

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103938

改进 VMD 和阈值算法在局部放电去噪中的应用

肖 洒¹ 陈 波¹ 沈道贤¹ 陈 浩²

(1. 合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009; 2. 国家电网六安电力公司 六安 237006)

摘要:为解决局部放电检测中存在白噪声和周期窄带干扰的问题,提出一种结合改进变分模态分解(VMD)和阈值算法的局部放电去噪法。针对 VMD 在实际应用中难以自适应选取分解参数的问题,提出以能量偏差最小为原则确定分解个数,通过天牛须搜索算法(BAS)优化各分量对应的惩罚因子,以峭度准则筛选出有效分量,从而去除窄带干扰噪声;利用 3σ 准则确定阈值,结合阈值函数进一步去除有效分量中残留的白噪声,重构有效分量。通过对仿真、实测信号去噪分析,并与提升 db4 小波法、集合经验模态分解(EEMD)阈值法对比。结果表明,该方法具有更好的去噪效果,去噪后波形相似度更高,噪声抑制比更高,能够保留更多的局部放电特征。

关键词:局部放电;变分模态分解;天牛须算法;峭度; 3σ 准则;阈值去噪

中图分类号: TM835; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

Application of improved VMD and threshold algorithm in partial discharge denoising

Xiao Sa¹ Chen Bo¹ Shen Daoxian¹ Chen Hao²

(1. Electrical and Automation Engineering Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. State Grid Lu'an Power Supply Company, Lu'an 237006, China)

Abstract: In order to solve the problems of white noise and periodical narrow-band interference in PD detection, a denoising method combining improved variational mode decomposition (VMD) and threshold denoising is proposed. Aiming at the problem that the VMD algorithm is difficult to choose the decomposition parameters adaptively in the practical application, the decomposition number is determined by the principle of minimum energy deviation, the penalty factor of each component was optimized by BAS, and the kurtosis criterion was used to screen the effective component, so as to eliminate the narrow-band interference noise. Threshold function combined with 3σ criterion was used to remove the residual white noise in the effective component and reconstruct the effective component. Through simulation and measured signal denoising analysis and compared with lifting db4 wavelet method and EEMD threshold method, the results show that this method has better denoising effect, the denoising waveform similarity coefficient is higher after denoising, the noise rejection ratio is higher and can retain more partial discharge characteristics.

Keywords: PD; VMD; BAS; kurtosis; 3σ rule; threshold denoising

0 引言

局部放电(partial discharge, PD)检测可用于评估电气设备的绝缘状态,减少运行故障。由于现场局部放电检测处于复杂的电磁环境下,实际采集到的局部放电信号包含着大量的混合噪声,影响检测效果^[1]。混合噪声主要是

白噪声和周期性窄带干扰,白噪声主要由电气设备的发热引起,是实际检测中最常见的噪声;周期性窄带干扰主要由系统高次谐波、无线电干扰等产生,周期窄带干扰幅值一般高于 PD 信号,可以将检测到的 PD 信号完全淹没^[2],因此有效抑制噪声对于局部放电检测至关重要。

为了从含噪的 PD 信号中提取出“纯净”的 PD 信号,已有大批学者进行了研究。主要有小波变换^[3-4]和经验

模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[5-6], 两者虽可以去除部分噪声, 但小波变换难以选择合适的小波基函数和分解层数^[4], EMD 算法存在严重的模态混叠和端点效应^[5], 文献[6]提出完全集合经验模态分解法处理含噪 PD 信号, 但此方法需向剩余分量中添加不同的高斯白噪声, 自适应性较差。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 是一种新的自适应完全非递归的信号处理方法, 它采用镜像延拓处理边界, 并且不断迭代搜索变分模型的最优解, 可以有效避免小波变换和 EMD 方法中的缺陷, 非常适合处理非线性和非平稳信号^[7]。

PD 信号是一种短时段、宽频域的信号, 检测到的 PD 信号多具有振荡衰减的特点^[8]。VMD 处理信号时, 需根据信号特点预设分解参数。文献[8]通过观察 BIMF 分量的中心频率来确定模态分解个数 K , 文献[9]提出双阈值法来确定最优 K 值。文献[8-9]都得到了最优分解个数 K , 但没有考虑窄带干扰, 并且忽略了惩罚因子 α 对 VMD 分解的影响。文献[10]运用粒子群算法同时优化 K 、 α 值, 通过故障信号验证了它具有一定的可靠性, 然而粒子群算法容易陷入局部最优、搜索效率低等缺点。对于 VMD 分解后残留白噪声的去除, 文献[11]先重构有效分量, 再用小波阈值法去除白噪声, 但该方法操作过程较繁琐。

因此为解决噪声问题, 本文采用改进 VMD 算法分解 PD 信号, 针对分解个数和惩罚因子, 以能量偏差最小确定分解个数 K , 采用天牛须搜索 (beetle antennae search, BAS) 算法优化各分量对应的惩罚因子 α_k 。考虑 PD 信号的特点, 以峭度准则确定有效分量, 去除窄带干扰信号; 然后利用 3σ 准则确定阈值, 结合阈值函数进一步去除有效分量中残留的白噪声, 重构有效分量。采用本文方法进行仿真和实测 PD 信号去噪, 并与传统提升 db4 小波变换、EEMD 去噪结果进行对比, 证明本文方法能有效抑制 PD 信号中的混合噪声, 保留 PD 信号的完整性, 有利于局部放电后续的研究。

1 VMD 及其改进算法

1.1 VMD 原理

VMD 算法首先构建一个变分模式分解模型, 不断迭代求解各模态分量估计带宽之和最小的最优解, 最后将输入信号 $f(t)$ 自适应地分解成 K 个有限带宽本征模态函数^[12] (band-limited intrinsic mode function, BIMF)。产生的约束变分模型如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{u_i\}, \{\omega_i\}} \left\{ \sum_{i=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_i(t) \right] e^{-j\omega_i t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } f(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \end{array} \right. \quad (1)$$

式中: $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 分别为分解后的 K 个 BIMF 分量和相应的中心频率; $u_k(t)$ 表示 BIMF 分量。

为求解约束变分模型的最优解, 引入惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 λ , 构造无约束的增广 Lagrange 函数。函数表达式如下:

$$L(\{u_i\}, \{\omega_i\}, \lambda) = \alpha \sum_{i=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_i(t) \right] e^{-j\omega_i t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{i=1}^K u_i(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{i=1}^K u_i(t) \rangle \quad (2)$$

采用交替方向乘子算法 (alternate direction method of multipliers, ADMM) 来求取增广 Lagrange 函数中的“鞍点”, 迭代更新 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 、 λ , 更新公式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (5)$$

式中: $\hat{\cdot}$ 表示傅里叶变换; τ 表示时间步长。

初始化 $\{\hat{u}_k^1\}$ 、 $\{\hat{\omega}_k^1\}$ 、 $\hat{\lambda}^1$ 、 n , 迭代更新 u_k 、 ω_k 、 λ , 给定判别精度 ε ($\varepsilon = 10^{-6}$), 直至满足迭代停止条件, 表达式如式(6), 通过傅里叶逆变换输出 K 个 BIMF 分量。

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1}(\omega) - \hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2} < \varepsilon \quad (6)$$

1.2 改进 VMD

VMD 算法分解效果受分解个数 K 和惩罚因子 α 的影响。 K 选取不当时, 会出现过分解和欠分解; 惩罚因子 α 影响 VMD 分解得到的 BIMF 的带宽。因此, 需根据 PD 信号特点合理选择分解参数。

1) 以能量偏差最小确定分解个数

原始 PD 信号 $f(t)$ 经 VMD 分解成 K 个 BIMF 分量, 表达式为:

$$f(t) = u_1(t) + u_2(t) + \dots + u_K(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \quad (7)$$

式中: u_k ($k = 1, 2, \dots, K$) 为各 BIMF 分量。

由于原始信号 $f(t)$ 经 VMD 分解后的 BIMF 分量具有正交性^[13], 即:

$$\int_0^\infty u_i(t) u_j(t) dt \approx 0, i \neq j \quad (8)$$

因此, 原始信号能量 E 可表示为:

$$E = \int_0^\infty f^2(t) dt = \int_0^\infty \left[\sum_{k=1}^K u_k(t) \right]^2 dt = \int_0^\infty u_1^2(t) dt +$$

$$\int_0^{\infty} u_2^2(t) dt + \dots + \int_0^{\infty} u_k^2(t) dt = E_1 + E_2 + \dots + E_k = E_L \quad (9)$$

式中: $E_k (k=1, 2, \dots, K)$ 为各 BIMF 分量的能量; E_L 为各分量能量和。

当各 BIMF 分量完全正交时, 各分量能量和 E_L 应与原始信号能量 E 相等; 若各 BIMF 分量不完全正交, E_L 与 E 之间存在偏差 e , 表达式如下:

$$e = E - E_L = E - (E_1 + E_2 + \dots + E_k) \quad (10)$$

能量偏差 e 越小, 说明各 BIMF 分量正交性越好, 分解个数越合理。因此可采用能量偏差最小值对应的个数来确定最佳分解个数 K , 步骤如下。

(1) 考虑 PD 信号特点和分解的时效性, 设置最大分解个数 $N=12$, 初始化 $K=2$ 。

(2) 对原始信号进行 VMD 分解, 对分解得到的 K 个 BIMF 分量, 计算能量偏差 e 。

(3) $K \leftarrow K + 1$, 重复步骤(2), 直至 $K=N$, 结束循环。

(4) 选取能量偏差最小值对应的 K 值作为 VMD 最佳分解个数。

2) 天牛须搜索算法优化惩罚因子

窄带干扰信号具有连续的时域和频域窄的特点, 但 PD 信号的特点是时域短、频域宽。越大的惩罚因子得到的 BIMF 分量带宽越小, 因此较大的惩罚因子有利于提取窄带干扰信号, 较小的惩罚因子有利于提取 PD 信号。为了更好地将窄带干扰信号和脉冲信号分离, 可采用智能算法优化各分量对应的惩罚因子。

BAS 算法^[14]是一种生物启发式算法, 它仅需一个天牛个体便可搜索到最优值, 相比于遗传算法和粒子群算法, BAS 不受搜索空间维度的限制, 收敛速度快。天牛在觅食时不知道食物的位置, 它会用它的两根触须随机探测周围区域食物气味的强度, 根据哪根触须探测到的气味更强朝向哪根触须方向前进来找到食物。依据这一原理, 食物气味相当于目标函数, 天牛的目的就是找到整个空间内气味最大的点。

(1) BAS 数学模型

由上述确定的 K 值作为搜索维数 K , 参数空间为 $[100 \ 5 \ 000]$, 随机生成一组 K 维矢量 x 初始化天牛位置, 第 i 次天牛移动的位置为 $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^K)$ 。

天牛须的朝向随机, 可由单位化的随机向量 D 来表示天牛方向, 可表示为:

$$D = \frac{rnd(k, 1)}{\|rnd(k, 1)\|} \quad (11)$$

式中: $rnd(k, 1)$ 表示生成 $0 \sim 1$ 的 k 维随机向量。

左须位置 x_l 和右须位置 x_r 可表示为:

$$\begin{cases} x_l = x_i - d_i D \\ x_r = x_i + d_i D \end{cases} \quad (12)$$

式中: d_i 为两须之间的距离。

$f(x)$ 为目标函数, 天牛根据两须对应的目标函数值大小关系来决定前进方向, 天牛更新位置表示为:

$$x_i = x_{i-1} + \delta_i D \text{sign}[f(x_r) - f(x_l)] \quad (13)$$

式中: δ_i 为每次迭代的步长; sign 为符号函数。

每次迭代后需要更新步长 δ_i 和触须距离 d_i , 目的在于提高后期的搜索精确度。更新公式为:

$$\begin{cases} d_i = 0.95d_{i-1} + 0.01 \\ \delta_i = 0.95\delta_{i-1} \end{cases} \quad (14)$$

n 次迭代后, 历次迭代中最佳目标函数值对应的天牛位置即为最优解。

(2) 目标函数

寻优中 BAS 使用的目标函数需要能充分体现 PD 信号在 VMD 分解下的特点, 并且要综合考虑 VMD 分解出的每个分量的作用。PD 信号是一种短时、突变的脉冲信号, 冲击越大峭度值也就越大。未发生局部放电的信号峭度值约为 3, 当电缆发生局部放电时, 其峭度值会远大于 3。峭度^[15] Ku 是评价冲击性的指标, 其表达式为:

$$Ku = \frac{E[(x - \mu)^4]}{(E[(x - \mu)^2])^2} \quad (15)$$

式中: μ 表示为信号的均值; x 表示时间序列。

寻优中 BAS 使用的目标函数需要能充分体现 PD 信号在 VMD 分解下的特点, 并且要综合考虑 VMD 分解出的每个分量的作用。因此, 以每组参数下各分量的峭度之和作为目标函数, 表达式为:

$$\max f(x) = \sum_{k=1}^K Ku_k \quad (16)$$

式中: $x = x_i$ 为为参数空间内的任意向量; Ku_k 为第 k 个分量的峭度。

由于天牛触须距离和步长会逐步收敛变小, 因此天牛须搜索最终会停止在最大位置上, 最大目标函数值对应的参数空间坐标即为最终寻优结果。

2 去噪流程

采用改进 VMD 算法将 PD 信号分解为 K 个 BIMF 分量, 计算各个分量的峭度值, 选择峭度值远大于 3 的分量为有效分量, 其余为噪声分量。剔除噪声分量, 则可以去除窄带干扰信号。由于白噪声时域幅值较小, 因此有效分量中仍残留着白噪声, 为更好地保留 PD 信号特征, 本文采用阈值去噪法。

白噪声经 VMD 分解后仍满足正态分布的规律, 分解得到的各分量标准差接近, 而 PD 信号不具有这种规律, 因此可以将 PD 信号视为粗差, 保留粗差, 利用 3σ 准则结合阈值函数实现白噪声与信号的分离^[16]。在数理统计中, 服从正态分布的随机误差满足^[17]式(17)。

$$p\{3\sigma < z - \mu < 3\sigma\} = 0.9974 \quad (17)$$

式中: $z \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。

由式(17)可知, 3σ 准则可以将绝对值小于 3σ 的数据剔除, 实现信噪分离。然而有效分量中的白噪声含量相对较少, 整体并不满足正态分布, 不能直接使用 3σ 准则。因此, 此处关键是确定有效分量中白噪声的标准差 σ 来确定阈值, 步骤如下:

- 1) 计算有效分量的标准差作为初始标准差 $\hat{\sigma}$;
- 2) 剔除分量中绝对值大于 $3\hat{\sigma}$ 的数据, 将剩余数据组成新的分量;
- 3) 对新分量做 Lilliefors 检验, 若 $H=0$ (表示服从正态分布), 此时的 $\hat{\sigma}$ 作为最终标准差 σ ;
- 4) 若 $H=1$, 重新计算新分量的标准差, 重复步骤 2)、3), 直至 $H=0$, 停止循环。

确定白噪声的标准差后, 取阈值 $T=3\sigma$ 对有效分量进行去噪。为更好的保留局部放电的特征, 采用硬阈值去噪法, 函数表达式为:

$$\hat{u}(t) = \begin{cases} u(t), & |u(t)| > T \\ 0, & |u(t)| \leq T \end{cases} \quad (18)$$

式中: $u(t)$ 为有效分量信号。

最后, 重构去除白噪声后的有效分量, 即为最终去噪后的信号。所提出的去噪方法流程如图 1 所示。

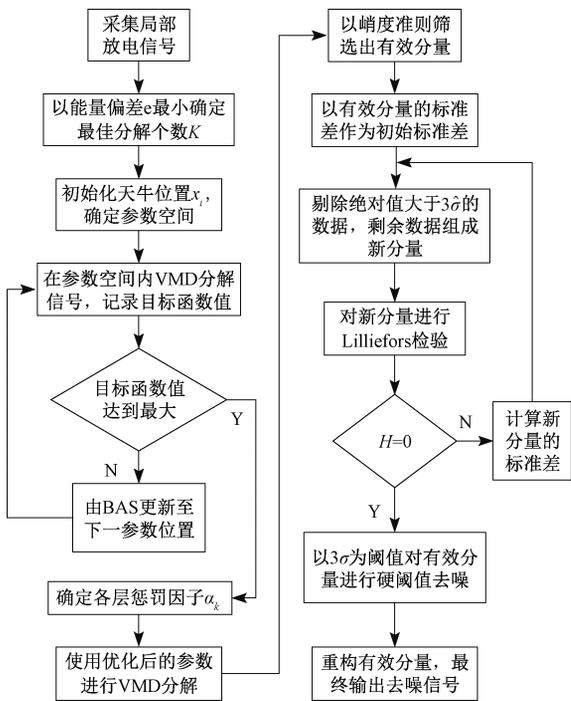


图 1 去噪方法流程

Fig. 1 Flow chart of PD signal denoising method

3 仿真信号分析

3.1 PD 信号仿真模型

根据 PD 信号通常具有振荡衰减的特点, 本文选取单指数振荡衰减模型 $x_1(t)$ 和双指数振荡衰减模型 $x_2(t)$ 来模拟 PD 信号^[18], 函数模型如下:

$$x_1(t) = Ae^{-\frac{t-t_0}{\tau}} \sin(2\pi f_c(t-t_0)) \quad (19)$$

$$x_2(t) = A(e^{-\frac{1.3(t-t_0)}{\tau}} - e^{-\frac{2.2(t-t_0)}{\tau}}) \sin(2\pi f_c(t-t_0)) \quad (20)$$

式中: A 为脉冲幅度; f_c 为振荡频率; τ 为衰减系数。

采样频率为 10 MHz, 本文仿真了 4 个 PD 脉冲信号, 仿真参数见表 1, 其中脉冲 1、2 由式(19)得出, 脉冲 3、4 由式(20)得出。

表 1 PD 信号仿真参数

Table 1 PD signal simulation parameters

脉冲模型	1	2	3	4
A/mV	1	5	1	5
$t_0/\mu\text{s}$	20	40	60	80
$\tau/\mu\text{s}$	3	3	3	3
f_c/MHz	0.5	0.5	3	3

纯净 PD 信号中加入标准差为 0.1 的高斯白噪声, 同时添加幅值为 0.2 mV, 频率为 1、2、4.5 MHz 的正弦信号模拟周期窄带干扰信号, 纯净 PD 信号和加噪 PD 信号及其频谱图如图 2 所示。

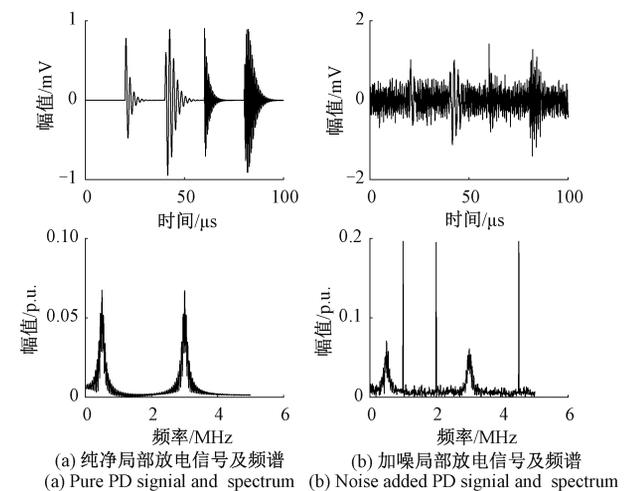


图 2 纯净 PD 信号和加噪 PD 信号及其频谱

Fig. 2 The pure PD signal and the noisy PD signal and their spectrum

3.2 仿真 PD 信号去噪

采用 1.2 节改进 VMD 方法处理加噪信号, 能量偏差

曲线如图 3 所示,在 $K=5$ 时达到能量偏差最小值,取最佳分解个数 $K=5$ 。因此,在 BAS 优化惩罚因子 α_k 时,确定搜索空间为 5 维,将天牛位置 x_i 对应各层惩罚因子 $[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_5]$,为了找到最佳位置,将最大迭代次数设置为 50 次。在 50 次迭代过程中, BAS 利用搜索模型和目标函数能准确找到参数空间内的最大值。BAS 搜索迭代过程如图 4 所示,迭代结束后,查看工作区,最终各层惩罚因子 α_k 优化结果为 $[997, 3\ 108, 4\ 557, 1\ 286, 3\ 850]$ 。

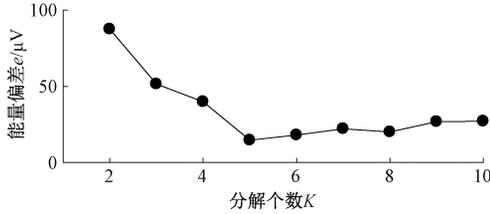


图 3 能量偏差曲线

Fig. 3 Energy deviation graph

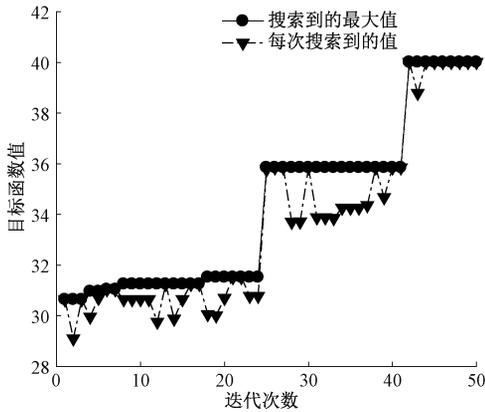


图 4 BAS 搜索迭代过程

Fig. 4 BAS search iterative process

确定分解参数后,使用改进 VMD 处理加噪信号,得到的各 BIMF 分量时域图及频谱如图 5 所示。计算各 BIMF 分量的峭度值,如表 2 所示。

表 2 各 BIMF 分量峭度值

Table 2 The kurtosis of each BIMF components

BIMF	1	2	3	4	5
峭度值	18.34	1.60	1.56	17.21	1.60

表 2 中, BIMF1、BIMF4 的峭度值远大于 3,结合图 5 可知, BIMF2、BIMF3 和 BIMF5 为窄带干扰分量,选取 BIMF1、BIMF4 为有效分量。对于有效分量中残留的白噪声,估计出白噪声的标准差 $\sigma=0.030\ 4$ 后,通过 3σ 准则结合硬阈值函数去除。重构有效分量,采用本文方法

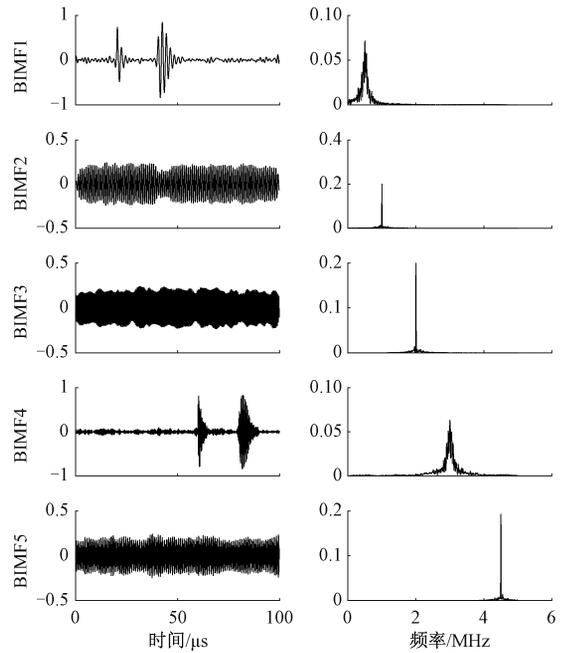


图 5 各 BIMF 分量时域图及频谱

Fig. 5 Each BIMF components in time and frequency domain

去噪后的信号时域图如图 6 所示。作为对比,引入提升 db4 小波法、EEMD 阈值法和 VMD 结合提升 db4 小波阈值法,去噪结果如图 7(a) ~ (c) 所示。

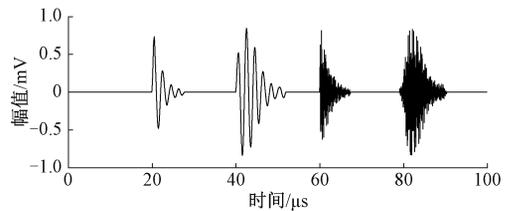


图 6 本文方法

Fig. 6 The method proposed in this paper

3.3 去噪效果对比

为了定量评价去噪效果,本文引入均方根误差 (RMSE)、信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 和波形相似系数 (normalized correlation correlation, NCC) 三个参数。其中, RMSE 值越小表明信号畸变率越小; SNR 值越大表明去噪效果越好; NCC 越接近 1 表明去噪后的信号与原始信号越接近。4 种方法去噪效果如表 3 所示。

表 3 各方法去噪效果评估

Table 3 Denoising performance parameters of each method

去噪方法	RMSE	SNR	NCC
提升 db4 小波	0.133 1	3.563 1	0.748 3
EEMD 阈值	0.105 7	5.564 4	0.859 1
VMD 结合提升小波	0.049 4	12.181 3	0.969 5
本文方法	0.028 5	19.944 1	0.990 5

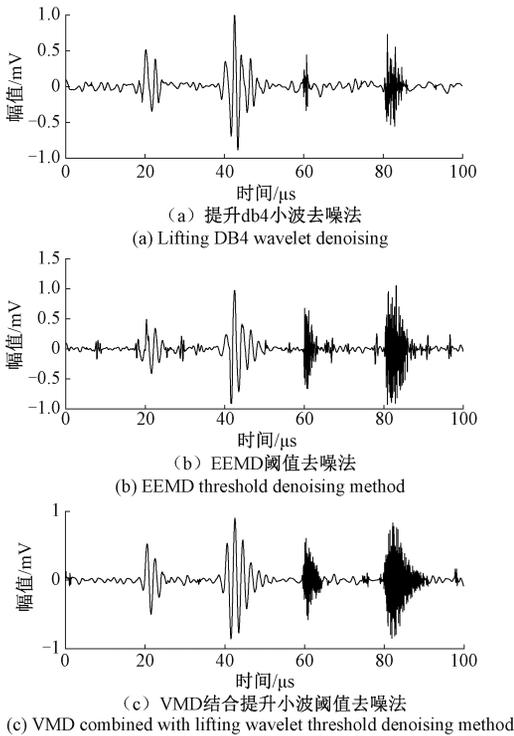


图 7 三种方法去噪结果

Fig. 7 Denoising results of three methods

对比分析图 6、7 及表 3 可知,由于 PD 信号与窄带干扰信号的频率混叠,提升 db4 小波法去噪后的波形畸变率高,信噪比低。EEMD 阈值法损失了原始 PD 信号的部分放电特征,并且存在较多的残余噪声。相较于提升 db4 小波法、EEMD 阈值法、VMD 结合提升 db4 小波阈值法,本文所提方法去噪后与原始信号相似性更高,去噪效果更好,保留了更多的放电特征。

4 实测信号分析

目前,气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)广泛应用于电力系统中,GIS 设备内部的绝缘缺陷会产生局部放电,长期发生局放会威胁设备安全^[19-20]。实验室搭建的 GIS 金属微粒缺陷局部放电试验平台如图 8 所示。图 8 中,控制台调压器的调压范围为 0~100 V;无局放变压器型号为 YDTW-10/100,最高可输出 100 kV 电压;保护电阻的阻值为 5 kΩ;GIS 腔体是按照 GIS 设备的结构 1:1 仿制的,试验时腔体充满 0.2 MPa 的 SF₆ 气体,在绝缘子表面放置 1 个直径为 1 mm 的铜球模拟金属微粒缺陷。超声波测量单元包括超声传感器、放大器模块和示波器。超声传感器频率范围为 30~220 kHz,放大器为 AD603 模块,示波器型号为 Tektronix 5204B,最大采样率为 10 Gs/s。

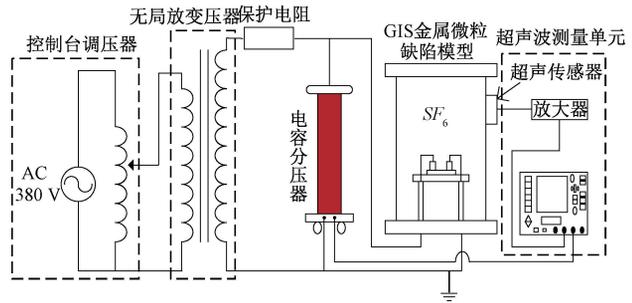


图 8 局放试验回路示意图

Fig. 8 Schematic diagram of PD test circuit

试验开始前,必须将变压器、电容分压器和 GIS 腔体可靠接地。对未放置金属颗粒的 GIS 腔体逐级加压,试验测得当外施电压在 65 kV 左右时,腔体内的电极之间发生击穿。因此,后续缺陷试验的外施电压应控制在 65 kV 以下。打开示波器,进行金属微粒缺陷试验,外施电压采用逐级升压法,开始升压幅度为 2 kV,外施电压升高至 12 kV 时,观察到示波器上的信号有频繁的波动情况,记录该模型初始放电电压为 12 kV。因此,试验的阶升电压范围为 12~65 kV。同时,为验证该方法的有效性,在实验室中打开电脑和空调,人为添加电磁干扰作为背景噪声。12 kV 以后,每次升压后保持 5 min,若放电消失,以 1 kV 的步长继续加压,观察示波器,若产生放电并且放电能够稳定,此时记录放电波形和数据,整理现场,试验完毕。实测 PD 信号如图 9 所示,采样时间为 300 μs。采用传统方法和本文改进 VMD 与阈值算法对实测 PD 信号进行去噪,去噪结果如图 10 所示。

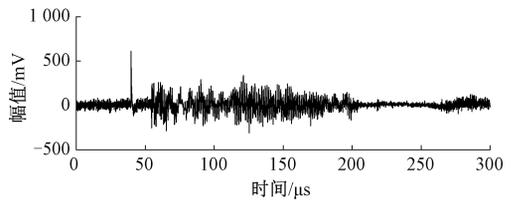


图 9 实测 PD 信号

Fig. 9 Measured PD signal

由于无法测到不含噪声的 PD 信号,本文引入噪声抑制比(noise rejection ratio, NRR)作为实测信号去噪效果定量评价指标,NRR 反映去噪前后有效信号的凸显程度,NRR 值越大表明去噪效果越好。NRR 表达式为:

$$NRR = 10(\lg\sigma_1^2 - \lg\sigma_2^2) \quad (21)$$

式中: σ_1^2 、 σ_2^2 为去噪前后的方差。计算后得到,提升 db4 小波去噪后 $NRR = 0.814 2$,EEMD 阈值法去噪后 $NRR = 5.540 4$,VMD 结合提升小波去噪后 $NRR = 8.287 2$,本文方法去噪后 $NRR = 9.141 4$ 。

结果表明,传统方法明显存在噪声去除不彻底的情

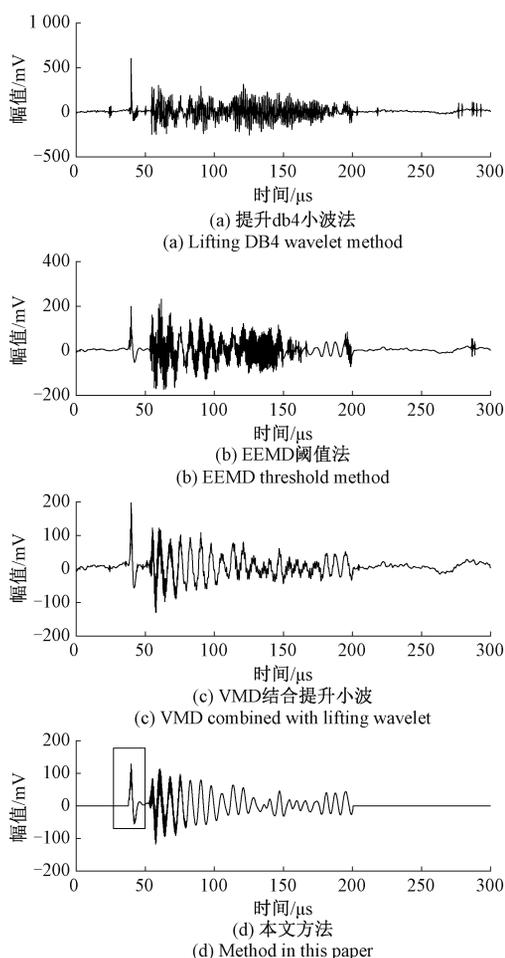


图 10 实测局放信号去噪效果

Fig. 10 De-noised results of measured PD signal

况,而本文方法可有效抑制混合噪声。同时本文方法去噪后波形放电细节更清晰,能够更准确提取出表征其放电特征的关键参数,为后续模式识别予以参考依据。图 9 中 $40 \mu\text{s}$ 左右出现的高的窄脉冲放电信号,在窄带频率与 PD 信号频率混叠时,由于窄带干扰幅值一般高于 PD 信号,经本文方法滤除噪声后,这个脉冲放电信号被展宽了,幅值也有一定的下降。后续可以对本文提出的算法进一步研究,提高其在现场检测中针对特定高幅度脉冲放电信号的适用性。

5 结论

本文提出了一种基于改进 VMD 和阈值算法相结合的 PD 信号去噪方法,并将该方法与传统方法进行对比,验证了本文去噪方法具有更好的有效性。结论如下:1) 由于分解参数 K 、 α 影响着 VMD 的分解结果,本文提出以能量偏差最小原则确定 K ,并以 BAS 算法优化各分量对应的惩罚因子 α_k 的方法来确定最优分解参数。根据

峭度准则筛选出有效分量,更准确地去除高频白噪声和窄带干扰。2) 对于有效分量中残留的白噪声,本文采用基于 3σ 准则来确定阈值的硬阈值函数去噪法。3) 通过仿真、实测 PD 信号去噪,并对比传统提升 db4 小波和 EEMD 方法,结果表明,本文所提方法能够更好的去除混合噪声,保留更多的局部放电特征。

参考文献

- [1] 李军浩,韩旭涛,刘泽辉,等. 电气设备局部放电检测技术述评[J]. 高电压技术,2015,41(8):2583-2601.
LI J H, HAN X T, LIU Z H, et al. Review on partial discharge measurement technology of electrical equipment [J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(8):2583-2601.
- [2] 罗新,牛海清,胡日亮,等. 一种改进的用于快速傅里叶变换功率谱中的窄带干扰抑制的方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(12):167-175,200.
LUO X, NIU H Q, HU R L, et al. A modified method of suppressing narrow-band interference using fast fourier transform power spectrum [J]. Proceedings of the CSEE, 2013,33(12):167-175,200.
- [3] 王有元,张大伟,陆国俊,等. 融合形态学-复小波变换的 PD 干扰信号抑制方法[J]. 仪器仪表学报,2013,34(3):707-713.
WANG Y Y, ZHANG D W, LU G J, et al. PD interference signal suppression method based on fusing morphology-complex wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013,34(3):707-713.
- [4] 张宇辉,段伟润,李天云. 局部放电信号中抑制周期性窄带干扰的逆向分离方法[J]. 电工技术学报,2015,30(6):232-239.
ZHANG Y H, DUAN W R, LI T Y. A reverse separation method of suppressing periodic narrowband noise in partial discharge signal [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015,30(6):232-239.
- [5] 杨丰源,宋辉,程序,等. 基于改进 EEMD 和 Cohen 类的局部放电信号联合时频分析[J]. 高电压技术,2016,42(7):2345-2352.
YANG F Y, SONG H, CHENG X, et al. Analysis of joint time-frequency analysis on partial discharge signal based on improved EEMD and Cohen's class [J]. High Voltage Engineering, 2016,42(7):2345-2352.
- [6] 高佳程,田蕴卿,朱永利,等. 基于完全集合经验模态分解和排列熵的局部放电信号的小波包去噪方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2018,30(3):1-7.
GAO J C, TIAN Y Q, ZHU Y L, et al. Wavelet package denoising method for partial discharge signals based on CEEMD and PE [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2018,30(3):1-7.

- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3) : 531-544.
- [8] 贾亚飞, 朱永利, 王刘旺, 等. 基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类 [J]. 电工技术学报, 2016, 31(19) : 208-217.
JIA Y F, ZHU Y L, WANG L W, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on VMD and multiscale entropy [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(19) : 208-217.
- [9] 朱永利, 贾亚飞, 王刘旺, 等. 基于改进变分模态分解和 Hilbert 变换的变压器局部放电信号特征提取及分类 [J]. 电工技术学报, 2017, 32(09) : 221-235.
ZHU Y L, JIA Y F, WANG L W, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on improved variational mode decomposition and Hilbert transform [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(09) : 221-235.
- [10] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(05) : 73-81.
TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(05) : 73-81.
- [11] 马星河, 朱昊哲, 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 adaptive threshold 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.
- [12] 陈剑, 夏康, 黄凯旋, 等. 基于 VMD 相对能量熵和自适应 ARMA 模型的轴承性能退化趋势动态预警 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8) : 116-123.
CHEN J, XIA K, HUANG K X, et al. Dynamic prediction of bearing performance degradation trend based on VMD relative energy entropy and adaptive ARMA model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2020, 34(8) : 116-123.
- [13] 金江涛, 许子非, 李春. 基于优化变分模态分解及分形理论的风力机轴承故障诊断研究 [J]. 热能动力工程, 2020, 35(8) : 142-150.
JIN J T, XU Z F, LI CH. Research on fault diagnosis of wind turbine bearing based on optimized variational mode decomposition and fractal method [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(8) : 142-150.
- [14] JIANG X Y, LI S. BAS: beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. International Journal of Robotics and Control, 2017 DOI: 10.5430/ijrc.v1n1p1.
- [15] 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.
- [16] 王恩俊, 张建文, 马晓伟, 等. 基于 CEEMD-EEMD 的局部放电阈值去噪新方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(15) : 93-98.
WANG EN J, ZHANG J W, MA X W, et al. A new threshold denoising algorithm for partial discharge based on CEEMD-EEMD [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15) : 93-98.
- [17] 左建勇, 冯富人, 丁景贤. 基于 Super smoother 和 3σ 原理的列车动态测试趋势性异常数据清洗方法与分析 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10) : 65-73.
ZUO J Y, FENG F R, DING J X. Method and analysis of train dynamic test trending abnormal data cleaning based on super smoother and 3σ principles [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10) : 65-73.
- [18] 代荡荡, 王先培, 龙嘉川, 等. 基于改进 Protrugram 和小波变换的超高频局部放电信号去噪方法 [J]. 高电压技术, 2018, 44(11) : 3577-3586.
DAI D D, WANG X P, LONG J CH, et al. Denoising method of ultra-high frequency partial discharge signal based on improved protrugram and wavelet transform [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11) : 3577-3586.
- [19] 丁登伟, 高文胜, 刘卫东. GIS 结构尺寸对局部放电特高频信号的影响 [J]. 电网技术, 2013, 37(10) : 2850-2854.
DING D W, GAO W SH, LIU W D. Influence of structure dimension of GIS on UHF signal of partial discharge [J]. Power System Technology, 2013, 37(10) : 2850-2854.
- [20] 唐志国, 唐铭泽, 李金忠, 等. 电气设备局部放电模式识别研究综述 [J]. 高电压技术, 2017, 43(7) : 2263-2277.
TANG ZH G, TANG M Z, LI J ZH, et al. Review on partial discharge pattern recognition of electrical

equipment[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(7): 2263-2277.

作者简介



肖洒, 2019 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电工理论与新技术。

E-mail: xiaosa@mail.hfut.edu.cn

Xiao Sa received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include electrical theory and new technology.



陈波, 1999 年于合肥工业大学获得学士学位, 2005 年于同济大学获得硕士学位, 2011 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为合肥工业大学副教授, 主要研究方向为电工理论与新技术。

E-mail: chenbo@hfut.edu.cn

Chen Bo received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 1999, M. Sc. degree from Tongji University in 2005, and Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2011. Now he is an associate professor at Hefei University of Technology. His main research interests include electrical theory and new technology.