DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)07-0076-06

基于改进减法平均优化算法的GIS局部放电故障诊断方法

张 运,张士勇,黄晓巍,张 琦,陈 斌

(国网江苏省电力有限公司 盐城供电分公司,江苏 盐城 224000)

摘 要:针对气体绝缘组合电器(gas-insulated switchgear, GIS)绝缘缺陷引发的局部放电故障诊断难题,提出一种基于改进减法平均优化算法(cauchy mutation improved subtraction-average-based optimizer, CSABO)的GIS局部放电故障诊断方法。原始减法平均优化算法(subtraction-average-based optimizer, SABO)存在易陷入局部最优、收敛精度不足的问题,本文引入Cubic混沌映射优化种群初始化,并融合柯西变异策略帮助粒子跳出局部极值,构建CSABO算法。将其同时用于时变滤波经验模态分解(time-varying filter empirical mode decomposition, TVFEMD)的带宽阈值、B-样条阶次参数,以及最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)的惩罚因子c和核参数σ的联合寻优。通过CSABO-TVFEMD分解尖端、颗粒、气隙、悬浮4种典型GIS特高频局部放电信号,采用相关系数法筛选有效本征模态函数分量,提取峭度、裕度、脉冲、波形、峰值5项时域指标构成特征向量,输入CSABO-LSSVM模型完成故障识别。实验结果表明,该方法识别准确率达98.33%,显著优于SABO、GWO、PSO等对比算法,且收敛速度更快。110 kV变电站现场应用案例验证了该方法能准确诊断实际GIS局部放电故障,可为电力设备绝缘状态评估提供技术支撑。

关键词:气体绝缘组合电器;特高频;时变滤波经验模态分解;减法平均优化算法;最小二乘支持向量机;局部放电;故障诊断

中图分类号:TP183;TM855;TM595 **文献标志码**:A **文章编号**:1003-7241(2026)07-0076-06

GIS partial discharge fault diagnosis method based on improved subtraction-average-based optimizer

Zhang Yun, Zhang Shiyong, Huang Xiaowei, Zhang Qi, Chen Bin

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Yancheng Power Supply Branch, Yancheng 224000, Jiangsu, China)

Abstract: Aiming at the difficulty in partial discharge fault diagnosis caused by insulation defects in gas-insulated switchgear (GIS), this paper proposes a GIS partial discharge fault diagnosis method based on the improved subtraction-average-based optimizer (CSABO). The original subtraction-average-based optimizer (SABO) is prone to local optima and suffers from insufficient convergence accuracy. To address these issues, the Cubic chaotic map is introduced to optimize population initialization, and Cauchy mutation is integrated to help particles jump out of local extrema, thus constructing the CSABO algorithm. The proposed algorithm is simultaneously applied to the joint optimization of key parameters, including the bandwidth threshold and B-spline order of time-varying filter empirical mode decomposition (TVFEMD), as well as the penalty factor c and kernel parameter σ of least squares support vector machine (LSSVM). Four typical GIS UHF partial discharge signals (tip discharge, particle discharge, air-gap discharge, floating discharge) are decomposed via CSABO-TVFEMD. The effective intrinsic mode function components are selected using the correlation coefficient method, and five time-domain indicators (kurtosis, margin index, pulse index, waveform index, and crest factor) are extracted to form the feature vector, which is fed into the CSABO-LSSVM model for fault identification. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves a recognition accuracy of 98.33%, significantly outperforming comparison algorithms such as SABO, GWO, and PSO, with faster convergence speed. Field application in a 110 kV substation verifies that the method can accurately diagnose actual GIS partial discharge faults, providing technical support for insulation condition assessment of power

Keywords: gas insulated switchgear; ultra high frequency; time-varying filtering empirical mode decomposition; subtraction-average-based optimizer; least squares support vector machine; partial discharge; fault diagnosis

气体绝缘组合电器作为电网的主要电力设备,在运行中可能存在多种绝缘缺陷导致局部放电现象,针对局部放电信号对GIS进行故障诊断至关重要[1-2]。

故障诊断先对信号进行特征提取,经验模态分解方法(empirical mode decomposition,EMD)虽然其有信号分解自适应能力,但难以解决模态混叠与端点效应问题[3]。时变滤波经验模态分解与其他类EMD方法相比,解决了分离和间歇性问题,提高频率分离性能和低采样率下的稳定

收稿日期:2024-12-12;**录用日期**:2025-03-15

基金项目:国网江苏省电力有限公司科技项目资助(J2023002)

作者简介:张 运(1978—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力设备故障诊断。

引用本文:张运, 张士勇, 黄晓巍, 等. 基于改进减法平均优化算法的GIS局部放电故障诊断方法[J]. 自动化技术与应用, 2026,45(7):76-80,97. (Zhang Yun, Zhang Shiyong, Huang Xiaowei, et al. GIS partial discharge fault diagnosis method based on improved subtraction-average-based optimizer [J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(7):76-80,97.)

性[4-5]。但是其带宽阈值和 B-样条阶次参数影响性能。文献[6]选取粒子群算法优化该参数用于滚动轴承故障诊断;文献[7]采用鲸鱼优化算法优化这两项参数用于电机轴承的损伤检测;都取得了良好的故障诊断效果。本文选取相较于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、灰狼算法(grey wolf optimizer,GWO)等算法寻优能力更强,收敛速度更快的减法平均优化算法[8]对 TVFEMD 的参数进行优化,并采用最大包络谱故障特征能量比[9]作为目标函数来反映信号的调解效果。

最小二乘支持向量机是 SVM 结合二次损失函数的分类算法[10],能够简化计算并避免局部极小问题,适用于中小型样本、高维的 GIS 局部放电故障数据。但其核函数参数 σ 和惩罚因子 c 的选择对准确率存在影响[11-12],需要对参数进行优化。

本文提出一种基于改进减法优化的 GIS 局部放电诊断方法。使用融合柯西变异改进减法平均优化算法优化 TVFEMD 以及 LSSVM,实现对 GIS 局部放电信号的故障诊断。

1 改进减法优化 GIS 局放分解

1.1 减法优化算法

基于减法平均的优化算法(subtraction average based optimizer, SABO)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。算法流程如下。

1) 算法初始化

利用式(1)随机初始化搜索代理在搜索空间中的主要位置, 即

$$x_{i,d} = \mathrm{lb}_d + r_{i,d} \cdot (\mathrm{ub}_d - \mathrm{lb}_d),\ i = 1,\cdots,N, d = 1,\cdots,m \tag{1}$$

式中, $x_{i,d}$ 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 为决策变量的个数,$r_{i,d}$ 为区间[0,1]内的随机数,ub_d 和 lb_d 分别为第 d 维决策变量的上界与下界。

2) SABO 算法的数学模型

SABO 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,即

$$A -_v B = \mathrm{sign}(F(A) - F(B))(A - \boldsymbol{v} \odot B) \tag{2}$$

式中 $\boldsymbol{v}$ 是一个维度为 m 的向量,是从集合{1,2}生成的随机数, 运算“⊙”表示两个向量的 Hadamard 积, $F(A)$ 和 $F(B)$ 分别是搜索代理A和B的目标函数的值, sign 是 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 $X_j(j = 1,2,\cdots, N)$ 的“$-v$”减法的算术平均值来计算的。位置更新方式如下,即

$$X_i^{\mathrm{new}} = X_i + \boldsymbol{r}_j \odot \frac{1}{N}\sum_{j-1}^{N}(X_i -_v X_j),\ i = 1,2,\cdots,N \tag{3}$$

式中, N 是搜索代理的总数,$\boldsymbol{r}_j$ 是维度 m 的向量,其中分量具有来自区间[0,1]的值的正态分布。

粒子位置替换公式如下所示。

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\mathrm{new}}, & F_i^{\mathrm{new}} < F_i \\ X_i, & \text{其他} \end{cases} \tag{4}$$

式中, F_i 和 F_i^{new} 分别是搜索代理 X_i 和 X_i^{new} 的目标函数值。

1.2 融合柯西变异改进 SABO 算法

融合柯西变异改进 SABO 算法(cauchy mutation improved subtraction-sed optimizer, CSABO)流程如下。

1) 将混沌映射应用于粒子初始化以加速算法的收敛,采用 Cubic 映射优化粒子初始位置,公式如下,即

$$X_{i+1} = \rho X_i(1 - X_i^2) \tag{5}$$

式中, i 表示映射次数,X_i 表示第 i 次映射粒子位置的值,取 $\rho = 2.595$ 时, Cubic 映射具有较好的混沌遍历性。

2) 融合柯西变异,帮助粒子跳出局部最优解。当前迭代下的粒子最优位置没有变化时,融合柯西变异对粒子位置进行更新,公式如下,即

$$X_i^{\mathrm{new}} = X_i + X_i \times \mathrm{Cauchy}(0,1) \tag{6}$$

式中, $\mathrm{Cauchy}(0,1)$ 为标准柯西分布函数。

1.3 CSABO 优化 TVFEMD 分解

TVFEMD 算法是在 EMD 分解算法的基础上利用时变滤波器(time-varying filter,TVF)来缓解模态混合问题所产生的算法。利用 CSBO 对影响 TVFEMD 分解效果的频宽阈值 ξ 与 B-样条阶次 n 两参数进行参数寻优,优化目标函数采用包络谱故障特征能量比,定义如下。

设信号的包络谱序列为 X,则信号包络谱的总能量为 $W^* = \Sigma X^2$,定义故障特征能量比 η 表达式如下,即

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i^2}{W^*} \tag{7}$$

式中, X_i 为故障特征频率倍频处的幅值,$n = 4$。故障特征能量比表示信号故障特征频率前 n 倍频处的能量占包络谱总能量的比重,比重越大,说明故障特征频率前 n 倍越明显,信号解调效果越好[13-14]。

利用 CSABO 对 TVFEMD 分解参数寻优过程如图 1 所示。

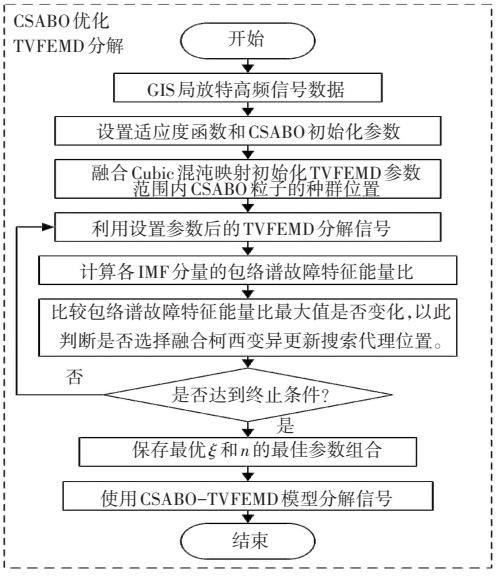


图 1 CSABO-TVFEMD 流程

Fig. 1 Flowchart of CSABO-TVFEMD

2 GIS 局部放电识别应用

2.1 GIS 局放信号的采集

实验采用某高压大厅 GIS 装置的一节腔体,如图 2 所示。人为预设尖端、颗粒、气隙、悬浮四种局部放电典型缺陷,使用特高频传感器采集 4 种不同缺陷的局放信号。



图 2 GIS 实验腔体现场图

Fig. 2 On-site photograph of the GIS experimental chamber

在实验中往腔体内充满 SF6 气体,为保证实验安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 15,23,24,33 kV,并以此作为该缺陷下的实验电压,四种缺陷的局放信号通过特高频传感器测量,实验接线如图 3 所示。

设置示波器的采样频率为 50 MSa/s,每种局放故障取 100 个放电点,其中 70 组作为训练集,30 组作为测试集。通过示波器采集到 4 种典型故障信号。

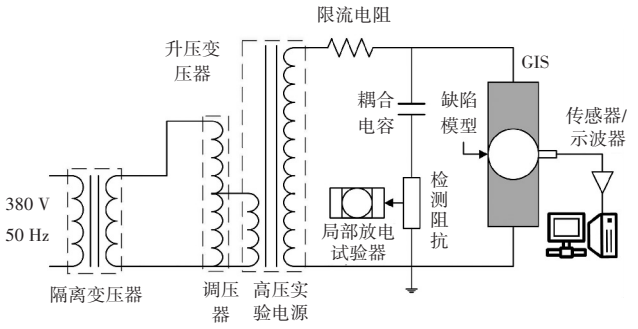


图 3 实验接线图

Fig. 3 Experimental wiring diagram

2.2 故障信号 CSABO-TVFEMD 分解

利用 CSABO-TVFEMD 对 GIS 局放信号进行分解,对 CSABO-TVFEMD 参数进行设置,CSABO 种群数量设置为 15,最大迭代次数为 30,带宽阈值 $\xi \in [0.1, 5]$,B-样条阶数 $n \in [1, 30]$,以最大包络谱故障特征能量比为目标函数进行寻优。以尖端放电为例,经过 CSABO 寻优后结果为 $(\xi, n) = (0.21, 26)$,信号经过 CSABO 优化 TVFEMD 分解结果如图 4 所示。图 5 为算法的进化曲线对比图,CSABO 在迭代到第 5 代时收敛,SABO 与 GWO 分别在第 9 代与第 16 代时达到收敛,说明本优化方法的可行性。4 种 GIS 局放故障的 CSABO-TVFEMD 参数寻优结果如表 1 所示。

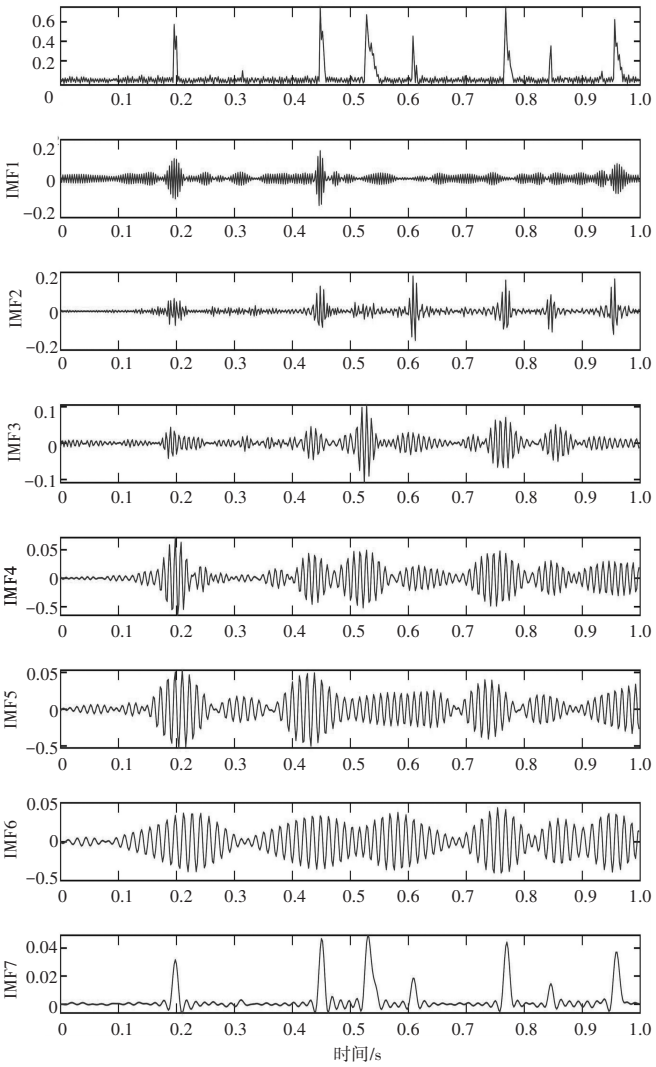


图 4 尖端放电信号 CSABO-TVFEMD 分解图

Fig. 4 Decomposition diagram of tip discharge signal by CSABO-TVFEMD

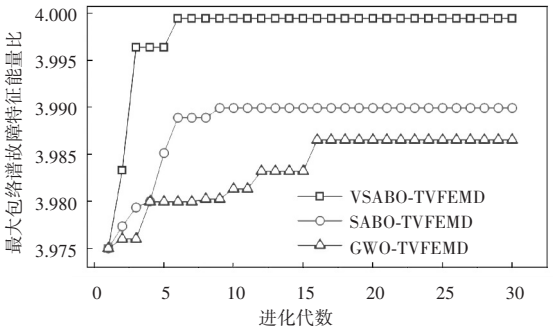


图 5 进化曲线对比图

Fig. 5 Comparison of evolution curves

表 1 4 种故障寻优结果

Tab. 1 Optimization results of four types of faults

局放类型	带宽阈值 ξ	B-样条阶数 n
尖端	0.21	26
颗粒	0.10	28
气隙	0.15	28
悬浮	0.16	25

2.3 信号分解结果特征提取

采用相关系数法来选取各本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量中相关程度较高的分量,IMF 相关系数计算结果如表 2 所示,筛选相关系数最高的前 3 个 IMF 分量进行特征提取。局放信号时间短,会形成强烈脉冲,故以其峭度指标 ***Kr***、裕度指标 ***L***、脉冲指标 ***I***、波形指标 ***S***、峰值指标 ***C*** 构成五维输入向量,进行局放故障信号的特征提取。

表 2 IMF 分量相关系数计算结果

Tab. 2 Calculation results of correlation coefficients of IMF components

IMF	尖端	颗粒	气隙	悬浮
IMF1	0.276 8	0.470 3	0.366 6	0.355 4
IMF2	0.285 0	0.202 2	0.213 4	0.178 8
IMF3	0.191 5	0.170 3	0.240 4	0.272 9
IMF4	0.180 8	0.313 5	0.151 7	0.204 3
IMF5	0.169 5	0.321 8	0.310 3	0.192 5
IMF6	0.173 9	0.258 3	0.306 4	0.306 7
IMF7	0.845 1	0.663 8	0.740 8	0.771 0

2.4 局放故障特征的识别

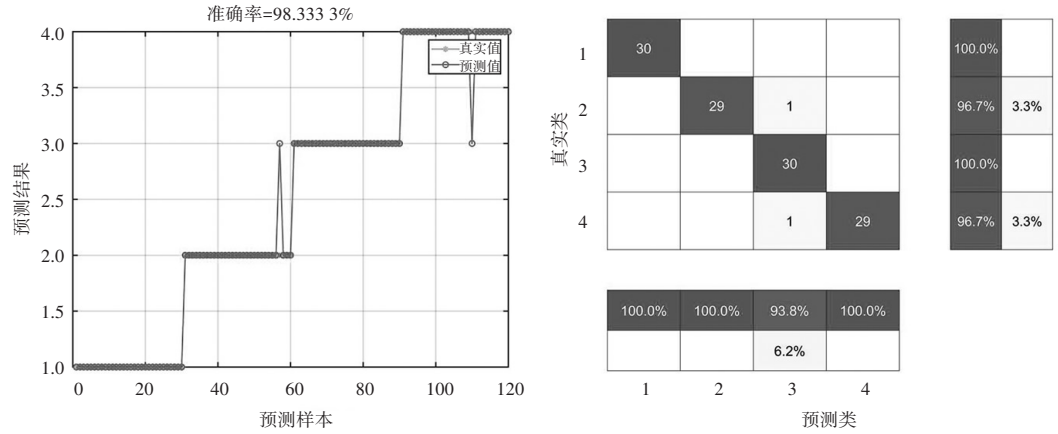
计算峭度指标 ***Kr***、裕度指标 ***L***、脉冲指标 ***I***、波形指标 ***S***、峰值指标 ***C*** 五项特征指标,构造局放故障特征向量矩阵。将样本输入到 LSSVM 中,利用 CSABO 优化 LSSVM 的参数惩罚因子 c 和核参数 σ。设置 CSABO 搜索数量为 20,最大迭代次数设置为 50, c 与 σ 的优化参数目标上下限分别设置为 $c \in [0.001, 1\,000]$, $\sigma \in [0.001, 100]$,以识别结果的误差率最小作为适应度函数进行寻优,准确率最大为 100%,适应度最小值为 0,CSABO-LSSVM 优化结果如表 3 所示,采用 CSABO-TVFEMD 分解的测试集预测结果与混淆矩阵如图 6 所示。

表 3 CSABO-LSSVM 寻优结果

Tab. 3 Optimization results of CSABO-LSSVM

识别准确率/%	(c, σ)
98.333 3	(602.641 9, 75.152 9)

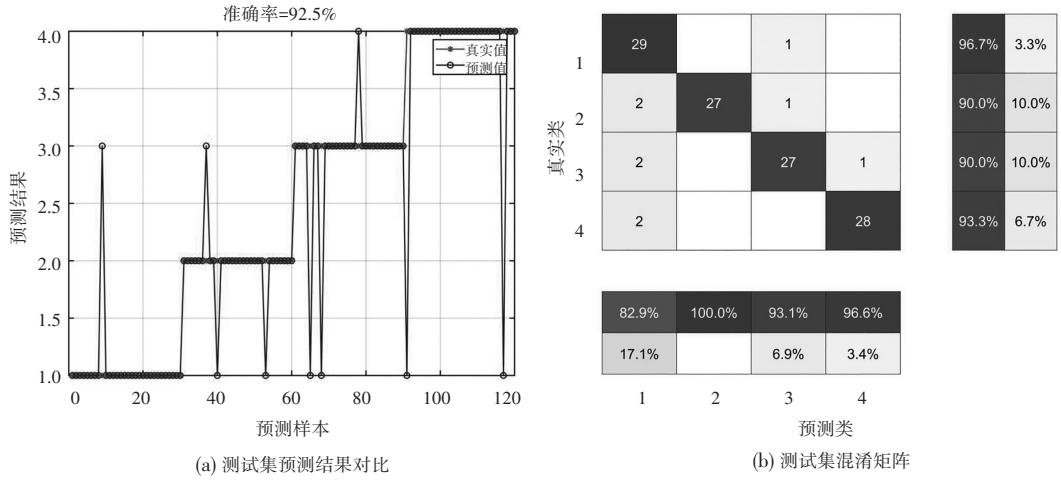
作为对比实验,选用 SABO 优化的 TVFEMD 对实验样本数据进行分解,其余特征提取与分类识别步骤不变,其测试集识别准确率为 92.5%,测试结果与混淆矩阵如图 7 所示。



(a) 测试集预测结果对比　　(b) 测试集混淆矩阵

图 6 CSABO 测试集结果

Fig. 6 Test set results of CSABO



(a) 测试集预测结果对比　　(b) 测试集混淆矩阵

图 7 SABO 测试集结果

Fig. 7 Test set results of SABO

依上述步骤类推,将本文所提模型与现存其他算法作对比,如表 4 所示。

表 4　各算法识别结果对比

Tab. 4　Comparison of recognition results of different algorithms

算法名称	识别准确率/%
CSABO-TVFEMD-LSSVM	98.333 3
SABO-TVFEMD-LSSVM	92.500 0
GWO-TVFEMD-LSSVM	90.833 3
CSABO-TVFEMD-SVM	85.833 3
EMD-CSABO-LSSVM	81.666 7
PSO-TVFEMD-LSSVM	88.333 3

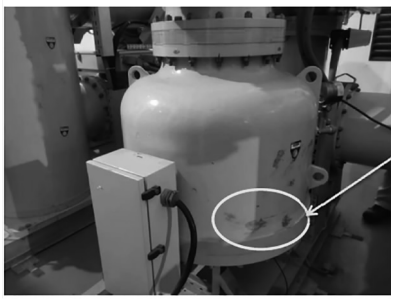
通过上述对比结果可知,相比于 CSABO,使用 SABO 与 GWO 优化 TVFEMD 的识别准确率有显著的下降。由混淆矩阵可以看出,利用 CSABO 优化的信号识别仅有第 2 与第 4 类故障各一个样本被错误识别为 3 类故障,而使用 SABO 时,四种故障皆有不同程度的识别错误。表 5 中比较了 EMD 分解信号与 CSABO-SVM 分类识别的识别结果,可以看到在信号分解与分类识别方法更换之后,识别率进一步下降,与本文所提出的 CSABO-TVFEMD-LSSVM 存在显著差距,进一步体现了本文方法的准确性与优越性。

3　GIS 局放诊断方法现场应用

在某 110 kV 变电站运维人员巡检发现运行的 I 段母线压变间隔压变气室存在异常放电信号,最剧烈位于气室的中下部位置,如图 8(a)箭头所示。用外置特高频传感器采集局部放电信号,使用 CSABO-TVFEMD 分解,原信号及其分解结果如图 8(c)所示。

对分解后的 IMF 分量进行筛选与五维特征向量集的提取,提取后输入训练好的 CSABO-LSSVM 模型中进行预测分类,分类结果为颗粒放电。

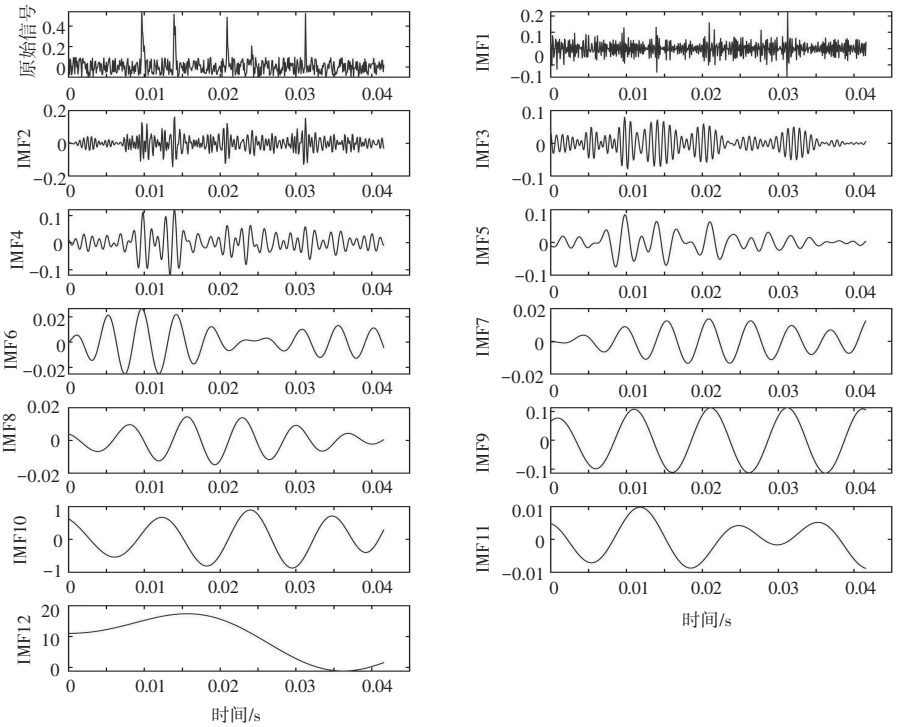
经过后续手动开腔验证,I 段母线压变间隔压变气室存在些许金属颗粒导致局部放电,如图 8(b)所示,通过本案例验证了本文所提方法的可行性。



(a) I 段母线压变间隔压变气室



(b) 细小金属颗粒



(c) 现场信号 CSABO-TVFEMD 分解

图 8　GIS 现场图及其检测结果

Fig. 8　On-site diagram of GIS detection results

(下转第 97 页)