

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407439

基于改进 VMD-WT 的油浸式变压器局部放电超声信号去噪方法^{*}

白毅翔¹ 陈志英¹ 张修伦¹ 刘必兴¹ 陈国炎²

(1. 厦门理工学院电气工程与自动化学院 厦门 361024; 2. 华侨大学信息科学与工程学院 厦门 361021)

摘 要:局放超声信号监测是判断油浸式变压器绝缘状态的常用手段之一。然而现场的噪声干扰难以避免,常伴有白噪声,为此提出一种基于改进变分模态分解与小波变换的去噪方法。首先,以峭度-排列熵准则作为目标函数,使用蚁群寻优算法确定变分模态分解最优分解层数与惩罚因子并将含噪局放超声信号分解为多个本征模态分量,然后,使用相关系数法将多个本征模态分量分为不含噪声分量、含噪声分量、噪声分量,以最大最小排列熵准则作为目标函数,使用蚁群寻优算法确定小波最优阈值并提出改进小波阈值函数对含噪声分量进行小波去噪,最后对不含噪声分量与小波去噪分量进行信号重构完成局放超声信号去噪。通过对模拟和实测的局放超声信号去噪并与其他4种去噪方法比较,结果表明所提去噪方法效果优异,信噪比与波形相似系数较其他方法分别平均提高43.62%与2.39%,均方根误差平均降低35.46%。

关键词:局部放电;超声信号;变分模态分解;小波变换;参数优化

中图分类号: TN911.7; TM855 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4037

Ultrasonic signal denoising method for partial discharge of oil-immersed transformer based on improved VMD-WT

Bai Yixiang¹ Chen Zhiying¹ Zhang Xiulun¹ Liu Bixing¹ Chen Guoyan²

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China;

2. School of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: Partial discharge ultrasonic signal monitoring is one of the commonly used methods to determine the insulation status of oil-immersed transformers. However, the on-site noise interference is difficult to avoid and often accompanied by white noise. Therefore, a denoising method based on improved variational mode decomposition and wavelet transform is proposed. Firstly, taking the kurtosis-permutation entropy criterion as the objective function, the ant colony optimization is used to determine the optimal decomposition level and penalty factor of the variational mode decomposition, and the noisy partial discharge ultrasound signal is decomposed into multiple intrinsic mode function. Then, the correlation coefficient method is used to divide the multiple intrinsic mode function into noise free function, noise containing function, and noise function. The maximum-minimum permutation entropy criterion is used as the objective function, and the ant colony optimization is used to determine the optimal wavelet threshold and propose an improved wavelet threshold function for wavelet denoising of the noisy function. Finally, the noise free function and the denoised wavelet function are reconstructed to complete the denoising of the partial discharge ultrasound signal. By denoising simulated and measured partial discharge ultrasound signals and comparing with four other denoising methods, the results show that the proposed denoising method has excellent performance. The signal-to-noise ratio and normalized correlation coefficient are average improved by 43.62% and 2.39% respectively compared with other methods, and root mean square error is average reduced by 35.46%.

Keywords: partial discharge; ultrasonic signal; variational modal decomposition; wavelet transform; parameter optimization

0 引言

局部放电 (partial discharge, PD) 通常是指绝缘体在足够强的电场作用下部分区域的电场强度达到其击穿场强而发生放电的现象^[1]。油浸式变压器是电力系统关键设备之一, 超声检测技术常作为其绝缘状态评估工具^[2-3]。在实际局放监测过程中, 局放产生的超声信号易受到各种噪声的干扰, 其中白噪声和周期性窄带干扰对超声信号影响最为严重, 直接影响局放监测的准确性, 因此对染噪超声信号进行噪声抑制具有重要意义^[4]。

针对局放超声信号的去噪方法主要有小波变换 (wavelet transform, WT)、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)、变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 等^[5]。

小波变换作为处理高斯白噪声的有效手段, 为获得最佳去噪效果需选择适当的小波基、分解层数及阈值, 在实际去噪过程中频繁调整相关参数易导致信号波形失真现象^[6]。EMD 及其改进算法在处理 PD 超声信号时存在模态混淆、边界效应、计算效率低下等问题。因此, 在实际应用中需结合其他方法提高实际去噪效果^[7]。VMD 算法通过变分优化技术将信号分解成多个本征模态分量 (intrinsic mode function, IMF), 以实现信号频率成分的提取和分析。VMD 能够灵活处理不同频率成分之间的耦合关系, 具有较好的收敛性和稳定性, 但对噪声的抑制能力较弱^[8]。文献[9]使用 VMD 算法对局放产生的特高频电磁信号进行分解, 然后使用传统小波阈值方法进行进一步去噪处理, 但因传统小波算法存在适应性差和计算复杂度较高等问题, 导致重构信号失真率较大; 文献[10]使用 VMD 算法对局放信号进行分解, 分解后的高噪声分量直接舍弃不参与重构, 但高噪声分量中也包含部分真实信息, 直接舍弃会导致重构的信号有效信息缺失严重; 文献[11]对原始信号进行 VMD 分解时, 根据每个 IMF 的中心频率确定模态数 K , 这种方法适应性较差, 且不能保证 VMD 分解精度; 文献[12]针对局放信号中存在的各类噪声问题, 提出基于 Spearman 变分模态分解 (spearman variational mode decomposition, S-VMD) 与空间相关递归样本熵的局放信号去噪方法, 首先通过 S-VMD 将信号分解为 K 个 IMF, 然后计算各 IMF 的相关递归样本熵值来判定其主导分量, 再对分类后的 IMF 分别采取改进小波阈值和最小二乘多项式平滑滤波算法进行去噪处理, 通过仿真信号与采集信号对比验证去噪效果, 表明该算法的去噪效果优异, 具有较好的实际应用价值, 但存在去噪不稳定, 计算量过大等问题。

针对 VMD 算法与 WT 算法在对局放超声信号进行去噪过程中存在的问题, 本文提出一种基于改进 VMD-

WT 的去噪算法。首先, 根据 IMF 峭度-排列熵准则确定 VMD 分解最优分解层数与惩罚因子; 其次, 利用 VMD 算法将含噪局放超声信号分解为多个 IMF, 使用相关系数法选取含噪 IMF; 然后, 提出最大最小排列熵准则确定小波最优阈值并提出改进阈值函数进行小波阈值去噪; 最后, 进行小波重构和 IMF 重构完成局放超声信号去噪工作。通过仿真实验与现场实验验证本文所提去噪方法有效性, 实验结果表明, 所提去噪方法去噪效果优异, 具有较好的工程应用价值。

1 相关理论

1.1 VMD 算法原理

VMD 是一种基于变分优化技术的信号分解算法, 通过分解信号并提取其频率成分实现信号的自适应处理^[13]。VMD 算法将一个时域信号 $f(t)$ 分解为 K 个具有调频-调幅特性和稀疏特性的本征模态函数 $u_k(t)$, 表达式为:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (1)$$

其中, $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值, $\phi_k(t)$ 为相位。

各 IMF 中心频率为 $\omega_k(t)$, 为使每个模态的估计带宽之和最小, 建立约束变分模型如式(2)所示。

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$ 和 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 分别表示本征模态分量与其中心频率, s. t. 为约束项, K 表示分解层数。

为求解式(2), 引入二次罚函数项和 Lagrange 函数, 表达式为:

$$\begin{aligned} L(u_k, \omega_k, \lambda) = & L(u_k, \omega_k, \lambda) \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \\ & \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (3)$$

其中, α 为二次惩罚因子, $\lambda(t)$ 为 Lagrange 函数。

其中, 模态分量 u_k 、中心频率 ω_k 与拉格朗日乘子 λ 表达式分别为:

$$\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i \geq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2} \\ \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i \geq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (4)$$

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (6)$$

其中, $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$, $\hat{\lambda}(\omega)$, $\hat{u}_i(\omega)$, $\hat{f}(\omega)$ 分别对应 $u_k^{n+1}(t)$, $\lambda(t)$, $u_i(t)$, $f(t)$ 的傅里叶形式, τ 为更新参数。

当满足式 (7) 迭代终止条件时, 结束循环并得到 K 个变分模态分量。

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (7)$$

其中, ε 为求解精度, $\varepsilon > 0$ 。

1.2 小波算法原理

小波变换通过将信号与小波基函数进行卷积, 将信号分解成不同尺度和频率, 从而实现时频局部分析, 其表达式为:

$$WT(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t - \tau}{\alpha}\right) dt \quad (8)$$

其中, $f(t)$ 为原始信号, $\psi\left(\frac{t - \tau}{\alpha}\right)$ 为小波变换的基函数, α 和 τ 分别为尺度因子与位移量。其基本原理是将窗函数 $\psi(t)$ 发生位移 τ 后, 在 α 尺度下进行伸缩, 然后与原信号 $f(t)$ 进行内积, 尺度 α 对应频率, 位移量 τ 对应时间^[14]。

相较于傅里叶变换, 小波变换存在尺度 α 和位移量 τ 两个参量, 通过伸缩和平移可对信号进行多尺度细化分析^[15]。因此, 小波变换特别适合处理具有微弱、非平稳特性的油浸式变压器局放超声信号, 根据信号自身特征自适应选择分辨率, 实现时频局部分化分析并在此基础上进行去噪处理。

2 优化 VMD 参数与改进小波阈值算法

2.1 构建峭度-排列熵参数优化准则

1) 峭度准则

峭度(kurtosis)是一种基于峭度统计量的方法, 用于自适应选择阈值, 以平衡信号的保留与噪声的去除^[16], 峭度的表达式为:

$$Ku = \frac{E(x - \mu)^4}{\eta^4} \quad (9)$$

其中, x 表示为信号样本, μ 表示为信号均值, η 表示为信号标准差, $E(x - \mu)^4$ 表示为信号四阶数学期望。局放超声信号通常表现为非周期、急剧上升信号。在无局放现象时, 信号平稳且符合正态分布, 此时其峭度值约为 3; 当发生局放时, 局放超声信号的峭度值会显著增加^[17]。

2) 排列熵算法

排列熵(permutation entropy, PE)算法是用于分析时

间序列数据复杂性的方法, 其能够有效反映时间序列数据的复杂性且对于复杂信号的变化具有高度敏感性^[18-19]。

给定一个时间序列 $\{x(i), i = 1, 2, \dots, n\}$, 其对应的相空间重构矩阵如式 (10) 所示。

$$Y = \begin{bmatrix} x(1) & x(1 + \tau) & \cdots & x(1 + (d - 1)\tau) \\ x(2) & x(2 + \tau) & \cdots & x(2 + (d - 1)\tau) \\ x(j) & x(j + \tau) & \cdots & x(j + (d - 1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x(k) & x(k + \tau) & \cdots & x(k + (d - 1)\tau) \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $j = 1, 2, \dots, k$; d 表示嵌入维数, τ 表示时间延迟, k 表示重构分量个数, $x(j)$ 表示重构矩阵的第 j 行分量。将矩阵的每行都看作是一个重组成分, 并对每行进行升序排列, 即满足:

$$x(i + (j_1 - 1)\tau) \leq x(i + (j_2 - 1)\tau) \leq \cdots x(i + (j_d - 1)\tau) \quad (11)$$

若重构分量中含有相等的值, 则按照索引值来进行排列。即当 $j_p < j_q$ 时:

$$x(i + (j_p - 1)\tau) \leq x(i + (j_q - 1)\tau) \quad (12)$$

因此, 对于任何指定的时间序列与重构矩阵, 可从每一行生成一个符号序列:

$$S(l) = \{j_1, j_2, \dots, j_d\} \quad (13)$$

其中, $S(l)$ 共有 $m!$ 种, $P_1, P_2, \dots, P_k$ 表示为 $S(l)$ 出现频率, 此时时间序列 $x(i)$ 对应排列熵 H_p 如式 (14) 所示。

$$H_p = - \sum_{j=1}^K P_j \ln(P_j) \quad (14)$$

对 $H_p(m)$ 进行归一化处理, 即满足:

$$0 \leq H_p = \frac{H_p}{\ln(m!)} \leq 1 \quad (15)$$

H_p 值的大小代表 $\{x(i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 的随机性程度, 即 H_p 数值越小 $\{x(i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 越有规律, 反之越随机。因此 H_p 数值变化能够有效反映信号含噪程度, 白噪声具有随机性大的特点, H_p 越大信号中噪声成分越多。

传统 VMD 参数确定采用中心频率法, 该方法通过计算不同分解层数下的各 IMF 中心频率, 当各 IMF 分量主频相对稳定时, 则认定该分解层数为最优分解层数。该方法需人工判定, 缺乏统一标准且无法同时对分解层数和惩罚因子进行选择, 导致普适性较差。因此, 本文提出峭度-排列熵准则用以决定两个参数的相互关系。在不同分解层数 K 和惩罚因子 α 下, VMD 算法分解效果不同, 得到的 $C_{(k, \alpha)}$ 值也不同, 当选取的分解层数 K 与惩罚因子 α 最优时, 得到的 $IMFC_{(k, \alpha)}$ 值最小, 定义式如式 (16) 所示。

$$C_{(k, \alpha)} = \frac{PE_{(K, \alpha)}}{Ku_{(K, \alpha)}} \quad (16)$$

其中, PE 为 $[K, \alpha]$ 下各 IMF 中相关性最大 IMF 排列熵, Ku 为 $[K, \alpha]$ 下各 IMF 中相关性最大 IMF 峭度。

3) 相关系数

相关系数是一种表示两个变量之间关联程度的统计量, 本文使用相关系数函数对去噪后的信号与原始信号的关联性进行评估^[20], 相关系数定义如式(17)所示。

$$R = \frac{E[u_i(t) \times x(t)] - E[u_i(t)]E[x(t)]}{\sqrt{D[u_i(t)]D[x(t)]}} \quad (17)$$

其中, $x(t)$ 表示原始信号分解后的固有模态分量, $u_i(t)$ 表示去噪信号分解后的固有模态分量, E 和 D 分别表示期望与方差。 R 值趋近于 1 说明两个变量之间存在较强的正相关关系, 而 R 值趋近于 0 则表明二者之间的相关性较弱。

2.2 改进小波阈值算法

1) 传统小波阈值算法与阈值选取

小波阈值去噪方法中两个常用阈值函数分别为软、硬阈值函数^[21]。

软阈值函数表达式如式(18)所示。

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - \lambda), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (18)$$

硬阈值函数表达式如式(19)所示。

$$W_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (19)$$

式中: j 为分解层数, $w_{j,k}$ 为分解的第 j 个尺度下第 k 个小波系数, $W_{j,k}$ 为 $w_{j,k}$ 估计的小波系数, λ 为阈值, $\text{sign}()$ 为符号函数。

通过对上述函数公式分析可知, 这两种阈值方法都有一些潜在的缺点。当采用硬阈值函数进行信号处理时, 尽管去噪效果相对理想, 但因为硬阈值会在阈值点 λ 处产生跳变点, 导致信号在重构时出现不连续跳变现象。软阈值函数具备连续性, 能有效克服信号重构跳跃情况的发生, 但当 $|w_{j,k}| \geq \lambda$ 时, 会导致信号局部平滑或边缘模糊化, 造成信号重构产生失真。

目前, 阈值的选取有多种方法, 使用最为广泛的是通用阈值^[22], 定义如式(20)所示。

$$\begin{cases} \lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N_i} \\ \sigma = \text{Median}(|w_{1,k}|) / 0.6745 \end{cases} \quad (20)$$

式中: $w_{1,k}$ 表示第一层小波分解系数中的第 k 个小波系数, N_i 表示含噪信号的样本长度, σ 表示噪声的标准方差, $\text{Median}()$ 表示取中值。

2) 改进阈值函数

阈值的设定及阈值处理方法的选择和设计是影响去噪效果的重要因素。在采用小波阈值去噪方法时, 为了弥补其不足并优化去噪效果, 需对阈值函数进行适当的

调整和改善。关于阈值的设定, 过大的阈值可能会消除一些有价值的信号成分, 从而导致信息的丢失和信号失真。而阈值设置过小, 则可能会使得去噪不彻底, 无法达到理想的去噪效果。

针对阈值选取规则和阈值函数改进, 本文提出一种改进小波阈值函数, 其数学表达式如式(21)所示。

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - \lambda e^{-(|w_{j,k}| - \lambda)^2 \arctan(|w_{j,k}| - \lambda)}), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (21)$$

该改进阈值函数与软阈值、硬阈值函数对比曲线如图 1 所示。

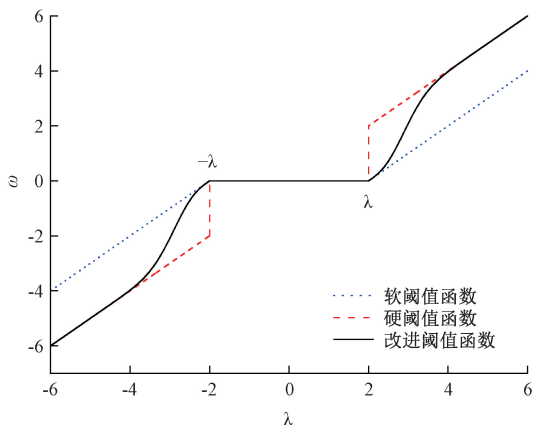


图 1 改进阈值函数与软、硬阈值函数对比曲线图

Fig. 1 Comparison curve of improved threshold function with soft and hard thresholds and functions

3) 基于最大最小排列熵的最优阈值选取

本文提出最大最小排列熵阈值选取准则, 当选取阈值为最优阈值时, 最大最小排列熵值最小, 定义式为:

$$PE_{\max, \min} = \frac{PE_{\hat{f}(\min)}}{PE_{n(\max)}} \quad (22)$$

其中, $PE_{\hat{f}(\min)}$ 表示去噪信号排列熵最小值, $PE_{n(\max)}$ 表示噪声信号排列熵最大值。

2.3 蚁群算法优化 VMD 参数与小波阈值选取

蚁群算法 (ant colony optimization, ACO) 通过模拟蚂蚁在搜索空间中的行为创立的一种启发式算法^[23]。在蚁群算法中, 蚂蚁 $k(k = 1, 2, \dots, m)$ 在每一个时刻选择其下一个移动方向时, 会受到各个潜在路径上的信息素浓度影响。蚂蚁所经过的节点被记录在表 $tabu_k(k = 1, 2, \dots, m)$ 中, 表中存放的节点集合随着蚂蚁的移动而动态更新, 蚂蚁在当前位置 i 选择其下一个位置 j 的概率由式(23)确定。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in T_{\text{allowed},k}} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in T_{\text{allowed},k} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

其中, $\tau_{ij}(t)$ 表示在当前时刻从位置 i 到位置 j 路径上的信息素浓度, $\eta_{ij}(t)$ 表示启发式因子, 其定义为位置 i 与位置 j 距离的倒数, 即 $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$, α 表示信息素的相对重要性; β 表示启发式期望因子, 代表距离对决策的影响, allowed 表示可以移动到的下一位置集合。每只蚂蚁遍历完全部节点后, 会根据式 (24) 更新经过路径上的信息素量。

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}, 0 < \rho < 1 \\ \Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \end{cases} \quad (24)$$

其中, ρ 表示信息素的挥发系数, 这是一个用于模拟信息素随时间减少的参数。 τ_{ij} 表示从位置 i 到位置 j 的路径上在更新前的信息素量, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中在 i 到 j 路径上留下的信息素量:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k \\ 0 \end{cases} \quad (25)$$

其中, Q 表示蚂蚁留下的信息素强度, L_k 表示本次遍历过程中蚂蚁所经过的路径总长度。

通过 ACO 算法对 VMD 参数选取进行优化, 如图 2 所示。

其步骤如下:

步骤 1) ACO 参数初始化, 分解层数 k 和惩罚因子 α 取值范围为 $k = [4, 20]$ 、 $\alpha = [500, 3\ 000]$;

步骤 2) 对局放超声波信号进行 VMD 分解;

步骤 3) 计算不同参数组合下的 $C_{(k,\alpha)}$, 判断是否小于当前最小值, 若小于当前最小值则更新最小值并记录该组合;

步骤 4) 判断是否达到最大迭代次数, 若未达到最大迭代次数则更新每个蚂蚁位置重复步骤 2)、3), 直到迭代到最大迭代次数, 输出最优阈值。

通过 ACO 算法对小波阈值选取进行优化, 如图 3 所示。

其步骤如下:

步骤 1) 初始化 ACO 参数, 设定阈值范围 $[0, \text{IMF}_{\max}]$, $\text{IMF}_{\max}$ 为 IMF 分量的最大值;

步骤 2) 对 IMF 进行小波分解;

步骤 3) 计算不同阈值下的最大最小排列熵, 判断是否小于当前最小值, 若小于当前最小值则更新最小值并记录该阈值;

步骤 4) 判断是否达到最大迭代次数, 若未达到最大迭代次数则更新每个蚂蚁位置重复步骤 2)、3), 直至迭代到最大迭代次数, 输出最优阈值。

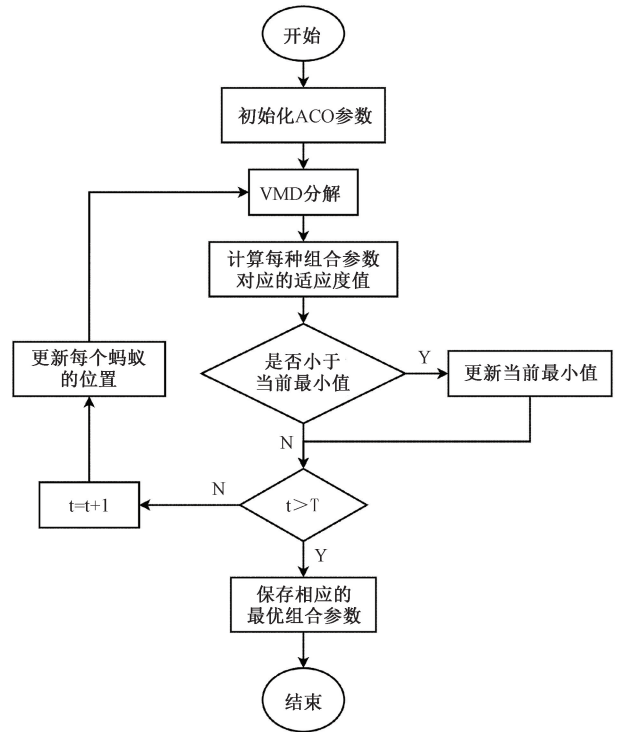


图 2 ACO 优化 VMD 流程图

Fig. 2 ACO optimization VMD flowchart

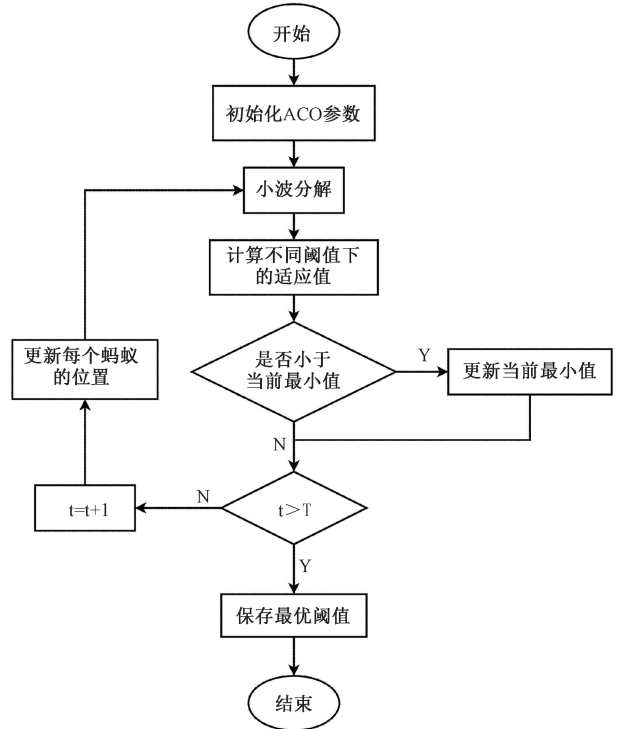


图 3 ACO 优化选取小波阈值流程图

Fig. 3 Flowchart of wavelet threshold selection for ACO optimization

3 VMD-WT 联合去噪方法应用

3.1 局放超声信号去噪原理

VMD-WT 联合去噪方法对含噪超声信号去噪原理如图 4 所示。

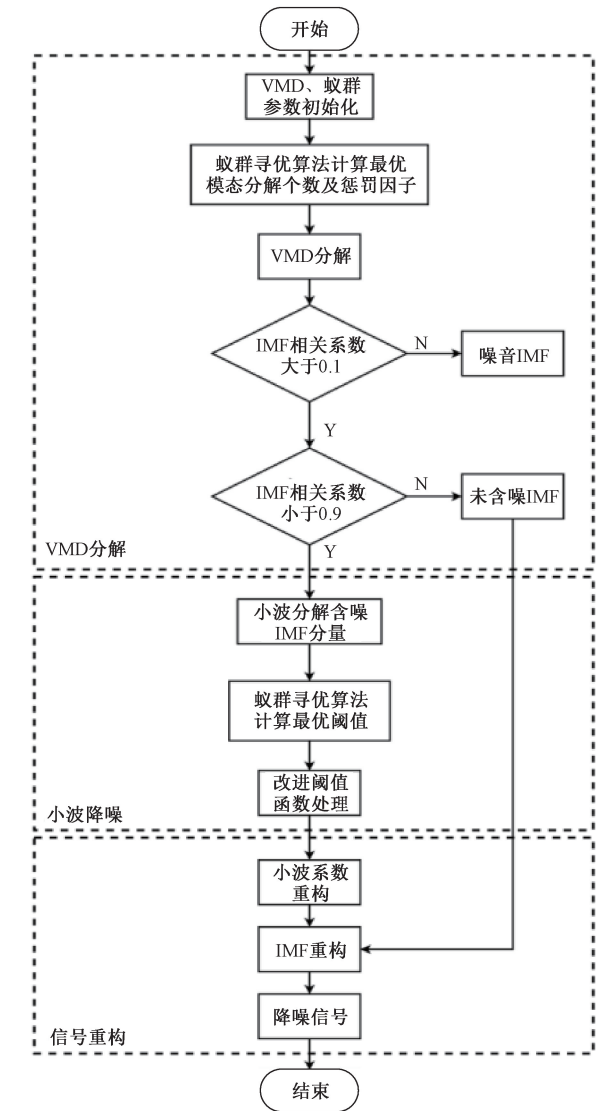


图 4 VMD-WT 联合去噪方法信号去噪原理
Fig. 4 Signal denoising principle of VMD-WT joint denoising method

VMD-WT 联合去噪方法实现步骤如下：
步骤 1) 初始化 VMD、蚁群寻优算法参数，通过蚁群寻优算法计算 VMD 最优模态分量个数 K 及惩罚因子 α ；
步骤 2) 对含噪信号进行 VMD 分解，得到 IMF，使用相关系数判断 IMF 中是否包含有效信号，将相关系数 $R < 0.1$ 的 IMF 判断为噪音分量将其舍弃；
步骤 3) 将相关系数 $R \geq 0.9$ 的 IMF 保留， $0.1 \leq$

$R < 0.9$ 的 IMF 进行小波分解，通过蚁群寻优算法搜寻最优阈值并通过改进小波阈值函数进行去噪处理；
步骤 4) 将处理后的小波系数进行重构得到去噪后的 IMF，将 $R \geq 0.1$ IMF 进行重构得到去噪信号。

3.2 去噪效果评估

使用信噪比 (signal-noise ratio, SNR)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和波形相似系数 (normalized correlation coefficient, NCC) 作为去噪效果评估指标，验证本文所提方法是否具有应用价值^[24]。SNR 越高，RMSE 越低，NCC 越高，说明去噪后的信号与标准信号之间的关联性越强，去噪效果越好。

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n (x(i) - y(i))^2} \right) \tag{26}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - y(i))^2} \tag{27}$$

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^n x(i)y(i)}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n x^2(i) \right) \left(\sum_{i=1}^n y^2(i) \right)}} \tag{28}$$

其中， $x(i)$ 表示标准信号， $y(i)$ 表示去噪处理后的信号， n 表示信号长度。

3.3 基于模拟局放超声信号去噪应用

1) 局放超声信号数学模型

当局部放电发生时，局放源为一点波源，超声信号沿着各个方向向外扩散，超声信号数学模型如式 (29) 所示。

$$x_t = Ae^{\left(\frac{t-t_0}{\tau} \right)} \sin(2\pi ft) \tag{29}$$

其中， A 表示幅值，值为 0.5 V； τ 表示衰减系数，值为 150 μ s； t_0 表示初始时间，值为 40 μ s；震荡频率 f 选择 50 kHz。

基于式 (29)，局放超声信号仿真模型如图 5(a) 所示，现实环境中局放产生的超声信号通常混杂白噪声信号，含高斯白噪声的超声信号仿真模型如图 5(b) 所示，其中高斯白噪声方差为 0.1、均值为 0、最大值为 0.05。

2) VMD-WT 联合去噪方法模拟及其结果

基于 MATLAB 2020b 软件平台搭建含噪局放超声模拟信号，如图 5(b) 所示。利用 ACO 优化算法搜寻 VMD 分解最优参数组合，以峭度-排列熵准则作为适应度函数，适应度函数值在 ACO 寻优过程中变化曲线如图 6(a) 所示，适应度值迭代第 11 次时达到最小，信噪比与迭代次数关系如图 6(b) 所示，迭代第 11 次时信噪比达到最大，此时对应的 $[K, \alpha] = [11, 165]$ 为最优参数组合。

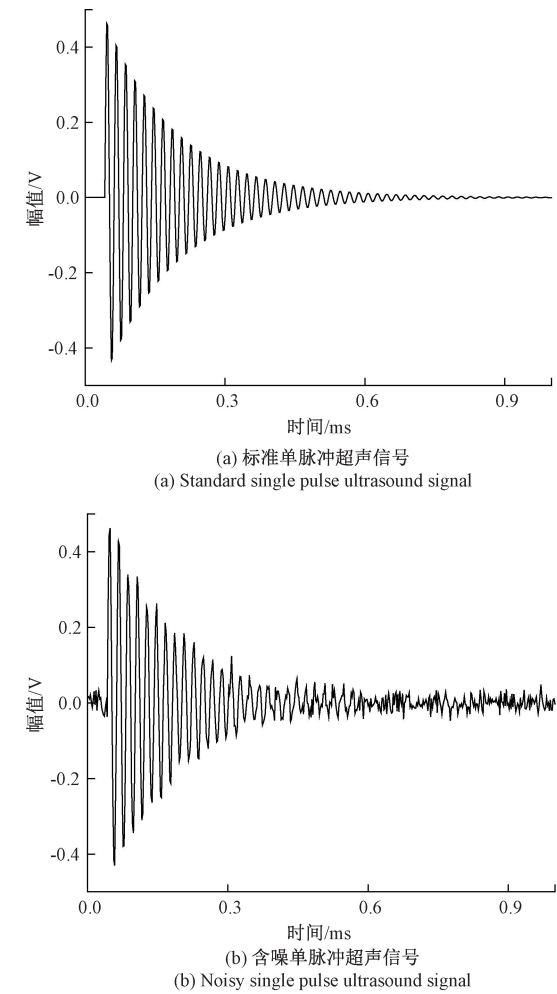


图 5 超声信号时域仿真模型

Fig. 5 Time-domain simulation modeling of ultrasound signals

使用最优参数对仿真含噪超声信号进行 VMD 分解,各模态分量如图 7 所示。

由图 7 可知,利用 VMD 方法分解所得到的 IMF1~IMF5 分量显示规则且平滑的波动特性,相比之下,IMF6~IMF11 的波动形态显得更加复杂且波动幅度较大,各 IMF 分量与原始信号的相关系数如表 1 所示。

由表 1 可知,IMF2 与 IMF3 的相关系数均大于 0.9,将它们作为未含噪模态分量保留,而 IMF1、IMF4 和 IMF5 的相关系数介于 0.1 和 0.9 之间,表明其含有噪声成分,需进行小波去噪处理;IMF6~IMF11 相关系数均小于 0.1,予以舍弃。

为获取最优小波基与分解层数,在不同小波基与不同分解层数的条件下,计算噪声信号与标准信号的信噪比,根据信噪比最大原则,选择具有最高信噪比的小波基和分解层数作为最优参数。由图 8 可知,针对局放超声仿真信号,最优小波参数为 db6 小波、6 层分解。

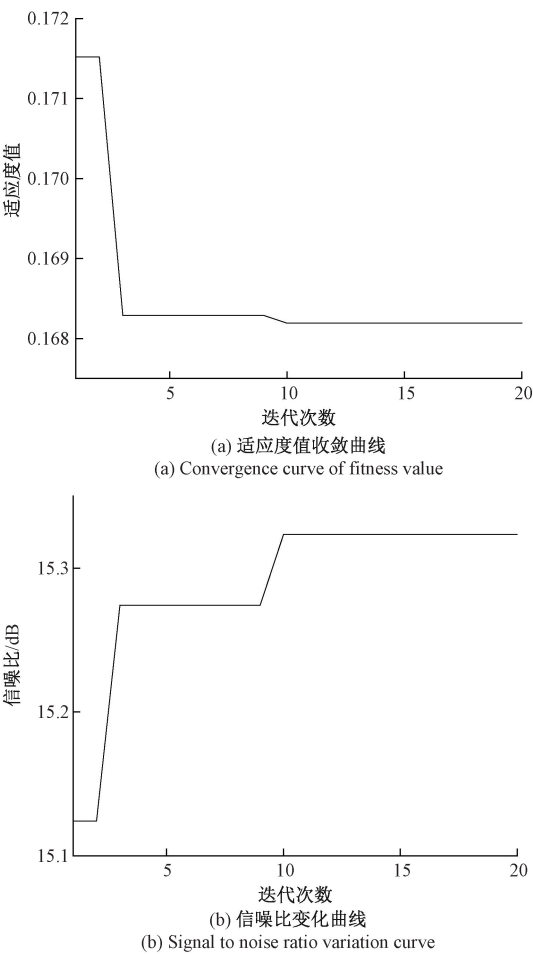


图 6 适应度值、信噪比与迭代次数关系图

Fig. 6 Plot of fitness value, signal-to-noise ratio versus number of iterations

表 1 IMF 相关系数

Table 1 IMF correlation coefficient	
模态分量	相关系数
IMF1	0.262 6
IMF2	0.939 8
IMF3	0.939 6
IMF4	0.277 1
IMF5	0.130 3
IMF6	0.094 2
IMF7	0.076 6
IMF8	0.070 9
IMF9	0.068 2
IMF10	0.067 7
IMF11	0.063 0

为评估本文所提方法去噪效果,将其与文献[25]、文献[26]、文献[27]与文献[28]所提去噪方法进行比较,含噪局放单脉冲超声信号去噪重构信号如图 9 所示,评价结果如表 2 所示。

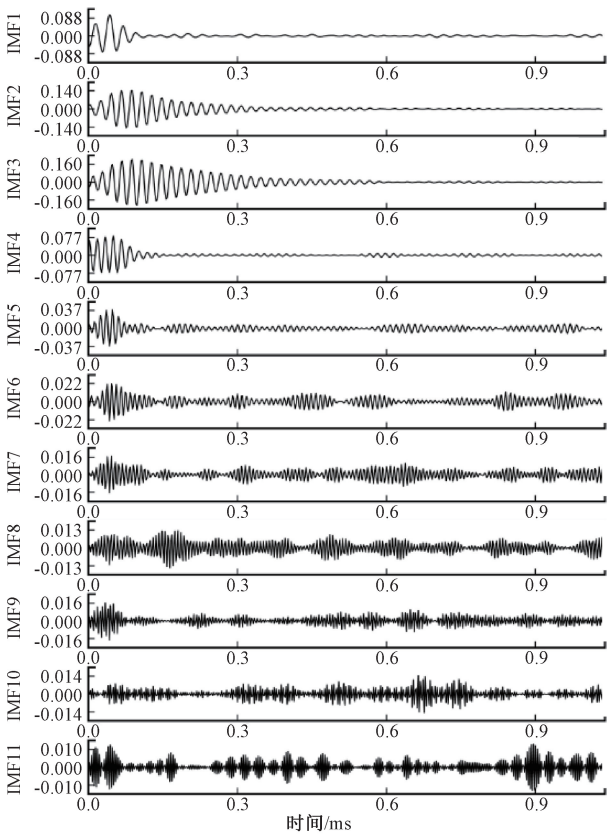


图 7 IMF 分量图

Fig. 7 IMF component chart

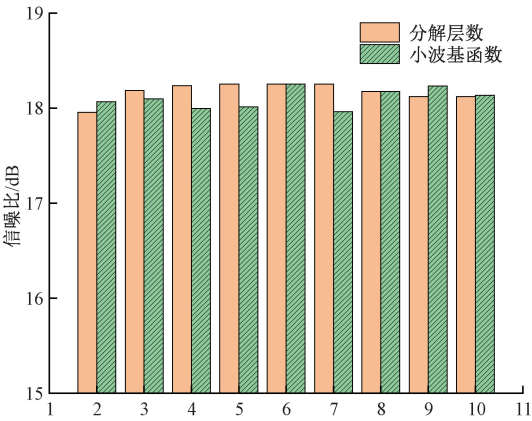


图 8 小波基和分解层数选取方案

Fig. 8 Wavelet base and decomposition layer selection scheme

表 2 5 种方法去噪效果

Table 2 5 methods of denoising effect

去噪方法	评价指标		
	SNR	NCC	RMSE
文献[25]方法	15.818 0	0.988 9	0.015 3
文献[26]方法	12.920 2	0.974 2	0.021 4
文献[27]方法	12.123 2	0.969 4	0.023 5
文献[28]方法	15.717 5	0.986 7	0.015 5
本文所提方法	19.217 7	0.994 2	0.010 4

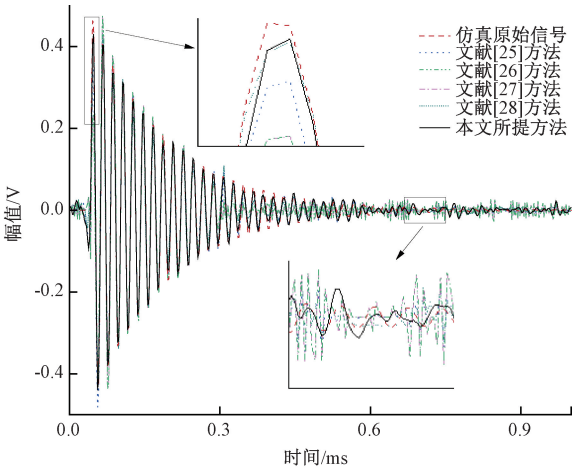


图 9 局放超声信号去噪重构图

Fig. 9 Denoising and reconstruction of localized ultrasound signal

由图 9 可知,本文提出的方法在去噪方面表现最佳,经过去噪处理后的信号波形更为均匀平滑,成功去除噪声且有效保留了原始信号的相关信息。文献[28]方法虽能有效保留峰值信号,但消除了微弱的震荡信号;文献[25]方法的峰值信号保留能力仅次于文献[28]方法,但还存在明显的噪声;文献[26]方法和文献[27]方法仅采用相关系数法和自适应阈值去噪,最高峰幅值明显低于纯净信号,出现失真现象且存在较多噪声残留。由表 2 可知,文献[25]方法和文献[28]方法去噪效果略优于文献[26]方法和文献[27]方法,本文所提方法去噪评价指标均为最优,信噪比分别提高 3.5、7.1、3.4 与 6.3;波形相似系数分别提高 0.007 5、0.024 8、0.005 3 与 0.02;均方根误差分别降低 0.005 1、0.013 1、0.004 9 与 0.011。对比结果表明,本文所提方法处理信号后信号波峰处整体未发生收缩现象,有效保留脉冲波峰信息的完整性,且在去噪过程中保持连续性,去噪效果明显。

3.4 应用二:基于高压实验平台的局放超声信号去噪应用

1) 局放超声信号采集实验

油浸式变压器常见的局放类型有:针板放电、悬浮放电、沿面放电、气泡放电等。因油浸式变压器造价昂贵,在油浸式变压器上人为制造缺陷易对变压器造成不可逆损伤,因此设计一款放电源模型用于模拟油浸式变压器常见的 4 种局放类型,放电源模型如图 10 所示。通过控制台控制单相变压器产生高电压并作用于放电源模型,超声传感器贴于放电源箱体外完成信号捕捉,采集到的局放信号通过放大器、采集卡后进入上位机软件进行存储,原理如图 11 所示。其中,超声传感器型号为 PXR15,其灵敏度>67 dB,谐振频率为 150 kHz,频率带宽为 100~400 kHz;放大器型号为 PXRA3,其增益为 40 dB,带宽为

10 kHz~2 MHz;采集卡型号为 SMACQ-USB4600,采样频率为 1 MHz,实验现场如图 12 所示。

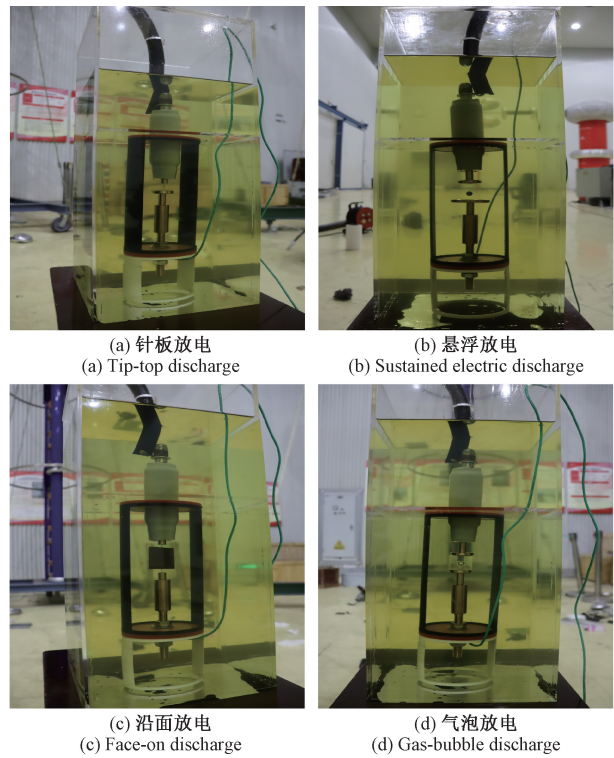


图 10 放电源模型图
Fig. 10 Discharge power model diagram

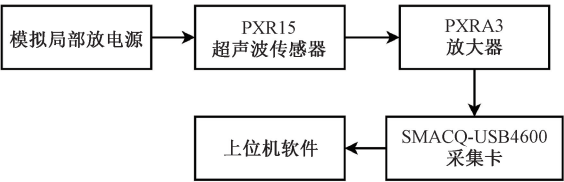


图 11 局放超声信号采集实验原理
Fig. 11 Experimental schematic diagram of partial discharge ultrasound signal acquisition

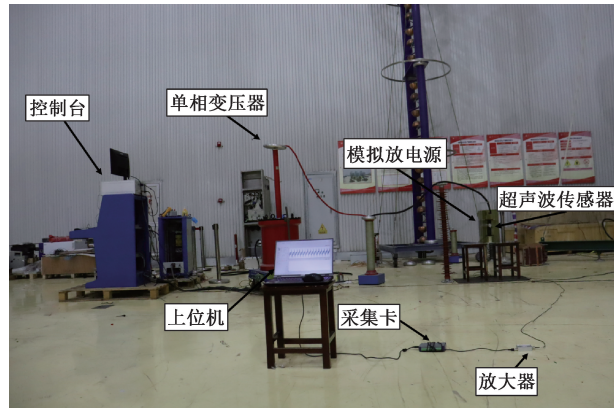


图 12 实验现场
Fig. 12 Experimental site diagram

2) 改进 VMD-WT 去噪应用

通过控制台控制单相变压器对 4 种放电模型加压至 50 kV,通过超声传感器接收局放所产生的超声信号,每个类型获取 1 100 个样本点,按照先后顺序进行排列,整理后获得 4 400 个超声信号样本点,如图 13 所示。VMD 分解层数与惩罚因子选取 $[K,\alpha] = [11,1\ 165]$,最优小波参数为 db6 小波、6 层分解。为验证本文所提去噪方法在实际应用中的适用性,采用前文所提 4 种去噪方法与本文所提方法进行对比,其中 5 种方法去噪重构信号如图 14 所示,评价结果如表 3 所示。

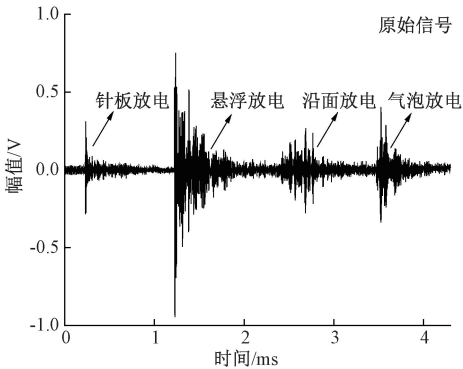
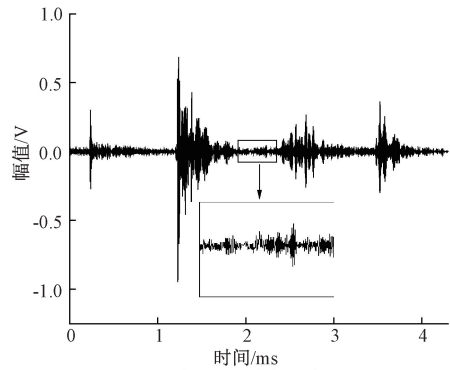


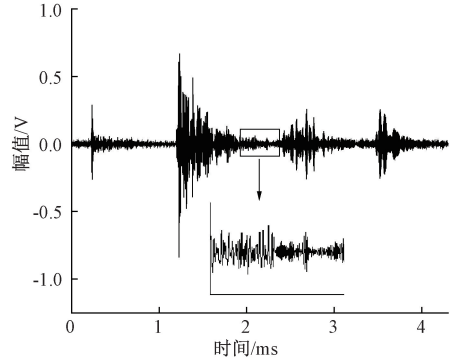
图 13 4 种局放超声信号样本图
Fig. 13 Sample graphs of 4 localized ultrasound signals

表 3 4 种局放类型超声信号去噪效果表
Table 3 Table of denoising effect of ultrasound signals of 4 localized types

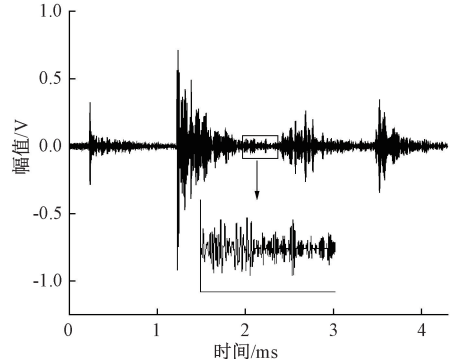
放电类型	去噪方法	SNR	NCC	RMSE
针板放电	文献[25]方法	11.803 3	0.948 0	0.009 6
	文献[26]方法	8.877 4	0.930 3	0.010 2
	文献[27]方法	8.602 4	0.918 8	0.011 6
	文献[28]方法	9.197 5	0.937 9	0.009 9
	本文所提方法	12.508 8	0.966 7	0.007 1
悬浮放电	文献[25]方法	12.203 6	0.985 4	0.081 5
	文献[26]方法	11.887 2	0.971 8	0.084 5
	文献[27]方法	11.385 4	0.972 1	0.089 5
	文献[28]方法	11.960 7	0.973 3	0.083 8
	本文所提方法	17.863 2	0.991 8	0.042 5
沿面放电	文献[25]方法	11.664 7	0.960 2	0.012 7
	文献[26]方法	8.231 1	0.933 5	0.018 7
	文献[27]方法	7.686 1	0.923 1	0.018 7
	文献[28]方法	11.072 6	0.942 7	0.017 6
	本文所提方法	15.710 2	0.965 8	0.011 8
气泡放电	文献[25]方法	9.831 1	0.959 8	0.019 1
	文献[26]方法	8.439 1	0.926 5	0.022 5
	文献[27]方法	7.813 6	0.922 0	0.024 2
	文献[28]方法	9.515 1	0.956 1	0.019 9
	本文所提方法	11.438 0	0.964 1	0.015 9



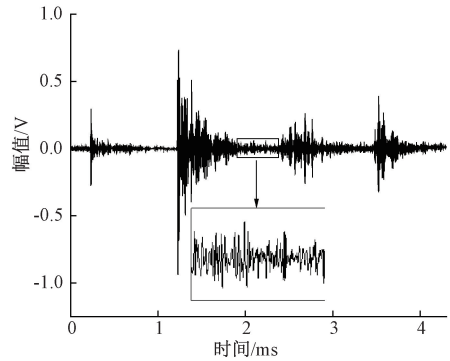
(a) 文献[25]方法去噪效果图
(a) Graph of denoising effect of literature [25] method



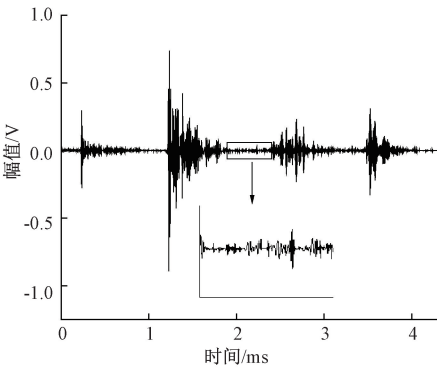
(b) 文献[26]方法去噪效果图
(b) Graph of denoising effect of literature [26] method



(c) 文献[27]方法去噪效果图
(c) Graph of denoising effect of literature [27] method



(d) 文献[28]方法去噪效果图
(d) Graph of denoising effect of literature [28] method



(e) 本文所提方法去噪效果图
(e) The denoising effect of the proposed method in this paper

图 14 4 种局放类型超声信号去噪效果图
Fig. 14 Denoising effect of ultrasound signal
of 4 types of localized amplification

由图 14 可知,所有去噪方法均有效实现超声信号去噪功能,文献[26]方法与文献[27]方法去噪效果不明显且存在较多噪声信号干扰;文献[28]方法能有效去除针板放电超声信号末端噪声,但对于其他 3 种局放超声信号去噪效果较差;文献[25]方法去噪效果较好,但仍存在一定噪声干扰信号且有部分有效信息被消除;本文所提方法去噪效果优异,不仅最大程度保留原始信号的主要信息,还有效去除局放超声信号末端噪声,波形整体更加规整光滑且未出现畸变。由表 3 可知,5 种方法均提高了 SNR 值与 NCC 值,同时降低了 RMSE 值,本文所提方法 SNR 与 NCC 最大,有效脉冲波峰信息的完整性且波形不失真;RMES 最小,与原始序列偏差最小。

4 结 论

本文提出一种基于峭度-排列熵准则的 VMD 参数优化选取方法及基于最大最小排列熵的改进小波阈值选取方法与改进阈值函数,并提出相关系数法对各 IMF 进行区分,以 ACO 为寻优方法计算 VMD 最优参数及小波最优阈值,并应用于油浸式变压器局放超声信号去噪。通过仿真模拟信号与实测信号验证得出,使用峭度-排列熵准则判断 VMD 分解层数与惩罚因子选取,解决了凭经验或观察法选取 VMD 参数非最优的问题,使 VMD 分解重构后噪声残留更小。使用最大最小排列熵计算小波最优阈值并提出介于软、硬阈值函数的改进阈值函数,能够有效去除局放超声信号中的噪声并有效保留原始信号的主要特征。对仿真单次局放产生的超声信号与高压实验室平台产生的油浸式变压器 4 种局放信号分别进行去噪处理。二者均表明,本文所提方法去噪效果优异,相比于本

文提到的其他去噪方法 SNR 与 NCC 分别最少提高 0.705 5 与 0.004 3, 即 6% 与 0.448%, 最多提高 8.024 1 与 0.047 9, 即 104.4% 与 5.21%, 平均提高 43.62% 与 2.39%, RMES 最少降低 0.000 9, 最多降低 0.043 1, 即 7.08% 与 49.7%, 平均降低 35.46%, 表现出优良的应用价值。

参考文献

- [1] 徐艳春, 夏海廷, 李振华, 等. 基于同步压缩域多级阈值变压器局部放电噪声抑制方法 [J]. 高压电器, 2021, 57(6): 123-131.
- XU Y CH, XIA H T, LI ZH H, et al. Noise suppression method for transformer partial discharge based on multi-stage threshold in synchro-squeezing domain [J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(6): 123-131.
- [2] HUSSEIN R, SHABAN K B, EL-HAG A H. Wavelet transform with histogram-based threshold estimation for online partial discharge signal denoising [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(12): 3601-3614.
- [3] 孙宇微, 吕安强, 谢志远. 电缆及其附件局部放电超声波检测技术研究进展 [J]. 电工电能新技术, 2022, 41(9): 47-57.
- SUN Y W, LU AN Q, XIE ZH Y. Research progress of partial discharge ultrasonic detection technology for cable and its accessories [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2022, 41(9): 47-57.
- [4] 叶彬, 周凯, 黄永禄, 等. 基于 WM 的局部放电白噪声自适应抑制方法 [J]. 高电压技术, 2021, 47(2): 529-536.
- YE B, ZHOU K, HUANG Y L, et al. Adaptive white noise suppression method for partial discharge based on wave motions [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 529-536.
- [5] 吴昊, 王东山. 基于变分模态分解和凹凸型阈值小波的电缆局部放电信号降噪方法 [J]. 现代电力, 2022, 39(5): 579-586.
- WU H, WANG D SH. Denoising method of cable partial discharge signal based on variational mode decomposition and concave-convex threshold wavelet [J]. Modern Electric Power, 2022, 39(5): 579-586.
- [6] CUNHA C F F C, CARVALHO A T, PETRAGLIA M R, et al. Proposal of a novel fitness function for evaluation of wavelet shrinkage parameters on partial discharge denoising [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2018, 12(2): 283-289.
- [7] 马星河, 朱吴哲, 刘志怀, 等. 基于 VMD 的电力电缆局部放电信号自适应阈值降噪方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(23): 145-151.
- MA X H, ZHU H ZH, LIU ZH H, et al. An adaptivethreshold value noise suppression method for detecting partial discharge of power cables based on variational mode decomposition [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(23): 145-151.
- [8] ZOSSO D, DRAGOMIRETSKIY K, BERTOZZI A L, et al. Two-dimensional compact variational mode decomposition: Spatially compact and spectrally sparse image decomposition and segmentation [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2017, 58: 294-320.
- [9] LONG J, WANG X, DAI D, et al. Denoising of UHF PD signals based on optimised VMD and wavelet transform [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2017, 11(6): 753-760.
- [10] 孙抗, 张露, 王福忠. 基于变分模态分解和奇异值分解的局部放电信号去噪方法 [J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2020, 39(6): 119-126.
- SUN K, ZHANG L, WANG F ZH. Partial discharge signal denoising method based on variational mode decomposition and singular value decomposition [J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2020, 39(6): 119-126.
- [11] QIAO M Y, TANG X X, LIU Y X, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on VMD and MDSVM [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(10): 14521-14544.
- [12] 马星河, 孔卫东, 李自强, 等. 一种基于 S-VMD 与 Sdr-SampEn 的局部放电信号去噪方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(18): 29-38.
- MA X H, KONG W D, LI Z Q, et al. A denoising method for a partial discharge signal based on S_VMD and Sdr-SampEn [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 29-38.
- [13] 何成兵, 车其祥, 徐振华, 等. 基于参数自寻优变分模态分解的信号降噪方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(19): 283-293.
- HE CH B, CHE Q X, XU ZH H, et al. Signal denoising method based on parametric self-optimizing VMD [J].

- Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(19): 283-293.
- [14] XU J. Wavelet thresholding estimation of density derivatives from a negatively associated size-biased sample[J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2020, 18(3): 2050016.
- [15] 余浩, 庄池杰, 曾嵘, 等. 提高暂态电压测量精度的自适应小波去噪方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(6): 2139-2147.
- YU H, ZHANG CH J, ZENG R, et al. Adaptive wavelet de-noising method for improving the accuracy of transient overvoltage measurement[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(6): 2139-2147.
- [16] 万书亭, 张雄, 庞彬, 等. 自适应陷波理论及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 141-147.
- WAN SH T, ZHANG X, PANG B, et al. Application of adaptive trap theory in bearing fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9): 141-147.
- [17] 刘冲, 马立修, 潘金凤, 等. 联合 VMD 与改进小波阈值的局放信号去噪[J]. 现代电子技术, 2021, 44(21): 45-50.
- LIU CH, MA L X, PAN J F, et al. PD signal denoising based on VMD and improved wavelet threshold[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(21): 45-50.
- [18] 李志军, 张鸿鹏, 王亚楠, 等. 排列熵-CEEMD 分解下的新型小波阈值去噪谐波检测方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(12): 120-129.
- LI ZH J, ZHANG H P, WANG Y N, et al. Wavelet threshold denoising harmonic detection method based on permutation entropy-CEEMD decomposition[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(12): 120-129.
- [19] 张鸿鹏. 改进的非平稳谐波检测算法及复合控制策略在 APF 中的应用[D]. 天津: 河北工业大学, 2019.
- ZHANG H P. Application of improved nonstationary harmonic detection algorithms and compound control strategy in APF[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2019.
- [20] 施晶, 朱明, 沈华, 等. 基于 VMD 和小波阈值的水听器信号去噪方法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(7): 1003-1012.
- SHI J, ZHU M, SHEN H, et al. Denoising method of hydrophone signal based on vmd and wavelet threshold[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(7): 1003-1012.
- [21] 辛元明, 谭峰, 田芳明. 基于小波变换的植物电信号降噪方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 190-196.
- XIN Y M, TAN F, TIAN F M. Research on denoising method of plant electrical signal based on wavelet transform[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(12): 190-196.
- [22] JING Y L, HONG L, DONG Y, et al. A new wavelet threshold function and denoising application[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 4(1): 1-8.
- [23] 杨立炜, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 10-18.
- YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Multi-layer optimal ant colony algorithm for mobile robots path planning study[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 10-18.
- [24] 刘志坚, 赵浩益, 刘航, 等. 基于改进阈值估计和改进阈值函数的局部放电信号降噪方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(22): 1-13.
- LIU ZH J, ZHAO H Y, LIU H, et al. Noise reduction method for partial discharge signals based on improved threshold estimation and improved threshold function[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(22): 1-13.
- [25] 杨瑞, 李维勤, 白清, 等. CEEMDAN-WT 降噪提升 BOTDA 信噪比研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 28-36.
- YANG R, LI W Q, BAI Q, et al. Signal-to-noise ratio improvement for BOTDA using CEEMDAN-WT method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 28-36.
- [26] 陈鹏, 赵小强. 基于优化 VMD 与改进阈值降噪的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2021, 40(13): 146-153.
- CHEN P, ZHAO X Q. Early fault feature extraction of rolling bearing based on optimized VMD and improved threshold denoising[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(13): 146-153.
- [27] 邱林江, 花小朋, 徐森. 基于 CEEMDAN 与自适应阈值降噪的滚动轴承故障诊断[J]. 机械与电子, 2023, 41(3): 65-70.

QIU L J, HUA X P, XU S. Fault diagnosis of bearing based on ceemdan and adaptive threshold denoising[J]. Machinery & Electronics, 2023,41(3):65-70.

[28] 马杭,陆文总,耿世宇,等. 基于改进阈值函数的小波降噪方法研究[J]. 激光杂志,2023,44(10):19-24.

MA H, LU W Z, GENG SH Y, et al. Research on wavelet denoising method based on improved threshold function[J]. Laser Journal, 2023, 44 (10): 19-24.

作者简介



白毅翔,2022 年于厦门理工学院获学士学位,现为厦门理工学院硕士研究生,主要研究方向为油浸式变压器在线监测技术。

E-mail:1141721983@qq.com

Bai Yixiang received his B. Sc. degree from Xiamen University of Technology in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Xiamen University of Technology. His main research interests include online monitoring technology for oil immersed transformers.



陈志英(通信作者),2001、2004 和 2019 年于福州大学分别获学士、硕士和博士学位,现为厦门理工学院教授,主要研究方向为智能电器及其在线监测技术。

E-mail: chzy207@163.com

Chen Zhiying (Corresponding author) received her B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree from Fuzhou University in 2001, 2004, 2019, respectively. Now she is professor in Xiamen University of Technology. Her main research interests include intelligent electrical appliances and their online monitoring.