagnosis.

Key words: gas-insulated switchgear; partial discharge; ICEEMDAN; subtraction-average-based optimization algorithm; golden sine algorithm; kernel extreme learning machine; fault diagnosis

0 引言

气体绝缘封闭开关设备(gas-insulated switchgear, GIS)凭借结构紧凑、运行可靠性高、安全性强、安装运维便捷等优势,已在电力系统中得到广泛应用,其安全状态检测是保障电力系统稳定运行的重要基础^[1-3]。由于GIS设备生产工艺可能存在瑕疵,且安装运行过程中会产生磨损,设备易出现不同类型的绝缘缺陷,并在运行时引发相应的局部放电现象。不同类型绝缘缺陷导致的局部放电会产生特征各异的特高频信号,通过研究这些局放信号的特征,可对GIS中存在的不同类型绝缘缺陷进行故障识别^[4-5]。

要对GIS绝缘缺陷进行识别诊断,首先需对各类绝缘缺陷的局放信号进行特征提取,而电气设备状态监测领域存在诸多信号处理的理论与方法。早期信号处理中经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)可将非平稳信号中频率不同的IMF分量分解出来,但由于其端点效应与模态混叠问题较为突出^[6-7],基于这一问题进而提出了完全集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[8-9]。该方法通过添加正负高斯白噪声能较好地抑制模态混叠问题,但其分解分量中仍存在噪声和伪分量。为此,COLOMINAS提出了改进自适应噪声完备经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, ICEEMDAN)^[10],改善了噪声残留问题。文献[11]将ICEEMDAN应用于GIS故障信号的分解处理,结果证明了ICEEMDAN的优越性;但ICEEMDAN的参数均为人为设置,针对不同类型的信号时无法发挥最优性能。因此需对影响其分解性能的参数进行寻优,文献[12]引入蜜獾算法对ICEEMDAN中的白噪声幅值权重(N_{std})和噪声添加次数(N_E)参数进行优化,并以包络熵最小作为优化性能的评价标准。鉴于此,针对ICEEMDAN的参数优化问题,本文引入融合黄金

正弦的改进减法优化算法(GSABO)对其参数进行优化,以实现更优的分解效果。

完成对绝缘缺陷局部放电信号的特征提取后,需对提取得到的特征矩阵进行识别诊断。常用的故障识别方法包括BP神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)、极限学习机(extreme learning machine, ELM)等^[13-15]。其中,BP神经网络故障识别模型存在学习成本高、数据噪声较大时易过拟合等缺点^[16];SVM对核参数与惩罚因子的选取要求较高^[17-18];ELM则存在输入权值随机初始化、过拟合等问题^[19]。为增强ELM的鲁棒性与泛化能力,黄广斌等人引入核函数替代ELM隐含层节点的特征映射^[20],构建出核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)。然而,KELM的核参数与正则化系数对其识别性能影响显著,人为选取参数的主观性较强。文献[21]采用蝙蝠算法优化KELM参数以实现微型电机故障检测,文献[22]采用非线性惯性权重迭代的粒子群算法优化KELM以检测气体绝缘金属封闭输电线路(gas insulated transmission lines, GIL)中绝缘缺陷的局部放电,上述研究可证明KELM在电气设备故障检测领域的可行性。因此,本文采用GSABO优化KELM作为故障识别方法。

综上所述,本文将GSABO与ICEEMDAN及KELM相结合,通过GSABO-KELM对经GSABO-ICEEMDAN分解后筛选出的IMF分量计算样本熵所形成的特征矩阵进行分类识别,最终确定其局部放电故障类型,并利用现场实验数据验证了该方法的优越性。

1 基于GSABO-ICEEMDAN的GIS局放声信号特征提取

1.1 ICEEMDAN理论

改进的完全自适应噪声集合经验模态分解(ICEEMDAN)算法是在完全自适应噪声集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)算法的基础上改进而来,其核心是向经验模态分解后的第 i 个本征模态函数(IMF)分量中添加高斯白噪声。ICEEMDAN的具体分解过程如下。

1)向初始信号 s 添加高斯白噪声 $E_1(\omega^{(i)})$,得

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51577050);国网江苏省电力有限公司科技项目(J2023002)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51577050); the Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2023002).

到式(1);

$$s^{(i)} = s + \beta_0 E_1(\omega^{(i)}) \quad (1)$$

式中: $s^{(i)}$ 和 s 分别为所得信号与初始信号; β_0 为初始添加噪声的强度控制因子; $\omega(i)$ 为被添加的第 i 个白噪声; $E_1(\cdot)$ 为求一个信号 EMD 分解的第 1 个 IMF 分量。

2) 用 ICEEMDAN 算法对原始时间序列分解得到第 1 个 IMF 分量;

$$\begin{cases} r_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M(x^{(i)}) \\ \tilde{c}_1 = x - r_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: r_1 为一阶残差; I 为含噪信号数; $x^{(i)}$ 为第 i 个含噪信号; $M(\cdot)$ 为局部均值算子; $\tilde{c}_1$ 为第一个 IMF 值; x 为原始信号; r_1 为一阶残差。

3) 继续计算第 2 个 IMF 分量;

$$\begin{cases} r_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M\{r_1 + \beta_1 E_2(\omega^{(i)})\} \\ \tilde{c}_2 = r_1 - r_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: r_2 为二阶残差; β_1 为第 1 次添加噪声的强度控制因子; $E_2(\cdot)$ 为计算第 2 个 IMF 分量添加的高斯白噪声; $\tilde{c}_2$ 为第二个 IMF 值。

4) 以此类推, 可以求出第 k 个 IMF 分量 r_k 。

$$\begin{cases} r_k = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M\{r_{k-1} + \beta_{k-1} E_k(\omega^{(i)})\} \\ \tilde{c}_k = r_{k-1} - r_k \end{cases} \quad (4)$$

式中: $k=2, 3, \dots$; r_k, r_{k-1} 分别为 $k, k-1$ 阶残差; β_{k-1} 为第 $k-1$ 次添加噪声的强度控制因子; $E_k(\cdot)$ 为计算第 k 个 IMF 分量添加的高斯白噪声; $\tilde{c}_k$ 为第 k 个 IMF 值; $\beta_{k-1} = \varepsilon k - 1$, $\text{std}(rk-1)$ 为标准差函数, $k \geq 1$, ε 为噪声系数。

1.2 减法优化算法(SABO)

基于减法平均的优化算法(subtraction-average-based optimizer, SABO), 是 Pavel Trojovský 于 2023 年提出的一种基于数学行为的优化算法^[23], 该算法通过使用个体的减法平均值来更新群体成员在搜索空间中的位置, 具有寻优能力强, 收敛速度快等特点。算法流程如下。

1) 算法初始化

利用下式随机初始化搜索代理在搜索空间中的主要位置。

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,d} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,d} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,d} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (5)$$

$$x_{i,d} = b_d^L + r_{i,d} \cdot (b_d^U - b_d^L), i = 1, \dots, N, d = 1, \dots, m \quad (6)$$

式中: X 为 SABO 群体矩阵; X_i 为第 i 个搜索代理的群体成员; $x_{i,d}$ 为其在搜索空间中的第 d 维决策变量; N 为搜索代理数量; m 为决策变量的数量; $r_{i,d}$ 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数; b_d^U 和 b_d^L 分别为第 d 维决策变量的上界与下界。

2) SABO 的数学模型

设计 SABO 的根本启发来源于数学概念, 如平均值、搜索代理位置的差异以及目标函数两个值的差异符号。使用所有搜索代理的算术平均位置(即第 t 次迭代的种群成员), 而不是仅使用最好或最差搜索代理的位置来更新所有搜索代理的位置(即第 $(t+1)$ 次迭代的所有种群成员的构建), 虽然这不是全新的概念, 但 SABO 的计算算术平均值的概念是完全独特的, 因为引入了一个新的计算概念“ v -”, 称为从搜索代理 A 减去搜索代理 B 的 v -减法, 其定义如下。

$$\vec{v}^- = A - B = \text{sign}(F(A) - F(B))(A - \vec{v} \otimes B) \quad (7)$$

式中: $\vec{v}$ 为一个维度为 m 的向量, 是从集合 $\{1, 2\}$ 生成的随机数; 运算“ $\otimes$ ”表示两个向量的 Hadamard 积(即通过将给定的两个向量的相应分量相乘来形成结果向量的所有分量); $F(A)$ 和 $F(B)$ 分别为搜索代理 A 和 B 的目标函数的值; sign 为 signum 函数。

在 SABO 算法中, 任何搜索代理 X_i 在搜索空间中的位移都是通过每个搜索代理 $X_j(j=1, 2, \dots, N)$ 的“ v -”减法的算术平均值来计算的。位置更新方式如下。

$$X_i^{\text{new}} = X_i + \vec{r}_i \times \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_i - X_j), i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中: X_i^{new} 为更新后位置; N 为搜索代理的数量; $\vec{r}_i$ 为维度 m 的向量, 其中分量是来自区间 $[0, 1]$ 的正态分布的随机数。

然后, 粒子位置替换公式如式(8)所示。

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}}, F_i^{\text{new}} < F_i \\ X_i, F_i^{\text{new}} \geq F_i \end{cases} \quad (9)$$

式中 F_i 和 F_i^{new} 分别为搜索代理 X_i 和 X_i^{new} 的目标函

数值。

SABO算法的数学模型如图1所示。

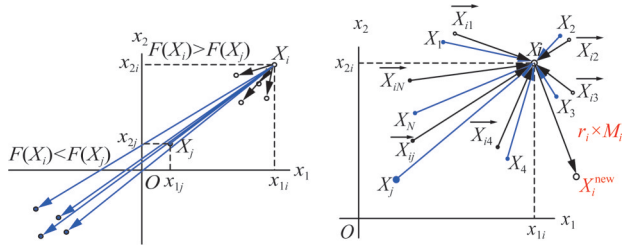


图1 SABO算法的数学模型

Fig. 1 Mathematical model of subtraction-average-based optimizer

1.3 融合黄金正弦改进 SABO 优化算法

SABO 优化算法虽然较传统优化算法的寻优能力更强,但依然存在早熟收敛与陷入局部最优等情况,为了避免这类问题,融合混沌映射与黄金正弦方法改进 SABO 算法的全局搜索能力与优化精度,主要改进有以下3个步骤。

1)将混沌映射应用于粒子初始化,以增加算法的随机性和多样性来加速算法的收敛,因此采用 Tent 映射^[24]优化粒子初始位置,如式(10)所示。

$$x_{k+1} = \begin{cases} x_k/\beta, & x_k \in (0, \beta] \\ (1-x_k)/(1-\beta), & x_k \in (\beta, 1] \end{cases} \quad (10)$$

式中: \$k\$ 为映射次数; \$x_k\$ 为第 \$k\$ 次映射粒子位置的值。\$\beta\$ 为控制参数,在 \$\beta=0.5\$ 时混沌性最大,因此选取 \$\beta=0.5\$。

2)采用 Piecewise 混沌映射生成随机数值替换 \$r_i\$ 值,原 SABO 算法公式(8)中 \$r_i\$ 值是一个区间 \$[0, 1]\$ 中的随机值,当把采用 Piecewise 映射生成随机数值替换 \$r_i\$ 值时,算法本身会因为随机值分布更加均匀,而帮助算法在做平均差值时增加粒子多样性, Piecewise 混沌映射的公式如式(11)所示。

$$r_i(t+1) = \begin{cases} \frac{r_i(t)}{p}, & 0 \leq r_i(t) < p \\ \frac{r_i(t)-p}{0.5-p}, & p \leq r_i(t) < 0.5 \\ \frac{1-p-r_i(t)}{0.5-p}, & 0.5 \leq r_i(t) < 1-p \\ \frac{1-r_i(t)}{p}, & 1-p \leq r_i(t) < 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: \$r_i(t+1)\$、\$r_i(t)\$ 分别为 \$t+1\$ 时状态与 \$t\$ 时的状态; \$p\$ 为分区点, \$p\$ 和 \$r_i(t)\$ 的取值范围为 \$[0, 1]\$。

3)融合黄金正弦方法,帮助粒子跳出局部最优

解。SABO 算法由于其没有在每次迭代时利用全局最优值,而是利用所有粒子的位置做减法平均值而达到更新的目的,因此,当初始化粒子位置不好的时候,极其容易陷入局部最优解。改进这个问题的策略是:如果当前迭代下的粒子适应度值没有变化时,就选用黄金正弦算法(golden sine algorithm, golden-SA)对粒子位置进行更新^[25]。这样既不会过多的增加适应度值的计算量,也可以利用黄金正弦算法在全局寻优的优势帮助 SABO 算法跳出局部最优解,黄金正弦的位置更新公式如式(12)所示。

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) |\sin(r_1)| + r_2 \sin(r_1) |x_1 P^d(t) - x_2 X_i^d(t)| \quad (12)$$

式中: \$X_i^d(t+1)\$、\$X_i^d(t)\$ 分别为 \$d\$ 维个体空间中第 \$t+1\$、第 \$t\$ 次迭代中第 \$i\$ 个个体的空间位置; \$P^d(t)\$ 为第 \$t\$ 次迭代全局最优位置; \$r_1\$ 为范围 \$[0, 2\pi]\$ 中的随机数; \$r_2\$ 为范围 \$[0, \pi]\$ 中的随机数; \$x_1\$ 和 \$x_2\$ 为通过黄金分割数获得的系数,这些系数缩小了搜索空间,并引领当前值趋近于最优值,保证了算法的收敛性;黄金分割数 \$\tau = (5^{1/2}-1)/2\$, \$x_1 = a\tau + b(1-\tau)\$, \$x_2 = a(1-\tau) + b\tau\$, \$a\$ 和 \$b\$ 初始值设置为 \$-\pi\$ 和 \$\pi\$, 随后 \$a\$ 和 \$b\$ 随着目标值的变化而变化, \$x_1\$ 和 \$x_2\$ 也随之更新。

为了体现融合黄金正弦改进 SABO 优化算法(GSABO)相较于 SABO 以及其他传统优化算法的优势,选用 CEC2005 函数测试集中的 F1, F5, F8 函数进行测试比较,比较结果如图2—4所示。

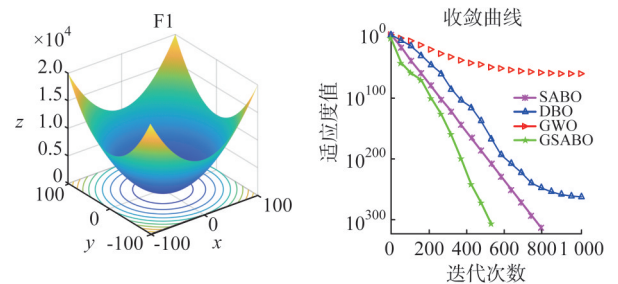


图2 F1函数寻优结果

Fig. 2 F1 function optimization results

从对比结果可以发现, F5 与 F8 作为 CEC2005 函数集中对优化算法性能挑战最大的函数,其中 F5 的理论极小值为 0, 改进的 GSABO 算法寻优值为 \$6.19 \times 10^{-6}\$, 而灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法, 蜣螂优化(dung beetle optimization, DBO)算法, SABO 的寻优值都是在 27 附近。而 F8

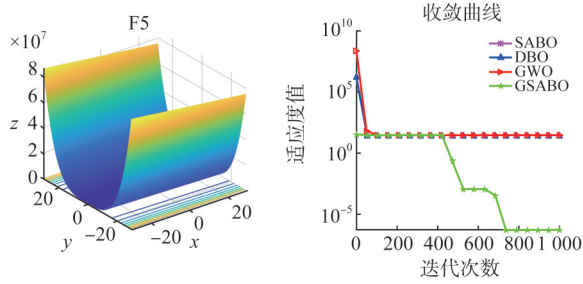


图3 F5函数寻优结果

Fig. 3 F5 function optimization results

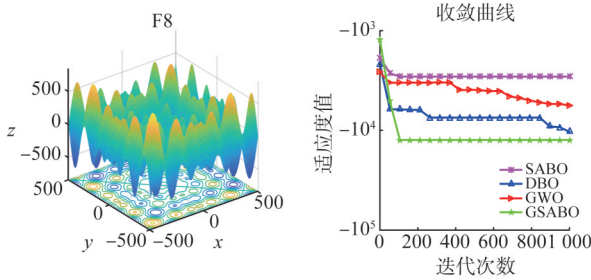


图4 F8函数寻优结果

Fig. 4 F8 function optimization results

函数有多个峰值,智能算法在对此函数寻优的过程中非常容易陷入局部最优,其理论最小值为-12 569.5,GSABO的寻优值为-12 569.473 7非常接近理论值,结合图4结果可以发现GSABO优于其他三种算法而且其收敛速度更快。

综合3个函数的测试结果所述,从收敛速度和最终的寻优精度两方面,改进后的GSABO都具有明显优势,因此使用GSABO对影响ICEEMDAN分解性能的白噪声幅值权重(N_{std})和噪声添加次数(N_E)进行参数寻优,适应度函数采用最小包络熵,GSABO优化ICEEMDAN的总体流程图如图5所示。

2 基于优化KELM的GIS局放识别方法

2.1 KELM及其优化理论

核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)是在极限学习机(ELM)的输入层、隐含层和输出层三层网络结构上引入核函数来代替ELM隐含层节点的特征映射,将复杂的低维空间不可分割的数据集转化为高维空间的内积运算问题,以此强化其稳定性与泛化能力

对于 N 组提取后的GIS局放故障样本 $\{(x_i, t_i)\}_{i=1}^N$,ELM网络的隐含层神经元数为 P ,激

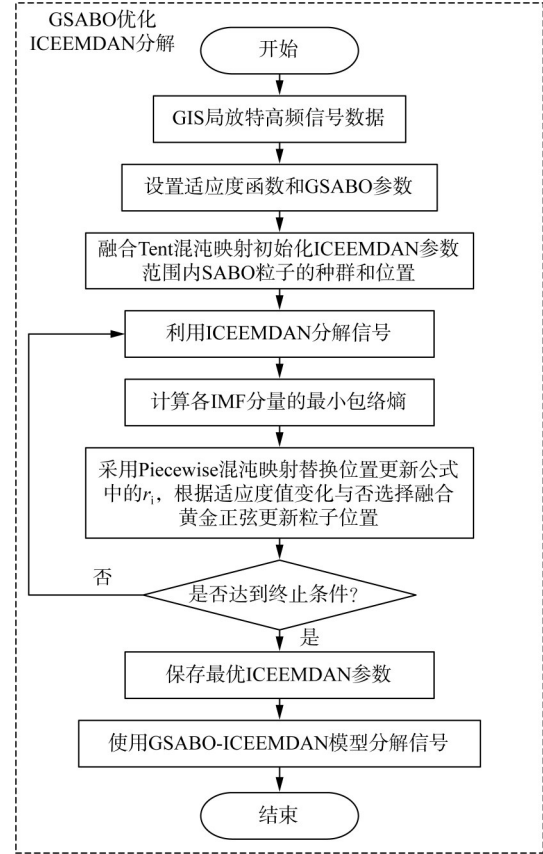


图5 GSABO-ICEEMDAN流程图

Fig. 5 GSABO-ICEEMDAN process diagram

励函数为 $g(\cdot)$,其表达式为:

$$F(x) = H\beta = Y \quad (13)$$

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1 x_1 + b_1) & \cdots & g(w_p x_1 + b_p) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 x_N + b_1) & \cdots & g(w_p x_N + b_p) \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: $F(x)$ 为预测输出函数; H 为隐含层输出矩阵; β 为隐藏层与输出层之间的权重值输出矩阵; Y 为目标输出矩阵; $w_1, \dots, w_p$ 为输入层与隐含层之间的连接权值; $b_1, \dots, b_p$ 为隐含层神经元的偏置; $g(\cdot)$ 为激励函数。

β 的公式为:

$$\beta = H^T \left(HH^T + \frac{I}{C} \right)^{-1} Y \quad (15)$$

式中: I 为单位矩阵; C 为正则化系数。

引入核函数,其公式为:

$$\begin{cases} \Omega_{ELM} = HH^T \\ HH^T_{(i,j)} = h(x_i)h(x_j) = K(x_i, x_j) \end{cases} \quad (16)$$

式中: Ω_{ELM} 为ELM核矩阵; $h(x_i)$ 、 $h(x_j)$ 分别为 x_i 与 x_j 的隐含层特征映射; $K(\cdot)$ 为核函数; x_i 、 x_j 分

别为第*i*与第*j*个故障样本。

核函数选用常用的径向基函数(radial basis function, RBF)作为核函数。RBF内核 $K(a, b)$ 可以定义为:

$$K(a, b) = \exp(-g\|a - b\|^2) \quad (17)$$

式中: g 为核参数; a 、 b 分别为两个任意样本的特征向量。

因此 $F(x)$ 可以改写为:

$$F(x) = HH^T \left(HH^T + \frac{I}{C} \right) Y$$

$$= \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ \vdots \\ K(x, x_n) \end{bmatrix} \left(\Omega_{ELM} + \frac{I}{C} \right)^{-1} Y \quad (18)$$

式中 n 为样本数量。

由上式所述,可知核参数 g 与正则化系数 C 对KELM的分类效果有直接影响,当 C 较小时,容易造成过拟合,当 C 过大时,会产生较大的训练误差,而 g 主要影响模型的泛化能力。因此需要采用上文提出的GSABO对这两个参数进行寻优以强化KELM分类性能来完成GIS局放数据样本的识别诊断。GSABO优化KELM诊断的总体流程如图6所示。

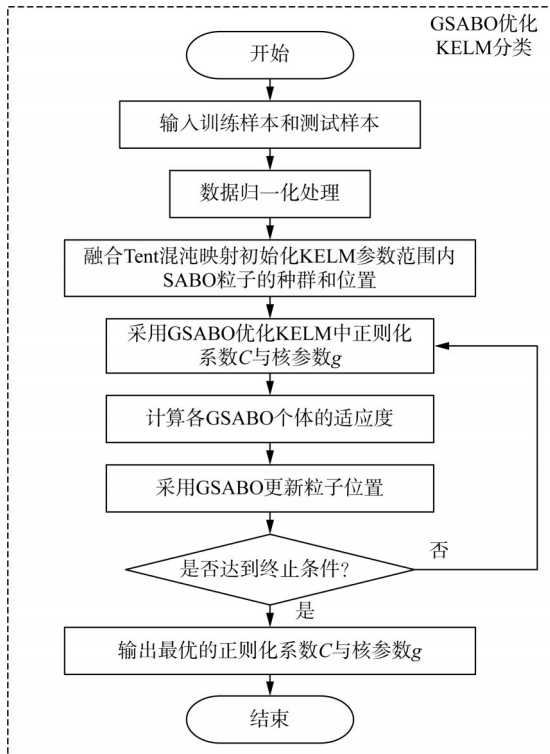


图6 GSABO-KELM流程图

Fig. 6 GSABO-KELM flowchart diagram

3 GIS局部放电识别

3.1 GIS局放信号的采集

实验采用杭州西湖电子研究所XD5936型号GIS局部放电模拟实验装置,实验装置如图7所示。该装置供电电源为220 V交流电,额定最高输出电压为160 kV,耦合电容器电容量为50 pF,局部放电电量额定电压 ≤ 1 pC,实验时内部充有0.35 Mpa的 SF_6 气体。数据采集系统为一台型号为XD50W特高频局部放电检测仪和一台型号为DSOX6002A的数字示波器。该系统测量频率为300~1500 MHz,动态范围为60 dB,结合文献[26-27]的实验测量要求,该实验系统可以满足兼顾成本与性能的GIS特高频局放信号采集普适性需求。

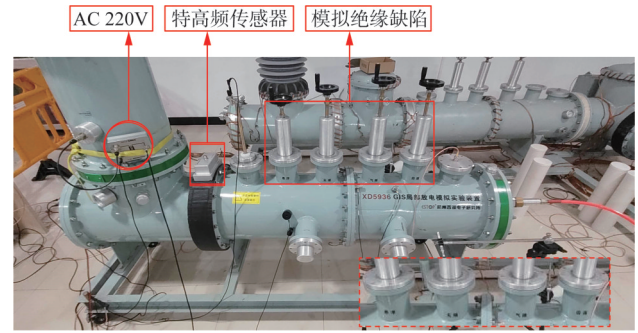


图7 GIS实验腔体现场图

Fig. 7 Experimental site diagram of the chamber of gas insulated switchgear

在腔体内模拟尖端、气隙、沿面和悬浮4种局部放电典型缺陷,4种缺陷所使用的模拟装置如图8所示。图8(a)为尖端缺陷模型图,模拟尖端放电通过精细打磨过的铜制尖端模型,上端跟模型底座连接,故实验装置的尖端是指GIS设备上的低压尖端;图8(b)为气隙缺陷模型图,在环氧树脂上开一深度为5 mm,直径为2 mm的气隙孔;图8(c)为沿面缺陷模型图,通过一根长为20 mm直径为1 mm的金属丝附着于环氧树脂表面来模拟;图8(d)为悬浮缺陷模型图,通过一个长为20 mm宽为10 mm的金属片用环氧树脂夹在中间来模拟。

4种缺陷模拟装置固定于旋钮上,通过旋钮伸入GIS局部放电实验腔体中进行局部放电故障模拟,缺陷装置固定旋钮与实验损耗后的缺陷模拟转置如图9—10所示。

在实验中往腔体内充满 SF_6 气体,为保证实验安

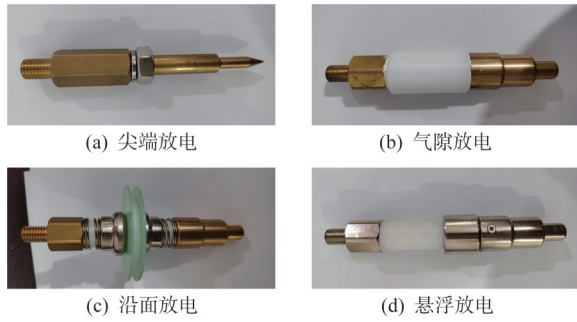


图 8 4种缺陷模拟装置图

Fig. 8 Four types of defect simulation device diagrams

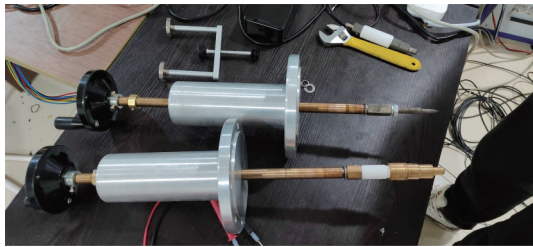


图 9 缺陷装置固定旋钮

Fig. 9 Defective device fixing knob

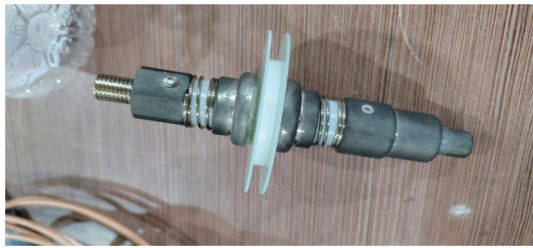


图 10 实验损耗后的缺陷模拟装置

Fig. 10 Defect simulation device after experimental loss

全性以及数据采集的完整性,采用逐步加压策略,每次加压 1 kV,检测到局部放电信号即停止。起始放电电压分别为 15 kV、23 kV、24 kV、33 kV,并以此作为 4 种缺陷下的实验电压,4 种缺陷的局放信号通过特高频传感器测量,设置示波器的采样频率为 5 GSa/s,采样时间为 500 ns,每条故障信号有 2 500 个采样点数,每种故障采集 100 条局部放电信号,其中 70 条作为训练集,30 条作为测试集。通过示波器采集到的 4 种典型故障信号示例图如图 11 所示。

3.2 故障信号 GSABO-ICEEMDAN 分解

获取局放信号后,首先对 GSABO-ICEEMDAN 参数进行设置,GSABO 种群数量设置为 20,最大迭代次数为 15,对白噪声幅值权重(N_{std})和噪声添加次数(N_E)进行寻优,其中,白噪声幅值权重 $N_{std} \in [0.1, 0.6]$,噪声添加次数 $N_E \in [50, 1\ 500]$,以最小

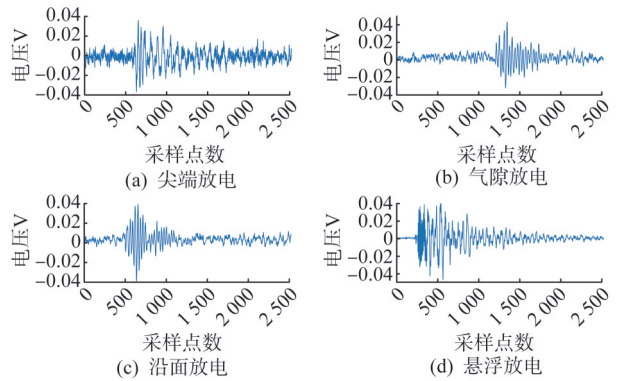


图 11 4种局放故障信号

Fig. 11 Four types of partial discharge fault signals

包裹熵作为目标函数进行寻优。以尖端放电为例,经过 GSABO 寻优后结果为 $(N_{std}, N_E) = (0.2124, 912)$,信号经过 GSABO 优化 ICEEMDAN 分解结果如图 12 所示。

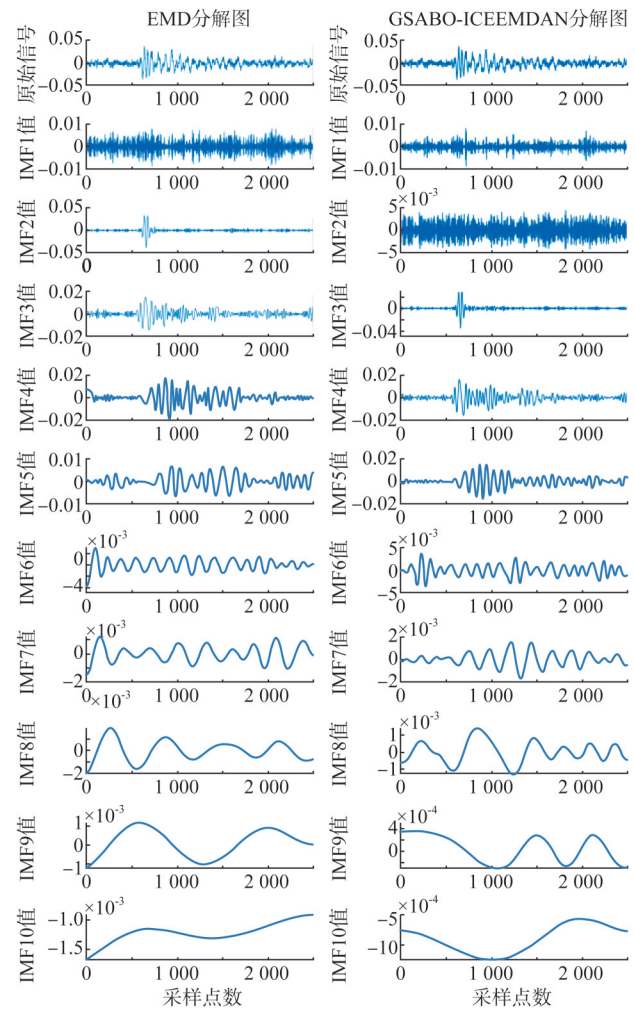


图 12 尖端信号分解对比图

Fig. 12 Comparison diagram of tip signal decomposition

与 EMD 对比可以发现 EMD 的 IMF1、IMF4 出现了明显的模态混叠问题, 而 GSABO-ICEEMDAN 很好地避免了这个问题。图 13 为算法的进化曲线对比图, GSABO 在迭代到第 4 代时达到收敛, 而未改进的 SABO 在第 6 代时达到收敛, DBO 则是在第 8 代完成收敛, 并且 GSABO 的寻优效果明显优于其他两者, 因此可以说明本优化方法的优越性。4 种 GIS 局放故障的 GSABO-ICEEMDAN 参数寻优结果如表 1 所示。

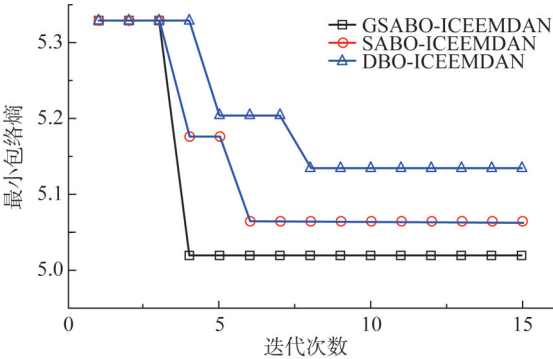


图 13 进化曲线对比图
Fig. 13 Comparison chart of evolution curves

表 1 4 种故障寻优结果
Tab. 1 Four types of fault optimization results

局放类型	白噪声幅值权重 N_{std}	噪声添加次数 N_E
尖端	0.212 4	912
气隙	0.360 8	652
悬浮	0.367 6	1 141
沿面	0.358 6	907

3.3 信号分解结果特征提取

在对 GSABO-ICEEMDAN 分解后得到 IMF 分量进行特征提取之前, 由于各 IMF 分量所包含的特征量不同, 因此选取各类故障相关系数最高的 3 个 IMF 分量进行特征提取, 相关系数的计算结果对比示例如图 14 所示。

筛选 IMF 分量完成后, 采用样本熵作为特征指标对其进行特征提取, 样本熵计算结果示例如表 2 所示。

3.4 局放故障特征的识别

通过计算筛选后 IMF 分量的样本熵作为特征指标, 构造局放故障特征向量矩阵以便利用 GSABO-KELM 对其故障类型进行分类识别。将样本输入到核极限学习机中, 利用 GSABO 优化其核参数 g 与

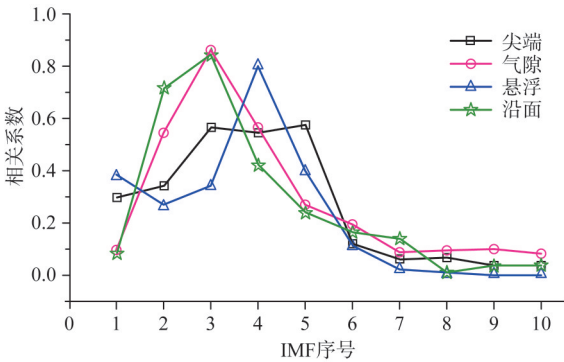


图 14 IMF 相关系数结果图
Fig. 14 IMF correlation coefficient results chart

表 2 样本熵计算结果
Tab. 2 Calculation results of characteristic indicators

样本	IMF1 值	IMF2 值	IMF3 值	IMF4 值	IMF5 值
尖端			0.479 2	0.404 2	0.186 4
颗粒		0.809 9	0.187 9	0.512 9	
气隙	0.072 9			0.105 2	0.314 9
悬浮		0.283 8	0.234 3	0.479 6	

正则化系数 C 。算法参数中, 搜索数量设置为 20, 最大迭代次数设置为 30, C 与 g 的优化参数目标上下限分别设置为 $C \in [0.1, 1\ 000]$, $g \in [0.1, 50]$, 以识别结果的正确率最高作为适应度函数进行寻优, 准确率最大为 100%, 故适应度最大值为 100, GSABO-KELM 优化结果如表 3 所示, 采用 GSABO-ICEEMDAN 分解的测试集预测结果与混淆矩阵如图 15 所示。

表 3 GSABO-KELM 寻优结果
Tab. 3 GSABO-KELM optimization results

识别准确率/%	(C, g)
99.166 7	(479.927 8, 0.360 8)

作为对比实验, 选用前文对比过的未优化 SABO 与 DBO 优化 ICEEMDAN 对实验样本数据进行分解, 其余特征提取与分类识别步骤不变, 其测试集识别准确率分别为 97.5% 和 95.833 3%, 测试结果与混淆矩阵如图 16—17 所示。

依上述步骤类推, 也将 GSABO-ICEEMDAN-KELM 算法与现存其他算法作对比, 如表 4 所示。

通过上述的对比结果可知, 相比于 GSABO-ICEEMDAN-KELM 进行故障识别, 使用 SABO 与 DBO 优化 ICEEMDAN-KELM 的识别准确率有所下降。通过分析 3 种方法的混淆矩阵可以看出, 利用

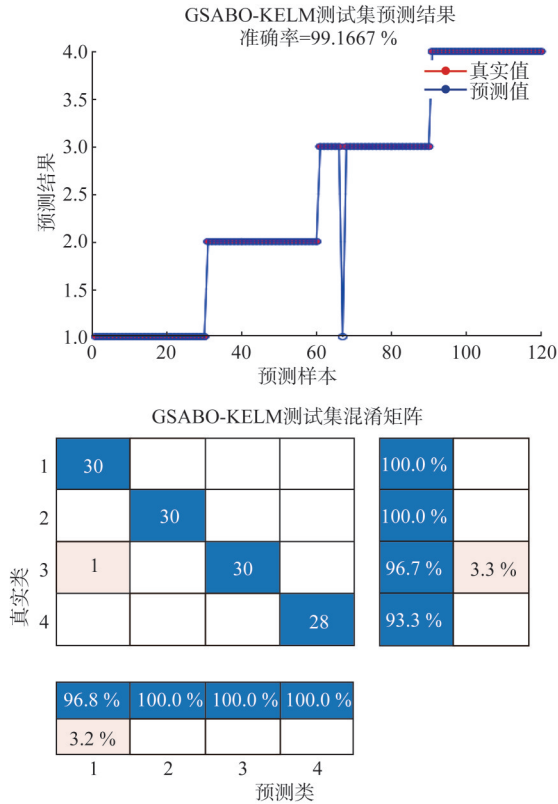


图 15 GSABO 测试集结果

Fig. 15 GSABO test set results

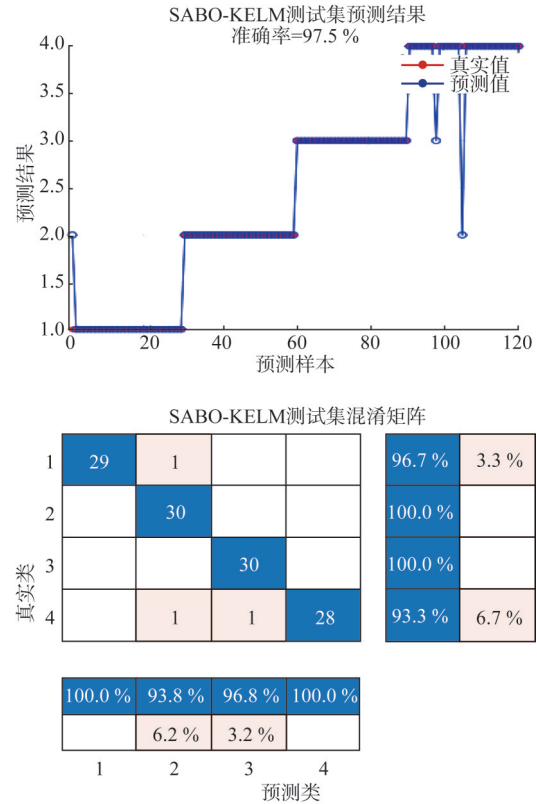


图 16 SABO 测试集结果

Fig. 16 SABO test set results

GSABO-ICEEMDAN-KELM 分解得到的信号进行识别仅有第 3 类故障一个样本被错误识别为第 1 类故障, 而使用 SABO 与 DBO 进行优化时, 识别错误样本数增加。表 4 中还列出采用 EMD 分解信号与 ELM 分类识别的识别结果, 可以看到在分解与分类算法更换后, 识别率进一步下降, 与本文所提出的方法存在显著的差距, 进一步体现了本文方法的准确性与优越性。

3.5 GIS 局部放电诊断的现场应用

为了进一步对本方法进行实际的检测验证, 采用盐城 110 kV 大农变电站内, 现场运维人员所采集的运行中 110 kV II 段母线压变间隔压变气室异常放电信号, 信号最剧烈处位于气室中部靠下位置, 如图 18 箭头所示。

通过外置特高频传感器采集局部放电信号, 并利用 GSABO-ICEEMDAN 进行分解, 现场信号及分解结果如图 19 所示。

对分解后的 IMF 分量提取特征矩阵, 并输入训练好的 GSABO-KELM 模型中进行识别诊断, 诊断结果为悬浮放电。

经过现场人员的手动开腔验证, 气室内存在金属屏蔽装配出现松动导致悬浮放电的情况, 如图 20 所示, 通过大农变电站的案例验证了本文所提方法的实际可行性。

4 结论

本文提出一种基于 GSABO 优化 ICEEMDAN 的 GIS 局放信号分解方法, 通过相关系数筛选分解得到的 IMF 分量, 计算其样本熵作为特征向量进行特征提取, 最终将特征向量输入经 GSABO 优化的核极限学习机, 实现故障类型的识别与诊断。通过实验数据分析, 得出结论以下。

1) 将 ICEEMDAN 分解应用于 GIS 局放信号处理, 提出以最小包络熵为指标, 对影响 ICEEMDAN 分解性能的白噪声幅值权重 (N_{std}) 和噪声添加次数 (N_e) 进行优化, 通过比较最小包络熵的大小验证该优化方法的有效性。

2) 为提升优化算法的效率并解决其易陷入局部最优的问题, 融合混沌映射与黄金正弦算法对 SABO 优化算法进行改进。经 CEC2005 函数集测试

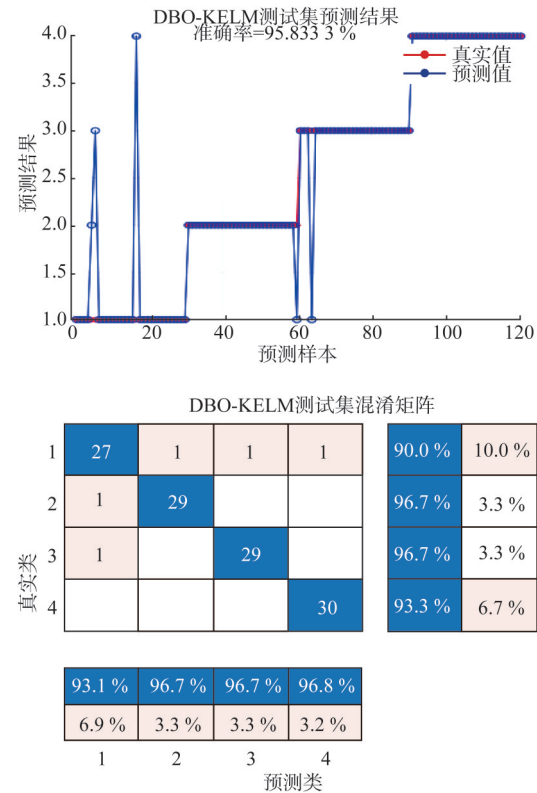


图 17 DBO 测试集结果

Fig. 17 DBO test set results

表 4 各算法识别结果对比

Tab. 4 Comparison of recognition results of various algorithms

算法名称	识别准确率/%
GSABO-ICEEMDAN-KELM	99.166 7
SABO-ICEEMDAN-KELM	97.500 0
DBO-ICEEMDAN-KELM	95.833 3
GSABO-ICEEMDAN-ELM	91.666 7
EMD-GSABO-KELM	88.333 3
EMD-ELM	85.833 3

及进化曲线对比表明,改进后的 GSABO 优化算法相较于未改进的 SABO 及其他优化算法具有一定优势。

3)采用 GSABO 优化的 KELM,对经 GSABO-ICEEMDAN 分解提取的特征向量进行分类。通过与未改进 SABO 优化 KELM、DBO 优化 KELM 及 ICEEMDAN 方法的识别结果对比,体现本方法的改进效果;同时,对 110kV 大农变电站的现场局放信号进行诊断验证,证实该方法在 GIS 局部放电识别中具有良好表现。本方法可为局部放电识别诊断领域的研究提供一定参考。

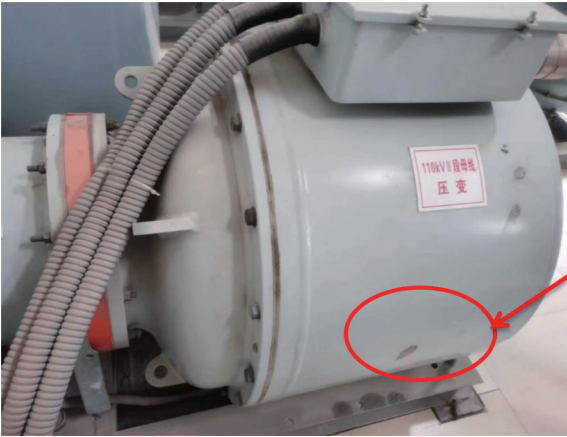


图 18 II 段母线压变间隔压变气室

Fig. 18 Section II bus VT bay VT gas compartment

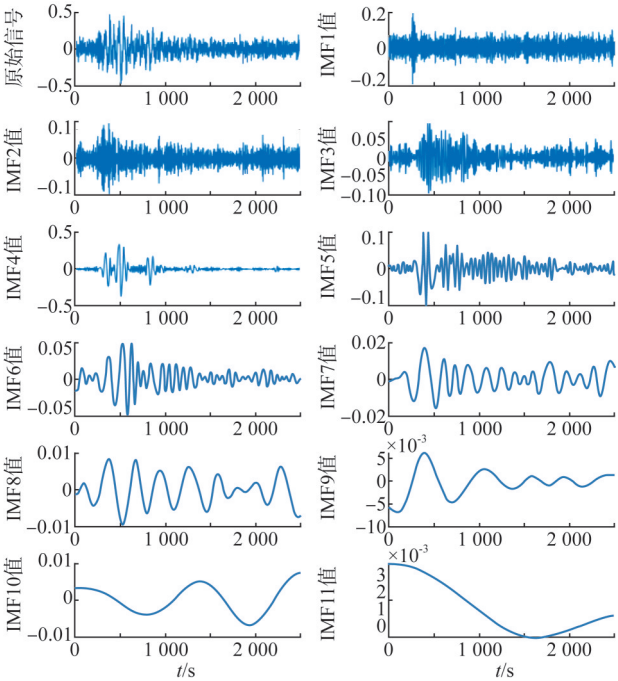


图 19 现场信号 GSABO-ICEEMDAN 分解

Fig. 19 Field signal GSABO-ICEEMDAN decomposition

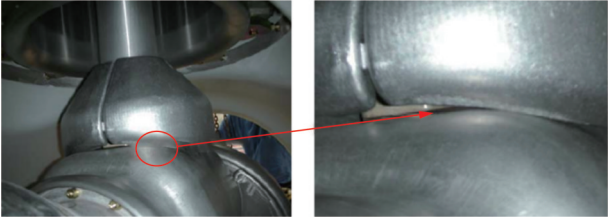


图 20 金属屏蔽松动开腔图

Fig. 20 Diagram of metal shield loosening and opening cavity

参考文献

[1] 王艳新, 闫静, 王建华, 等. 基于域对抗迁移卷积神经网络的

- 小样本 GIS 绝缘缺陷智能诊断方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(9): 2150–2160.
- WANG Yanxin, YAN Jing, WANG Jianhua, et al. Intelligent insulation defect diagnosis method based on small sample GIS domain-adversarial transfer convolutional neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(9): 2150–2160.
- [2] 闫泽玉, 杨洋, 刘云鹏, 等. 基于神经监督决策树算法的多感知 GIS 局部放电识别[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(14): 5821–5833.
- YAN Zeyu, YANG Yang, LIU Yunpeng, et al. Partial discharge recognition based on neural supervised decision tree algorithm in multi-sensor GIS [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(14): 5821–5833.
- [3] 张书琴, 张克选, 骆常璐, 等. GIS 外壳绝缘隔断处的过电压分析与控制措施研究[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(11): 181–187.
- ZHANG Shuqin, ZHANG Kexuan, LUO Changlu, et al. Analysis of overvoltage and control measures at the insulation partition of GIS enclosures [J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(11): 181–187.
- [4] 吴闽, 蒋伟, 罗颖婷, 等. 基于改进 SSD 的 GIS 多源局放模式识别[J]. 高电压技术, 2023, 49(2): 812–821.
- WU Min, JIANG Wei, LUO Yingting, et al. GIS multi-source partial discharge pattern recognition based on improved SSD [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 812–821.
- [5] 于聪, 汤凯波, 李哲, 等. 基于 BP 神经网络与改进 DS 证据融合的 GIS 设备局放故障识别[J]. 电气工程学报, 2023, 18(4): 361–369.
- YU Cong, TANG Kaibo, LI Zhe, et al. Partial discharge fault recognition of GIS equipment based on BP neural network and improved DS evidence fusion [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(4): 361–369.
- [6] 周晶, 罗日成, 黄军. 基于改进小波阈值—CEEMDAN 的变压器局部放电超声信号白噪声抑制方法[J]. 高压电器, 2024, 60(1): 163–171.
- ZHOU Jing, LUO Richeng, HUANG Jun. White noise suppression method of ultrasonic signal of transformer partial discharge based on improved wavelet threshold-CEEMDAN [J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(1): 163–171.
- [7] WU Y K, WU S H, HUANG C L, et al. Deterministic and probabilistic wind power forecasts by considering various atmospheric models and feature engineering approaches [C]// 2022 IEEE/IAS 58th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS), May 02–05, 2022, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2022: 1–12.
- [8] ZHANG J L, LIU Z Y, CHEN T. Interval prediction of ultra-short-term photovoltaic power based on a hybrid model [J]. Electric Power Systems Research, 2023, (216): 1–8.
- [9] 吉兴全, 赵国航, 叶平峰, 等. 基于 QMD-HBiGRU 的短期光伏功率预测方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(9): 3850–3859.
- JI Xingquan, ZHAO Guohang, YE Pingfeng, et al. Short-term PV power forecasting method based on QMD-HBiGRU [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3850–3859.
- [10] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomed Signal Process Control, 2014, 14(1): 19–29.
- [11] HE Z, TIAN S, JIAO M, et al. Sub-ppm NDIR SF6 gas sensor using ICEEMDAN-SG joint denoising algorithm [J]. Infrared Physics & Technology, 2024, (139): 105273.1–105273.11.
- [12] 陈爱午, 王红卫. 基于 HBA-ICEEMDAN 和 HWPE 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机电工程, 2023, 40(8): 1157–1166.
- CHEN Aiwu, WANG Hongwei. Fault diagnosis of planetary gearbox based on HBA-ICEEMDAN and HWPE [J]. Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(8): 1157–1166.
- [13] 吴杰康, 覃炜梅, 梁浩浩, 等. 基于自适应极限学习机的变压器故障识别方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(10): 181–186.
- WU Jiekan, QIN Weimei, LIANG Haohao, et al. Transformer fault recognition method based on adaptive extreme learning machine [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10): 181–186.
- [14] 田鹏, 崔其会, 张建华, 等. 基于电流-振动信号和 GA-SVM 的隔离开关故障诊断[J]. 高电压技术, 2023, 49(S1): 179–185.
- TIAN Peng, CUI Qihui, ZHANG Jianhua, et al. Fault diagnosis of isolator switch based on current-vibration signal and GA-SVM [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 179–185.
- [15] 金辉, 高伟, 林亮世, 等. 基于网格指纹匹配的光伏阵列电弧故障定位方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(2): 805–815.
- JIN Hui, GAO Wei, LIN Liangshi, et al. Arc Fault localization method for PV array based on grid fingerprint matching [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 805–815.
- [16] 赵文清, 严海, 周震东, 等. 基于残差 BP 神经网络的变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(2): 143–148.
- ZHAO Wenqing, YAN Hai, ZHOU Zhendong, et al. Transformer fault diagnosis based on residual BP neural network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(2): 143–148.
- [17] 田鹏, 崔其会, 张建华, 等. 基于电流-振动信号和 GA-SVM 的隔离开关故障诊断[J]. 高电压技术, 2023, 49(S1): 179–185.
- TIAN Peng, CUI Qihui, ZHANG Jianhua, et al. Fault diagnosis of isolator switch based on current-vibration signal and GA-SVM [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 179–185.
- [18] 方涛, 钱晔, 郭灿杰, 等. 基于天牛须搜索优化支持向量机的变压器故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(20): 90–96.
- FANG Tao, QIAN Ye, GUO Canjie, et al. Research on transformer fault diagnosis based on beetle-tail search optimization support vector machine [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 90–96.
- [19] 刘钦东, 罗勇水, 张军华, 等. 基于 WPT-SVD-KELM 的大型风力机叶片表面裂纹识别方法研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 155–161.
- LIU Qindong, LUO Yongshui, ZHANG Junhua, et al. Study on identification method of large wind turbine blade surface crack based on WPT-SVD-KELM [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(3): 155–161.
- [20] HUANG G B, ZHOU H, DING X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(2): 513–529.
- [21] 郭明军, 李伟光, 赵学智, 等. 基于多域特征的 BA-KELM 微型电机故障检测[J]. 振动与冲击, 2023, 42(2): 251–257.

- GUO Mingjun, LI Weiguang, ZHAO Xuezhi, et al. Fault detection of micro motor based on multi-domain feature BAKELM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2): 251 – 257.
- [22] 臧奕茗, 王辉, 钱勇, 等. 基于三维光学指纹和NPSO-KELM的GIL局部放电定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(20): 6754 – 6764.
- ZANG Yiming, WANG Hui, QIAN Yong, et al. Localization method of GIL partial discharge based on three-dimensional optical fingerprint and NPSO-KELM[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(20): 6754 – 6764.
- [23] TROJOVSKÝ P, DEGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: a new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Biomimetics (Basel). 2023, 8(2): 1 – 14.
- [24] 刘志强, 何丽, 袁亮, 等. 采用改进灰狼算法的移动机器人路径规划[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(10): 49 – 60.
- LIU Zhiqiang, HE Li, YUAN Liang, et al. Path planning for mobile robot using improved grey wolf algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(10): 49 – 60.
- [25] 刘成汉, 何庆. 融合多策略的黄金正弦黑猩猩优化算法[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2360 – 2373.
- LIU Chenghan, HE Qing. Golden sine chimpanzee optimization algorithm fusing multi-strategy[J]. Journal of Automation, 2023, 49(11): 2360 – 2373.
- [26] 郝曙光, 李璐, 张伟政, 等. 基于特高频法的GIS金属尖端缺陷局部放电检测和分析[J]. 高压电器, 2020, 56(6): 88 – 92.
- HAO Shuguang, LI Lu, ZHANG Weizheng, et al. Detection and analysis of metal tip defect partial discharge by GIS based on UHF method[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 56(6): 88 – 92.
- [27] 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, 31.
- XIONG Jun, YANG Sen, HOU Huijuan, et al. Partial discharge positioning error analysis and optimal layout based on UHF sensor array[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(1): 20 – 25, 31.

收稿日期: 2024-04-08; 网络首发日期: 2024-09-26

作者简介:

王思涵(1998), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力设备状态监测与故障诊断技术, 907454455@qq.com;

马宏忠(1962), 男, 教授, 博士, 从事电力主设备状态监测、故障诊断与健康预警研究;

孙维(1996), 男, 博士研究生, 研究方向为电力设备状态监测与故障诊断技术。

(上接第65页 Continued from Page 65)

- [21] SUN Q, XIE Y, HU X, et al. Identification of generating units that abuse market power in electricity spot market based on AdaBoost-DT algorithm[J]. Aeroengine, 2024, 50(1): 102 – 108.
- [22] DAGOUMAS A S, KOLTSAKLIS N E, PANAPAKIDIS L P, et al. An integrated model for risk management in electricity trade[J]. Energy, 2017(124): 350 – 363.
- [23] 和识之, 何翔路, 娄素华, 等. 南方(以广东起步)电力现货市场“月结算”试运行关键监测指标及市场力分析[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 175 – 185.
- HE Shizhi, HE Xianglu, LOU Suhua, et al. Key monitoring indexes and market power analysis for “monthly settlement” trial operation of southern China (starting from Guangdong) electricity spot market[J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 175 – 185.
- [24] 国家发展改革委. 关于进一步深化燃煤发电上网电价市场化改革的通知(发改价格[2021]1439号)[EB/OL]. [2021 – 10 – 12]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-10/12/content_5642159.htm.
- [25] 国家发展改革委. 关于2021年新能源上网电价政策有关事项的通知(发改价格[2021]833号)[EB/OL]. [2021 – 06 – 11]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-06/11/content_5642159.htm.
- [26] 李瀚琰. 论家庭暴力案件中高度盖然性证明标准的实现[J]. 北京化工大学学报(社会科学版), 2020(4): 39 – 47.
- LI Hanyan. Realization of high probability standard of proof in domestic violence cases[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Social Sciences Edition), 2020(4): 39 – 47.
- [27] 李怡晨, 李强, 李宏伟, 等. 融合阶梯式碳交易与需求响应的源荷协同优化[J]. 广东电力, 2024, 37(4): 71 – 79.
- LI Yichen, LI Qiang, LI Hongwei, et al. Source-load collaborative optimization combining stepwise carbon trading and demand response[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(4): 71 – 79.
- [28] 张昊, 米阳, 马思源, 等. 考虑综合需求响应与碳交易的多能源虚拟电厂两阶段随机优化调度策略[J]. 广东电力, 2025, 38(5): 1 – 15.
- ZHANG Hao, MI Yang, MA Siyuan, et al. Two-stage stochastic scheduling strategy for multi-energy virtual power plant incorporating integrated demand response and carbon trading mechanism[J]. Guangdong Electric Power, 2025, 38(5): 1 – 15.

收稿日期: 2024-03-24; 网络首发日期: 2024-07-30

作者简介:

谢敬东(1968), 男, 教授, 博士, 研究方向为电力市场化改革、电力市场监管、电力市场风险防范;

关博文(1997), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力市场、电力市场风险防范, wens_postbox@163.com;

陆池鑫(1994), 男, 工程师, 硕士, 研究方向为电力市场风险防范、电力市场优化服务。